



HAL
open science

Estimations vraisemblables et fonctions pivotales

Francis Maisonneuve

► **To cite this version:**

| Francis Maisonneuve. Estimations vraisemblables et fonctions pivotales. 2010. hal-00519962v3

HAL Id: hal-00519962

<https://hal.science/hal-00519962v3>

Preprint submitted on 10 Oct 2010 (v3), last revised 25 May 2013 (v7)

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

Estimations vraisemblables et fonctions pivotales

Résumé : Quitte à se limiter à quelques modèles statistiques usuels (et importants) qui vérifient une condition forte de “vraisemblance pivotale”, on peut étendre la méthode des pivots utilisée pour les intervalles de confiance à l’estimation de paramètre (réel ou vectoriel) par *régions* (les plus) *vraisemblables*. La procédure proposée ne fait intervenir aucun élément ou choix arbitraire (estimation *intrinsèque*) ; ce qui implique en particulier son invariance par reparamétrage, à l’instar des estimations ponctuelles au maximum de vraisemblance attachées à ces estimations ensemblistes.

Pour les modèles exponentiels à un paramètre réel qui ne s’y prêtent pas, on propose un mode d’estimation de substitution adossé à des intervalles de confiance bien choisis. Ceci demande de nouveaux développements dans le cas où la loi de l’estimateur efficace est discrète. On retrouve en les ayant justifiées certaines façons de procéder habituelles.

Ce travail statistique est de facture purement classique (fréquentiste), aucune densité de probabilité bayésienne n’étant introduite dans l’espace des paramètres à côté ou à la place de la fonction de vraisemblance. On indiquera pourtant dès le début de l’étude une façon élémentaire (mais apparemment inusitée) de prendre correctement en compte de l’*information a priori* sur les paramètres.

On vérifiera aussi en fin d’étude qu’on peut, sur un plan formel, *probabiliser a posteriori* l’espace des paramètres des modèles à vraisemblance pivotale, mais simplement de manière “superficielle” en vue de *formuler* les résultats d’estimation. Cela peut même être fait de manière complète mais à notre avis abusive pour certains modèles exponentiels à un paramètre réel : on retombe alors sur la notion de *probabilité fiduciaire* introduite par R.A. Fisher, qui a tenté sans y parvenir vraiment d’en donner une définition générale et d’en faire un outil rigoureux d’inférence statistique.

Mots-clés : statistique paramétrique ; théorie de l’estimation ; fonction pivotale ; région de confiance ; région vraisemblable ; invariance par reparamétrage ; information a priori ; probabilité fiduciaire.

Statistical models with pivotal likelihood

Abstract : We consider a few common (and important) statistical models satisfying a strong condition of “pivotal likelihood”. For these, we can extend the pivotal method designed for the confidence intervals to the (real or vectorial) parameter estimation based on *likelihood regions*, that is to say sets of relatively high likelihood. The proposed procedure involve no arbitrary element or choice (*intrinsic* estimation). In particular it implies equivariance under reparameterization, as do maximum likelihood point estimations associated with these set estimations.

For exponential models with one real parameter which does not satisfy the aforementioned condition, we propose an alternative estimation mode, connected with convenient confidence intervals. It requires new developments when the law of the efficient estimator is discrete. We get back to some usual methods with a full justification.

This work relies only on classical (frequentist) statistics : no Bayesian probability density is introduced into the parameter space, neither alongside nor in place of the likelihood function. However, we point out at the beginning an elementary (but apparently unusual) way of taking proper account of some *a priori information* about the parameters.

At the end of this study, we also check it is possible, on a formal level, to put an *a posteriori probability* on the parameter space of the models having pivotal likelihood. We can do it only superficially, in order to *express* the estimation results. For some exponential models with one real parameter, it can even be done in a genuine way we believe unreasonable : we in fact retrieve the *fiducial probability* introduced by R.A. Fisher, who attempted without complete success to give this notion a general definition and make it a rigorous tool for statistical inference.

Keywords : parametric statistics ; estimation theory ; pivotal function ; confidence region ; likelihood region ; equivariance under reparameterization ; a priori information ; fiducial probability.

Sommaire

1	Généralités sur la vraisemblance	4
1.A	Cadre général	4
1.B	Paramètres utiles et nuisibles	4
1.C	Information a priori	5
2	Vraisemblance pivotale et régions de confiance	6
2.A	L'hypothèse de vraisemblance pivotale	6
2.B	Réflexions sur le choix de l'hypothèse	9
2.C	Cas de statistiques exhaustives	10
2.D	Cas des modèles exponentiels réels	11
3	Premiers exemples	12
3.A	Une situation asymptotique assez générale	12
3.B	Le modèle des exponentielles translatées	14
3.C	Le modèle des lois uniformes	15
3.D	Paramètre d'échelle sur les lois Gamma—Weibull	16
4	Exemple du modèle des lois gaussiennes	17
4.A	Estimation du couple (espérance, écart-type)	18
4.B	Estimation de l'espérance à écart-type connu ou inconnu	20
4.C	Estimation de l'écart-type à espérance connue ou inconnue	21
5	Modèle exponentiel réel, cas diffus	22
5.A	Une fonction pivotale intrinsèque	22
5.B	Estimation de substitution	24
5.C	Exemple du modèle des lois Gamma	25
6	Modèle exponentiel réel, cas discret	27
6.A	Une nouvelle fonction pivotale intrinsèque	27
6.B	Estimation dans le cas discret	30
6.C	Exemple du modèle exponentiel pile ou face	33
6.D	Comparaison avec d'autres méthodes pour pile ou face	38
7	Probabilisation possible de Θ	40
7.A	La famille des probabilités a posteriori	41
7.B	Cas des modèles exponentiels réels	42
	Index alphabétique	45

1 Généralités sur la vraisemblance

1.A Cadre général

On considère un modèle statistique dominé par une mesure σ -finie μ :

Θ ouvert connexe de \mathbb{R}^d ($d \geq 1$), $(\Omega, \mathcal{A}, (P_\theta)_{\theta \in \Theta})$ et X variable aléatoire,
avec $\forall \theta \in \Theta$, $f_\theta \mu$ loi de X selon P_θ .

La densité d'un X -échantillon (X_1, \dots, X_n) par rapport à la mesure $\mu^{n \otimes}$ est encore notée f_θ

$$x = (x_1, \dots, x_n) \xrightarrow{f_\theta} \prod_{i=1}^n f_\theta(x_i) \quad (\theta \mapsto f_\theta(x) \text{ fonction de vraisemblance en } x).$$

Δ désigne un borélien porteur de μ ($\mu(\Delta^c) = 0$), en général inclus dans le support de μ . On ne considérera que des $(x_1, \dots, x_n) \in \Delta^n$.

Introduisons la *notation croisée* (ou *inversée*) pour la fonction de vraisemblance

$$f_x(\theta) \stackrel{\text{d\u00e9f}}{=} f_\theta(x_1, \dots, x_n).$$

Rappelons que la vraisemblance est une notion définie à un facteur multiplicatif (strictement positif) près pour chaque valeur fixée de x . Ainsi lorsqu'on remplace la mesure dominante μ par n'importe quelle mesure $\bar{\mu}$ équivalente de densité $b > 0$ par rapport à μ , on a en notant $\bar{f}_\theta \bar{\mu} = f_\theta \mu$ la loi de X selon P_θ pour tout $\theta \in \Theta$ et en utilisant les notations croisées :

$$\bar{f}_x = \frac{1}{B(x)} f_x \quad \text{o\u00f9 } B(x) = \prod_{i=1}^n b(x_i);$$

ce qu'on écrit en abrégé $\bar{f}_x \propto f_x$ (\propto pour *proportionnel* à).

La fonction de vraisemblance f_x en $x \in \Delta^n$ exprime essentiellement une relation d'ordre sur Θ (variable avec x), sur laquelle est fondée l'estimation du paramètre θ au maximum de vraisemblance. Cette relation d'ordre est inchangée lorsqu'on compose f_x par une fonction strictement croissante (typiquement le logarithme). Elle détermine la *famille des régions vraisemblables* pour θ en $x \in \Delta^n$

$$h \geq 0, \{f_x > h\} \subseteq \Theta$$

constituant autant d'*estimations de θ par régions vraisemblables* en l'échantillon x .

Soulignons le caractère essentiellement fréquentiste de l'approche, les estimations équivalentes en conception bayésienne étant fondées sur les grandes valeurs de la densité a posteriori du paramètre ; ce qui conduit d'ailleurs à des résultats "paradoxaux" bien connus, du fait du manque d'invariance des densités par reparamétrage. . .

1.B Paramètres utiles et nuisibles

Dans le cas d'un modèle à paramètre vectoriel ($d \geq 2$), il est fréquent de s'intéresser plus spécialement à l'estimation de certaines composantes de θ , les autres ayant des

valeurs connues ou non. Précisons les relations entre estimation globale et de telles estimations partielles de θ par régions vraisemblables :

Pour tout sous-ensemble strict J de $\{1, \dots, d\}$ de cardinal d_J ($1 \leq d_J \leq d-1$) et pour tout $\theta \in \Theta$, soit θ_J le d_J -uplet “projection selon J ” de θ constitué de ses composantes d’indices dans J et θ_{J^c} le d_{J^c} -uplet constitué de ses composantes d’indices dans le complémentaire $J^c = \{1, \dots, d\} \setminus J$ de J ; par abus, le couple (θ_J, θ_{J^c}) désignera le d -uplet θ de départ, en assimilant Θ à $\Theta_J \times \Theta_{J^c}$ quitte à réordonner les composantes.

- Si θ_{J^c} est connu, la famille des régions vraisemblables pour θ_J en $x \in \Delta^n$ est

$$h \geq 0, \{f_x(\cdot, \theta_{J^c}) > h\} \subseteq \Theta_J;$$

$\{f_x(\cdot, \theta_{J^c}) > h\}$ est la **section** à θ_{J^c} de la région vraisemblable pour θ en x $\{f_x > h\}$. Ceci revient à prendre comme fonction de vraisemblance de θ_J en x dans le cadre du modèle de référence la *vraisemblance conditionnelle* à θ_{J^c} (qui est semi-continue inférieurement, en abrégé *sci*, dès que f_x l’est) :

$$\theta_J \in \Theta_J \longmapsto f_x(\theta_J, \theta_{J^c}).$$

On peut aussi se placer dans le cadre du modèle de référence “conditionné à θ_{J^c} ” :

$$(\Omega, \mathcal{A}, (P_{(\theta_J, \theta_{J^c})})_{\theta_J \in \Theta_J}) \text{ avec } \forall \theta_J \in \Theta_J, f_{(\theta_J, \theta_{J^c})} \mu \text{ loi de } X \text{ selon } P_{(\theta_J, \theta_{J^c})},$$

dont le paramètre θ_J admet la fonction précédente comme vraisemblance en x .

- Si θ_{J^c} est inconnu (θ_{J^c} paramètre *nuisible*), la famille des régions vraisemblables pour θ_J en $x \in \Delta^n$ est

$$h \geq 0, \bigcup_{\theta_{J^c} \in \Theta_{J^c}} \{f_x(\cdot, \theta_{J^c}) > h\} = \left\{ \sup_{\theta_{J^c} \in \Theta_{J^c}} f_x(\cdot, \theta_{J^c}) > h \right\} \subseteq \Theta_J;$$

$\bigcup_{\theta_{J^c} \in \Theta_{J^c}} \{f_x(\cdot, \theta_{J^c}) > h\}$ est la **projection** sur l’axe des θ_J de la région vraisemblable pour θ en x $\{f_x > h\}$: on adopte ceci comme région vraisemblable car à hauteur h fixé on veut y trouver tous les θ_J tels que $f_x(\theta_J, \theta_{J^c}) > h$ pour au moins une valeur de θ_{J^c} . Ceci revient à prendre comme fonction de vraisemblance de θ_J en x dans le cadre du modèle de référence la *vraisemblance marginale* (qui est *sci* dès que f_x l’est), qu’on suppose à valeurs finies,

$$\theta_J \in \Theta_J \longmapsto \sup_{\theta_{J^c} \in \Theta_{J^c}} f_x(\theta_J, \theta_{J^c}).$$

1.C Information a priori

En ce qui concerne l’expression d’une éventuelle information a priori sur le paramètre θ , nous exprimons la conviction que la notion adéquate n’est pas une densité de probabilité (approche bayésienne) mais une vraisemblance, pour plusieurs raisons :

- un niveau de croyance en la possibilité qu’une valeur de θ soit la vraie valeur du paramètre est par nature **invariant par reparamétrage**, au sens où ce niveau est le même pour la valeur correspondante de θ dans le changement de variable ; tel est le cas d’une vraisemblance, mais pas d’une densité de probabilité. . .

- l'absence complète d'information a priori s'exprime parfaitement par une vraisemblance constante : on échappe à la difficulté de fond que constitue en bayésien l'introduction de *lois a priori non informatives*, qui ne le sont pas vraiment...
- on peut facilement tirer parti de plusieurs sources indépendantes d'information a priori en faisant le **produit** des fonctions de vraisemblance correspondantes : considérons par exemple les réalisations successives de deux échantillons indépendants l'un de l'autre $x' = (x'_1, \dots, x'_m)$ et $x = (x_1, \dots, x_n)$ issus d'un même modèle, ainsi que l'échantillon formé par leur réunion ; on a la relation entre les densités des échantillons :

$$\forall \theta \in \Theta, f_\theta(x', x) = f_\theta(x') f_\theta(x) ;$$

de sorte qu'une façon de tenir compte de la connaissance acquise sur le paramètre après le premier échantillonnage consiste à remplacer pour tout x la fonction de vraisemblance $f_x : \theta \mapsto f_\theta(x)$ par ρf_x où $\rho = f_{x'} : \theta \mapsto f_\theta(x')$

(Il peut d'ailleurs être pratique de considérer les log-vraisemblances qui se combinent plus simplement par addition).

Dans cet esprit, on peut s'il y a lieu demander de spécifier une *vraisemblance a priori* ρ en imposant de la choisir dans la famille $(f_{x'})_{x' \in \bigcup_{m \in \mathbb{N}^*} \Delta^m}$, et adjoindre à l'échantillon obtenu $x \in \Delta^n$ un échantillon $x' \in \Delta^m$ (réel ou fictif, pas forcément déterminé de manière unique) tel que $f_{x'} = \rho$; la fonction produit ρf_x , qualifiée de *vraisemblance a posteriori en x* , étant simplement la vraisemblance en l'échantillon réunion (x', x) .

2 Vraisemblance pivotale et régions de confiance

2.A L'hypothèse de vraisemblance pivotale

On considère dans la suite un modèle statistique $(\Theta$ ouvert connexe de \mathbb{R}^d) tel que

$$\forall x = (x_1, \dots, x_n) \in \Delta^n, M(x) \stackrel{\text{déf}}{=} \|f_x\|_\infty = \sup_{\theta \in \Theta} f_x(\theta) \in]0, +\infty[,$$

ce qui permet de définir l'application $\phi = \phi^{(n)} : \Delta^n \times \Theta \rightarrow \mathbb{R}_+$ par

$$\forall (x, \theta) \in \Delta^n \times \Theta, \boxed{\phi(x, \theta) = \frac{1}{\|f_x\|_\infty} f_x(\theta)} \quad (\text{en abrégé } \phi = \frac{f}{M})$$

(ou en cas de paramètre nuisible θ_{J^c} , de définir l'application

$$\phi = \phi_J^{(n)} : \Delta^n \times \Theta_J \rightarrow \mathbb{R}_+ \text{ par } \phi(x, \theta_J) = \frac{1}{\|f_x\|_\infty} \sup_{\theta_{J^c} \in \Theta_{J^c}} f_x(\theta_J, \theta_{J^c}).$$

L'*hypothèse de vraisemblance pivotale* consiste à supposer que ϕ est une **fonction pivotale**, autrement dit qu'elle vérifie la *propriété pivotale* qui s'écrit en utilisant la notation croisée :

$\forall \theta \in \Theta$, la variable aléatoire composée $\phi_\theta(X_1, \dots, X_n)$ (qui dépend de θ) est telle que sa **loi** $\nu = \nu^{(n)}$ par rapport à P_θ ne **dépend pas** de θ (et est connue) :

$$\forall \theta \in \Theta \text{ et } \forall B \in \mathcal{B}(\mathbb{R}^{d'}), \underline{P_\theta(\phi_\theta(X_1, \dots, X_n) \in B)} = \nu(B);$$

ce qu'on note

$$\boxed{\forall \theta \in \Theta, (\phi_\theta(X_1, \dots, X_n))(P_\theta) = \nu}.$$

ν est donc la probabilité image de P_θ par $\phi_\theta(X_1, \dots, X_n)$, ou encore celle de $f_\theta \mu^{n \otimes}$ par ϕ_θ ; elle est portée par $\phi_\theta(\Delta^n)$ pour tout $\theta \in \Theta$, a fortiori par $\phi(\Delta^n \times \Theta) \subseteq [0, 1]$. Si $Y = Y^{(n)}$ désigne une variable aléatoire de loi ν , on a $\forall \theta, \phi_\theta(X_1, \dots, X_n) \stackrel{\mathcal{L}}{=} Y$.

L'hypothèse de vraisemblance pivotale, très forte, est semble-t-il originale; elle exprime l'**existence** d'une fonction pivotale bornée ϕ telle que ϕ_x est pour tout $x \in \Delta^n$ une fonction de vraisemblance en x ; et la condition de **normalisation**

$$\forall x \in \Delta^n, \|\phi_x\|_\infty = \sup_{\theta \in \Theta} \phi_x(\theta) = 1$$

imposée à ϕ assure alors son **unicité**: en effet si ϕ' vérifie aussi ϕ'_x fonction de vraisemblance en x et $\|\phi'_x\|_\infty = 1$ pour tout $x \in \Delta^n$, on a (vraisemblance) $\phi'_x = k_x \phi_x$ et (normalisation) $k_x = 1$, de sorte que $\phi' = \phi$.

Les exemples détaillés dans les sections suivantes attesteront que cette hypothèse forte de vraisemblance pivotale n'est pas totalement saugrenue!

On a d'après la propriété pivotale :

$$\forall \theta \in \Theta \text{ et } \forall B \in \mathcal{B}(\mathbb{R}), P_\theta(\phi_X^{-1}(B) \ni \theta) = P_\theta(\phi_X(\theta) \in B) = \nu(B) :$$

$\phi_X^{-1}(B)$ est pour tout $B \in \mathcal{B}(\mathbb{R})$ une *région aléatoire de confiance pour θ au niveau $\gamma \stackrel{\text{déf}}{=} \nu(B)$* . Conformément au point de vue fréquentiste habituel, si on renouvelait un grand nombre de fois l'expérience aléatoire pour obtenir une suite d'échantillons $x^j \in \Delta^n$, on aurait $\phi_{x^j}^{-1}(B) \ni \theta$ avec la fréquence γ ; ceci conduit, pour un échantillon donné $x \in \Delta^n$, à prendre comme estimation ensembliste de θ

$$\underline{\Theta_B^x \stackrel{\text{déf}}{=} \phi_x^{-1}(B) = \{\phi_x \in B\} = \{\theta \in \Theta : \phi_\theta(x_1, \dots, x_n) \in B\}},$$

appelé *région de confiance pour θ au niveau $\gamma = \nu(B)$ associée à l'échantillon x* .

En fait pour éviter tout paradoxe dans l'estimation par régions de confiance, on va compléter l'hypothèse de vraisemblance pivotale par des conditions sur la mesure ν :

- $\forall x \in \Delta^n, \underline{\nu}$ est portée par $\phi_x(\Theta)$, autrement dit $\nu(\phi_x(\Theta)^c) = 0$.

En effet sinon, un borélien B étant fixé tel que $0 < \nu(B) < \max_{x \in \Delta^n} \nu(\phi_x(\Theta)^c)$, on pourrait éventuellement tirer un échantillon $x \in \Delta^n$ tel que $B \subseteq \phi_x(\Theta)^c$, de sorte qu'on aurait $\Theta_B^x = \emptyset$ (triste estimation ensembliste!). Tandis qu'avec cette condition, qui complète celle de normalisation de ϕ , la valeur du niveau de confiance $\nu(B)$ de Θ_B^x pour x et B quelconques n'a rien d'artificielle puisque

$$\Theta_B^x = \Theta_{B'}^x \implies B \cap \phi_x(\Theta) = \phi_x(\phi_x^{-1}(B)) = \phi_x(\phi_x^{-1}(B')) = B' \cap \phi_x(\Theta),$$

de sorte que $\Theta_B^x = \Theta_{B'}^x \implies \nu(B) = \nu(B \cap \phi_x(\Theta)) = \nu(B' \cap \phi_x(\Theta)) = \nu(B')$.

Nous dirons alors que ϕ est une fonction pivotale *correcte*.

- $\underline{\nu(\{0\}) = \nu(\{1\}) = 0.}$

La condition $\nu(\{0\}) = 0$ assure que pour tout $x \in \Delta^n$, la région de vraisemblance nulle $\{\phi_x = 0\}$ a un niveau de confiance nul : ce qui paraît être une condition minimum de cohérence entre ces deux notions ! La condition $\nu(\{1\}) = 0$ assure de son côté un niveau de confiance nul à l'estimation (ponctuelle ou ensembliste) $\{\phi_x = 1\}$ de θ au maximum de vraisemblance en x .

Remarques

- Quitte à remplacer le borélien B par son homothétique kB , la notion de *région aléatoire de confiance pour θ au niveau γ* ne **dépend pas** du choix de normalisation de ϕ à 1 plutôt qu'à une autre constante $k > 0$ (car $\phi' = k\phi$ implique $\phi_X'^{-1}(kB) = \phi_X^{-1}(B)$ et donc $\nu'(kB) = \nu(B)$).
- Comme $\phi(\Delta^n \times \Theta)$ porte ν , ϕ est correcte dans l'un ou l'autre des cas suivants :
 - * $\phi_x(\Theta)$ ne **dépend pas** de $x \in \Delta^n$ (puisqu'il coïncide alors avec $\phi(\Delta^n \times \Theta)$) ;
 - * $\forall x \in \Delta^n, \phi_x(\Theta) \supseteq]0, 1[$ (puisque $\phi(\Delta^n \times \Theta) \subseteq]0, 1[$ et $\nu(\{0\}) = \nu(\{1\}) = 0$).
- En excluant le cas de paramètre nuisible, si f est telle que pour tout $x \in \Delta^n$, $\inf f_x(\Theta) = 0$ et f_x est continue sur Θ , il en est de même pour ϕ ; de sorte que la condition ci-dessus $\forall x \in \Delta^n, \phi_x(\Theta) \supseteq]0, 1[$ est automatiquement vérifiée.
- En pratique la mesure ν sera **diffuse**, d'où évidemment $\nu(\{0\}) = \nu(\{1\}) = 0$.

On dispose ainsi pour tout $x \in \Delta^n$ de la *famille de régions vraisemblables de confiance*

$$y \in]0, 1[, \boxed{\{\phi_x > y\} \subseteq \Theta}, \text{ de niveau } \boxed{\gamma(y) = \nu(]y, 1])} \text{ indépendant de } x.$$

La fonction γ (prolongée par la valeur 1 sur \mathbb{R}^* et 0 sur $[1, +\infty[$) est la fonction de répartition complémentaire de la probabilité ν sur \mathbb{R} , continue en 0 et en 1 puisque $\nu(\{0\}) = \nu(\{1\}) = 0$; si elle est continue sur \mathbb{R} (cas où ν est diffuse), elle prend en décroissant toutes les valeurs de $]0, 1[$ et on a pour tout $x \in \Delta^n$

$$\forall \gamma_0 \in]0, 1[, \{\gamma \circ \phi_x < \gamma_0\} = \{\phi_x > y_0\} \text{ où } y_0 = \max\{y \in \mathbb{R} : \gamma(y) = \gamma_0\} :$$

la (plus petite) région vraisemblable pour θ au niveau de confiance γ_0 en x s'obtient ainsi directement par **seuillage sous la hauteur γ_0 du graphe de la fonction $\gamma \circ \phi_x$** dans $\Theta \times \mathbb{R}$.

De par sa définition (fonction de vraisemblance normalisée), la fonction ϕ — et donc aussi la mesure ν — ne dépendent évidemment pas du choix de la mesure dominante μ du modèle ; donc pour tout $x \in \Delta^n$, $\gamma \circ \phi_x$ n'en dépend pas non plus.

Si on remplaçait ϕ par $\phi' = k\phi$, on aurait d'après la première remarque ci-dessus $\gamma'(ky) = \gamma(y)$ pour tout $y \in]0, 1[$; donc pour tout $x \in \Delta^n$, $\gamma' \circ \phi'_x = \gamma \circ \phi_x$.

Enfin soit $\theta \in \Theta \xrightarrow{\delta} \tilde{\theta} \in \tilde{\Theta}$ un homéomorphisme de Θ sur un autre ouvert $\tilde{\Theta}$ de \mathbb{R}^d . Comme pour tout $x \in \Delta^n$ $\tilde{f}_x(\tilde{\theta}) = f_x(\theta)$ on a aussi $\tilde{\phi}_x(\tilde{\theta}) = \phi_x(\theta)$, autrement dit $f_x = \tilde{f}_x \circ \delta$ et $\phi_x = \tilde{\phi}_x \circ \delta$ (on parle d'*invariance par reparamétrage*) ; et ν n'est pas affectée par δ . En conséquence on a $\forall y \in]0, 1[, \delta(\{\phi_x > y\}) = \{\tilde{\phi}_x > y\}$ (invariance

par reparamétrage des régions vraisemblables pour θ en x); et comme la fonction γ est comme ν non affectée par δ , on a aussi invariance par reparamétrage pour $\gamma \circ \phi_x : \gamma \circ \phi_x = (\gamma \circ \tilde{\phi}_x) \circ \delta$.

En **résumé**, les régions vraisemblables pour θ ont le mérite d’avoir une définition ne comportant aucune part d’arbitraire, contrairement par exemple aux intervalles de confiance d’un paramètre réel qui peuvent dépendre de la définition adoptée pour l’intervalle (souvent “à risque équilibré”, par pure convention), mais aussi dépendre plus fondamentalement du choix de la fonction pivotale parmi de multiples possibles ! Et sous l’hypothèse de *vraisemblance pivotale* les niveaux de confiance de ces régions vraisemblables sont eux-mêmes *intrinsèques* au modèle statistique, la fonction $\gamma \circ \phi_x$ synthétisant l’information pour tout $x \in \Delta^n$ fixé.

L’estimation par régions vraisemblables pour θ nous semble de plus “optimale” au sens évident où elle maximise la vraisemblance du paramètre. Comme pour l’estimation $\hat{\theta}$ du maximum de vraisemblance de θ que (en tout cas l’adhérence de) ces régions contiennent si $\hat{\theta}$ existe¹, ce mode d’estimation n’est pas associé à un critère d’optimalité lié au choix d’un paramétrage particulier; au contraire des estimations classiques fondées sur la minimisation d’un risque ou d’une “taille” impliquant la mesure de Lebesgue sur Θ , ou tout autre étalon non invariant par reparamétrage. Partant du principe qu’aucun paramétrage n’est privilégié, nous considérons cette invariance comme une condition de *cohérence avec le modèle*.

2.B Réflexions sur le choix de l’hypothèse

On part de $\forall \theta \in \Theta$ et $\forall B \in \mathcal{B}(\mathbb{R})$, $P_\theta(\phi_X^{-1}(B) \ni \theta) = P_\theta(\phi_X(\theta) \in B) = \nu(B)$,

et pour tout échantillon $x \in \Delta^n$ on attribue à la région de confiance $\phi_x^{-1}(B)$ le niveau $\gamma = \nu(B)$. Ceci suppose en fait que B **ne dépend pas de x** ; car si $B = B_x$ on devrait se référer à la quantité $P_\theta(\phi_X^{-1}(B_x) \ni \theta) = P_\theta(\phi_X(\theta) \in B_x)$ qui ne s’exprime plus au moyen de ν (même si $\nu(B_x)$ ne dépend pas de x)!

C’est pour cette raison qu’on s’est résolu à poser la très stricte *hypothèse de vraisemblance pivotale* plutôt que :

- $\exists \Phi : \Delta^n \times \Theta \rightarrow \mathbb{R}^{d'}$ ($1 \leq d' \leq d$) telle que $\begin{cases} \forall \theta, \Phi_\theta(X_1, \dots, X_n) \text{ de loi fixe } \eta \\ \forall x, \Phi_x(\Theta) \text{ est porteur de } \eta \end{cases}$
- $\forall x \in \Delta^n, \exists g_x : \Phi_x(\Theta) \rightarrow \mathbb{R}_+$ telle que $f_x = g_x \circ \Phi_x$,

cette dernière hypothèse exprimant simplement que Φ_x détermine f_x ; de sorte que $\forall h \geq 0$, la région vraisemblable pour θ (en x) $\{f_x > h\}$ s’exprime en fonction de Φ_x par

$$\{f_x > h\} = \{\Phi_x \in B_x\} \quad \text{où} \quad B_x = \{g_x > h\}.$$

On peut noter que, d’un point de vue strictement formel, ces hypothèses nettement moins exigeantes pourraient suffire pour une grande partie de l’étude ! Mais en plus du caractère injustifié des niveaux de confiance qu’on associerait alors aux régions vraisemblables pour θ , on perdrait aussi le caractère intrinsèque de ces niveaux, vu la multiplicité des fonctions pivotales Φ possibles.

¹on se réfère pour définir $\hat{\theta}$ à la version semi-continue supérieurement de f_x , $\theta \mapsto \limsup_{t \rightarrow \theta} f_x(t)$

Pour contourner le problème de fond posé par cette dépendance en x des B_x , une première idée naïve serait d'imposer à g_x de ne pas dépendre de x : mais ceci constitue une condition extrêmement forte (et vraiment irréaliste), puisqu'elle implique que $f = g \circ \Phi$ est elle-même une fonction pivotale telle que $f_x(\Theta)$ est porteur de la loi fixe image $g(\eta)$ pour tout x .

Une idée plus subtile est la particularisation suivante du jeu d'hypothèses précédent :

- $\exists \phi : \Delta^n \times \Theta \rightarrow \mathbb{R}$ telle que $\begin{cases} \forall \theta, \phi_\theta(X_1, \dots, X_n) \text{ de loi fixe } \nu \\ \forall x, \phi_x(\Theta) \text{ est porteur de } \nu \end{cases}$;
- $\forall x \in \Delta^n, \exists g_x : \phi_x(\Theta) \rightarrow \mathbb{R}_+$ **strictement croissante** telle que $f_x = g_x \circ \phi_x$

Il s'agit en effet d'hypothèses moins restrictives que l'hypothèse de vraisemblance pivotale (dans laquelle g_x est l'homothétie $y \in [0, 1] \mapsto \|f_x\|_\infty y$), et telles cependant que la *famille* des régions vraisemblables en $x \in \Delta^n$ est encore de la forme (cf. le paragraphe 1.A)

$$y \geq 0, \{\phi_x > y\}, \text{ de niveau } \gamma(y) = \nu(\lfloor y, 1]) \text{ indépendant de } x.$$

Mais rien ne semble garantir que si (ϕ', g') est un autre couple de fonctions vérifiant les hypothèses ci-dessus, donc tel que

$$\phi'_x = g_x'^{-1} \circ f_x = g_x'^{-1} \circ g_x \circ \phi_x,$$

la fonction strictement croissante $\ell_x \stackrel{\text{déf}}{=} g_x'^{-1} \circ g_x$ soit indépendante de x ; or cette condition est essentielle pour assurer que le niveau de confiance est **intrinsèque** : en effet si $\phi'_x = \ell \circ \phi_x$ pour tout $x \in \Delta^n$ (ce qui implique que $\phi_x(\Theta)$ ne dépend pas de x), autrement dit si $\phi' = \ell \circ \phi$, on a $\nu' = \ell(\nu)$. On en déduit que $\gamma = \gamma' \circ \ell$ sur $\phi_x(\Theta)$, de sorte que pour tout $y \in \phi_x(\Theta)$, la région vraisemblable $\{\phi_x > y\} = \{\phi'_x > \ell(y)\}$ a le niveau commun $\gamma(y) = \gamma'(\ell(y))$.

2.C Cas de statistiques exhaustives

On sait que disposer d'une **statistique exhaustive** $T = \tau(X_1, \dots, X_n)$ à valeurs dans \mathbb{R}^p pour le modèle considéré équivaut à avoir une factorisation de la densité de (X_1, \dots, X_n) de la forme

$$\forall (x_1, \dots, x_n, \theta) \in \Delta^n \times \Theta, f_\theta(x_1, \dots, x_n) = B(x_1, \dots, x_n) f_\theta^T(t_1, \dots, t_p)$$

où $(t_1, \dots, t_p) \stackrel{\text{déf}}{=} t = \tau(x_1, \dots, x_n)$ et où $B > 0$ sur Δ^n . Couramment $p = d$.

f_θ^T est pour tout $\theta \in \Theta$ la densité de T par rapport à la mesure $\underline{\mu} = \tau(B \mu^{n \otimes})$ sur \mathbb{R}^p , image par τ de la mesure de densité B par rapport à $\mu^{n \otimes}$: on a en effet

$$T(P_\theta) = \tau((X_1, \dots, X_n)(P_\theta)) = \tau(f_\theta \mu^{n \otimes}) = \tau(B (f_\theta^T \circ \tau) \mu^{n \otimes}) = f_\theta^T \tau(B \mu^{n \otimes}).$$

La factorisation s'écrit $f_x = B(x) f_t^T$ avec la notation croisée $f_t^T(\theta) \stackrel{\text{déf}}{=} f_\theta^T(t_1, \dots, t_p)$; elle exprime simplement que $f_t^T \propto f_x$.

En supposant toujours que $\forall x \in \Delta^n, M(x) \stackrel{\text{déf}}{=} \|f_x\|_\infty \in]0, +\infty[$, on a $f_t^T \propto f_x \propto \phi_x$. Ainsi $\forall x, x' \in \Delta^n$ tels que $t = \tau(x) = \tau(x')$, on a $\phi_x \propto \phi_{x'}$ et donc $\phi_x = \phi_{x'}$ du fait de la normalisation de ϕ . Ceci assure que la fonction ϕ ne dépend de x que via $\tau(x)$, autrement dit que

$$\forall (x, \theta) \in \Delta^n \times \Theta, \phi(x, \theta) = \phi^T(\tau(x), \theta) = \phi^T(t, \theta),$$

où $\phi^T : \tau(\Delta^n) \times \Theta \rightarrow \mathbb{R}_+$ est l'application borélienne vérifiant pour tout $t \in \tau(\Delta^n)$, $f_t^T \propto \phi_t^T$ et $\|\phi_t^T\|_\infty = 1$. Si on note $M^T(t) \stackrel{\text{déf}}{=} \|f_t^T\|_\infty$ pour tout $t \in \tau(\Delta^n)$, on a $M(x) = B(x)M^T(t)$, et donc $f_x = B(x)f_t^T = M(x)\phi_t^T$; ainsi pour tout θ , ϕ_θ^T est exactement la densité de T dans le modèle statistique image par τ du modèle de référence lorsqu'on choisit M comme fonction B — ce qui revient à prendre $\dot{\mu} = \tau(M\mu^{n\otimes})$.

L'hypothèse de vraisemblance pivotale complète avec T prend donc la forme

$$\forall \theta \in \Theta \quad \underline{(\phi_\theta^T(T))(P_\theta) = \nu \text{ et } \forall t \in \tau(\Delta^n), \phi_t^T(\Theta) \cap]0, 1[\text{ est porteur de } \nu;}$$

et on peut si besoin remplacer ci-dessus $\tau(\Delta^n)$ par I , où I est n'importe quel sous ensemble porteur de $\dot{\mu}$. On dira encore que ϕ^T est une *fonction pivotale correcte* (du modèle image).

On retiendra qu'alors une région vraisemblable pour θ à un niveau de confiance $\gamma \in]0, 1[$ fixé (déterminé selon ϕ) ne **dépend de l'échantillon x que par la valeur $t = \tau(x)$ d'une statistique exhaustive $T = \tau(X_1, \dots, X_n)$ arbitraire** (ce qui incite à choisir T minimale complète quand c'est possible).

En ce qui concerne l'information a priori (cf. le paragraphe 1.C), la vraisemblance a priori est choisie dans la famille $(f_{x'})_{x' \in \bigcup_{m \in \mathbb{N}^*} \Delta^m}$, donc aussi bien dans la famille normalisée $(\phi_{t'}^{T_m})_{t' \in \bigcup_{m \in \mathbb{N}^*} \tau_m(\Delta^m)}$ où pour tout $m \in \mathbb{N}^*$, $T_m = \tau_m(X_1, \dots, X_m)$ est une statistique exhaustive du modèle; ce qui revient à préciser simplement la valeur de $m \in \mathbb{N}^*$ et une valeur de $t' \in \tau_m(\Delta^m) \subseteq \mathbb{R}^p$.

En effet soit $x' \in \Delta^m$ tel que $\tau_m(x') = t'$; on a, en notant $t = \tau_n(x) \in \mathbb{R}^p$ où $x \in \Delta^n$ est l'échantillon obtenu et $t'' = \tau_{m+n}(x', x) \in \mathbb{R}^p$ où (x', x) est l'échantillon réunion,

$$\phi_{t''}^{T_{m+n}} = \phi_{(x', x)} \propto f_{(x', x)} = f_{x'} f_x \propto \phi_{x'} \phi_x = \phi_{t'}^{T_m} \phi_t^{T_n},$$

c'est-à-dire $\phi_{t''}^{T_{m+n}} = k' \phi_{t'}^{T_m} \phi_t^{T_n}$ où la constante positive k' est caractérisée par

$$k' = \frac{1}{\|\phi_{t'}^{T_m} \phi_t^{T_n}\|_\infty} \geq \frac{1}{\|\phi_{t'}^{T_m}\|_\infty \|\phi_t^{T_n}\|_\infty} = 1.$$

2.D Cas des modèles exponentiels réels

On rappelle qu'il s'agit du modèle régulier (qu'on dit réel, car de dimension $d = 1$)

$$\Delta \subseteq \mathbb{R}, \forall \theta \in \Theta, \underline{f_\theta(x) = \bar{b}(x) e^{\alpha(\theta)\bar{a}(x) + \beta(\theta)}} \text{ où } \Theta \text{ intervalle ouvert de } \mathbb{R},$$

dans lequel α et β sont de classe C^2 sur Θ , $\alpha' \neq 0$ partout, $\bar{a}(X)$ n'est pas presque sûrement constant et $\bar{b} > 0$ sur Δ , avec $e^{-\beta(\theta)} = \int \bar{b}(x) e^{\alpha(\theta)\bar{a}(x)} d\mu(x)$.

Soit $T = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \bar{a}(X_i)$ l'estimateur efficace usuel du modèle, qui en est une statistique

exhaustive avec $\underline{f_t^T(\theta) \stackrel{\text{déf}}{=} e^{n[\alpha(\theta)t + \beta(\theta)]} > 0}$ (en prenant $B(x) = \prod_{1 \leq i \leq n} \bar{b}(x_i)$).

$\forall t \in \mathbb{R}$, f_t^T est de classe C^2 et monotone (de dérivée ne s'annulant pas) ou d'opposée unimodale sur Θ , comme on le voit par le changement de variable $\delta \stackrel{\text{déf}}{=} \alpha$ à partir de la concavité stricte de l'application

$$\tilde{\theta} \mapsto \frac{1}{n} \ln(f_t^T \circ \alpha^{-1})(\tilde{\theta}) = \tilde{\theta}t + \tilde{\beta}(\tilde{\theta}) \text{ sur l'intervalle image } \tilde{\Theta} = \alpha(\Theta) :$$

on a en effet le résultat classique, en notant $h(\theta) \stackrel{\text{déf}}{=} E_\theta(T)$,

$$\tilde{\beta} = \beta \circ \alpha^{-1} \implies \tilde{\beta}'(\tilde{\theta}) = \frac{\beta'(\theta)}{\alpha'(\theta)} = -h(\theta) \implies -\tilde{\beta}''(\tilde{\theta}) = \frac{h'(\theta)}{\alpha'(\theta)} = n \text{ var}_\theta T > 0.$$

En conséquence les régions vraisemblables sont toutes des **intervalles ouverts**.

$\forall t \in h(\Theta)$, la dérivée de f_t^T s'annule en θ tel que $\alpha'(\theta)t + \beta'(\theta) = 0 \iff \theta = h^{-1}(t)$, puisque h dont la dérivée est de signe constant est un C^1 -difféomorphisme de Θ sur $h(\Theta)$; on en déduit par élimination que $\forall t \in h(\Theta)$, f_t^T est d'opposée unimodale (voir ci-dessus), de sorte que $h^{-1}(t)$ est l'estimation $\hat{\theta}$ de θ au maximum de vraisemblance.

Supposons à présent que $I \stackrel{\text{déf}}{=} h(\Theta)$ **porte** $\dot{\mu}$; alors $\phi^T = \frac{f^T}{M^T}$ est bien définie sur $I \times \Theta$ puisque $\|f_t^T\|_\infty = e^{n[\alpha(h^{-1}(t))t + \beta(h^{-1}(t))]} \in]0, +\infty[$; et $\forall t \in I$, $\phi_t^T > 0$ est de classe C^2 , d'opposée unimodale et atteint son maximum 1 en $\hat{\theta} = h^{-1}(t)$. $h^{-1}(T)$ est l'estimateur de θ au maximum de vraisemblance et on a

$$\forall \theta \in \Theta, \underline{-\frac{1}{n} \ln \phi_\theta^T(T) = [\alpha(h^{-1}(T)) - \alpha(\theta)] T + [\beta(h^{-1}(T)) - \beta(\theta)]}.$$

Ainsi lorsque $h(\Theta)$ porte $\dot{\mu}$, l'hypothèse de vraisemblance pivotale est vérifiée par le modèle si et seulement si **la loi de** $[\alpha(h^{-1}(T)) - \alpha(\theta)] T + [\beta(h^{-1}(T)) - \beta(\theta)]$ **ne dépend pas de** θ .

Il faut de plus que cette loi n'ait pas d'atome en 0 pour que $\nu(\{1\}) = 0$ (la condition $\nu(\{0\}) = 0$ est automatiquement vérifiée puisque $\phi_\theta^T(T) > 0$; elle est diffuse si et seulement si ν est diffuse). Et enfin par exemple la condition couramment vérifiée

$$\forall t \in I, \underline{\inf f_t^T(\Theta) = 0}$$

suffit à assurer que $\forall t \in I$, $\phi_t^T(\Theta) =]0, 1]$, de sorte que ν est bien portée par $\phi_t^T(\Theta)$ (cf. les paragraphes 2.A et 2.C).

Si $h(\Theta)$ ne porte pas $\dot{\mu}$, f_t^T est strictement monotone en tout point t d'un sous-ensemble non $\dot{\mu}$ -négligeable A ; et ϕ_t^T n'est définie en $t \in A$ que si $\|f_t^T\|_\infty < +\infty$.

3 Premiers exemples

3.A Une situation asymptotique assez générale

On suppose ici que pour tout $x = (x_1, \dots, x_n) \in \Delta^n$ la fonction f telle que $\forall x \in \Delta^n$, $M(x) = \|f_x\|_\infty \in]0, +\infty[$ est suffisamment régulière pour que s'applique le *théorème du rapport des vraisemblances maximales*, qui énonce

$$\forall \theta \in \Theta, \boxed{-2 \ln \frac{f_\theta}{M}(X_1, \dots, X_n) \xrightarrow{\text{CVL}} \chi_d^2} \text{ lorsque } n \text{ tend vers l'infini ;}$$

c'est-à-dire une convergence en loi vers une variable du chi-deux qui ne **dépend pas de θ ni même du modèle**, mais seulement de la dimension d . $\phi = \frac{f}{M}$ vérifie donc la propriété pivotale de manière asymptotique, puisque la loi ν_θ de $\phi_\theta(X_1, \dots, X_n)$ est assimilable à la loi (diffuse) ν de $e^{-\frac{\chi_d^2}{2}}$ pour n assez grand.

Sous réserve par exemple que la régularité de f assure $\phi_x(\Theta) \supseteq]0, 1[$, on a d'après le paragraphe 2.A que pour tout $x \in \Delta^n$ et pour tout $\gamma \in]0, 1[$ fixé,

$$\{\phi_x > y \stackrel{\text{déf}}{=} e^{-\frac{z}{2}}\} = \{f_x > h \stackrel{\text{déf}}{=} e^{-\frac{z}{2}} \|f_x\|_\infty\}$$

est la région vraisemblable pour θ au niveau de confiance asymptotique γ pour $z > 0$ tel que

$$P(\chi_d^2 < z) = \gamma.$$

Exemple du modèle des lois Gamma

On considère le modèle exponentiel de paramètre de forme θ

$$\Delta = \mathbb{R}_+^*, \mu = \mathbb{1}_\Delta \lambda \text{ et } f_\theta(x) = \frac{1}{\Gamma(\theta)} x^{\theta-1} e^{-x} \text{ où } \Theta = \mathbb{R}_+^*,$$

où λ désigne la mesure de Lebesgue sur \mathbb{R} , dont l'estimateur efficace $T = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \log X_i$

a pour densité par rapport à $\dot{\mu}$

$$f_\theta^T(t) = \frac{1}{\Gamma(\theta)^n} e^{n\theta t} = e^{n[\theta t - \log \Gamma(\theta)]}.$$

On a donc $h = -\frac{\beta'}{\alpha'} = \frac{\Gamma'}{\Gamma} \stackrel{\text{déf}}{=} \psi$, fonction digamma, qui est strictement croissante de \mathbb{R}_+^* sur \mathbb{R} ; ainsi la condition $h(\Theta)$ porte $\dot{\mu}$ du paragraphe 2.D est vérifiée, et même si l'hypothèse de vraisemblance pivotale ne l'est pas, on a pour tout $\theta \in \Theta$ et pour tout $t \in \mathbb{R}$,

$$\begin{aligned} -\frac{1}{n} \ln \phi_\theta^T(t) &= [\alpha(h^{-1}(t)) - \alpha(\theta)] t + [\beta(h^{-1}(t)) - \beta(\theta)] \\ &= [\psi^{-1}(t) - \theta] t - [\log \Gamma(\psi^{-1}(t)) - \log \Gamma(\theta)], \end{aligned}$$

soit $-\frac{1}{n} \ln \phi_\theta^T(t) = \log \Gamma(\theta) - t\theta + M_t$ où $M_t \stackrel{\text{déf}}{=} t\psi^{-1}(t) - \log \Gamma(\psi^{-1}(t))$.

La région vraisemblable pour θ au niveau de confiance asymptotique γ est donc

$$] \theta_1, \theta_2 [= \left\{ \theta \in \Theta : \log \Gamma(\theta) - t\theta + M_t < \frac{z}{2n} \right\} \text{ où } P(\chi_1^2 < z) = \gamma.$$

Illustration pour $n = 100$, $\gamma = 0.95$ ($z \approx 3.841$) et $t = -1$: $] \theta_1, \theta_2 [\approx] 0.66, 0.92 [$.

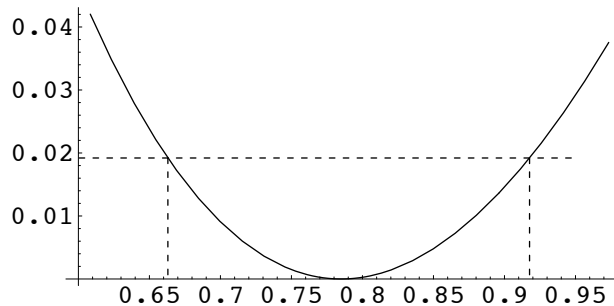
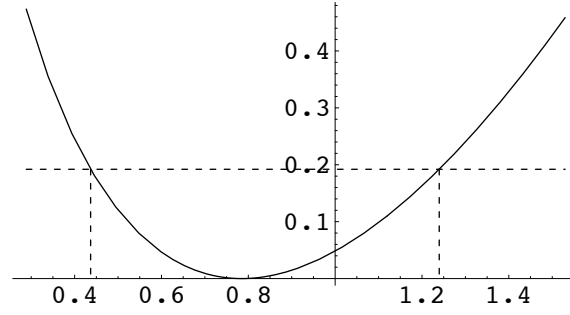


Illustration pour $n = 10$, $\gamma = 0.95$ et $t = -1$: $] \theta_1, \theta_2 [\approx] 0.44, 1.24 [$.



3.B Le modèle des exponentielles translatées

On considère le modèle (non régulier) de paramètre de position θ

$$\Delta = \mathbb{R}, \mu = \lambda, f_\theta(x) = e^{-(x-\theta)} \mathbb{1}_{]0, +\infty[}(x - \theta) \quad \text{où } \Theta = \mathbb{R},$$

tel que $\forall x = (x_1, \dots, x_n), f_\theta(x_1, \dots, x_n) = e^{n\theta - \sum_{i=1}^n x_i} \mathbb{1}_{]-\infty, \min(x_1, \dots, x_n)[}(\theta)$.

Soit $T = \min(X_1, \dots, X_n)$ l'estimateur de θ au maximum de vraisemblance, qui est une statistique exhaustive puisque $\forall x \in \Delta^n, f_x \propto f_t^T$ avec $f_t^T(\theta) \stackrel{\text{déf}}{=} e^{n\theta} \mathbb{1}_{]-\infty, t[}(\theta)$; on a alors $\|f_t^T\|_\infty = e^{nt}$ et $\phi_t^T(\theta) = e^{-n(t-\theta)} \mathbb{1}_{]-\infty, t[}(\theta)$ (ϕ_t^T a pour image $]0, 1[$ qui ne dépend pas de t). Comme $\forall i \in \{1, \dots, n\}, X_i - \theta \stackrel{\mathcal{L}}{=} S_1$, où S_1 est la variable exponentielle de paramètre 1, et comme

$$\forall \theta \in \Theta, T - \theta = \min(X_1 - \theta, \dots, X_n - \theta),$$

on a $T - \theta \stackrel{\mathcal{L}}{=} \frac{S_1}{n}$. Puisque $\phi_\theta^T(T) = e^{-n(T-\theta)}$ du fait que $T > \theta$, on en déduit que ϕ^T vérifie la **propriété pivotale** avec ν loi de e^{-S_1} , qui est la probabilité uniforme sur $]0, 1[$.

On a donc $\forall y \in]0, 1[, \gamma(y) = \nu(]y, +\infty[) = 1 - y$; de sorte que pour tout $t \in \mathbb{R}$ et pour tout $\gamma \in]0, 1[$ fixé,

$$\underbrace{\{\phi_t^T > 1 - \gamma\}} =]t - \frac{1}{n} \ln \frac{1}{1 - \gamma}, t[$$

est la région vraisemblable pour θ au niveau de confiance γ .

On notera que cet intervalle de confiance diffère de l'intervalle équilibré habituel de niveau γ

$$]t - \frac{1}{n} \ln \frac{2}{1 - \gamma}, t - \frac{1}{n} \ln \frac{2}{1 + \gamma}[,$$

qui est de plus grande taille et dont l'adhérence ne **contient pas** l'estimation au maximum de vraisemblance t de θ .

Remarque : La densité $\Phi_x(\theta) \stackrel{\text{déf}}{=} f_\theta(x_1, \dots, x_n) = \prod_{1 \leq i \leq n} [e^{-(x_i - \theta)} \mathbb{1}_{]0, +\infty[}(x_i - \theta)]$

est elle-même une fonction pivotale puisque pour tout $\theta \in \Theta$, du fait que $X > \theta$,

$$\Phi_X(\theta) = f_\theta(X_1, \dots, X_n) = \prod_{1 \leq i \leq n} e^{-(X_i - \theta)} \stackrel{\mathcal{L}}{\equiv} \prod_{1 \leq i \leq n} e^{-S_1^{(i)}} \stackrel{\mathcal{L}}{\equiv} e^{-S_n}$$

où les $S_1^{(i)}$ sont des variables exponentielles de paramètre 1 indépendantes et où S_n est la variable gamma réduite de paramètre de forme n . Mais Φ ne vérifie pas la condition $\forall x \in \Delta^n$, $\Phi_x(\Theta)$ porteur de la loi (diffuse) de e^{-S_n} , puisque le support de e^{-S_n} est $[0, 1]$ alors que $\Phi_x(\Theta) = \left[0, e^{n \min(x_1, \dots, x_n) - \sum_{i=1}^n x_i}\right]$ est un intervalle de longueur strictement inférieur à 1 dès que les x_i ne sont pas tous égaux entre eux ; a fortiori, Φ n'est pas normalisée. Ceci suffit à rendre condamnable l'emploi de Φ pour toute estimation par régions de confiance (cf. le paragraphe 2.A).

Passons outre pour s'en convaincre : un niveau $\gamma \in]0, 1[$ étant fixé, soit $y \in]0, 1[$ tel que $P(e^{-S_n} > y) = \gamma$. Pour tout $x = (x_1, \dots, x_n) \in \mathbb{R}^n$, la région vraisemblable pour θ au niveau de confiance γ ainsi déterminé selon Φ est

$$\{\Phi_x > y\} = \left\{ \theta < \min(x_1, \dots, x_n) : e^{n\theta - \sum_{i=1}^n x_i} > y \right\} = \left] \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i - \frac{1}{n} \ln \frac{1}{y}, t \right[.$$

Cet intervalle dépend non seulement de la valeur $t = \min(x_1, \dots, x_n)$ de la statistique exhaustive T , mais aussi de $\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i$ par sa borne inférieure, ce qui paraît saugrenu (cf. à ce sujet le paragraphe 2.C). L'intervalle peut même être vide si par aventure l'un des x_i de l'échantillon est très inférieur aux autres !

Cette analyse montre au passage que la situation n'est pas simple même dans le cas de modèles à un seul paramètre de position.

3.C Le modèle des lois uniformes

On considère le modèle (non régulier) de paramètre d'échelle θ

$$\Delta = \mathbb{R}_+^*, \mu = \mathbb{1}_\Delta \lambda, f_\theta(x) = \frac{1}{\theta} \mathbb{1}_{]0, 1[} \left(\frac{x}{\theta} \right) \quad \text{où } \Theta = \mathbb{R}_+^*,$$

tel que $\forall x = (x_1, \dots, x_n), f_\theta(x_1, \dots, x_n) = \frac{1}{\theta^n} \mathbb{1}_{] \max(x_1, \dots, x_n), +\infty[}(\theta)$.

Soit $T = \max(X_1, \dots, X_n)$ l'estimateur de θ au maximum de vraisemblance, qui est clairement une statistique exhaustive : on peut prendre $f_t^T \stackrel{\text{déf}}{=} f_x$, donc $\|f_t^T\|_\infty = \frac{1}{t^n}$ et $\phi_t^T(\theta) = \left(\frac{t}{\theta}\right)^n \mathbb{1}_{]t, +\infty[}(\theta)$ (ϕ_t^T a pour image $[0, 1[$ qui ne dépend pas de t). Comme

$$\forall \theta \in \Theta, \phi_\theta^T(T) = \left(\frac{T}{\theta}\right)^n = \left[\max\left(\frac{X_1}{\theta}, \dots, \frac{X_n}{\theta}\right) \right]^n$$

où les $\frac{X_i}{\theta}$ sont indépendants et de loi uniforme sur $]0, 1[$, $\left(\frac{T}{\theta}\right)^n$ a la même loi : ϕ^T vérifie la propriété pivotale avec ν probabilité uniforme sur $]0, 1[$.

On a donc $\forall y \in]0, 1[$, $\gamma(y) = \nu(]y, +\infty[) = 1 - y$; de sorte que pour tout $t > 0$ et pour tout $\gamma \in]0, 1[$ fixé,

$$\left\{ \phi_t^T > 1 - \gamma \right\} = \left] t, t \left(\frac{1}{1 - \gamma} \right)^{\frac{1}{n}} \right[$$

est la région vraisemblable pour θ au niveau de confiance γ .

On notera que cet intervalle de confiance diffère de l'intervalle équilibré habituel de niveau γ

$$\left] t \left(\frac{2}{1+\gamma} \right)^{\frac{1}{n}}, t \left(\frac{2}{1-\gamma} \right)^{\frac{1}{n}} \right[,$$

qui est de plus grande taille et dont l'adhérence ne **contient pas** l'estimation au maximum de vraisemblance t de θ .

Remarque : La fonction $\Phi_x(\theta) \stackrel{\text{déf}}{=} x_1 x_2 \cdots x_n f_\theta(x_1, \dots, x_n) = \prod_{1 \leq i \leq n} \left[\frac{x_i}{\theta} \mathbb{1}_{]0,1[} \left(\frac{x_i}{\theta} \right) \right]$

est elle-même une fonction pivotale puisque pour tout $\theta \in \Theta$, du fait que $X < \theta$,

$$\Phi_X(\theta) = \left(\prod_{1 \leq i \leq n} X_i \right) f_\theta(X_1, \dots, X_n) = \prod_{1 \leq i \leq n} \frac{X_i}{\theta} \stackrel{\mathcal{L}}{=} \prod_{1 \leq i \leq n} U^{(i)} \stackrel{\mathcal{L}}{=} \prod_{1 \leq i \leq n} e^{-S_1^{(i)}} \stackrel{\mathcal{L}}{=} e^{-S_n}$$

où les $U^{(i)}$ sont des variables uniformes sur $]0, 1[$ indépendantes. Mais comme dans l'exemple précédent Φ ne vérifie pas la condition $\forall x \in \Delta^n$, $\Phi_x(\Theta)$ porteur de la loi de e^{-S_n} , puisque la longueur de l'intervalle $\Phi_x(\Theta) = \left[0, \frac{x_1 x_2 \cdots x_n}{\max(x_1, \dots, x_n)^n} \right]$ est strictement inférieur à 1 dès que les x_i ne sont pas tous égaux entre eux ; ce qui suffit à rendre condamnable l'emploi de Φ pour toute estimation par régions de confiance (cf. les paragraphes 2.A et 3.B).

Cette analyse montre au passage que la situation n'est pas simple même dans le cas de modèles à un seul paramètre d'échelle...

3.D Paramètre d'échelle sur les lois Gamma — Weibull

Soient deux réels $a, b > 0$ fixés ; on considère le modèle de paramètre d'échelle $\frac{1}{\theta}$

$$\Delta = \mathbb{R}_+^*, \mu = \mathbb{1}_\Delta \lambda \text{ et } f_\theta(x) = \frac{b}{\Gamma(a)} x^{a b - 1} \theta^{a b} e^{-(\theta x)^b} \text{ où } \Theta = \mathbb{R}_+^*,$$

Γ désignant la fonction d'Euler. Il s'agit d'un modèle exponentiel de forme standard $f_\theta(x) = \bar{b}(x) e^{\alpha(\theta) \bar{a}(x) + \beta(\theta)}$ avec

$$\bar{a}(x) = x^b, \bar{b}(x) = \frac{b}{\Gamma(a)} x^{a b - 1}, \alpha(\theta) = -\theta^b \text{ et } \beta(\theta) = a b \ln \theta.$$

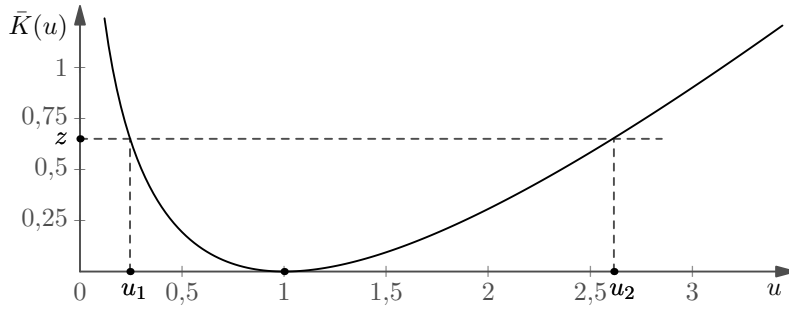
Pour $b = 1$ il s'agit des lois Gamma de paramètre de forme a ; pour $a = 1$ il s'agit des lois de Weibull de paramètre de forme b ; et pour $a = b = 1$, on a affaire au modèle des durées de vie exponentielles.

On a ici $T = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i^b$ et $h(\theta) = \frac{a b}{\theta} \frac{1}{b \theta^{b-1}} = \frac{a}{\theta^b}$, donc $h(\Theta) = \mathbb{R}_+^* = \tau(\Delta^n)$

avec $h^{-1}(t) = \left(\frac{a}{t} \right)^{\frac{1}{b}}$; de sorte que (cf. le paragraphe 2.D)

$$\forall \theta \in \Theta, -\frac{1}{n} \ln \phi_\theta^T(T) = \left(-\frac{a}{T} + \theta^b \right) T + \left(a \ln \frac{a}{T} - a b \ln \theta \right) = a \bar{K} \left(\frac{\theta^b}{a} T \right)$$

en ayant posé $\forall u > 0, \boxed{\bar{K}(u) \stackrel{\text{d\u00e9f}}{=} u - \ln u - 1}$.



\bar{K} est une fonction positive et strictement convexe sur \mathbb{R}_+^* , de minimum 0 en $u = 1$ et de limite $+\infty$ en 0 et à l'infini.

On a $\Phi_\theta^T(T) \stackrel{\text{d\u00e9f}}{=} \frac{\theta^b}{a} T = \frac{1}{na} \sum_{i=1}^n (\theta X_i)^b \stackrel{\mathcal{L}}{=} \frac{S_{na}}{na} \stackrel{\text{d\u00e9f}}{=} U$ où S_{na} est la variable gamma réduite de paramètre de forme na (de loi diffuse), car $\forall i \in \{1, \dots, n\}$, θX_i a pour densité sur \mathbb{R}_+ $\frac{b}{\Gamma(a)} y^{a-1} e^{-y}$, donc $(\theta X_i)^b$ a pour densité sur \mathbb{R}_+ $\frac{1}{\Gamma(a)} z^{a-1} e^{-z}$, c'est-à-dire $(\theta X_i)^b \stackrel{\mathcal{L}}{=} S_a$. On en déduit que $\bar{K}\left(\frac{\theta^b}{a} T\right) = (\bar{K} \circ \Phi^T)(T)$ a aussi sa loi (diffuse) qui ne dépend pas de θ , de sorte que **la propriété pivotale est vérifiée par ϕ^T** ; et comme $\phi_t^T(\theta) = e^{-na\bar{K}\left(\frac{\theta^b}{a} t\right)}$, ϕ_t^T a pour image $]0, 1]$ qui ne dépend pas de t .

Comme détaillé au début du paragraphe 4 ci-dessous, pour tout $t > 0$ et pour tout $\gamma \in]0, 1[$ fixé,

$$\left\{ \phi_t^T > H(z) \stackrel{\text{d\u00e9f}}{=} e^{-naz} \right\} = \left\{ \theta \in \Theta : \bar{K}\left(\frac{\theta^b}{a} t\right) < z \right\} = \left] \left(\frac{a u_1}{t}\right)^{\frac{1}{b}}, \left(\frac{a u_2}{t}\right)^{\frac{1}{b}} \right[$$

est alors la région vraisemblable pour θ au niveau de confiance γ fixé pour $u_1, u_2 > 0$ tels que

$$\bar{K}(u_1) = \bar{K}(u_2) (= z) \text{ et } P\left(u_1 < \frac{S_{na}}{na} < u_2\right) = \gamma.$$

On notera à nouveau que cet intervalle de confiance au niveau γ diffère, déjà dans le cas $a = b = 1$ des durées de vie exponentielles, de l'intervalle de confiance équilibré habituel de niveau γ , à savoir

$$\left] \frac{u_1}{\bar{x}}, \frac{u_2}{\bar{x}} \right[\text{ où } P(S_n \leq n u_1) = P(S_n \geq n u_2) = \frac{1 - \gamma}{2}.$$

4 Exemple du modèle des lois gaussiennes

Le modèle des lois gaussiennes va permettre d'illustrer la démarche pratique consistant à choisir une statistique exhaustive $T = \tau(X_1, \dots, X_n)$ pour le modèle (en général un estimateur au maximum de vraisemblance, mais cela peut par défaut être simplement la variable échantillon (X_1, \dots, X_n) en prenant pour τ l'application identique de \mathbb{R}^n), puis à chercher une factorisation de ϕ^T de la forme

$$\forall t, \phi_t^T = H \circ K \circ \Phi_t^T \quad (\text{soit } \phi^T = H \circ K \circ \Phi^T)$$

telle que

- $\Phi^T : \tau(\Delta^n) \times \Theta \rightarrow \mathbb{R}^d$ vérifie $\begin{cases} \forall \theta, \Phi_\theta^T(T) \stackrel{\mathcal{L}}{=} U \text{ de loi } \eta \text{ fixe diffuse et connue} ; \\ \forall t, \Phi_t^T(\Theta) = \Phi^T(\tau(\Delta^n) \times \Theta) \end{cases}$;
- $K : \Phi^T(\tau(\Delta^n) \times \Theta) \subseteq \mathbb{R}^d \rightarrow \mathbb{R}$ a une forme analytique simple, si possible ne dépendant pas de n ;
- $H : (K \circ \Phi^T)(\tau(\Delta^n) \times \Theta) \subseteq \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}_+$ est décroissante au sens strict.

On a ainsi $\nu = (H \circ K)(\eta)$ et pour tout $t \in \tau(\Delta^n)$

$$\forall z, \boxed{\{\phi_t^T > H(z)\} = \{K \circ \Phi_t^T < z\}} \text{ de niveau } \boxed{\gamma = P(K(U) < z) = \eta(\{K < z\})}.$$

À noter que l'unicité de ϕ^T n'implique absolument pas celle de Φ^T , K ou H .

4.A Estimation du couple (espérance, écart-type)

On note m l'espérance et σ l'écart-type, à estimer ensemble ($\theta = (m, \sigma)$ dans $\Theta = \mathbb{R} \times \mathbb{R}_+^*$) et on considère le modèle (exponentiel) usuel

$$(*) \quad \Delta = \mathbb{R}, \mu = \lambda \otimes \lambda, f_{(m,\sigma)}(x) = \frac{1}{\sigma \sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(x-m)^2}{2\sigma^2}} > 0,$$

$$\text{soit } f_{(m,\sigma)}(x_1, \dots, x_n) = \left(\frac{1}{\sigma \sqrt{2\pi}}\right)^n e^{-\frac{1}{2\sigma^2} \sum_{i=1}^n (x_i - m)^2} = (2\pi)^{-\frac{n}{2}} e^{-\frac{n}{2} \left(\ln \sigma^2 + \frac{(\bar{x} - m)^2 + S^2}{\sigma^2}\right)}$$

en notant $\bar{X} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i$ et $S^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2$; on voit que le couple $T = (\bar{X}, S)$ est une statistique exhaustive du modèle (*) et on sait que \bar{X} et S sont des variables indépendantes telles que $\forall \theta = (m, \sigma) \in \Theta$,

$$\Phi_{(m,\sigma)}^T(\bar{X}, S) \stackrel{\text{déf}}{=} \left(\frac{\bar{X} - m}{\sigma}, \frac{S^2}{\sigma^2}\right) \stackrel{\mathcal{L}}{=} U \stackrel{\text{déf}}{=} \left(\frac{Z}{\sqrt{n}}, \frac{\chi_{n-1}^2}{n}\right),$$

où Z est une gaussienne centrée réduite indépendante de la variable du chi-deux χ_{n-1}^2 (la loi du membre de gauche étant prise par rapport à la probabilité $P_{(m,\sigma)}$).

$\forall (\bar{x}, s) \in \mathbb{R} \times \mathbb{R}_+^*$ fixé, $f_{(\bar{x},s)}^T(m, \sigma) \stackrel{\text{déf}}{=} e^{-\frac{n}{2} \left(\ln \sigma^2 + \frac{(\bar{x} - m)^2 + s^2}{\sigma^2}\right)}$ atteint son maximum pour $\ln \sigma^2 + \frac{(\bar{x} - m)^2 + s^2}{\sigma^2}$ minimum, soit pour $m = \bar{x}$ et $\frac{2}{\sigma} - \frac{2s^2}{\sigma^3} = 0 \iff \sigma = s$; de sorte que $T = (\bar{X}, S)$ est l'estimateur de $\theta = (m, \sigma)$ au maximum de vraisemblance.

On a donc $\|f_{(\bar{x},s)}^T\|_\infty = e^{-\frac{n}{2}(1 + \ln s^2)}$ et comme $\phi_{(\bar{x},s)}^T = \frac{f_{(\bar{x},s)}^T}{\|f_{(\bar{x},s)}^T\|_\infty}$, on a $\forall (m, \sigma) \in \Theta$,

$$-\frac{2}{n} \ln \phi_{(m,\sigma)}^T(\bar{X}, S) = \frac{(\bar{X} - m)^2 + S^2}{\sigma^2} + \ln \sigma^2 - \ln S^2 - 1 = K\left(\frac{\bar{X} - m}{\sigma}, \frac{S^2}{\sigma^2}\right)$$

pour $K(u_1, u_2) \stackrel{\text{déf}}{=} u_1^2 + u_2 - \ln u_2 - 1 = u_1^2 + \bar{K}(u_2)$ (cf. le paragraphe 3.D pour \bar{K}).

On a ainsi $\phi^T = H \circ K \circ \Phi^T$ avec $H : z \in \mathbb{R}_+ \mapsto e^{-\frac{n}{2}z}$, et ϕ^T vérifie la propriété **pivotal** puisque $\forall (m, \sigma) \in \Theta$, $\phi_{(m,\sigma)}^T(\bar{X}, S) \stackrel{\mathcal{L}}{=} e^{-\frac{n}{2}K(U)}$; et comme $\phi_{(\bar{x},s)}^T(m, \sigma) = e^{-\frac{n}{2}K\left(\frac{\bar{x}-m}{\sigma}, \frac{s^2}{\sigma^2}\right)}$, $\phi_{(\bar{x},s)}^T$ a pour image $]0, 1]$ qui ne dépend pas de (\bar{x}, s) .

D'après le début du paragraphe 4, pour tout $t = (\bar{x}, s) \in \mathbb{R} \times \mathbb{R}_+^*$ et pour tout $\gamma \in]0, 1[$ fixé,

$$\{\phi_t^T > e^{-\frac{n}{2}z}\} = \left\{ (m, \sigma) \in \Theta : K\left(\frac{\bar{x} - m}{\sigma}, \frac{s^2}{\sigma^2}\right) \equiv \ln \sigma^2 + \frac{(\bar{x} - m)^2 + s^2}{\sigma^2} - \ln s^2 - 1 < z \right\}$$

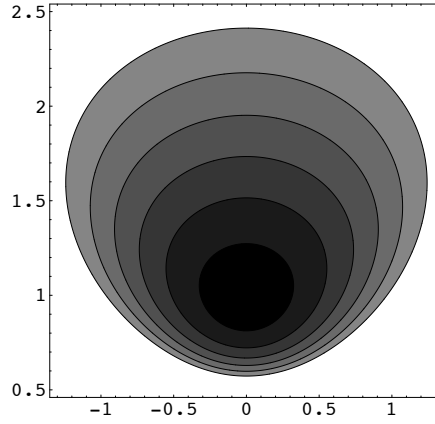
est la région vraisemblable pour θ au niveau de confiance γ pour $z > 0$ tel que

$$\gamma = P(K(U) < z) = \eta(\{(u_1, u_2) \in \mathbb{R} \times \mathbb{R}_+^* : u_1^2 + \bar{K}(u_2) < z\});$$

sachant que la loi diffuse η de $U = \left(\frac{Z}{\sqrt{n}}, \frac{\chi_{n-1}^2}{n}\right)$ a pour densité

$$(u_1, u_2) \in \mathbb{R}^2 \mapsto \frac{n^{\frac{n}{2}}}{2\sqrt{2\pi}\Gamma(\frac{n-1}{2})} e^{-\frac{nu_1^2}{2}} e^{-\frac{nu_2}{2}} \left(\frac{u_2}{2}\right)^{\frac{n-3}{2}} \mathbb{1}_{\mathbb{R}_+^*}(u_2).$$

$\bar{x} = 0, s = 1; \{\phi_t^T > e^{-\frac{n}{2}z}\}$ pour diverses valeurs positives de z :

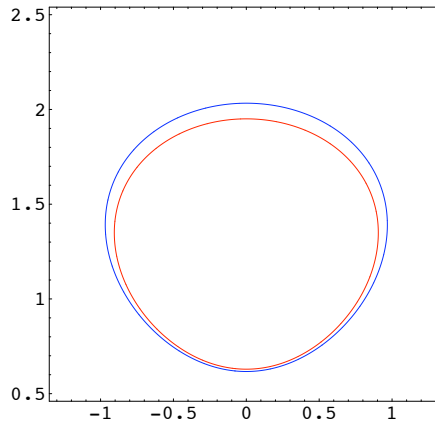


Application numérique

Pour le niveau de confiance $\gamma = 0.95$, $n = 10$, $\bar{x} = 0$ et $s^2 = 1$ par exemple, on trouve $z \approx 0.661$.

Si on reprend cette étude en considérant (abusivement) qu'on est en situation asymptotique (cf. le paragraphe 3.A), la région vraisemblable $\{\phi_t^T > e^{-\frac{1}{2}z_{as}}\}$ a le niveau de confiance asymptotique γ pour $P(\chi_d^2 < z_{as}) = \gamma$; ce qui donne numériquement ici (où $d = 2$) $z_{as} \approx 5.99$.

Dans le schéma ci-dessous figurent ces deux régions vraisemblables déterminées par méthodes directe (la plus grande) et asymptotique (la plus petite). L'écart est faible déjà pour $n = 10$.



4.B Estimation de l'espérance à écart-type connu ou inconnu

• On veut d'abord estimer l'espérance $m \in \Theta_1 = \mathbb{R}$ à écart-type σ de valeur **connue**.

Le modèle (*) conditionné à σ (cf. le paragraphe 1.B) est exponentiel réel, de statistique exhaustive l'estimateur efficace $T = \bar{X} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i$.

On a $\Phi_m^{\bar{X}}(\bar{X}) \stackrel{\text{déf}}{=} \frac{\bar{X} - m}{\sigma} \sqrt{n} \stackrel{\mathcal{L}}{=} Z$ et \bar{X} a pour densité $f_{\bar{x}}^{\bar{X}}(m) \stackrel{\text{déf}}{=} e^{-\frac{n}{2\sigma^2}(\bar{x}-m)^2}$; **la propriété pivotale est vérifiée par** $\phi^{\bar{X}} = f^{\bar{X}} = H \circ K \circ \Phi^{\bar{X}}$ où $H(z) \stackrel{\text{déf}}{=} e^{-\frac{z^2}{2}}$ et $K(u) \stackrel{\text{déf}}{=} |u|$, et l'image de $\phi_{\bar{x}}^{\bar{X}}$ est $]0, 1]$, qui ne dépend pas de \bar{x} .

D'après le début du paragraphe 4, pour tout $\bar{x} > 0$ et pour tout $\gamma \in]0, 1[$ fixé,

$$\left\{ \phi_{\bar{x}}^{\bar{X}} > H(z) \right\} = \left\{ m \in \Theta_1 : \left| \frac{\bar{x} - m}{\sigma} \sqrt{n} \right| < z \right\} = \left] \bar{x} - z \frac{\sigma}{\sqrt{n}}, \bar{x} + z \frac{\sigma}{\sqrt{n}} \right[,$$

qui est la section à σ d'une région vraisemblable pour (m, σ) , est la région vraisemblable pour m au niveau de confiance γ pour $z > 0$ tel que

$$P(|Z| < z) = \gamma.$$

On retrouve l'intervalle de confiance équilibré habituel de niveau γ , du fait que Z est de loi paire.

• On veut à présent estimer l'espérance $m \in \Theta_1 = \mathbb{R}$ à écart-type σ de valeur **inconnue**.

Comme expliqué au paragraphe 1.B, les régions vraisemblables dans le modèle (*) pour m à σ inconnu sont les **projections** sur l'axe des m des régions vraisemblables pour (m, σ) :

$$h \geq 0, \bigcup_{\sigma > 0} \{f_x(\cdot, \sigma) > h\} = \left\{ \sup_{\sigma > 0} f_x(\cdot, \sigma) > h \right\},$$

associées à la fonction de vraisemblance marginale pour m en x , $m \mapsto \sup_{\sigma > 0} f_x(m, \sigma)$.

On a en l'occurrence pour tout $m \in \Theta_1$,

$$\begin{aligned} \sup_{\sigma > 0} f_x(m, \sigma) &= (2\pi)^{-\frac{n}{2}} e^{-\frac{n}{2} \inf_{\sigma > 0} \left(\ln \sigma^2 + \frac{(\bar{x}-m)^2 + s^2}{\sigma^2} \right)} = (2\pi)^{-\frac{n}{2}} e^{-\frac{n}{2} (\ln[(\bar{x}-m)^2 + s^2] + 1)} \\ &= (2\pi e)^{-\frac{n}{2}} ((\bar{x} - m)^2 + s^2)^{-\frac{n}{2}} = (2\pi e s^2)^{-\frac{n}{2}} \left(1 + \left(\frac{\bar{x} - m}{s} \right)^2 \right)^{-\frac{n}{2}}; \end{aligned}$$

de sorte que $\tilde{\phi}_{\bar{x}} \propto \sup_{\sigma > 0} f_x(\cdot, \sigma)$ de norme sup 1 est $\tilde{\phi}_{\bar{x}}(m) = \left(1 + \left(\frac{\bar{x} - m}{s} \right)^2 \right)^{-\frac{n}{2}} \cdot \tilde{\phi}_{\bar{x}}$ a pour image $]0, 1]$, qui ne dépend pas de \bar{x} .

Comme $\forall (m, \sigma) \in \Theta$, $\left(\frac{\bar{X} - m}{\sigma}, \frac{S^2}{\sigma^2} \right) \stackrel{\mathcal{L}}{=} \left(\frac{Z}{\sqrt{n}}, \frac{\chi_{n-1}^2}{n} \right)$ où Z et χ_{n-1}^2 sont indépendantes, on a

$$\frac{\bar{X} - m}{S} \stackrel{\mathcal{L}}{=} \frac{Z}{\sqrt{\chi_{n-1}^2}} \text{ et donc } \tilde{\Phi}_m(\bar{X}) \stackrel{\text{déf}}{=} \frac{\bar{X} - m}{S^*} \sqrt{n} \stackrel{\mathcal{L}}{=} T_{n-1},$$

où $S^{*2} = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2 = \frac{n}{n-1} S^2$ et où T_{n-1} désigne la variable de Student à $n-1$ degrés de liberté ($n \geq 2$). Ainsi la fonction $\tilde{\phi} = H \circ K \circ \tilde{\Phi}$ où $K(u) = |u|$ et $H : z \in \mathbb{R}_+ \mapsto \left(1 + \frac{z^2}{n-1}\right)^{-\frac{n}{2}}$ vérifie la propriété pivotale.

D'après le début du paragraphe 4, pour tout $\bar{x} > 0$ et pour tout $\gamma \in]0, 1[$ fixé,

$$\left\{ \tilde{\phi}_{\bar{x}} > \left(1 + \frac{z^2}{n-1}\right)^{-\frac{n}{2}} \right\} = \left\{ m \in \Theta_1 : \left| \frac{\bar{x} - m}{s^*} \sqrt{n} \right| < z \right\} = \left] \bar{x} - z \frac{s^*}{\sqrt{n}}, \bar{x} + z \frac{s^*}{\sqrt{n}} \right[,$$

qui est la projection d'une région vraisemblable pour (m, σ) , est la région vraisemblable pour m au niveau de confiance γ pour $z > 0$ tel que

$$P(|T_{n-1}| < z) = \gamma.$$

On retrouve l'intervalle de confiance équilibré habituel de niveau γ , du fait que T_{n-1} est de loi paire.

4.C Estimation de l'écart-type à espérance connue ou inconnue

• On veut d'abord estimer l'écart-type $\sigma \in \Theta_2 = \mathbb{R}_+^*$ à espérance m de valeur connue.

Le modèle (*) conditionné à m (cf. le paragraphe 1.B) est exponentiel réel, de statistique exhaustive l'estimateur efficace $V = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (X_i - m)^2 = S^2 + (\bar{X} - m)^2$.

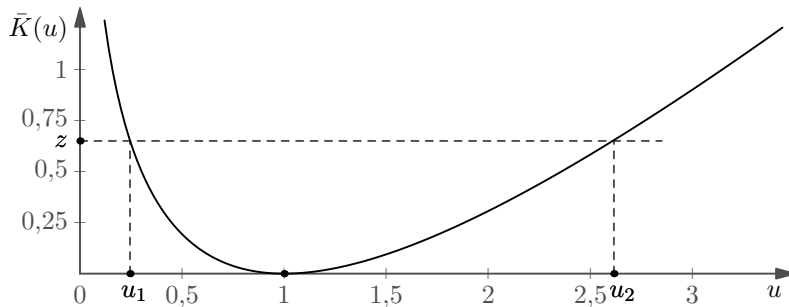
On a, par définition même de la loi du χ^2 , $\Phi_\sigma^V(V) \stackrel{\text{déf}}{=} \frac{V}{\sigma^2} \stackrel{\mathcal{L}}{=} \frac{\chi_n^2}{n}$; et V a pour densité $f_v^V(\sigma) \stackrel{\text{déf}}{=} e^{-\frac{n}{2}(\ln \sigma^2 + \frac{v}{\sigma^2})} = e^{-\frac{n}{2} \bar{K}(\frac{v}{\sigma^2})} e^{-\frac{n}{2}(1 - \ln v)}$, de sorte que ϕ_v^V de norme sup 1 est $\phi_v^V(\sigma) = e^{-\frac{n}{2} \bar{K}(\frac{v}{\sigma^2})}$. **La propriété pivotale est vérifiée par $\phi^V = H \circ \bar{K} \circ \Phi^V$ où $H(z) \stackrel{\text{déf}}{=} e^{-\frac{n}{2} z}$, et l'image de ϕ_v^V est $]0, 1]$, qui ne dépend pas de v .**

D'après le début du paragraphe 4, pour tout $v > 0$ et pour tout $\gamma \in]0, 1[$ fixé,

$$\left\{ \phi_v^V > H(z) \right\} = \left\{ \sigma \in \Theta_2 : \bar{K}\left(\frac{v}{\sigma^2}\right) < z \right\} = \left] \sqrt{\frac{v}{u_2}}, \sqrt{\frac{v}{u_1}} \right[,$$

qui est la section à σ d'une région vraisemblable pour (m, σ) , est la région vraisemblable pour σ au niveau de confiance γ fixé pour $u_1, u_2 > 0$ tels que

$$\bar{K}(u_1) = \bar{K}(u_2) (= z) \quad \text{et} \quad P\left(u_1 < \frac{\chi_n^2}{n} < u_2\right) = \gamma.$$



On ne retrouve **pas** ici l'intervalle de confiance équilibré habituel de niveau γ :

$$\left] \sqrt{\frac{v}{u_2}}, \sqrt{\frac{v}{u_1}} \left[\quad \text{où } P(\chi_n^2 \leq n u_1) = P(\chi_n^2 \geq n u_2) = \frac{1-\gamma}{2}.$$

• On veut à présent estimer l'écart-type $\sigma \in \Theta_2 = \mathbb{R}_+^*$ à espérance m de valeur **inconnue**.

Comme expliqué au paragraphe 1.B, les régions vraisemblables dans le modèle (*) pour σ à m inconnu sont les **projections** sur l'axe des m des régions vraisemblables pour (m, σ) :

$$h \geq 0, \quad \bigcup_{m \in \mathbb{R}} \{f_x(m, \cdot) > h\} = \left\{ \sup_{m \in \mathbb{R}} f_x(m, \cdot) > h \right\},$$

associées à la fonction de vraisemblance marginale pour σ en x , $\sigma \mapsto \sup_{m \in \mathbb{R}} f_x(m, \sigma)$.

On a en l'occurrence pour tout $\sigma \in \Theta_2$,

$$\begin{aligned} \sup_{m \in \mathbb{R}} f_x(m, \sigma) &= (2\pi)^{-\frac{n}{2}} e^{-\frac{n}{2} \inf_{m \in \mathbb{R}} \left(\ln \sigma^2 + \frac{s^2 + (\bar{x} - m)^2}{\sigma^2} \right)} = (2\pi)^{-\frac{n}{2}} e^{-\frac{n}{2} \left(\ln \sigma^2 + \frac{s^2}{\sigma^2} \right)} \\ &= e^{-\frac{n}{2} \bar{K}\left(\frac{s}{\sigma^2}\right)} e^{-\frac{n}{2} (1 - \ln s)}; \end{aligned}$$

de sorte que $\tilde{\phi}_s \propto \sup_{m \in \mathbb{R}} f_x(m, \cdot)$ de norme sup 1 est $\tilde{\phi}_s(\sigma) = e^{-\frac{n}{2} \bar{K}\left(\frac{s}{\sigma^2}\right)}$. $\tilde{\phi}_s$ a pour image $]0, 1]$, qui ne dépend pas de s .

Comme $\tilde{\Phi}_\sigma(S) \stackrel{\text{déf}}{=} \frac{S^2}{\sigma^2} \stackrel{\mathcal{L}}{\equiv} \frac{\chi_{n-1}^2}{n}$, la fonction $\tilde{\phi} = H \circ \bar{K} \circ \tilde{\Phi}$ où $H : z \in \mathbb{R}_+ \mapsto e^{-\frac{n}{2} z}$ vérifie de plus la propriété pivotale.

D'après le début du paragraphe 4, pour tout $s > 0$ et pour tout $\gamma \in]0, 1[$ fixé,

$$\left\{ \phi_s^S > e^{-\frac{n}{2} z} \right\} = \left\{ \sigma \in \Theta_2 : \bar{K}\left(\frac{s}{\sigma^2}\right) < z \right\} = \left] \frac{s}{\sqrt{u_2}}, \frac{s}{\sqrt{u_1}} \left[,$$

qui est la projection d'une région vraisemblable pour (m, σ) , est la région vraisemblable pour σ au niveau de confiance γ pour $u_1, u_2 > 0$ tels que

$$\bar{K}(u_1) = \bar{K}(u_2) (= z) \quad \text{et} \quad P\left(u_1 < \frac{\chi_{n-1}^2}{n} < u_2\right) = \gamma.$$

On ne retrouve **pas** ici l'intervalle de confiance équilibré habituel de niveau γ :

$$\left] \frac{s}{\sqrt{u_2}}, \frac{s}{\sqrt{u_1}} \left[\quad \text{où } P(\chi_{n-1}^2 \leq n u_1) = P(\chi_{n-1}^2 \geq n u_2) = \frac{1-\gamma}{2}.$$

Remarque : la fonction \bar{K} semble intimement liée au modèles exponentiels vérifiant l'hypothèse de vraisemblance pivotale (cf. les paragraphes 3.D, 4.A et 4.C ci-dessus) !

5 Modèle exponentiel réel, cas diffus

5.A Une fonction pivotale intrinsèque

Soit un modèle exponentiel réel ($d = 1$) quelconque et soit $\varepsilon = -1$ ou $+1$ selon que le signe constant de α' est négatif ou positif.

L'estimateur efficace $T = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \bar{a}(X_i)$ est intrinsèque au modèle exponentiel, car la fonction \bar{a} dans $f_\theta(x) = \bar{b}(x) e^{\alpha(\theta)\bar{a}(x)+\beta(\theta)}$ ne dépend pas de la mesure dominante μ du modèle est n'est évidemment pas affectée par un reparamétrage.

Limitons-nous ici au cas où la loi $f_\theta^T \dot{\mu}$ de T est **diffuse**, autrement dit où la mesure $\dot{\mu}$ est diffuse (ce qui impose que μ le soit) puisque la fonction $f_\theta^T(t) = e^{n[\alpha(\theta)t+\beta(\theta)]}$ est strictement positive ; et considérons l'application F définie sur $\mathbb{R} \times \Theta$ par

$$F(t, \theta) \stackrel{\text{d\u00e9f}}{=} \begin{cases} P_\theta(T \leq t) = P_\theta(T < t) & \text{si } \varepsilon = -1 \\ P_\theta(T > t) = P_\theta(T \geq t) & \text{si } \varepsilon = +1 \end{cases}.$$

Comme la loi de T est diffuse, F_θ est continue en tant que fonction de r\u00e9partition (compl\u00e9mentaire si $\varepsilon = +1$) de T ; on a donc (propri\u00e9t\u00e9 d'anamorphose)

$$\forall \theta \in \Theta, F_\theta(T) \text{ est de loi uniforme sur }]0, 1[,$$

de sorte que F est une **fonction pivotale**, intrins\u00e8que par construction.

D'autre part on sait que pour tout $t \in \mathbb{R}$, l'application positive F_t est continue et monotone croissante au sens large. La monotonie s'\u00e9tablit classiquement en montrant que pour tous $\theta_1 < \theta_2$ dans Θ , on a (pour $\varepsilon = \pm 1$)

$$\forall t \in \mathbb{R}, \begin{cases} F_{\theta_2}(t) \geq \lambda_t F_{\theta_1}(t) \\ 1 - F_{\theta_2}(t) \leq \lambda_t (1 - F_{\theta_1}(t)) \end{cases} \quad \text{o\u00f9 } \lambda_t = \frac{e^{n[\alpha(\theta_2)t+\beta(\theta_2)]}}{e^{n[\alpha(\theta_1)t+\beta(\theta_1)]}} = \frac{f_{\theta_2}^T(t)}{f_{\theta_1}^T(t)} ;$$

de sorte que $F_{\theta_2}(t) \geq F_{\theta_1}(t)$, d'apr\u00e8s la premi\u00e8re in\u00e9galit\u00e9 si $\lambda_t \geq 1$ et d'apr\u00e8s la seconde in\u00e9galit\u00e9 si $\lambda_t < 1$.

Soit I le plus petit intervalle ouvert de \mathbb{R} dont l'adh\u00e9rence contient le support de $\dot{\mu}$; comme $f_\theta^T > 0$ sur \mathbb{R} pour tout $\theta \in \Theta$, on a $I = \{0 < F_\theta < 1\}$, et comme $\dot{\mu}$ est diffuse, I est un sous-ensemble porteur de $\dot{\mu}$.

Montrons que la croissance de F_t est **stricte** pour tout $t \in I$: supposons par l'absurde F_t constante sur un intervalle non trivial de Θ ; pour tous $\theta_1 < \theta_2$ dans cet intervalle, l'\u00e9galit\u00e9 $F_{\theta_1}(t) = F_{\theta_2}(t)$ impliquerait d'apr\u00e8s les in\u00e9galit\u00e9s ci-dessus $\lambda_t = 1$ et donc $f_{\theta_1}^T(t) = f_{\theta_2}^T(t)$, puisque $t \in I$ exclut les cas $F_{\theta_1}(t) = F_{\theta_2}(t) = 0$ et $F_{\theta_1}(t) = F_{\theta_2}(t) = 1$. f_t^T serait donc aussi constante sur l'intervalle en question, ce qui est incompatible avec f_t^T strictement monotone ou d'oppos\u00e9e unimodale sur Θ (cf. le paragraphe 2.D).

Il suffit alors de rajouter l'hypoth\u00e8se

$$\forall t \in I, \underline{\inf F_t(\Theta) = 0} \text{ et } \underline{\sup F_t(\Theta) = 1},$$

autrement dit d'apr\u00e8s ce qu'on vient de voir l'hypoth\u00e8se $\forall t \in I, F_t(\Theta) =]0, 1[$, pour que F soit une fonction pivotale **correcte**.

Si $\phi^T = \frac{f^T}{M^T}$ est bien d\u00e9finie sur $I \times \Theta$ (par exemple si $h(\Theta)$ porte $\dot{\mu}$ d'apr\u00e8s le paragraphe 2.D) et s'il existe une application $G :]0, 1[\mapsto]0, 1[$ telle que $\phi^T = G \circ F$ sur $I \times \Theta$, le mod\u00e8le exponentiel v\u00e9rifie donc l'hypoth\u00e8se de vraisemblance pivotale.

Inversement supposons cette hypoth\u00e8se v\u00e9rifi\u00e9e et consid\u00e9rons une factorisation de ϕ^T telle qu'indiqu\u00e9e au d\u00e9but du paragraphe 4, avec ici $d = 1$:

$$\forall t \in I, \phi_t^T = H \circ K \circ \Phi_t^T$$

où $\Phi_\theta^T(T) \stackrel{\mathcal{L}}{=} U$ est de loi η fixe diffuse et connue et où la loi fixe $\nu = (H \circ K)(\eta)$ de $\phi_\theta^T(T)$ est elle-même diffuse. Si (quitte à remplacer Φ^T par son opposée), l'application partielle Φ_θ^T est croissante au sens large pour tout $\theta \in \Theta$ comme aux paragraphes 3.D, 4.B et 4.C, on a

$$\forall t \in I, \{\Phi_\theta^T(T) < \Phi_\theta^T(t)\} \subseteq \{T < t\} \subseteq \{T \leq t\} \subseteq \{\Phi_\theta^T(T) \leq \Phi_\theta^T(t)\},$$

de sorte que, la loi η étant diffuse

$$P_\theta(T \leq t) = P_\theta(\Phi_\theta^T(T) \leq \Phi_\theta^T(t)) = P(U \leq \Phi_\theta^T(t));$$

autrement dit $F = \ell \circ \Phi^T$ où ℓ est la restriction à l'image de Φ^T de la fonction de répartition de U si $\varepsilon = -1$, de sa complémentaire si $\varepsilon = +1$. Comme F_t est injective pour tout $t \in I$, Φ_t^T et ℓ le sont aussi ; on a donc $\phi^T = G \circ F$ sur $I \times \Theta$ avec $G \stackrel{\text{déf}}{=} H \circ K \circ \ell^{-1} :]0, 1[\mapsto]0, 1[$.

Nous qualifierons cette situation (modèle exponentiel réel à loi μ diffuse tel que $\forall t \in I, F_t(\Theta) =]0, 1[$ et $\phi_t^T \circ F_t^{-1}$ ne dépend pas de t , donc à vraisemblance pivotale) de *modèle exponentiel réel parfait*.

Comme on l'a constaté dans les exemples précédents, il n'est pas utile de déterminer F pour les modèles exponentiel réels lorsque ceux-ci sont parfaits.

5.B Estimation de substitution

Dans le cas d'un modèle exponentiel réel non parfait, mais vérifiant encore T de loi diffuse et $\forall t \in I, F_t(\Theta) =]0, 1[$, on considère la fonction

$$g_t \stackrel{\text{déf}}{=} f_t^T \circ F_t^{-1} :]0, 1[\rightarrow \mathbb{R}_+^* \text{ telle que } f_t^T = g_t \circ F_t$$

qui dépend de $t \in I$, et qui est continue ainsi que strictement monotone ou d'opposée unimodale comme l'est f_t^T , du fait de la croissance stricte et de la continuité de F_t .

Comme remarqué au paragraphe 2.B, les régions vraisemblables pour $\theta \{f_t^T > k\}$ s'expriment toujours au moyen de la fonction pivotale (ici F), mais les niveaux de confiance qu'on pourrait continuer formellement à leur attribuer ne semblent plus justifiés. Cependant F permet de faire correctement des estimations par intervalles de confiance, et on peut chercher à les *harmoniser au mieux* avec la vraisemblance.

On a d'une part $\forall t \in I$ et $\forall k \geq 0, \{f_t^T > k\} = \{F_t \in B_t\}$ où $B_t = \{g_t > k\}$ est un intervalle ouvert de $]0, 1[$ vu les propriétés de g_t notées ci-dessus ; d'autre part lorsque le borélien $B \in \mathcal{B}(]0, 1[)$ ne dépend pas de t ,

$$\forall \theta \in \Theta, P_\theta(F_T^{-1}(B) \ni \theta) = P_\theta(F_T(\theta) \in B) = \lambda(B),$$

puisque la loi fixe de $F_\theta(T)$ est la probabilité uniforme sur $]0, 1[$.

Fixons un niveau de confiance de référence $\tilde{\gamma} \in]0.5, 1[$, et pour tout $t \in I$ soit $k_t > 0$ tel que la longueur de l'intervalle ouvert $B_t = \{g_t > k_t\} \subseteq]0, 1[$ soit égale à $\tilde{\gamma}$; alors l'intérieur $\overset{\circ}{B}$ de l'intervalle

$$B = \bigcap_{t \in I} B_t$$

est un intervalle ouvert de $]0, 1[$ de longueur $\gamma \in [2\tilde{\gamma} - 1, \tilde{\gamma}] : \gamma = 2\tilde{\gamma} - 1 > 0$ dans le cas de chevauchement minimal des B_t où $\overset{\circ}{B} =]1 - \tilde{\gamma}, \tilde{\gamma}[$, et $\gamma = \tilde{\gamma}$ par exemple dans le cas *parfait* où les B_t ne dépendent pas de t . Supposons que $\overset{\circ}{B} \subset]0, 1[$ pour simplifier un peu l'analyse. Une valeur particulière $t \in I$ étant fournie par l'échantillon, l'ensemble

$$\{F_t \in \overset{\circ}{B}\} \stackrel{\text{déf}}{=}]\theta_t^1, \theta_t^2[, \text{ tel que } \theta_t^1, \theta_t^2 \in \Theta$$

est un intervalle de confiance pour θ au niveau γ qui a la propriété intéressante suivante : comme $B_t \supseteq \overset{\circ}{B}$, on a $\{f_t^T > k_t\} = \{F_t \in B_t\} \supseteq]\theta_t^1, \theta_t^2[$, donc $f_t^T(\theta_t^1) \geq k_t$ et $f_t^T(\theta_t^2) \geq k_t$ par continuité de f_t^T ; en posant $k_t' \stackrel{\text{déf}}{=} \min(f_t^T(\theta_t^1), f_t^T(\theta_t^2)) \geq k_t$, on a donc, du fait que f_t^T est strictement monotone ou d'opposée unimodale,

$$]\theta_t^1, \theta_t^2[\subseteq]\theta_t'^1, \theta_t'^2[\stackrel{\text{déf}}{=} \{f_t^T > k_t'\} \subseteq \{f_t^T > k_t\}$$

avec $\theta_t'^1 = \theta_t^1$ ou $\theta_t'^2 = \theta_t^2$, $\theta_t'^1 = \inf \Theta$ si f_t^T est décroissante sur Θ et $\theta_t'^2 = \sup \Theta$ si f_t^T est croissante sur Θ .

Ceci permet d'attribuer à la **région vraisemblable** pour θ $]\theta_t'^1, \theta_t'^2[$ un **niveau de confiance au moins égal à γ** (et non plus égal à $\tilde{\gamma}$, comme dans le cas parfait) ; et ceci bien que $]\theta_t'^1, \theta_t'^2[$ ne soit pas en général un intervalle de confiance pour θ . Tel est le prix (minimum) à payer pour continuer à faire de l'estimation par régions vraisemblables...

En pratique, on pourra se passer de déterminer $B = \bigcap_{t \in I} B_t$ lorsqu'on sait que B_t dépend effectivement de t , en le remplaçant par défaut par l'intervalle $]1 - \tilde{\gamma}, \tilde{\gamma}[$ ($]1 - \tilde{\gamma}, \tilde{\gamma}[\subset]0, 1[$) qui est a fortiori inclus dans les B_t . Les bornes de la région vraisemblable $]\theta_t'^1, \theta_t'^2[$ de niveau de confiance au moins égal à $\gamma \stackrel{\text{déf}}{=} 2\tilde{\gamma} - 1$ sont alors caractérisées de la manière suivante :

- On commence par déterminer θ_t^1 et $\theta_t^2 \in \Theta$ comme solutions des équations

$$\boxed{F_t(\theta^1) = 1 - \tilde{\gamma} = \frac{1 - \gamma}{2}} \quad \text{et} \quad \boxed{F_t(\theta^2) = \tilde{\gamma} = \frac{1 + \gamma}{2}} ;$$

$]\theta_t^1, \theta_t^2[$ est un intervalle de confiance pour θ au niveau γ .

- - Si $f_t^T(\theta^1) > f_t^T(\theta^2)$, on remplace θ^1 par $\theta'^1 = \inf\{\theta < \theta^1 : f_t^T(\theta) > f_t^T(\theta^2)\}$, et on pose $\theta'^2 = \theta^2$; de sorte que $f_t^T(\theta'^1) = f_t^T(\theta^2)$ si $\theta'^1 > \inf \Theta$.
- Si $f_t^T(\theta^2) > f_t^T(\theta^1)$, on remplace θ^2 par $\theta'^2 = \sup\{\theta > \theta^2 : f_t^T(\theta) > f_t^T(\theta^1)\}$, et on pose $\theta'^1 = \theta^1$; de sorte que $f_t^T(\theta'^1) = f_t^T(\theta^2)$ si $\theta'^2 < \sup \Theta$.
- Si $f_t^T(\theta^1) = f_t^T(\theta^2)$, on pose $\theta'^1 = \theta^1$ et $\theta'^2 = \theta^2$.

5.C Exemple du modèle des lois Gamma

On considère à nouveau le modèle exponentiel des lois gamma de paramètre de forme θ (cf. le paragraphe 3.A)

$$\Delta = \mathbb{R}_+^*, \mu = \mathbb{1}_\Delta \lambda \text{ et } f_\theta(x) = \frac{1}{\Gamma(\theta)} x^{\theta-1} e^{-x} \text{ où } \Theta = \mathbb{R}_+^*,$$

dont l'estimateur efficace $T = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \log X_i$ a pour densité par rapport à $\dot{\mu}$

$$f_\theta^T(t) = \frac{1}{\Gamma(\theta)^n} e^{n\theta t} = e^{n[\theta t - \log \Gamma(\theta)]}.$$

La simulation de $m \times n$ variables gamma indépendantes de paramètre θ permet de simuler m réalisations indépendantes de T ; on peut alors construire sa fonction de répartition empirique complémentaire \tilde{F}_θ ($\varepsilon = +1$), qui est une bonne approximation de F_θ si m est grand (quelques dizaines de milliers). m grand est d'autant plus nécessaire qu'on se focalise sur les queues des distributions : une valeur t de T étant fournie par l'échantillon, on détermine θ_1 et θ_2 en les ajustant pour que

$$\tilde{F}_{\theta_1}(t) = \frac{1-\gamma}{2} \text{ et } \tilde{F}_{\theta_2}(t) = \frac{1+\gamma}{2}.$$

Illustration pour $n = 100$, $\gamma = 0.95$ et $t = -1$: $]\theta'_1, \theta'_2[\approx]\theta_1, \theta_2[\approx]0.663, 0.918[$.

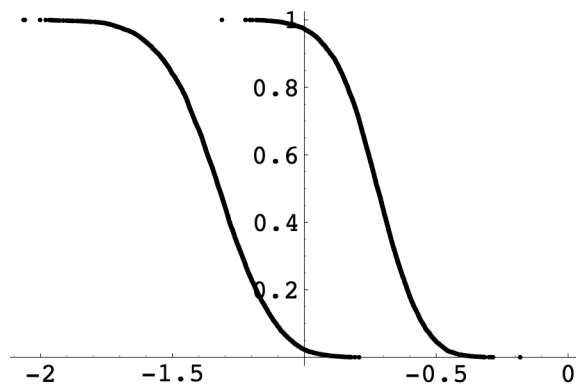
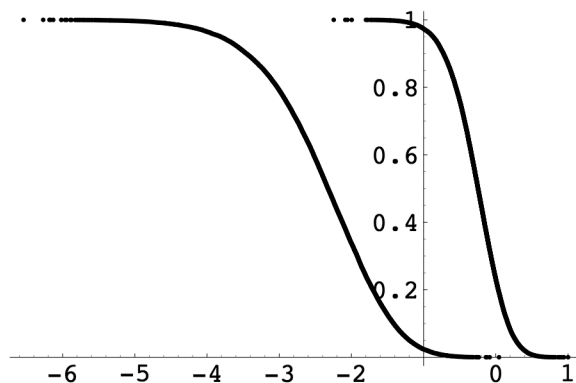


Illustration pour $n = 10$, $\gamma = 0.95$ et $t = -1$:

$]\theta_1, \theta_2[\approx]0.425, 1.22[$ et $]\theta'_1, \theta'_2[\approx]0.425, 1.26[$.



L'accord avec les valeurs trouvées au paragraphe 3.A est très bon, déjà pour $n = 10$.

À titre de comparaison, déterminons à présent des intervalles de confiance de niveau asymptotique γ de manière plus classique, en se référant au théorème central limite :

on sait (cf. le paragraphe 2.D) que l'estimateur efficace $T = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \log X_i$ a pour tout $\theta \in \Theta$ l'espérance $-\frac{\beta'(\theta)}{\alpha'(\theta)} = \frac{\Gamma'(\theta)}{\Gamma(\theta)} \stackrel{\text{déf}}{=} \psi(\theta)$ et de là la variance $\frac{1}{n} \frac{\psi'(\theta)}{\alpha'(\theta)} = \frac{1}{n} \psi'(\theta)$; on a donc

$$\sqrt{\frac{n}{\psi'(\theta)}} (T - \psi(\theta)) \stackrel{\mathcal{L}}{\approx} Z,$$

où Z est une variable gaussienne centrée réduite. On définit ainsi l'intervalle ouvert

$$] \theta_1(t), \theta_2(t) [= \left\{ \theta \in \Theta : |\psi(\theta) - t| < \frac{z}{\sqrt{n}} \sqrt{\psi'(\theta)} \right\} \quad \text{où } P(|Z| < z) = \gamma.$$

Pour $\gamma = 0.95$ ($z \approx 1.96$) et $t = -1$, on obtient $\left\{ \begin{array}{l}] \theta_1, \theta_2 [\approx] 0.66, 0.91 [\text{ pour } n = 100 \\] \theta_1, \theta_2 [\approx] 0.37, 1.19 [\text{ pour } n = 10 \end{array} \right. :$

l'accord est nettement moins bon pour $n = 10$.

6 Modèle exponentiel réel, cas discret

On considère un modèle exponentiel réel où μ et donc aussi $\dot{\mu} = \tau(B \mu^{n \otimes})$ ($B(x) = \prod_{i=1}^n \bar{b}(x_i)$) sont des mesures discrètes; de sorte que la loi de la statistique exhaustive $T = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \bar{a}(X_i)$ est **discrète** pour tout $\theta \in \Theta$.

Supposons pour fixer les idées que $\varepsilon = +1$, autrement dit que le signe constant de α' est positif sur Θ ; et notons pour tout $\theta \in \Theta$

$$t \in \mathbb{R}, \underline{F_\theta^d(t)} \stackrel{\text{déf}}{=} P_\theta(T > t), \text{ inférieur ou égal à } \underline{F_\theta^g(t)} \stackrel{\text{déf}}{=} P_\theta(T \geq t),$$

les versions continues à droite et à gauche de la fonction de répartition complémentaire de T , qui diffèrent en tout point de $\dot{\Delta} \stackrel{\text{déf}}{=} \{t \in \mathbb{R} : \dot{\mu}(\{t\}) > 0\}$. On a

$$\dot{\Delta} = \tau(\Delta^n) \text{ où } \Delta \stackrel{\text{déf}}{=} \{x \in \mathbb{R} : \mu(\{x\}) > 0\};$$

Δ et $\dot{\Delta}$ sont les ensembles porteurs naturels de μ et $\dot{\mu}$ discrètes.

6.A Une nouvelle fonction pivotale intrinsèque

À présent les lois de $F_\theta^d(T)$ et de $F_\theta^g(T)$ ne sont plus que des approximations — elles-mêmes non diffuses — de la loi uniforme sur $]0, 1[$, qui en plus dépendent de θ ! Les considérations des paragraphes 5.A et 5.B ne sont donc plus valides en l'état, et on cherche à les étendre.

Commençons par établir :

Lemme : Soit T une variable réelle de fonctions de répartition complémentaires continue à droite F^d et continue à gauche $F^g \geq F^d$; et soit U une variable uniforme sur $]0, 1[$ indépendante de T .

La variable composée $\psi(T, U) \stackrel{\text{d\u00e9f}}{=} F^d(T) + U (F^g(T) - F^d(T))$ v\u00e9rifie $\psi(T, U) \stackrel{\mathcal{L}}{=} U$.

Preuve : La fonction ψ d\u00e9finie sur $\mathbb{R} \times [0, 1]$ par $\psi(t, u) = F^d(t) + u (F^g(t) - F^d(t))$ v\u00e9rifie

- d'une part $\forall t \in \mathbb{R}$ et $\forall u \in]0, 1[$, $F^g(t) = \psi(t, 1) \geq \psi(t, u) \geq F^d(t) = \psi(t, 0)$,
avec $F^g(t) > \psi(t, u) > F^d(t)$ si $F^g(t) > F^d(t)$;
- d'autre part $\forall t' < t$ dans \mathbb{R} , $\psi(t', 0) \geq \psi(t, 1)$ car $F^d(t') \geq F^g(t)$.

Montrons que la fonction de r\u00e9partition continue \u00e0 gauche de $\psi(T, U)$ vaut y en tout point $y \in]0, 1[$, ce qui suffira pour conclure que $\psi(T, U) \stackrel{\mathcal{L}}{=} U$:

• Supposons d'abord que $y \in F^d(\mathbb{R})$, autrement dit $y = F^d(t) \in]0, 1[$ pour un $t \in \mathbb{R}$; notons $\bar{t} = \sup\{s \geq t : F^d(s) = F^d(t)\}$ et distinguons trois cas :

- Soit $\bar{t} = t$; auquel cas $\{\psi(T, U) < F^d(t)\} = \{T > t\}$,
donc $P(\psi(T, U) < y) = F^d(t) = y$.
- Soit $\bar{t} > t$ et $F^d(t) = F^g(\bar{t}) = F^d(\bar{t})$ (pas de saut en \bar{t}) ; auquel cas
 $\{\psi(T, U) < F^d(t)\} = \{T > \bar{t}\}$,
donc $P(\psi(T, U) < y) = F^d(\bar{t}) = F^d(t) = y$.
- Soit $\bar{t} > t$ et $F^d(t) = F^g(\bar{t}) > F^d(\bar{t})$ (saut en \bar{t}) ; auquel cas, vu que $U < 1$,
 $\{\psi(T, U) < F^d(t)\} = \{F^d(T) \leq F^d(\bar{t})\} = \{T \geq \bar{t}\}$
donc $P(\psi(T, U) < y) = F^g(\bar{t}) = F^d(t) = y$.

• Supposons \u00e0 pr\u00e9sent que $y \notin F^d(\mathbb{R})$, de sorte que $y \in]F^d(t), F^g(t)]$ pour un $t \in \mathbb{R}$ o\u00f9 il y a saut (car $y \in]0, 1[$) ; ainsi $y = F^d(t) + u (F^g(t) - F^d(t))$ avec $0 < u \leq 1$.

On a $\{\psi(T, U) < y\} = \{T > t\} \uplus (\{T = t\} \cap \{U < u\})$,

donc $P(\psi(T, U) < y) = F^d(t) + u (F^g(t) - F^d(t)) = y$. □

Consid\u00e9rons l'application ψ d\u00e9finie pour $(t, u) \in \mathbb{R} \times [0, 1]$ et $\theta \in \Theta$ par

$$\psi_\theta(t, u) = F_\theta^d(t) + u P_\theta(T = t) \in [0, 1],$$

de sorte que $\psi_\theta(T, U) \stackrel{\mathcal{L}}{=} U$ d'apr\u00e8s le lemme : cette fonction ψ \u00e0 une variable suppl\u00e9mentaire est une **fonction pivotale**, intrins\u00e8que par construction.

Pour tout $t \in \mathbb{R}$, les applications F_t^d et F_t^g sont continues et croissantes au sens large sur Θ , et elles sont m\u00eame **strictement croissantes** pour tout $t \in I$, o\u00f9 I est le plus petit intervalle ouvert de \mathbb{R} dont l'adh\u00e9rence contient $\dot{\Delta}$, qui v\u00e9rifie pour tout $\theta \in \Theta$ $I = \{0 < F_\theta^d \leq F_\theta^g < 1\}$ (m\u00eame preuve que dans le cas exponentiel diffus, cf. le paragraphe 5.A). En cons\u00e9quence l'application

$$\theta \in \Theta \xrightarrow{\psi_t^u} \psi_\theta(t, u) = \underline{(1 - u) F_\theta^d(t) + u F_\theta^g(t)}$$

est elle aussi **continue et croissante** au sens large sur Θ pour tout $(t, u) \in \mathbb{R} \times [0, 1]$ fixé, avec croissance **au sens strict** lorsque $t \in I$.

À présent I n'est plus forcément porteur de $\dot{\mu}$, car $I \not\subseteq \dot{\Delta}$ dès que $\dot{\Delta}$ a soit un minimum $t_{\min} \in \mathbb{R}$, soit un maximum $t_{\max} \in \mathbb{R}$, soit les deux.

Dans le premier cas, on a $P_\theta(T \geq t_{\min}) = 1$ pour tout $\theta \in \Theta$, c'est-à-dire $F_{t_{\min}}^g = 1$ sur Θ . Comme $\forall t \in \dot{\Delta}$, $F_t^g = F_t^d + \dot{\mu}(\{t\}) f_t^T$, on a donc $F_{t_{\min}}^d = 1 - \dot{\mu}(\{t_{\min}\}) f_{t_{\min}}^T$ avec $\dot{\mu}(\{t_{\min}\}) > 0$. Et comme $F_{t_{\min}}^d$ est croissante au sens large, $f_{t_{\min}}^T$ n'est pas d'opposée unimodale sur Θ ni strictement croissante. Par élimination $f_{t_{\min}}^T$ est donc **strictement décroissante** (cf. le paragraphe 2.D); ce qui permet de conclure que $F_{t_{\min}}^d$ et donc aussi $\psi_{t_{\min}}^u$ pour tout $u \in [0, 1[$ sont **strictement croissantes** sur Θ .

De manière analogue dans le second cas, on a $P_\theta(T > t_{\max}) = 0$ pour tout $\theta \in \Theta$, c'est-à-dire $F_{t_{\max}}^d = 0$ sur Θ . On a donc $F_{t_{\max}}^g = \dot{\mu}(\{t_{\max}\}) f_{t_{\max}}^T$, et on en déduit que $f_{t_{\max}}^T$, $F_{t_{\max}}^g$ et donc aussi $\psi_{t_{\max}}^u$ pour tout $u \in]0, 1]$ sont **strictement croissantes** sur Θ .

On fait les hypothèses complémentaires suivantes pour que ψ soit une fonction pivotale **correcte** :

- $\forall t \in I$, $\underline{\inf F_t^g(\Theta) = 0}$ et $\underline{\sup F_t^d(\Theta) = 1}$,

d'où $\inf F_t^d(\Theta) = 0$ et $\sup F_t^g(\Theta) = 1$; autrement dit $F_t^d(\Theta) = F_t^g(\Theta) =]0, 1[$.

Comme $\forall t \in \dot{\Delta}$, $f_t^T = \frac{1}{\dot{\mu}(\{t\})} (F_t^g - F_t^d)$ avec $\dot{\mu}(\{t\}) > 0$, f_t^T a alors des limites nulles en les extrémités gauche et droite de Θ , ce qu'on écrit

$$\forall t \in I \cap \dot{\Delta}, \underline{\lim_g f_t^T = \lim_d f_t^T = 0};$$

de sorte que f_t^T est nécessairement d'opposée **unimodale**.

Comme $\psi_t^u = (1 - u) F_t^d + u F_t^g$, on a $\forall (t, u) \in I \times [0, 1]$, $\underline{\psi_t^u(\Theta) =]0, 1[}$.

- Si $\dot{\Delta}$ a un minimum $t_{\min} \in \mathbb{R}$, on sait que $F_{t_{\min}}^g = 1$ sur Θ ; on suppose

$$\underline{\inf F_{t_{\min}}^d(\Theta) = 0} \text{ et } \underline{\sup F_{t_{\min}}^d(\Theta) = 1}, \text{ autrement dit } F_{t_{\min}}^d(\Theta) =]0, 1[.$$

Comme $f_{t_{\min}}^T = \frac{1}{\dot{\mu}(\{t_{\min}\})} (1 - F_{t_{\min}}^d)$, on a $\underline{\lim_d f_{t_{\min}}^T = 0}$.

Et comme $\psi_{t_{\min}}^u = (1 - u) F_{t_{\min}}^d + u$, on a $\forall u \in [0, 1[$, $\psi_{t_{\min}}^u(\Theta) =]u, 1[$.

- Si $\dot{\Delta}$ a un maximum $t_{\max} \in \mathbb{R}$, on sait que $F_{t_{\max}}^d = 0$ sur Θ ; on suppose

$$\underline{\inf F_{t_{\max}}^g(\Theta) = 0} \text{ et } \underline{\sup F_{t_{\max}}^g(\Theta) = 1}, \text{ autrement dit } F_{t_{\max}}^g(\Theta) =]0, 1[.$$

Comme $f_{t_{\max}}^T = \frac{1}{\dot{\mu}(\{t_{\max}\})} F_{t_{\max}}^g$, on a $\underline{\lim_g f_{t_{\max}}^T = 0}$.

Et comme $\psi_{t_{\max}}^u = u F_{t_{\max}}^g$, on a $\forall u \in]0, 1]$, $\psi_{t_{\max}}^u(\Theta) =]0, u[$.

Exemple du modèle exponentiel des lois de Poisson de paramètre $\theta \in]0, +\infty[$:

$$\Delta = \mathbb{N}, \mu = \sum_{k=0}^{\infty} \delta_k, f_\theta(x) = e^{-\theta} \frac{\theta^x}{x!} = \frac{1}{x!} e^{x \ln \theta - \theta}$$

où $\alpha(\theta) = \ln \theta$ a sa dérivée $\alpha'(\theta) = \frac{1}{\theta}$ de signe positif, donc $\varepsilon = +1$.

La statistique exhaustive $T = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i = \bar{X}$ est l'estimateur efficace de $-\frac{\beta'(\theta)}{\alpha'(\theta)} = \theta$, et on a

$$\forall t = \bar{x} \geq 0 \text{ et } \forall \theta > 0, f_t^T(\theta) = \theta^{nt} e^{-n\theta};$$

pour $t > 0$, t est l'estimation de θ au maximum de vraisemblance.

On a $\hat{\Delta} = \tau(\Delta^n) = \frac{1}{n} \mathbb{N}$; f_t^T est bien strictement décroissante de limite nulle en $+\infty$ pour $t_{\min} = 0$ et d'opposée unimodale de limite nulle en 0 et $+\infty$ pour $t > 0$.

Comme nT est une variable de Poisson de paramètre $n\theta$, on a

$$\forall j \in \mathbb{N}, P_\theta\left(T = \frac{j}{n}\right) = e^{-n\theta} \frac{(n\theta)^j}{j!};$$

de sorte que $F_t^d(\theta) = 1 - P_\theta(T \leq t) = 1 - \sum_{j=0}^{\lfloor nt \rfloor} P_\theta\left(T = \frac{j}{n}\right) = 1 - e^{-n\theta} \sum_{j=0}^{\lfloor nt \rfloor} \frac{(n\theta)^j}{j!}$

et pour $t > 0$, $F_t^g(\theta) = 1 - P_\theta(T < t) = 1 - \sum_{j=0}^{\lceil nt \rceil - 1} P_\theta\left(T = \frac{j}{n}\right) = 1 - e^{-n\theta} \sum_{j=0}^{\lceil nt \rceil - 1} \frac{(n\theta)^j}{j!}$

F_t^d et F_t^g vérifient bien les hypothèses complémentaires :

- $\forall t \in I =]0, +\infty[$, $\inf F_t^g(\Theta) = 0$ et $\sup F_t^d(\Theta) = 1$;
- $F_0^d(\theta) = 1 - e^{-n\theta}$, donc $\inf F_0^d(\Theta) = 0$ et $\sup F_0^d(\Theta) = 1$.

On étudiera en détail au paragraphe 6.C le **modèle pile ou face** plus intéressant, qui vérifie aussi toutes les hypothèses.

6.B Estimation dans le cas discret

On reprend la démarche mise en œuvre au paragraphe 5.B en l'adaptant. La fonction

$$g_t^u = f_t^T \circ (\psi_t^u)^{-1} :]0, 1[\rightarrow]0, 1[\text{ telle que } f_t^T = g_t^u \circ \psi_t^u,$$

qui dépend de t et u où $(t, u) \in I \times [0, 1] \left(\cup \{(t_{\min}, 0)\} \cup \{(t_{\max}, 1)\} \right)$, est continue et d'opposée unimodale (ou strictement monotone) comme l'est f_t^T , du fait de la croissance stricte et de la continuité de ψ_t^u ; de sorte que

$$\forall k \geq 0, \{f_t^T > k\} = \{\psi_t^u \in B_t^u\}$$

où $B_t^u = \{g_t^u > k\}$ est un intervalle ouvert de $]0, 1[$.

Pour $(t, u) \in \{t_{\min}, t_{\max}\} \times]0, 1[$, on a encore $\forall k \geq 0, \{f_t^T > k\} = \{\psi_t^u \in B_t^u\}$ pour un intervalle ouvert B_t^u de $]0, 1[$, mais celui-ci n'est plus unique...

Fixons un niveau de confiance de référence $\tilde{\gamma} \in]0.5, 1[$; pour tout $t \in I \cap \hat{\Delta}$, soit $k_t^u > 0$ tel que la longueur de l'intervalle $B_t^u = \{g_t^u > k_t^u\} \subseteq]0, 1[$ soit égale à $\tilde{\gamma}$. Comme

$$\forall u \in [0, 1], \psi_t^u = F_\theta^d(t) + u \dot{\mu}(\{t\}) f_t^T = \psi_t^0 + u \dot{\mu}(\{t\}) f_t^T,$$

on a $\{\psi_t^0 \in B_t^0\} = \{\psi_t^u \in B_t^0 + u \dot{\mu}(\{t\}) k_t^0\}$ (par continuité, f_t^T d'opposée unimodale vaut k_t^0 en les extrémités de $\{f_t^T > k_t^0\} = \{\psi_t^0 \in B_t^0\}$); et comme l'intervalle $B_t^0 + u \dot{\mu}(\{t\}) k_t^0$ translaté de B_t^0 a même longueur $\tilde{\gamma}$ et est inclus dans $]0, 1[$, il coïncide avec B_t^u ; de sorte que $k_t = k_t^u$ ne dépend pas de u .

Pour $t = t_{\min}$ et $u \in [0, 1[$ où $\psi_t^u = (1 - u) \psi_t^0 + u$ avec $f_t^T = \frac{1 - \psi_t^0}{\dot{\mu}(\{t\})}$ décroissante, on a $B_t^0 =]0, \tilde{\gamma}[$, $k_t^0 = \frac{1 - \tilde{\gamma}}{\dot{\mu}(\{t\})}$ et

$$\{\psi_t^0 \in]0, \tilde{\gamma}[\} = \{\psi_t^u \in]u, u + (1 - u) \tilde{\gamma}[\} = \{\psi_t^u \in]u(1 - \tilde{\gamma}), \tilde{\gamma} + u(1 - \tilde{\gamma})[\}$$

puisque $\psi_t^u > u$; comme l'intervalle $]u(1 - \tilde{\gamma}), \tilde{\gamma} + u(1 - \tilde{\gamma})[= B_t^0 + u(1 - \tilde{\gamma})$ translaté de B_t^0 a même longueur $\tilde{\gamma}$ et est inclus dans $]0, 1[$, on peut poser $B_t^u \stackrel{\text{déf}}{=} B_t^0 + u(1 - \tilde{\gamma})$; de sorte que $k_t = k_t^u$ ne dépend pas de u .

De manière analogue, pour $t = t_{\max}$ et $u \in]0, 1]$ où $\psi_t^u = u \psi_t^1$ avec $f_t^T = \frac{\psi_t^1}{\dot{\mu}(\{t\})}$ croissante, on a $B_t^1 =]1 - \tilde{\gamma}, 1[$, $k_t^0 = \frac{1 - \tilde{\gamma}}{\dot{\mu}(\{t\})}$ et

$$\{\psi_t^1 \in]1 - \tilde{\gamma}, 1[\} = \{\psi_t^u \in]u(1 - \tilde{\gamma}), u[\} = \{\psi_t^u \in]u(1 - \tilde{\gamma}), \tilde{\gamma} + u(1 - \tilde{\gamma})[\}$$

puisque $\psi_t^u < u$; comme l'intervalle $]u(1 - \tilde{\gamma}), \tilde{\gamma} + u(1 - \tilde{\gamma})[= B_t^1 - (1 - u)(1 - \tilde{\gamma})$ translaté de B_t^0 a même longueur $\tilde{\gamma}$ et est inclus dans $]0, 1[$, on peut poser $B_t^u \stackrel{\text{déf}}{=} B_t^1 - (1 - u)(1 - \tilde{\gamma})$; de sorte que $k_t = k_t^u$ ne dépend pas de u .

Ce résultat est parfaitement **satisfaisant** : en effet il serait vraiment étrange que la région vraisemblable pour $\theta \{f_t^T > k_t^u\}$ que l'on considère puisse varier en fonction d'une valeur aléatoire u indépendante du modèle étudié et qui donc n'apporte aucune information sur lui ! En fait la fonction ψ constitue une forme de *brouillage* de la fonction F^d , d'autant plus que, contrairement à $t = \tau(x_1, \dots, x_n)$, la valeur u provient d'un tirage au sort unique !

On retient que $\forall (t, u) \in \dot{\Delta} \times [0, 1] \setminus \{(t_{\min}, 1), (t_{\max}, 0)\}$, $\{\psi_t^u \in B_t^u\} = \{f_t^T > k_t\}$.

On a d'autre part pour tout $B \in \mathcal{B}(]0, 1[)$ ne dépendant pas de (t, u) ,

$$\forall \theta \in \Theta, P_\theta((\psi_T^U)^{-1}(B) \ni \theta) = P_\theta(\psi_\theta(T, U) \in B) = \lambda(B),$$

puisque la loi fixe de $\psi_\theta(T, U)$ est la probabilité uniforme sur $]0, 1[$ (paragraphe 6.A).

On va définir l'estimation ensembliste de θ en s'inspirant de la manière simplifiée du paragraphe 5.B, c'est-à-dire en considérant l'intervalle $B =]1 - \tilde{\gamma}, \tilde{\gamma}[$ qui est inclus dans tous les intervalles B_t^u de longueur $\tilde{\gamma}$, puisque ceux-ci sont inclus dans $]0, 1[$. Une valeur $t \in \dot{\Delta}$ étant fournie par l'échantillon, on a

$$] \theta_t^1, \theta_t^2 [\stackrel{\text{déf}}{=} \bigcup_{0 < u < 1} \{\psi_t^u \in B\} \subseteq \{f_t^T > k_t\}$$

puisque pour tout $u \in]0, 1[$, $B \subseteq B_t^u \implies \{\psi_t^u \in B\} \subseteq \{\psi_t^u \in B_t^u\} = \{f_t^T > k_t\}$;

de sorte que $f_t^T(\theta_t^1) \geq k_t$ et $f_t^T(\theta_t^2) \geq k_t$ par continuité de f_t^T .

Une valeur u étant de plus fournie par un tirage indépendant et uniforme dans $]0, 1[$, on a donc en posant $k'_t \stackrel{\text{déf}}{=} \min(f_t^T(\theta_t^1), f_t^T(\theta_t^2)) \geq k_t$, du fait que f_t^T est strictement monotone ou d'opposée unimodale

$$\{\psi_t^u \in B\} \subseteq]\theta_t^1, \theta_t^2[\subseteq]\theta_t^1, \theta_t^2[\stackrel{\text{déf}}{=} \{f_t^T > k'_t\} \subseteq \{f_t^T > k_t\}$$

avec $\theta_t^1 = \theta_t^1$ ou $\theta_t^2 = \theta_t^2$, $\theta_t^1 = \inf \Theta$ si f_t^T est décroissante sur Θ et $\theta_t^2 = \sup \Theta$ si f_t^T est croissante sur Θ .

Comme l'ensemble $\{\psi_t^u \in B\}$ est un intervalle de confiance pour θ au niveau $\lambda(B)$ qui vaut $\gamma \stackrel{\text{déf}}{=} 2\tilde{\gamma} - 1$, ceci permet d'attribuer à $] \theta_t^1, \theta_t^2 [$ et a fortiori à la **région vraisemblable** $] \theta_t^1, \theta_t^2 [$ un **niveau de confiance au moins égal à γ** .

* Si $t \in I \cap \dot{\Delta}$, on a $\bigcup_{0 < u < 1} \{\psi_t^u \in B\} =](F_t^g)^{-1}(1 - \tilde{\gamma}), (F_t^d)^{-1}(\tilde{\gamma})[$

puisque $\psi_\theta(t, u) = (1 - u)F_\theta^d(t) + uF_\theta^g(t)$ (et $B =]1 - \tilde{\gamma}, \tilde{\gamma}[$); de sorte que les bornes θ_t^1 et θ_t^2 s'obtiennent en deux temps, sachant que f_t^T est d'opposée unimodale :

- On commence par déterminer θ_t^1 et θ_t^2 comme solution des équations

$$\boxed{F_t^g(\theta^1) = 1 - \tilde{\gamma} = \frac{1 - \gamma}{2}} \quad \text{et} \quad \boxed{F_t^d(\theta^2) = \tilde{\gamma} = \frac{1 + \gamma}{2}};$$

- - Si $f_t^T(\theta^1) > f_t^T(\theta^2)$, on remplace θ^1 par $\theta'^1 < \theta^1$ tel que $f_t^T(\theta'^1) = f_t^T(\theta^2)$ et on pose $\theta'^2 = \theta^2$;
- si $f_t^T(\theta^2) > f_t^T(\theta^1)$, on remplace θ^2 par $\theta'^2 > \theta^2$ tel que $f_t^T(\theta'^2) = f_t^T(\theta^1)$ et on pose $\theta'^1 = \theta^1$;
- si $f_t^T(\theta^1) = f_t^T(\theta^2)$, on pose $\theta'^1 = \theta^1$ et $\theta'^2 = \theta^2$.

* Si $t = t_{\min}$, on a $\bigcup_{0 < u < 1} \{\psi_t^u \in B\} =]0, (F_t^d)^{-1}(\tilde{\gamma})[$

puisque $\psi_\theta(t, u) = (1 - u)F_\theta^d(t) + u$, et c'est directement une région vraisemblable pour θ puisque $F_t^d = 1 - \dot{\mu}(\{t\}) f_t^T$; on pose donc $\theta_t^1 = \inf \Theta$ et on détermine $\theta_t^2 = \theta_t^2$ comme solution de

$$\boxed{F_t^d(\theta^2) = \tilde{\gamma} = \frac{1 + \gamma}{2} \iff f_t^T(\theta^2) = \frac{1 - \gamma}{2\dot{\mu}(\{t\})}};$$

* Si $t = t_{\max}$, on a $\bigcup_{0 < u < 1} \{\psi_t^u \in B\} =](F_t^g)^{-1}(1 - \tilde{\gamma}), 1[$

puisque $\psi_\theta(t, u) = uF_\theta^g(t)$, et c'est directement une région vraisemblable pour θ puisque $F_t^g = \dot{\mu}(\{t\}) f_t^T$; on pose donc $\theta_t^2 = \sup \Theta$ et on détermine $\theta_t^1 = \theta_t^1$ comme solution de

$$\boxed{F_t^g(\theta^1) = 1 - \tilde{\gamma} = \frac{1 - \gamma}{2} \iff f_t^T(\theta^1) = \frac{1 - \gamma}{2\dot{\mu}(\{t\})}}.$$

On peut essayer d'aller plus loin lorsque n est **très petit** : comme on a l'inclusion $] \theta_t^1, \theta_t^2 [\supseteq \{\psi_t^u \in B\}$ pour tout $(t, u) \in \dot{\Delta} \times]0, 1[$, on a aussi $] \theta_T^1, \theta_T^2 [\supseteq \{\psi_T^U \in B\}$; d'où

$$\forall \theta \in \Theta, P_\theta(\theta \in]\theta_T^{\prime 1}, \theta_T^{\prime 2}[) \geq P_\theta(\psi_\theta(T, U) \in B) = \lambda(]1 - \tilde{\gamma}, \tilde{\gamma}[) = 2\tilde{\gamma} - 1 = \gamma.$$

Ceci exprime qu'on peut attribuer à la région aléatoire $] \theta_T^{\prime 1}, \theta_T^{\prime 2}[$ un niveau de confiance au moins égal à γ , et ceci est en fait la seule chose qui compte. Rien n'interdit alors de rechercher dans chaque situation concrète où n petit est fixé les valeurs de $\tilde{\gamma}$ intervenant dans la définition de B pour lesquelles la différence

$$\tilde{\gamma} - \tilde{\tilde{\gamma}} \quad \text{où} \quad \tilde{\tilde{\gamma}} \stackrel{\text{déf}}{=} \inf_{\theta \in \Theta} P_\theta(\theta \in]\theta_T^{\prime 1}, \theta_T^{\prime 2}[)$$

est minimale, et de choisir pour niveau de confiance γ l'une de ces valeurs optimales $\tilde{\tilde{\gamma}}$. Comme T est discret, on dispose de la formule élémentaire de calcul

$$\forall \theta \in \Theta, P_\theta(\theta \in]\theta_T^{\prime 1}, \theta_T^{\prime 2}[) = \int_{\mathbb{R}} \mathbb{1}_{] \theta_t^{\prime 1}, \theta_t^{\prime 2}[}(\theta) f_\theta^T(t) d\mu(t) = \sum_{t \in \Delta} \mathbb{1}_{] \theta_t^{\prime 1}, \theta_t^{\prime 2}[}(\theta) P_\theta(T = t)$$

pour mettre en œuvre cette procédure.

Ceci va être illustré avec le **modèle pile ou face** à la fin du paragraphe suivant.

6.C Exemple du modèle exponentiel pile ou face

Il s'agit d'estimer le paramètre $\theta \in \Theta =]0, 1[$ d'une variable de Bernoulli X , autrement la probabilité θ d'obtenir pile ($X = 1$) plutôt que face ($X = 0$) en lançant une pièce :

$$\Delta = \{0, 1\}, \quad \mu = \delta_0 + \delta_1, \quad f_\theta(x) = \theta^x (1 - \theta)^{1-x} = e^{x \ln \frac{\theta}{1-\theta} + \ln(1-\theta)},$$

où $\alpha(\theta) = \ln \frac{\theta}{1-\theta}$ a sa dérivée $\alpha'(\theta) = \frac{1}{\theta} + \frac{1}{1-\theta}$ de signe positif, donc $\varepsilon = +1$.

La statistique exhaustive $T = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i = \bar{X}$, fréquence empirique du nombre de

pires pour n tirages, est l'estimateur efficace de $-\frac{\beta'(\theta)}{\alpha'(\theta)} = \theta$, et on a

$$\forall t = \bar{x} \in [0, 1], \quad f_t^T(\theta) = \theta^{nt} (1 - \theta)^{n(1-t)};$$

pour $t \in]0, 1[$, t est l'estimation de θ au maximum de vraisemblance.

On a $\dot{\Delta} = \tau(\Delta^n) = \{0, \frac{1}{n}, \frac{2}{n}, \dots, 1\}$; f_t^T est bien strictement décroissante de limite nulle en 1 pour $t_{\min} = 0$, d'opposée unimodale de limite nulle en 0 et 1 pour $0 < t < 1$ et strictement croissante de limite nulle en 0 pour $t_{\max} = 1$.

Comme nT est une variable binomiale de paramètre θ , on a

$$\forall j \in \{0, \dots, n\}, \quad P_\theta\left(T = \frac{j}{n}\right) = \binom{n}{j} \theta^j (1 - \theta)^{n-j};$$

de sorte que $F_t^g(\theta) = P_\theta(T \geq t) = \sum_{j=\lceil nt \rceil}^n P_\theta\left(T = \frac{j}{n}\right) = \sum_{j=\lceil nt \rceil}^n \binom{n}{j} \theta^j (1 - \theta)^{n-j}$

et $F_t^d(\theta) = 1 - P_\theta(T \leq t) = 1 - \sum_{j=0}^{\lfloor nt \rfloor} P_\theta\left(T = \frac{j}{n}\right) = 1 - \sum_{j=0}^{\lfloor nt \rfloor} \binom{n}{j} \theta^j (1 - \theta)^{n-j}$.

F_t^d et F_t^g vérifient bien les hypothèses complémentaires :

- $\forall t \in I =]0, 1[$, $\inf F_t^g(\Theta) = 0$ et $\sup F_t^d(\Theta) = 1$
car $\theta \mapsto \frac{F_t^g(\theta)}{\theta}$ et $\theta \mapsto \frac{1 - F_t^d(\theta)}{1 - \theta}$ sont des polynômes ;
- $F_0^d(\theta) = 1 - (1 - \theta)^n$, donc $\inf F_0^d(\Theta) = 0$ et $\sup F_0^d(\Theta) = 1$;
- $F_1^g(\theta) = \theta^n$, donc $\inf F_1^g(\Theta) = 0$ et $\sup F_1^g(\Theta) = 1$.

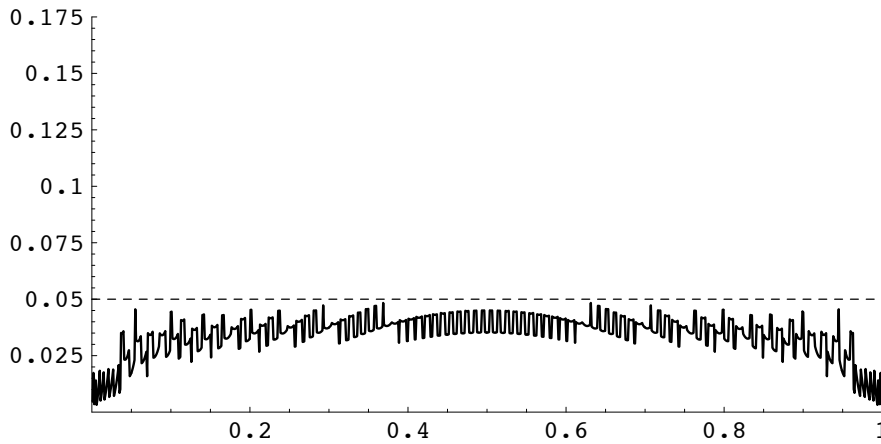
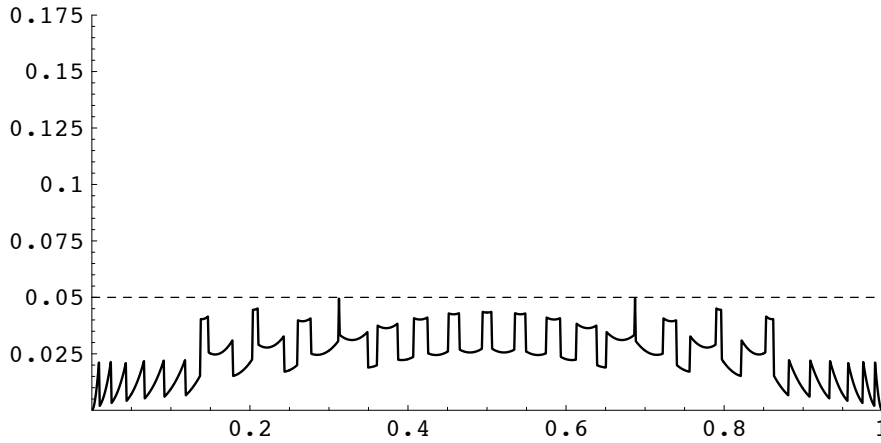
La démarche présentée au paragraphe 6.B s'applique donc parfaitement à cet exemple, et on peut illustrer les résultats en examinant le graphe de l'application

$$\theta \in]0, 1[\mapsto \varepsilon(\theta) = P_\theta(\theta \notin]\theta_T^{\prime 1}, \theta_T^{\prime 2}[) = 1 - \sum_{j=0}^n \mathbb{1}_{\Theta^{t_j}}(\theta) \binom{n}{j} \theta^j (1 - \theta)^{n-j}$$

où $\forall j \in \{0, \dots, n\}$, $t_j = \frac{j}{n}$ et $\Theta^{t_j} =]\theta_{t_j}^{\prime 1}, \theta_{t_j}^{\prime 2}[$ (cf. la fin du paragraphe 6.B).

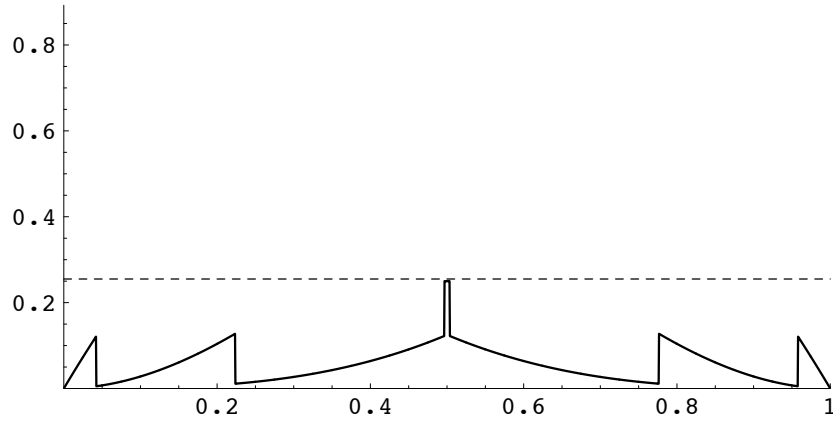
Considérons d'abord les cas de $n = 25$ et $n = 100$ tirages avec le niveau $\gamma = 0.95$:

On obtient comme graphes de $\theta \mapsto \varepsilon(\theta)$ les deux courbes symétriques suivantes, qui illustrent la pertinence de la méthode lorsque $\max(\theta, 1 - \theta)$ n'est pas trop petit (en l'occurrence pas inférieur respectivement à 0.14 et 0.04) :



Voici à présent plusieurs exemples où apparaît la possibilité évoquée à la fin du paragraphe 6.B de choisir la valeur de $\tilde{\gamma}$ pour optimiser le processus d'estimation :

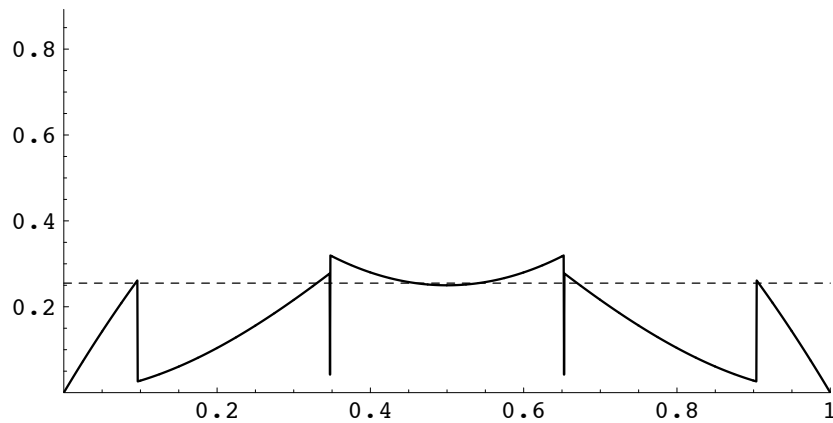
Cas de $n = 3$ tirages de pile ou face avec $\gamma = 0.745$: on peut réduire $\tilde{\gamma} = \frac{1+\gamma}{2} \dots$



... qui correspond aux intervalles d'estimation Θ^{t_j} , $0 \leq j \leq 3$:

$$]0, 0.496689[,]0.0422794, 0.776527[,]0.223473, 0.957721[,]0.503311, 1[,$$

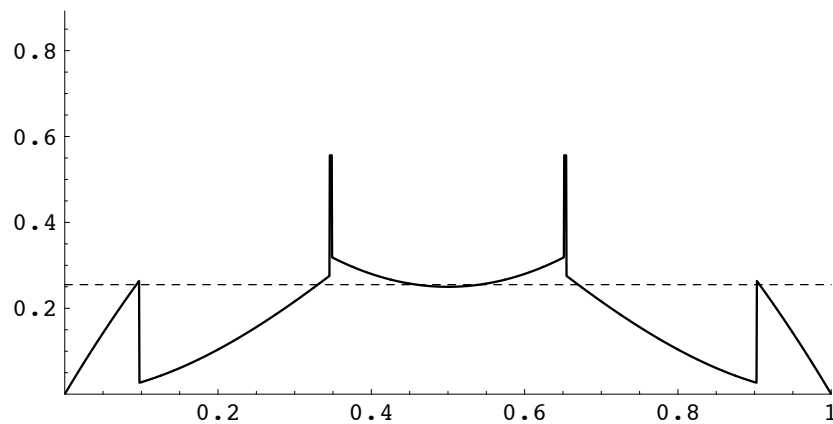
jusqu'à $\tilde{\gamma} \approx 0.7225$ (en acceptant donc une légère réduction du niveau de confiance)



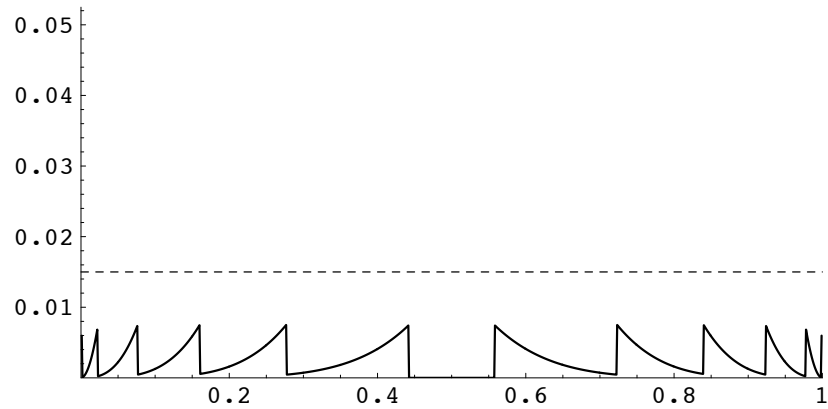
qui correspond aux intervalles d'estimation Θ^{t_j} bien plus précis :

$$]0, 0.34774[,]0.0962089, 0.65312[,]0.34688, 0.903791[,]0.65226, 1[;$$

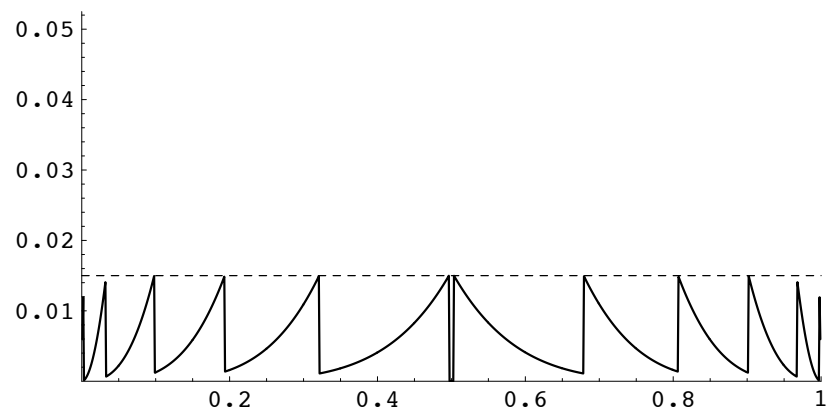
mais on ne peut pas aller beaucoup plus loin car pour $\tilde{\gamma} = 0.72$ on obtient le graphe



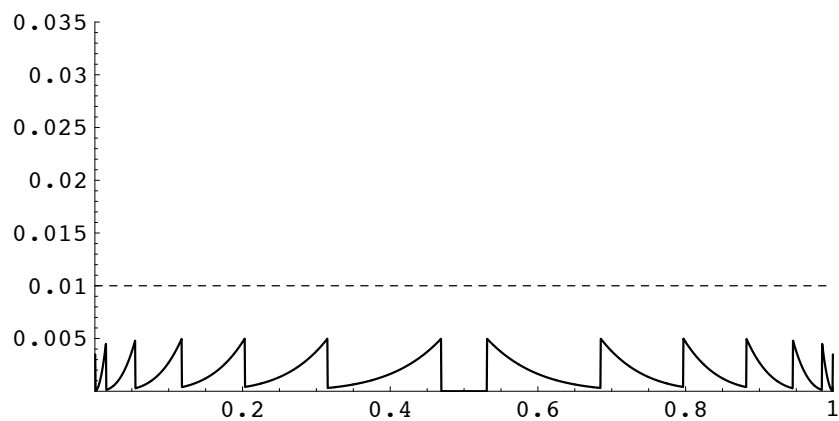
Cas de $n = 6$ tirages de pile ou face avec $\gamma = 0.985$: on peut réduire $\tilde{\gamma} = \frac{1+\gamma}{2} \dots$



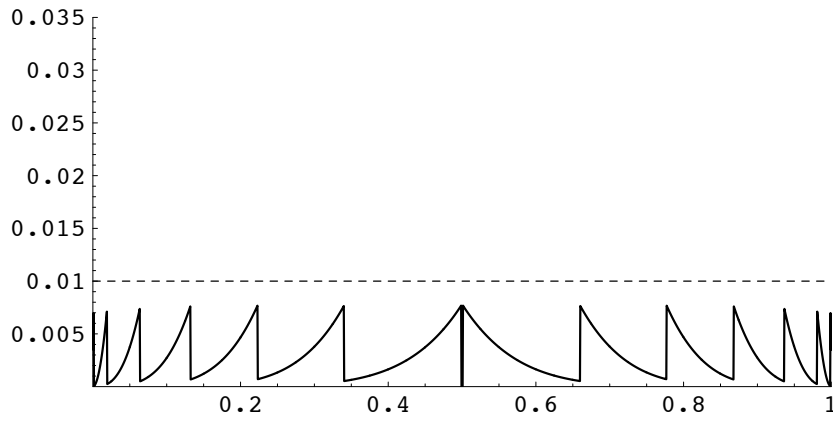
... jusqu'à $\tilde{\gamma} \approx \gamma$:



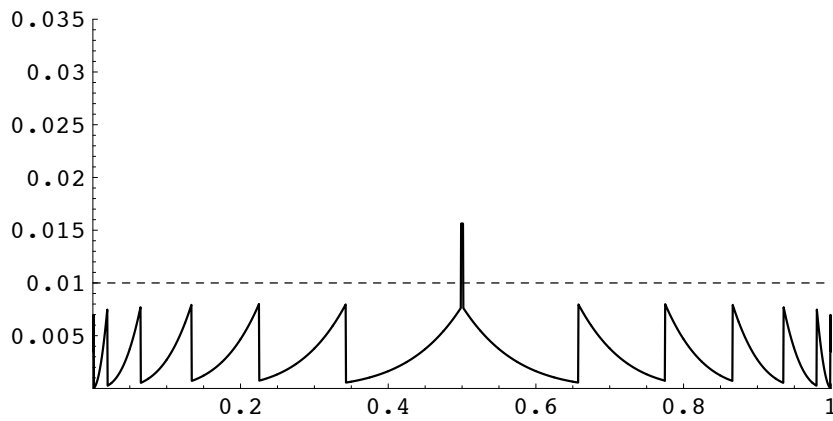
Cas de $n = 7$ tirages de pile ou face avec $\gamma = 0.99$: on peut réduire $\tilde{\gamma} = \frac{1+\gamma}{2} \dots$



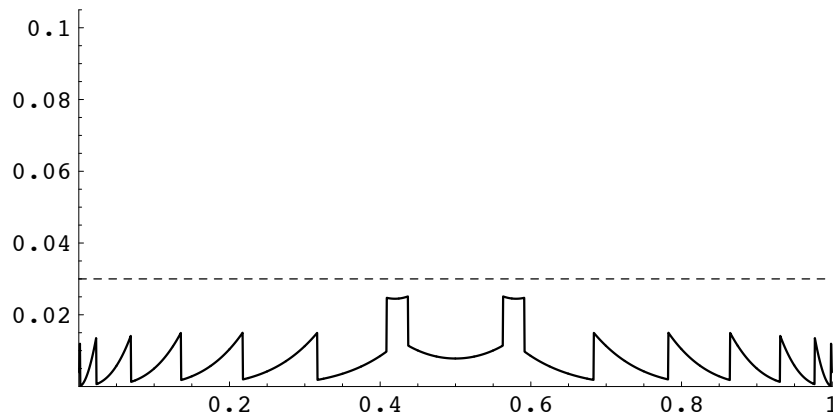
... jusqu'à $\tilde{\gamma} \approx 0.9923$:



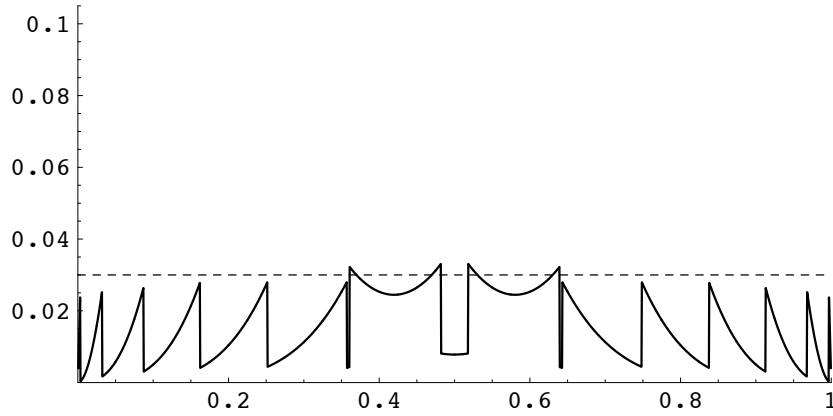
mais pas beaucoup plus loin (si on veut conserver un niveau de confiance supérieur à 0.99) car pour $\tilde{\gamma} = 0.992$ on obtient



Cas de $n = 8$ tirages de pile ou face avec $\gamma = 0.97$: on peut réduire $\tilde{\gamma} = \frac{1 + \gamma}{2} \dots$



... jusqu'à $\tilde{\gamma} \approx 0.972$:

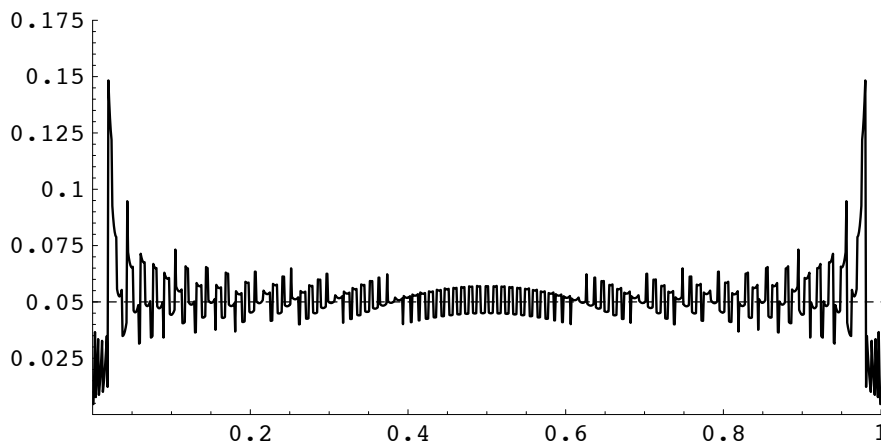
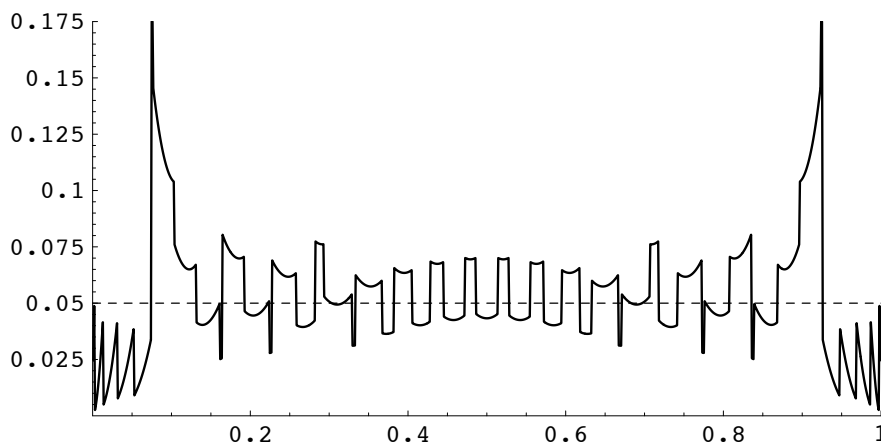


6.D Comparaison avec d'autres méthodes pour pile ou face

- Méthode asymptotique fondée sur le théorème du rapport des vraisemblances maximales (paragraphe 3.A).

Comme vu alors, la région vraisemblable pour $\theta \in \{f_t^T > e^{-\frac{z}{2}} \|f_t^T\|_\infty\}$ a pour tout $t \in \hat{\Delta}$ le niveau de confiance asymptotique γ pour $z > 0$ tel que $P(\chi_d^2 < z) = \gamma$; on choisit ici $\gamma = 0.95$, d'où ($d = 1$) $z \approx 3.841$.

On obtient comme graphes de $\theta \mapsto \varepsilon(\theta)$ pour $n = 25$ et $n = 100$ tirages les deux courbes symétriques suivantes, où le niveau du test n'est cette fois pas majoré par $1 - \gamma$, et ceci de manière inacceptable pour les petites valeurs de θ et $1 - \theta$:



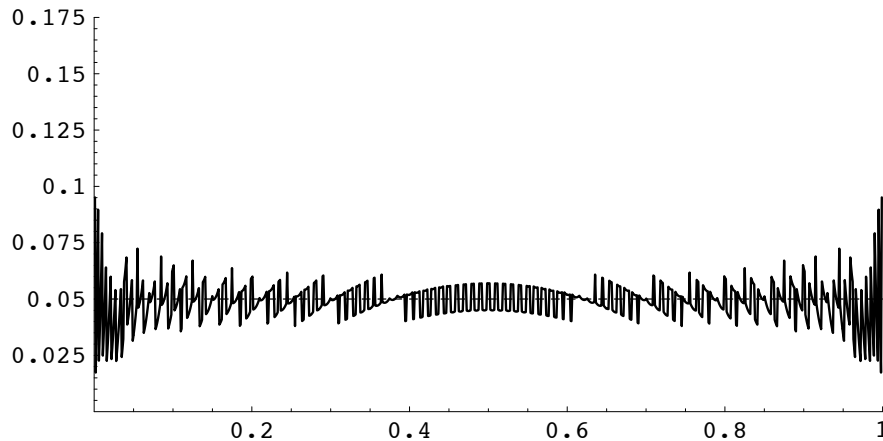
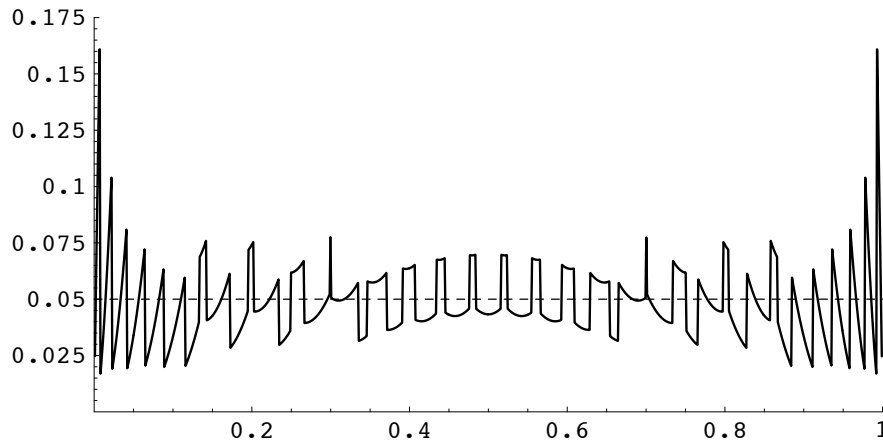
- Méthode asymptotique fondée sur le théorème central limite : on sait que $T = \bar{X}$ a pour tout $\theta \in \Theta$ l'espérance θ et la variance $\frac{\theta(1-\theta)}{n}$; on a donc

$$\sqrt{\frac{n}{\theta(1-\theta)}} (T - \theta) \stackrel{\mathcal{L}}{\approx} Z,$$

où Z est une variable gaussienne centrée réduite. On définit ainsi l'intervalle ouvert

$$\Theta^t = \left\{ \theta \in \Theta : |\theta - t| < \frac{z}{\sqrt{n}} \sqrt{\theta(1-\theta)} \right\} \text{ où } P(|Z| < z) = \gamma.$$

On obtient comme graphes de $\theta \mapsto \varepsilon(\theta)$ les deux courbes symétriques suivantes, moins fautives que les précédentes :

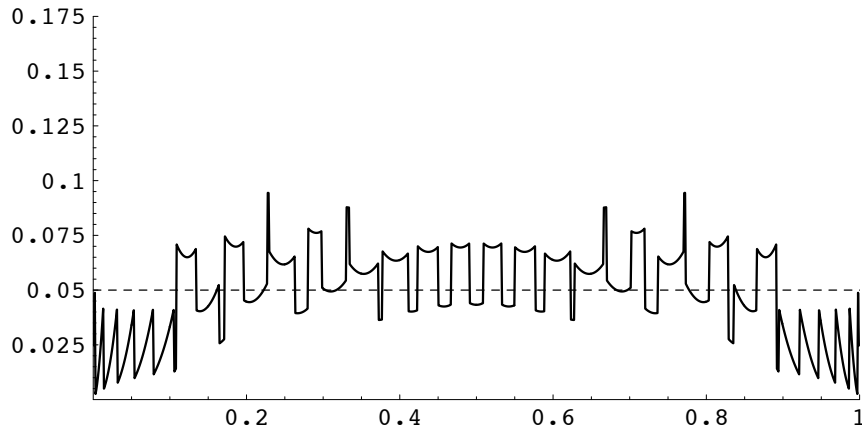


- Approche bayésienne en l'absence d'information préalable, modélisée ici par le choix de la mesure de Lebesgue $\mathbb{1}_{\Theta} \lambda$ (à un facteur multiplicatif près) comme loi a priori du paramètre θ .

Alors $\forall t \in \hat{\Delta}$, la densité a posteriori π_t sur Θ est proportionnelle à l'application f_t^T ; de sorte que l'estimation bayésienne de θ par région de plus grande densité a posteriori de niveau γ est $\Theta^t = \{ \theta \in \Theta : f_t^T(\theta) > k_t \}$, où k_t est déterminé par la condition

$$(\pi_t \lambda)(\Theta^t) = \gamma \iff \int_{\Theta^t} f_t^T(\theta) d\theta = \gamma \int_{\Theta} f_t^T(\theta) d\theta.$$

On obtient comme graphe de $\theta \mapsto \varepsilon(\theta)$ pour $n = 25$ tirages la courbe symétrique :



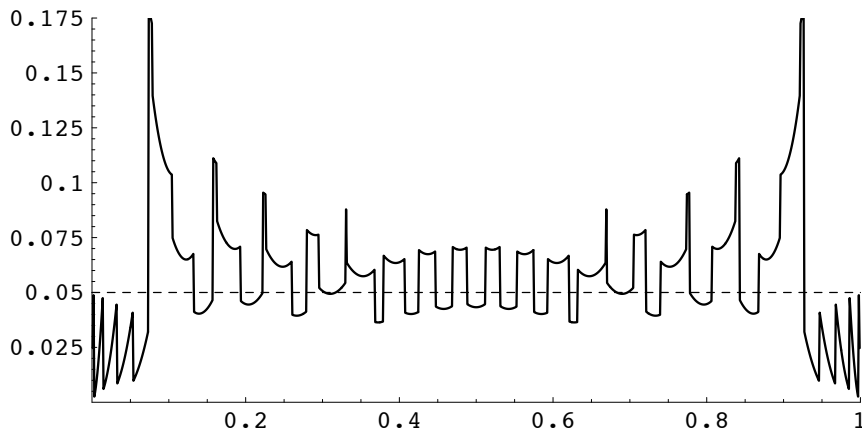
- Approche bayésienne en l'absence d'information préalable, modélisée à présent par le choix comme loi a priori de θ de la *mesure de Jeffreys* $\sqrt{I_1} \lambda$, où $I_1(\theta) = \frac{1}{\theta(1-\theta)}$ est l'*information de Fisher* pour $n = 1$.

Rappelons que la mesure de Jeffreys (définie à un facteur multiplicatif près) est réputée non informative pour le modèle et qu'on conserve avec elle la propriété d'invariance par reparamétrage ; ce qui devrait imposer de la choisir comme mesure dominante sur Θ .

Alors $\forall t \in \hat{\Delta}$, $\Theta^t = \{\theta \in \Theta : f_t^T(\theta) > k_t\}$ où k_t est déterminé à présent par la condition

$$(\pi_t \lambda)(\Theta^t) = \gamma \iff \int_{\Theta^t} \frac{f_t^T(\theta)}{\sqrt{\theta(1-\theta)}} d\theta = \gamma \int_{\Theta} \frac{f_t^T(\theta)}{\sqrt{\theta(1-\theta)}} d\theta.$$

On obtient comme graphe de $\theta \mapsto \varepsilon(\theta)$ pour $n = 25$ tirages la courbe symétrique suivante, voisine de celle obtenue par la première méthode asymptotique et donc décevante :



7 Probabilisation possible de Θ

Un des reproches faits par les tenants du paradigme bayésien à l'estimation par intervalles en statistique classique est de ne pas pouvoir exprimer les résultats obtenus

sous la forme naturelle à laquelle on pense, à savoir “le paramètre se trouve dans tel intervalle avec telle probabilité”, du fait du refus de principe de considérer le paramètre comme aléatoire.

On va montrer dans le cadre des modèles à vraisemblance pivotale qu’il est possible de déterminer pour chaque échantillon $x \in \Delta^n$ une probabilité intrinsèque sur Θ qui résoud cette difficulté ; toutefois cette *probabilité a posteriori* ne sera définie que sur la sous-tribu de la tribu de Borel $\mathcal{B}(\Theta)$ engendrée par les régions vraisemblables pour θ en x ; tout prolongement à une tribu plus vaste (en particulier à $\mathcal{B}(\Theta)$ entière, en associant à cette probabilité une densité ou une variable aléatoire) comporte en général une part d’arbitraire irréductible (perte du caractère intrinsèque), malgré l’élégance éventuelle d’une telle construction.

Dans le cas particulier d’un modèle exponentiel réel de loi μ diffuse comme étudié au paragraphe 5.A, la situation est différente car la fonction pivotale F permet de définir une probabilité intrinsèque directement sur toute la tribu $\mathcal{B}(\Theta)$, qui prolonge la probabilité précédente dans le cas *parfait* de vraisemblance pivotale ; on retombe en fait dans ce cadre sur la très discutée *probabilité fiduciaire* introduite par R.A. Fisher. Dans le cas étudié au paragraphe 6 où μ est discrète, cette construction qui impose de se restreindre à nouveau à la sous-tribu engendrée par les régions vraisemblables en x semble ne plus avoir de sens.

7.A La famille des probabilités a posteriori

On considère ici un modèle de dimension $d \geq 1$ quelconque, vérifiant l’hypothèse de vraisemblance pivotale, en particulier ν portée par $\phi_x(\Theta)$ pour tout $x \in \Delta^n$.

Proposition : Pour tout échantillon $x \in \Delta^n$, il existe sur la sous-tribu $\phi_x^{-1}(\mathcal{B}(\mathbb{R}))$ de $\mathcal{B}(\Theta)$ engendrée par les régions vraisemblables en x une **probabilité Q_x intrinsèque** au modèle, qu’on appellera *probabilité a posteriori* sur Θ , caractérisée par

$$\forall B \in \mathcal{B}(\mathbb{R}), \quad \boxed{Q_x(\phi_x \in B) \stackrel{\text{déf}}{=} \nu(B)} \iff \underline{\phi_x(Q_x) = \nu};$$

de sorte que $\forall y \in [0, 1[$, le niveau de confiance $\gamma(y)$ de la région vraisemblable $\{\phi_x > y\}$ coïncide avec sa probabilité a posteriori $\underline{Q_x(\{\phi_x > y\})}$.

Preuve On a en toute généralité $B \cap \phi_x(\Theta) = \phi_x(\phi_x^{-1}(B))$; donc comme ν est portée par $\phi_x(\Theta)$, on a

$$\forall B \in \mathcal{B}(\mathbb{R}), \quad \nu(B) = \nu(B \cap \phi_x(\Theta)) = \underline{\nu(\phi_x(\{\phi_x \in B\}))},$$

ce qui permet bien de définir $Q_x(\phi_x \in B)$ comme indiqué. De plus, si $(\phi_x^{-1}(B_n))_{n \in \mathbb{N}}$ est une suite de boréliens de Θ deux à deux disjoints, les $B_n \cap \phi_x(\Theta)$ sont aussi deux à deux disjoints puisque pour $n \neq m$,

$$B_n \cap B_m \cap \phi_x(\Theta) = \phi_x(\phi_x^{-1}(B_n \cap B_m)) = \phi_x(\phi_x^{-1}(B_n) \cap \phi_x^{-1}(B_m)) = \phi_x(\emptyset) = \emptyset;$$

comme en toute généralité $\{\phi_x \in B\} = \phi_x^{-1}(B) = \phi_x^{-1}(B \cap \phi_x(\Theta))$, on a

$$\bigsqcup_{n \in \mathbb{N}} \phi_x^{-1}(B_n) = \phi_x^{-1}\left(\bigcup_{n \in \mathbb{N}} B_n\right) = \phi_x^{-1}\left(\left(\bigcup_{n \in \mathbb{N}} B_n\right) \cap \phi_x(\Theta)\right) = \phi_x^{-1}\left(\bigsqcup_{n \in \mathbb{N}} (B_n \cap \phi_x(\Theta))\right),$$

donc

$$Q_x\left(\bigsqcup_{n \in \mathbb{N}} \phi_x^{-1}(B_n)\right) = \nu\left(\bigsqcup_{n \in \mathbb{N}} (B_n \cap \phi_x(\Theta))\right) = \sum_{n=0}^{\infty} \nu(B_n \cap \phi_x(\Theta)) = \sum_{n=0}^{\infty} Q_x(\phi_x^{-1}(B_n))$$

et Q_x est σ -additive. Enfin Q_x est positive et $Q_x(\Theta) = Q_x(\phi_x \in \mathbb{R}) = \nu(\mathbb{R}) = 1$, donc Q_x est bien une probabilité ; et par construction $\nu = \phi_x(Q_x)$, probabilité image de Q_x par ϕ_x .

Comme la fonction ϕ et la mesure ν ne dépendent pas du choix de la mesure dominante μ du modèle, les Q_x n'en dépendent pas non plus. Si on remplace ϕ par $\phi' = k\phi$ ($k > 0$), on a $\nu'(kB) = \nu(B)$ pour tout $B \in \mathcal{B}(\mathbb{R})$ comme vu au paragraphe 2.A ; donc $\forall x \in \Delta^n$,

$$Q_x(\phi'_x \in B) = Q_x\left(\phi_x \in \frac{1}{k}B\right) = \nu\left(\frac{1}{k}B\right) = \nu'(B), \text{ de sorte que } Q'_x = Q_x.$$

Enfin soit $\theta \in \Theta \xrightarrow{\delta} \tilde{\theta} \in \tilde{\Theta}$ un homéomorphisme de Θ sur un autre ouvert $\tilde{\Theta}$ de \mathbb{R}^d . On a $\phi_x = \tilde{\phi}_x \circ \delta$ et ν n'est pas affectée par δ (cf. le paragraphe 2.A) ; d'où

$$\nu = \phi_x(Q_x) = \tilde{\phi}_x(\delta(Q_x)), \text{ et donc } \tilde{Q}_x = \delta(Q_x) \text{ sur } (\tilde{\phi}_x)^{-1}(\mathcal{B}(\mathbb{R}^d));$$

ce qui est bien la formule de transport d'une mesure par une application mesurable. \square

Remarques

- Lorsque ν est diffuse, on a $\phi_x(Q_x) = \nu \implies \underline{(\gamma \circ \phi_x)(Q_x) = \gamma(\nu) = \lambda}$ où λ désigne ici la probabilité uniforme sur $]0, 1[$ (propriété d'anamorphose), puisque γ est la fonction de répartition complémentaire de ν (cf. le paragraphe 2.A). Cette relation exprime que pour tout $\gamma_0 \in]0, 1[$, le niveau de confiance γ_0 de la région vraisemblable $\{\gamma \circ \phi_x < \gamma_0\}$ coïncide avec sa probabilité a posteriori $Q_x(\{\gamma \circ \phi_x < \gamma_0\})$.
- Conformément à l'analyse développée au paragraphe 2.B, interpréter la relation $Q_x(\phi_x \in B) \stackrel{\text{déf}}{=} \nu(B)$ comme le fait que la probabilité a posteriori de $\{\phi_x \in B\}$ vaut $\nu(B)$ n'apparaît *légitime* que si le borélien B est lui-même défini *a priori*, au sens qu'il ne dépend pas de la valeur de l'échantillon x . Si ceci est bien exact, il s'agit d'une limitation profonde à l'emploi de cette probabilité...
- Dans le cas où on dispose d'une statistique exhaustive pour le modèle, on sait (cf. le paragraphe 2.C) que $\forall (x, \theta) \in \Delta^n \times \Theta$, $\phi(x, \theta) = \phi^T(t, \theta)$ où $t = \tau(x)$. Comme par définition Q_x est pour tout $x \in \Delta^n$ l'unique probabilité sur la tribu $\phi_x^{-1}(\mathcal{B}(\mathbb{R}))$ de Θ telle que

$$\phi_x(Q_x) = \nu, \text{ autrement dit ici } \phi_t^T(Q_x) = \nu,$$

la probabilité a posteriori Q_x ne dépend en fait que de t ; on la notera en conséquence aussi bien \underline{Q}_t .

7.B Cas des modèles exponentiels réels

On se place d'abord dans le cadre du modèle exponentiel réel présenté au paragraphe 5.A, où T est de loi diffuse et où pour tout $t \in I$, $F_t(\Theta) =]0, 1[$.

On sait que pour tout $t \in I$, F_t est un homéomorphisme croissant de Θ sur $]0, 1[$, ce qui permet de définir simplement une probabilité intrinsèque Q_t sur la tribu de Borel $\mathcal{B}(\Theta)$ en transportant la loi de $F_\theta(T)$ uniforme sur $]0, 1[$ par F_t^{-1} définie sur $]0, 1[$:

$$Q_t \stackrel{\text{d\u00e9f}}{=} F_t^{-1}(\lambda), \text{ caract\u00e9ris\u00e9e par } \underline{F_t(Q_t)} = \lambda,$$

λ d\u00e9signant ici la probabilit\u00e9 uniforme sur $]0, 1[$.

Comme F est une fonction pivotale correcte de loi fixe λ vu les hypoth\u00e8ses, on peut pour tout $B \in \mathcal{B}(]0, 1[)$ attribuer \u00e0 la r\u00e9gion $\{F_t \in B\}$ le niveau de confiance $\lambda(B)$, et celui-ci co\u00efncide alors avec sa probabilit\u00e9 $Q_t(\{F_t \in B\})$ puisque $F_t(Q_t) = \lambda$.

On a pour tous $\theta_1 < \theta_2$ dans Θ ,

$$Q_t(] \theta_1, \theta_2]) = \lambda(F_t(] \theta_1, \theta_2])) = \lambda(] F_t(\theta_1), F_t(\theta_2)]) = F_t(\theta_2) - F_t(\theta_1);$$

de sorte que Q_t a F_t pour **fonction de r\u00e9partition** et donc $\pi \stackrel{\text{d\u00e9f}}{=} \frac{\partial F}{\partial \theta}(t, \cdot)$ pour **densit\u00e9** (sous r\u00e9serve d'existence de cette d\u00e9riv\u00e9e partielle).

De plus, dans le cas d'un mod\u00e8le exponentiel *parfait* o\u00f9 $G = \phi_t^T \circ F_t^{-1}$ ne d\u00e9pend pas de t , on a

$$\forall \theta \in \Theta, \nu = \phi_\theta^T(T)(P_\theta) = G(F_\theta(T)(P_\theta)) = G(\lambda);$$

donc $\forall t \in I$, $\phi_t^T(Q_t) = G(F_t(Q_t)) = G(\lambda) = \nu$: la restriction de Q_t \u00e0 la sous-tribu $(\phi_t^T)^{-1}(\mathcal{B}(\mathbb{R}))$ de $\mathcal{B}(\Theta)$ engendr\u00e9e par les r\u00e9gions vraisemblables en t **co\u00efncide** avec la probabilit\u00e9 a posteriori d\u00e9finie en derni\u00e8re remarque du paragraphe 7.A et d\u00e9sign\u00e9e par la m\u00eame notation.

L'id\u00e9e fort s\u00e9duisante propos\u00e9e par R.A. Fisher, est que dans une situation de ce type — dont on ne verrait ici qu'un cas particulier — il devient l\u00e9gitime de consid\u00e9rer pleinement le param\u00e8tre θ comme un **point al\u00e9atoire** de Θ ayant π pour densit\u00e9. Et aussi que cette *densit\u00e9 fiduciaire* π peut alors servir de densit\u00e9 bay\u00e9sienne a priori \u00e0 l'occasion d'un nouvel \u00e9chantillonnage, ce qui permet la jonction entre statistique fr\u00e9quentiste et statistique bay\u00e9sienne.

Nous contestons cette id\u00e9e et consid\u00e9rons le mod\u00e8le bay\u00e9sien comme structurellement plus riche d'informations pour les deux raisons suivantes :

- Si la densit\u00e9 fiduciaire π est fournie par un premier \u00e9chantillonnage connu $t' = \tau(x'_1, \dots, x'_m)$ et si on fait un second tirage $t = \tau(x_1, \dots, x_n)$, la densit\u00e9 a posteriori sur θ qui en d\u00e9coule en bay\u00e9sien, cens\u00e9e pouvoir servir de densit\u00e9 a priori pour un tirage ult\u00e9rieur, est

$$\pi_{(t',t)} \propto \frac{\partial F'}{\partial \theta}(t', \cdot) f_t^T.$$

Or il para\u00eet aberrant que l'ordre dans lequel les deux premiers tirages t' et t ont eu lieu puisse affecter cette densit\u00e9 ($\pi_{(t',t)} \neq \pi_{(t,t')}$); tel n'est pas le cas dans la proposition expos\u00e9e aux paragraphes 1.C et 2.C, o\u00f9 la vraisemblance a posteriori est $f_{(t',t)}^{T''} = f_{t'}^{T'} f_t^T$, ni dans le paradigme bay\u00e9sien o\u00f9 la densit\u00e9 a posteriori est

$$\pi_{(t',t)} \propto \pi f_{t'}^{T'} f_t^T,$$

o\u00f9 π d\u00e9signe la densit\u00e9 a priori int\u00e9gr\u00e9e au mod\u00e8le bay\u00e9sien de d\u00e9part.

- Il nous semble de plus que subsiste la difficult\u00e9 de fond d\u00e9j\u00e0 signal\u00e9e (seconde remarque du paragraphe 7.A), \u00e0 savoir ici que la relation $Q_t(\{F_t \in B\}) = \lambda(B)$ n'a le sens de "la probabilit\u00e9 a posteriori de $\{F_t \in B\}$ vaut $\nu(B)$ " que si le bor\u00e9lien B ne d\u00e9pend pas de t .

On se place pour terminer dans le cadre du modèle exponentiel réel présenté au paragraphe 6, où T est de loi discrète et où

$$\forall t \in I, F_t^d(\Theta) = F_t^g(\Theta) =]0, 1[\text{ (, } F_{t_{\min}}^d(\Theta) =]0, 1[\text{ et } F_{t_{\max}}^g(\Theta) =]0, 1[).$$

On sait que pour tout $\forall (t, u) \in I \times [0, 1] \text{ (} \cup \{(t_{\min}, 0)\} \cup \{(t_{\max}, 1)\})$, ψ_t^u est un homéomorphisme croissant de Θ sur $]0, 1[$, ce qui permet de définir simplement une probabilité intrinsèque Q_t^u sur la tribu de Borel $\mathcal{B}(\Theta)$ en transportant la loi de $\psi_\theta(T, U)$ uniforme sur $]0, 1[$ par $(\psi_t^u)^{-1}$:

$$Q_t^u \stackrel{\text{déf}}{=} (\psi_t^u)^{-1}(\lambda), \text{ caractérisée par } \psi_t^u(Q_t^u) = \lambda,$$

λ désignant de nouveau la probabilité uniforme sur $]0, 1[$.

Il n'est évidemment pas raisonnable que Q_t^u puisse varier en fonction d'une valeur u indépendante du modèle. Or on sait que $\forall (t, u) \in \dot{\Delta} \times [0, 1] \setminus \{(t_{\min}, 1), (t_{\max}, 0)\}$, on peut écrire pour tout $y \in [0, 1[$, $\{\phi_t^T > y\} = \{\psi_t^u \in B_t^u\}$ où B_t^u est un sous-intervalle de $]0, 1[$ dont la longueur est indépendante de u (cf. le paragraphe 6.B) ; on a donc

$$\forall (t, u) \in \dot{\Delta} \times [0, 1] \setminus \{(t_{\min}, 1), (t_{\max}, 0)\} \text{ et } \forall y \in [0, 1[, Q_t^u(\{\phi_t^T > y\}) = \lambda(B_t^{1/2}),$$

qui est indépendant de u . On en déduit que $\forall t \in \dot{\Delta}$ fixé, les probabilités sur \mathbb{R} $\phi_t^T(Q_t^u)$ ont même fonction de répartition complémentaire et donc sont égales ; de sorte que $\forall t \in \dot{\Delta}$ fixé, les probabilités Q_t^u coïncident sur la sous-tribu $(\phi_t^T)^{-1}(\mathcal{B}(\mathbb{R}))$ de $\mathcal{B}(\Theta)$ engendrée par les régions vraisemblables en t .

Ceci permet de définir pour tout $t \in \dot{\Delta}$ la probabilité Q_t sur $(\phi_t^T)^{-1}(\mathcal{B}(\mathbb{R}))$ comme la restriction à cette tribu de Q_t^0 par exemple pour $t \neq t_{\max}$, de Q_t^1 pour $t = t_{\max}$. Mais comme le borélien B_t^u dans l'expression des régions vraisemblables $\{\phi_t^T > y\} = \{\psi_t^u \in B_t^u\}$ dépend effectivement de (t, u) , on ne peut absolument pas interpréter Q_t comme la probabilité a posteriori de θ ...

Index alphabétique

C

cohérence avec le modèle 9

D

densité fiduciaire 43

E

exhaustif 10

F

fonction \bar{K} 17, 21, 22

fonction pivotale 6, 23, 28

fonction pivotale correcte 7, 11, 23, 29

H

hypothèse de vraisemblance pivotale .

6, 9, 12

I

intrinsèque au modèle 9

invariance par reparamétrage . 4, 5, 8,

9, 40

M

mesure de Jeffreys 40

modèle des exponentielles translatées

14

modèle des lois de Poisson 29

modèle des lois Gamma 13, 25

modèle des lois gaussiennes 18, 20, 21

modèle des lois uniformes 15

modèle exponentiel réel parfait 24

modèle Gamma-Weibull 16

modèle pile ou face 33

N

niveau de confiance 7

notation croisée 4

P

probabilité a posteriori 41

probabilité fiduciaire 41

probabilités a posteriori 41

propriété pivotale 6

R

région de confiance pour θ en x 7

région vraisemblable pour θ en x 4, 8

rapport des vraisemblances maximales

12

région aléatoire de confiance 7

S

situation asymptotique 12

statistique exhaustive 10

V

vraisemblance a posteriori en x 6

vraisemblance a priori 6

vraisemblance conditionnelle 5

vraisemblance marginale 5, 20, 22

vraisemblance pivotale 6, 9, 12