

# Chapitre 11

## Espérance et variance d'une variable aléatoire continue

# Espérance d'une variable continue

**Rappel** : Dans le cas d'une variable discrète, l'espérance est définie par

$$\mathbb{E}(X) = \sum_{i=1}^n X(\omega_i) \mathbb{P}(\omega_i)$$

Ce concept peut être étendu au cas de variables continues

## Definition

Soit  $X$  une variable aléatoire continue de densité  $f$ .  
L'espérance de  $X$  est alors définie par l'intégrale

$$\mu = \mathbb{E}(X) = \int_{-\infty}^{+\infty} xf(x)dx$$

Remarque  $\mathbb{E}(X)$  existe si  $\int_{-\infty}^{+\infty} |x|f(x)dx < +\infty$

# Variance d'une variable continue

En utilisant le fait que,

## Théorème

Si  $X$  est une v.a. continue et  $\phi : \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$ , alors

$$\mathbb{E}(\phi(X)) = \int_{-\infty}^{+\infty} \phi(x)f(x)dx$$

si cette intégrale existe

on a ensuite comme dans le cas discret :

## Definition

$$\sigma^2 = \text{Var}(X) = \mathbb{E}((X - \mu)^2) = \mathbb{E}(X^2) - [\mathbb{E}(X)]^2$$

# Le cas de la distribution uniforme

Si  $X \sim \mathcal{U}(a, b)$  alors :

$$\begin{aligned}\mathbb{E}(X) &= \int_{-\infty}^{+\infty} xf(x)dx = \int_a^b x \frac{1}{b-a} dx = \frac{1}{b-a} \left[ \frac{x^2}{2} \right]_a^b \\ &= \frac{b^2 - a^2}{2(b-a)} = \frac{a+b}{2} \text{ le centre de } [a, b]\end{aligned}$$

$$\mathbb{E}(X^2) = \frac{1}{b-a} \int_a^b x^2 dx = \frac{b^3 - a^3}{3(b-a)} = \frac{b^2 + ab + a^2}{3}$$

$$\begin{aligned}\text{Var}(X) &= \frac{a^2 + ab + b^2}{3} - \frac{(a+b)^2}{4} \\ &= \frac{4(a^2 + ab + b^2) - 3(a^2 + 2ab + b^2)}{12} \\ &= \frac{a^2 - 2ab + b^2}{12} = \frac{(b-a)^2}{12}\end{aligned}$$

# Le cas de la distribution normale

Si  $X \sim \mathcal{N}(\mu, \sigma)$

$$\mathbb{E}(X) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} \int_{-\infty}^{+\infty} x e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}} dx$$

En notant  $y \equiv x - \mu$ , on obtient

$$\mathbb{E}(X) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} \int_{-\infty}^{+\infty} y e^{-\frac{y^2}{2\sigma^2}} dy + \frac{\mu}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} \int_{-\infty}^{+\infty} e^{-\frac{y^2}{2\sigma^2}} dy$$

Or, par définition de la densité  $\frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} \int_{-\infty}^{+\infty} e^{-\frac{y^2}{2\sigma^2}} dy = 1$

Par ailleurs,  $ye^{-\frac{y^2}{2\sigma^2}}$  étant une fonction impaire :

$$\int_{-\infty}^{+\infty} ye^{-\frac{y^2}{2\sigma^2}} dy = 0$$

Ainsi,

### Théorème

Si  $X \sim \mathcal{N}(\mu, \sigma)$ , alors  $\mathbb{E}(X) = \mu$

Afin de calculer la variance d'une distribution normale, il est utile d'utiliser la **fonction génératrice** des moments.

### Definition

La fonction génératrice des moments d'une variable aléatoire  $X$  s'écrit  $M_X(t) = \mathbb{E}(e^{tX})$

En posant  $t = 0$ , elle nous permet de générer tout les moments de la variable  $X$ :

$$\begin{aligned}M'_X(t) &= \mathbb{E}(Xe^{tX}) \Rightarrow M'_X(0) = \mathbb{E}(X) \\M''_X(t) &= \mathbb{E}(X^2e^{tX}) \Rightarrow M''_X(0) = \mathbb{E}(X^2) \\&\dots \\&\Rightarrow M_X^{(n)}(0) = \mathbb{E}(X^n)\end{aligned}$$

Dans le cas de la distribution normale :

$$\begin{aligned}M_X(t) &= \int_{-\infty}^{+\infty} e^{tx} f_X(x) dx = \int_{-\infty}^{+\infty} e^{tx} f_X(x) dx \\ &= \int_{-\infty}^{+\infty} e^{tx} \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}} dx = \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2} + tx} dx\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}\text{Or, } -\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2} + tx &= -\frac{1}{2\sigma^2} \left[ (x-\mu)^2 - 2\sigma^2 tx \right] = \\ &= -\frac{1}{2\sigma^2} \left[ x^2 - 2(\mu + \sigma^2 t)x + \mu^2 \right] = \\ &= -\frac{1}{2\sigma^2} \left[ x^2 - 2(\mu + \sigma^2 t)x + (\mu + \sigma^2 t)^2 - (\mu + \sigma^2 t)^2 + \mu^2 \right] = \\ &= -\frac{\left[ x - (\mu + \sigma^2 t) \right]^2}{2\sigma^2} + \frac{\sigma^4 t^2 + 2\mu\sigma^2 t}{2\sigma^2} = -\frac{\left[ x - (\mu + \sigma^2 t) \right]^2}{2\sigma^2} + \left( \mu t + \frac{\sigma^2 t^2}{2} \right)\end{aligned}$$



$$\text{Ainsi, } M_X(t) = e^{\mu t + \frac{\sigma^2 t^2}{2}} \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} e^{-\frac{[x - (\mu + \sigma^2 t)]^2}{2\sigma^2}}$$

Or,  $\frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} e^{-\frac{[x - (\mu + \sigma^2 t)]^2}{2\sigma^2}} dx$  est la densité de  $\mathcal{N}(\mu + \sigma^2 t, \sigma)$ .

$$\text{Donc } \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} e^{-\frac{[x - (\mu + \sigma^2 t)]^2}{2\sigma^2}} = 1$$

$$\text{Et } \boxed{M_X(t) = e^{\mu t + \frac{\sigma^2 t^2}{2}}}$$

$$\text{Alors } M'_X(t) = e^{\mu t + \frac{\sigma^2 t^2}{2}} (\mu + \sigma^2 t).$$

$$\text{On retrouve donc } \mathbb{E}(X) = M'_X(0) = \mu$$

$$\text{Par ailleurs, } M''_X(t) = e^{\mu t + \frac{\sigma^2 t^2}{2}} [(\mu + \sigma^2 t)^2 + \sigma^2]$$

$$\text{Donc } \mathbb{E}(X^2) = M''_X(0) = \mu^2 + \sigma^2$$

$$\text{Ainsi } \text{Var}(X) = \mathbb{E}(X^2) - [\mathbb{E}(X)]^2 = \sigma^2$$

Donc la signification des paramètres de la loi  $\mathcal{N}(\mu, \sigma)$  est la suivante :

- $\mu$  est la moyenne de  $X$
- $\sigma$  est l'écart-type de  $X$

### Definition

Une variable  $X \sim \mathcal{N}(0, 1)$  est appelée variable normale (ou gaussienne) centrée-réduite (en anglais "standard normal")

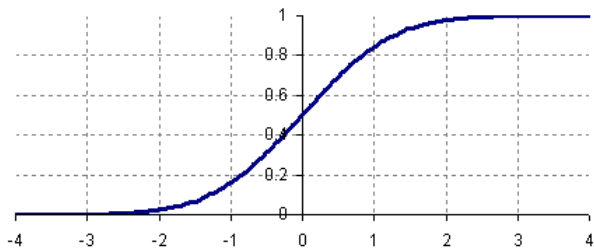
Dans ce cas,  $f(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{x^2}{2}}$ .

Et la fonction de distribution s'écrit :

$$\Phi(x) = \int_{-\infty}^x \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{y^2}{2}} dy$$

On ne peut pas calculer cette intégrale explicitement mais on peut le faire numériquement avec une précision arbitraire.

Cette fonction  $\Phi(x)$  est implémentée dans les routines standards des logiciels mathématiques (Mathlab, VBA,...). En ce sens, elle n'est pas plus compliquée que  $\sin(x)$



Cette distribution est primordiale car elle permet de retrouver n'importe quelle distribution normale

## Théorème

Si  $X \sim \mathcal{N}(\mu, \sigma)$  alors  $Y \equiv \frac{X-\mu}{\sigma} \sim \mathcal{N}(0, 1)$

Démonstration :

- $F_Y(x) = P(Y \leq x) = \mathbb{P}\left(\frac{X-\mu}{\sigma} \leq x\right) = \mathbb{P}(X \leq \sigma x + \mu) = F_X(\sigma x + \mu)$
- $f_Y(x) = F'_Y(x) = \sigma F'_X(\sigma x + \mu) = \sigma f_X(\sigma x + \mu)$   
$$= \sigma \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} e^{-\frac{((\sigma x + \mu) - \mu)^2}{2\sigma^2}} = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{x^2}{2}}$$
  
 $\Rightarrow Y \sim \mathcal{N}(0, 1)$

## Corollaire

La fonction de distribution de  $\mathcal{N}(\mu, \sigma)$  peut être exprimée de la manière suivante

$$F_{(\mu, \sigma)}(x) = \Phi \left( \frac{x - \mu}{\sigma} \right)$$

Par conséquent, il suffit de connaître (savoir calculer) la fonction de distribution de  $\mathcal{N}(0, 1)$  pour pouvoir calculer  $F_{\mu, \sigma}(x) \forall \mu, \sigma$ .

La relation correspondante pour les densités est :

$$f_{(\mu, \sigma)} = \frac{1}{\sigma} f_{(0, 1)} \left( \frac{x - \mu}{\sigma} \right)$$