



STT 1000 - STATISTIQUES

ARTHUR CHARPENTIER



Loi Gamma (shape/scale - scale/rate)

- écriture shape/scale

$$f(x) = \frac{1}{\Gamma(k)\theta^k} x^{k-1} e^{-\frac{x}{\theta}} \text{ pour } x \geq 0,$$

avec $k > 0$ (shape) et $\theta > 0$ (scale).

$$\mathbb{E}[X] = k\theta \text{ et } \text{Var}[X] = k\theta^2$$

- écriture shape/rate

$$f(x) = \frac{\beta^\alpha}{\Gamma(\alpha)} x^{\alpha-1} e^{-\beta x} \text{ pour } x \geq 0,$$

avec $\alpha > 0$ (shape) et $\beta > 0$ (rate).

$$\mathbb{E}[X] = \frac{\alpha}{\beta} \text{ et } \text{Var}[X] = \frac{\alpha}{\beta^2}$$

Loi Gamma

La log-vraisemblance s'écrit

$$\log L(k, \theta) = (k - 1) \sum_{i=1}^N \ln(x_i) - \sum_{i=1}^N \frac{x_i}{\theta} - Nk \ln(\theta) - N \ln(\Gamma(k))$$

- k fixé

$$\hat{\theta} = \frac{1}{kN} \sum_{i=1}^N x_i$$

Loi Gamma

Il existe des estimateurs

$$\hat{k} = \frac{N \sum_{i=1}^N x_i}{N \sum_{i=1}^N x_i \ln(x_i) - \sum_{i=1}^N \ln(x_i) \sum_{i=1}^N x_i}$$

et

$$\hat{\theta} = \frac{1}{N^2} \left(N \sum_{i=1}^N x_i \ln(x_i) - \sum_{i=1}^N \ln(x_i) \sum_{i=1}^N x_i \right)$$

Loi Gamma vs Loi Exponentielle

$$\mu(t) = \mathbb{E}[X - t | X > t] = \frac{1}{\bar{F}(t)} \int_t^{\infty} \bar{F}(x) dx$$

donc

$$\mu(t) = \frac{\alpha}{\beta} \frac{\bar{F}_{\alpha+1,\beta}(x)}{\bar{F}_{\alpha,\beta}(x)} - x \sim \frac{1}{\beta}$$

pour x grand COMPLETER

<https://freakonometrics.hypotheses.org/tag/imrl>

Loi Gamma

Soit x_1, \dots, x_n un échantillon i.i.d. tiré suivant une loi $\mathcal{G}(2, \theta)$, avec $\theta > 0$ inconnu. Soit $\hat{\theta} = 2\bar{x}^{-1}$

$\hat{\theta}$ n'est pas un estimateur sans biais de θ : $\mathbb{E}[\hat{\theta}] = \frac{2n}{2n-1}\theta \neq \theta$

En effet,

$$S_n = X_1 + X_2 + \dots + X_n \sim \mathcal{G}(2n, \theta)$$

de densité $g(s) = \frac{\theta^{2n}}{(2n-1)!} s^{2n-1} \exp[-\theta s]$ sur \mathbb{R}_+ . Alors

$$\mathbb{E}\left[\frac{2n}{S}\right] = 2n \int_0^\infty \frac{\theta^{2n}}{(2n-1)!} \frac{s^{2n-1}}{s} \exp[-\theta s] ds$$

$$\mathbb{E}\left[\frac{2n}{S}\right] = \frac{2n\theta}{2n-1} \int_0^\infty \frac{\theta^{2n-1}}{(2n-2)!} s^{2n-2} \exp[-\theta s] ds = \frac{2n\theta}{2n-1}$$

Loi Gamma

$\hat{\theta}$ est un estimateur asymp. Gaussien : $\sqrt{n}(\hat{\theta} - \theta) \xrightarrow{\mathcal{L}} \mathcal{N}\left(0, \frac{\theta^2}{2}\right)$

Si $X \sim \mathcal{G}(2, \theta)$, alors $\mathbb{E}[X] = 2\theta^{-1}$ et $\text{Var}[X] = 2\theta^{-2}$, donc par le théorème central limite,

$$\sqrt{n}(\bar{X} - \tau) \xrightarrow{\mathcal{L}} \mathcal{N}(0, \tau^2/2) \text{ où } \tau = 2\theta^{-2}$$

Posons $g(x) = 2/x$, alors d'après la Δ -methode,

$$\sqrt{n}(\hat{\theta} - \theta) = \sqrt{n}(g(\bar{X}) - g(\tau)) \xrightarrow{\mathcal{L}} \mathcal{N}\left(0, [g'(\tau)]^2 \tau^2/2\right)$$

Loi Gamma: maximum de vraisemblance

$$\log \mathcal{L}(\alpha, \beta) = n\alpha \log(\beta) - n \log[\Gamma(\alpha)] + (\alpha - 1) \sum_{i=1}^n \log(x_i) - \beta \sum_{i=1}^n x_i$$

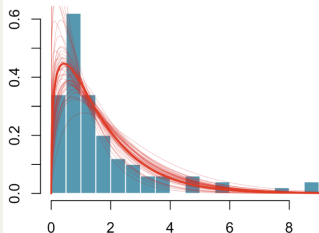
$$\nabla \log \mathcal{L}(\alpha, \beta) = \begin{pmatrix} n \log(\beta) - n[\log \Gamma(\alpha)]' + \sum_{i=1}^n \log(x_i) \\ \frac{n\alpha}{\beta} - \sum_{i=1}^n x_i \end{pmatrix}$$

$$H \log \mathcal{L}(\alpha, \beta) = \frac{1}{n(1 - \alpha[\log \Gamma(\alpha)]'')} \begin{pmatrix} \alpha & \beta \\ \beta & \beta^2[\log(\Gamma(\alpha))]'' \end{pmatrix}$$

Loi Gamma: vraisemblance profilée

Une loi Gamma est a un paramètre vectoriel, $\theta = (\alpha, \beta)$

```
1 > set.seed(123)
2 > x = exp(rnorm(100))
3 > library(MASS)
4 > (F = fitdistr(x,"gamma"))
5     shape      rate
6  1.3562877  0.8207035
7  (0.1732663) (0.1263275)
8
9 > log_lik = function(theta){
10 +   a = theta[1]
11 +   b = theta[2]
12 +   logL = sum(log(dgamma(x,a,b)))
13 +   return(-logL)
14 + }
15 > optim(c(1,1),log_lik)
16 $par
17 [1] 1.3558113 0.8206505
```



$$\hat{\theta} = (\hat{\alpha}, \hat{\beta}) = \underset{\theta \in \mathbb{R}_+^2}{\operatorname{argmax}} \left\{ \log \mathcal{L}(\theta) \right\}$$

est l'estimateur du maximum de vraisemblance

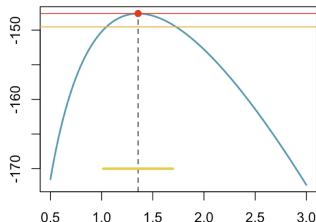
Loi Gamma: vraisemblance profilée

On peut aussi considérer

$$\hat{\alpha} = \operatorname{argmax}_{\alpha \in \mathbb{R}_+} \underbrace{\left\{ \max_{\beta \in \mathbb{R}_+} \left\{ \log \mathcal{L}(\alpha, \beta) \right\} \right\}}_{\text{fonction de } \alpha}$$

$\alpha \mapsto \max_{\beta \in \mathbb{R}_+} \left\{ \log \mathcal{L}(\alpha, \beta) \right\}$ est appelée **vraisemblance profilée**

```
1 > prof_log_lik = function(a){  
2 +   b = (optim(1,function(z) -sum(log(dgamma(x,a,z)))  
3 +     ))$par  
4 +   return(-sum(log(dgamma(x,a,b))))  
5 > optim(1,prof_log_lik)  
6 $par  
7 [1] 1.356445
```



Loi du Chi-Deux

$$f_{\nu}(x) = \frac{1}{2^{\nu/2}\Gamma(\nu/2)} e^{-x^2/2} x^{\nu-1} \text{ pour } x > 0.$$

$$\mathbb{E}[X] = \nu, \quad \mathbb{E}[X^2] = \nu(\nu + 2) \text{ et } \text{Var}[X] = 2\nu.$$