

Calcul de $E[X^2]$ pour $X \sim \Gamma(k, \lambda)$

$$E[X^2] = \int_0^{+\infty} x^2 \underbrace{\frac{\lambda^k}{\Gamma(k)}}_{\Gamma(k)} x^{k-1} e^{-\lambda x} dx$$

$$= \frac{\Gamma(k+2)}{\lambda^2 \Gamma(k)} \int_0^{+\infty} \underbrace{\frac{\lambda^{k+2}}{\Gamma(k+2)}}_{=1} x^{k+1} e^{-\lambda x} dx$$

$$= \frac{\Gamma(k+2)}{\Gamma(k)} \frac{1}{\lambda^2} \stackrel{\substack{\text{en utilisant que } \Gamma(k+2) = (k+1)\Gamma(k+1) \\ = (k+1)k\Gamma(k)}}{=} \frac{(k+1)k\cancel{\Gamma(k)}}{\cancel{\Gamma(k)}} \frac{1}{\lambda^2}$$

$$\text{Var}(X) = E[X^2] - E[X]^2 = \frac{(k+1)k}{\lambda^2} - \frac{k^2}{\lambda^2} = \frac{k}{\lambda^2}$$

Détermination de $E[X]$ et $\text{Var}(X)$ pour $X \sim \mathcal{N}(\mu, \sigma^2)$
 si $X \sim \mathcal{N}(0, 1)$

alors $Y = \sigma X + \mu \sim \mathcal{N}(\mu, \sigma^2)$, car

$$E[X] = 0 \text{ donc}$$

$$E[Y] = E[\sigma X + \mu] = \sigma E[X] + \mu = \mu$$

ce qui prouve que $E[Y] = \mu$. Par ailleurs,

$$\text{si } \text{Var}(X) = 1 \text{ alors } \text{Var}(Y) = \text{Var}(\sigma X + \mu)$$

$$= \sigma^2 \text{Var}(X) \stackrel{\substack{\text{en utilisant} \\ \text{les formules de} \\ \text{linéarité}}}{=} \sigma^2$$

Maintenant pour prouver que $\text{Var}(X) = 1$ on utilise

$$\text{Var}(X) = E[X^2] - E[X]^2 = E[X^2] \text{ car } E[X] = 0.$$

On va maintenant calculer $E[X^2]$ pour $X \sim \mathcal{N}(0, 1)$

Or, nous allons prouver ensemble plus tard dans le cours que

$$\text{Pour } X \sim \mathcal{N}(0, 1) \quad Z = X^2 \sim \chi_1^2 \equiv \Gamma\left(\frac{1}{2}, \frac{1}{2}\right)$$

c'est-à-dire que X^2 suit une distribution du χ_1^2 , ce qui est équivalent à dire que X^2 suit une distrib. $\Gamma(\frac{1}{2}, \frac{1}{2})$

$$\text{Si } Z \sim \Gamma(k, \lambda) \text{ alors } E[Z] = \frac{k}{\lambda} \leftarrow$$

$$\text{Si } k = \frac{1}{2} \text{ et } \lambda = \frac{1}{2} \quad E[Z] = E[X^2] = \frac{\frac{1}{2}}{\frac{1}{2}} = 1$$

Les formules pour les distributions Γ nous donnent donc

$$\text{Donc } \boxed{\text{Var}(X) = E[X^2] = 1}$$

Problème d'existence de l'espérance pour une v.a. de Cauchy

$$E[|X|] = \int_{-\infty}^{+\infty} |x| p(x) dx$$

$$= \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{|x|}{\pi(1+x^2)} dx$$

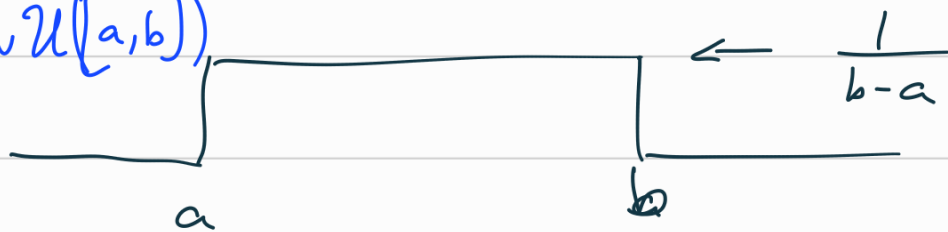
$$= 2 \int_0^{+\infty} \frac{x}{\pi(1+x^2)} dx$$

$$= 2 \int_0^{+\infty} \frac{t}{\pi(1+t^2)} dt$$

$$= \frac{1}{\pi} \int_0^x \frac{2t}{t(1+t^2)} dt = \frac{1}{\pi} \log(1+t^2) \Big|_0^x$$

$$= \frac{1}{\pi} \log(1+x^2) \longrightarrow +\infty$$

Pdf pour $X \sim \mathcal{U}(a, b)$



Utilisation de la méthode de la transformée inverse pour générer des observations "synthétiques" d'une distribution $\mathcal{E}(\lambda)$: On commence par calculer la cdf:

$$F_X(x) = \int_{-\infty}^x p(t; \lambda) dt$$

$$= \int_{-\infty}^x \lambda e^{-\lambda t} \mathbb{1}_{\{t \geq 0\}} dt$$

$$= \int_0^x \lambda e^{-\lambda t} dt = \left[-e^{-\lambda t} \right]_0^x$$

$$= -e^{-\lambda x} - \underbrace{-e^{-0}}_1$$

Donc

$$F_X(x) = 1 - e^{-\lambda x}$$

Puis on souhaite déterminer la fonction quantile F_X^{-1} .
On résout:

$$\alpha = 1 - e^{-\lambda x}$$

$$1 - \alpha = e^{-\lambda x}$$

$$\log(1 - \alpha) = -\lambda x$$

$$x = -\frac{1}{\lambda} \log(1 - \alpha)$$

Donc

$$F_X^{-1}(\alpha) = -\frac{1}{\lambda} \log(1-\alpha)$$

Par le théorème d'échantillonnage par transformée inverse, si on fait des tirages de v.a. uniformes sur $[0,1]$

$U_1 \quad U_2 \quad \dots \quad U_{50}$

et on définit :

$$X_1 := -\frac{1}{\lambda} \log(1-U_1) \quad \dots \quad X_{50} := -\frac{1}{\lambda} \log(1-U_{50})$$

alors les variables aléatoires X_1, \dots, X_{50} suivent chacune une distribution dont la cdf est F_X calculée plus haut, c'est-à-dire une distribution $\mathcal{E}(\lambda)$

