

# ACT-2001 : Introduction à l'actuariat II

Radu Mitric

E-mail : [ilie-radu.mitric@act.ulaval.ca](mailto:ilie-radu.mitric@act.ulaval.ca)

Hiver 2021

cours : mercredi 13h30-15h20 et jeudi 9h30-10h20, en ligne, sur  
Zoom

ateliers : mercredi 15h30-16h20 et jeudi 10h30-11h20, en ligne  
(Alec Van Rassel)

## Sujets abordés

- Notions supplémentaires sur la théorie des probabilités
- Mesures de risque, notamment mesures de risque de type VaR
- Méthodes de simulation stochastique
- Modélisation des risques individuels en assurance IARD
- Mutualisation des risques
- Principes de calcul de la prime majorée
- Applications en assurance de personnes et IARD

# Évaluation

- Examen I, en présentiel, 40% : mercredi - le 10 mars, de 13h30 à 16h20.
- Examen II, en présentiel, 45% : mercredi - le 28 avril, de 13h30 à 16h20.
- Deux travaux pratiques (7.5% chacun) : 26 février et 23 avril.
  
- Calculatrices : consulter le portail du cours.

# Chapitre I : Notions supplémentaires sur la théorie des probabilités

- Soit une variable aléatoire (v.a.)  $X$ . Sa fonction de répartition est

$$F(x) = F_X(x) = \mathbb{P}[X \leq x]$$

- Une fonction de répartition possède les propriétés suivantes :

- $0 \leq F(x) \leq 1$  pour chaque  $x$ .
- $F(x)$  est non-décroissante.
- $F(x)$  est continue à droite, i.e.,  $\lim_{x \rightarrow a+} F(x) = F(a)$ .
- $F(-\infty) = 0$  et  $F(\infty) = 1$ .

- Sa fonction de survie est  $\bar{F}(x) = 1 - F(x) = \mathbb{P}[X > x]$

## Variable aléatoire discrète

- X est discrète si elle prend un nombre fini ou dénombrable des valeurs dans un ensemble de nombre réels  $A = \{x_1, x_2, \dots\}$ 
  - On définit sa fonction de masse

$$p_X(x) = \mathbb{P}[X = x],$$

qui satisfait

$$0 \leq p_X(x) \leq 1, \quad \sum_{x \in A} p_X(x) = 1.$$

- Sa fonction de répartition  $F_X(x)$  est une fonction en escalier.

■

$$E[X] = \sum x_i \mathbb{P}[X = x_i] = \sum x_i p_X(x_i)$$

$$E[g(X)] = \sum g(x_i) \mathbb{P}[X = x_i] = \sum g(x_i) p_X(x_i)$$

## Variable aléatoire continue

- Une v.a.  $X$  est continue si sa fonction de répartition est continue (et différentiable sauf un nombre fini ou dénombrable des points).
- Sa fonction de densité est

$$f_X(x) = \frac{d}{dx}F_X(x)$$

Alors,

$$F(x) = \int_{-\infty}^x f(t)dt$$

- La fonction de densité satisfait :
  - $f(x) \geq 0, \forall x$
  - $\int_{-\infty}^{\infty} f(x)dx = 1$

# Remarques



$$E[h(X)] = \int_{-\infty}^{+\infty} h(x)f_X(x)dx.$$

■  $f(x) \neq \mathbb{P}[X = x]$ ;

■ for très petit  $\varepsilon$ ,

$$\mathbb{P}\left[a - \frac{\varepsilon}{2} \leq X \leq a + \frac{\varepsilon}{2}\right] = \int_{a - \frac{\varepsilon}{2}}^{a + \frac{\varepsilon}{2}} f(t)dt \approx \varepsilon f(a).$$

■ ... ou  $f(x)dx \approx \mathbb{P}[x < X \leq x + dx]$

## Exemple 1.1

(à faire en classe)

## Variable aléatoire mixte

- est une combinaison d'une v.a. continue et une v.a. discrète.
- est une variable aléatoire continue avec quelques points de masse.

### Remarque 1.1

Si  $h$  est une fonction et  $X$  est une v.a. (continue, discrète ou mixte) avec fonction de répartition  $F_X$ , alors

$$E[h(X)] = \int_{-\infty}^{+\infty} h(x) dF_X(x).$$

en utilisant l'intégrale de Stieltjes (Riemann-Stieltjes)



## L'intégrale de Stieltjes (Riemann-Stieltjes)

### Définition 1.2

Soit une fonction  $g$  réelle bornée, dérivable sur la suite d'intervalles  $(D_i)_{i \leq k}$  et discontinue aux points  $(x_j)_{j \leq k}$ . Soit  $f$  une fonction réelle. On définit « l'intégrale de Stieltjes » de  $f$  par rapport à  $g$ , sur l'ensemble  $\mathcal{A} = \cup D_i \cup \{x_1, x_2, \dots, x_m\}$ , notée

$$\int_{\mathcal{A}} f(x) dg(x) = \sum_{j=1}^k \int_{D_j} f(x) g'(x) dx + \sum_{i=1}^m f(x_i) [g(x_i) - g(x_i^-)].$$

- L'intégrale de Stieltjes est une généralisation de l'intégrale de Riemann.
- L'intégrale de Stieltjes n'existe pas si  $f$  et  $g$  possèdent un point de discontinuité commun.

## Propriétés :

- Si la fonction  $g$  est continue et différentiable sur  $[a, b]$ , alors

$$\int_a^b f(x)dg(x) = \int_a^b f(x)g'(x)dx$$

- On a

$$\int_a^b f(x)dg(x) = f(b)g(b) - f(a)g(a) - \int_a^b g(x)df(x),$$

et l'existence d'une intégrale implique l'existence de l'autre.

- Si  $h$  est une fonction et  $X$  est une v.a. (continue, discrète ou mixte) avec fonction de répartition  $F_X$ , alors

$$E[h(X)] = \int_{-\infty}^{+\infty} h(x)dF_X(x).$$

## Exemple 1.2

(à faire en classe)

## L'espérance ; la variance

- L'espérance d'une variable aléatoire est linéaire :

$$\mathbb{E}[ag(X) + bh(X)] = a\mathbb{E}[g(X)] + b\mathbb{E}[h(X)]$$

- Variance :  $V[X] = \mathbb{E}[(X - \mu_X)^2]$ .

- Conséquence :

$$V[X] = \mathbb{E}[X^2] - (\mathbb{E}[X])^2 \text{ et}$$

- $V[aX + b] = a^2V[X]$ .

## L'espérance d'une v.a. non-négative

■ Si  $X$  est non-négative, continue et sa espérance existe, on a

$$E[X] = \int_0^{+\infty} x f_X(x) dx$$

et aussi

$$E[X] = \int_0^{+\infty} \bar{F}_X(x) dx$$

## L'espérance d'une v.a. non-négative

- Si  $X$  est non-négative, discrète (sur  $A=\{0, 1, 2, \dots\}$ ) et sa espérance existe, on a

$$E[X] = \sum_{j=0}^{\infty} j p_X(j)$$

et aussi

$$E[X] = \sum_{k=0}^{\infty} \bar{F}_X(k)$$

## Moment d'ordre $n$ ; fonctions génératrices

- Le moment d'ordre  $n$  de la v.a.  $X$  est définie comme  $E[X^n]$
- Le moment centré d'ordre  $n$  de la v.a.  $X$  est définie comme  $E[(X - \mu_X)^n]$
- La fonction génératrice des moments (f.g.m.) de  $X$  est définie comme

$$M_X(t) = \mathbb{E}[e^{tX}]$$

- et la fonction génératrice des probabilités (f.g.p.) de  $X$  est définie comme

$$P_X(t) = \mathbb{E}[t^X],$$

pour tout  $t$  où l'espérance existe.

- D'habitude (mais pas toujours !!), la f.g.m. est utilisée pour des v.a. continues et la f.g.p. est utilisée pour des v.a. discrètes.
- Pour certains v.a., le moment d'ordre  $n$  ou f.g.m. ou f.g.p. n'existent pas.

## Propriétés

- Lien entre f.g.m et f.g.p.

$$M_X(t) = P_X(e^t) \quad \text{et} \quad P_X(t) = M_X(\ln t)$$

- Sachant la f.g.m. ou la f.g.p., on peut trouver les moments d'ordre  $n$  :

$$\mathbb{E}[X^k] = \frac{d^k}{dt^k} M_X(t) |_{t=0}$$

et

$$P'_X(1) = \mathbb{E}[X], \quad P''_X(1) = \mathbb{E}[X(X-1)], \quad P'''_X(1) = \mathbb{E}[X(X-1)(X-2)], \dots$$



## Exemple 1.3

(à faire en classe)

# Fonction quantile. Définition de base

## Définition 1.3

Soit un risque  $X$  et un niveau de probabilité  $p \in (0, 1)$ . Alors nous définissons la fonction inverse  $F_X^{-1}$  de  $F_X$  par

$$\begin{aligned} F_X^{-1}(p) &= \inf\{x \in R | F_X(x) \geq p\} \\ &= \sup\{x \in R | F_X(x) < p\} \end{aligned}$$

Illustration (à faire en classe) :

## Propriétés

La fonction quantile satisfait les propriétés suivantes :

- $F_X^{-1}$  est non-décroissante ;
- $F_X^{-1}$  est continue à gauche ;
- $F_X^{-1}(F_X(x)) \leq x$  ;
- $F_X(F_X^{-1}(u)) \geq u$  .

## Exemple - cas continu

### **Exemple 1.4**

(à faire en classe)

## Exemple - cas continu

### **Exemple 1.5**

(à faire en classe)

## Exemple - cas mixte

### **Exemple 1.6**

(à faire en classe)

## Propriétés

### Théorème 1.4

*Soit la v.a.  $X$  avec la fonction de répartition  $F_X$  et fonction quantile  $F_X^{-1}$ .*

*Soit une v.a.  $U \sim U(0, 1)$ .*

*Alors, la fonction de répartition de la v.a.  $F_X^{-1}(U)$  est  $F_X$ , c.-à-d., les v.a.  $F_X^{-1}(U)$  et  $X$  sont égales en distribution ( $F_X^{-1}(U) \sim X$ ).*

### Remarque 1.5

On utilise la théorème précédente pour simuler des valeurs d'une v.a.  $X$ , à partir des valeurs d'une v.a.  $U(0, 1)$ .



## Propriétés

### **Théorème 1.6**

*Soit la v.a.  $X$  avec la fonction de répartition  $F_X$  et fonction quantile  $F_X^{-1}$ .*

*Soit une v.a.  $U \sim U(0, 1)$ .*

*Alors, la fonction de répartition de la v.a.  $F_X(X)$  est  $F_U$ , c.-à-d., les v.a.  $F_X(X)$  et  $U$  sont égales en distribution ( $F_X(X) \sim U$ ).*

## Propriétés

### Proposition 1.7

Soit une v.a.  $X$  avec  $\mathbb{E}[X] < \infty$ , fonction de répartition  $F_X$  et fonction quantile  $F_X^{-1}$ . On a

$$\int_0^{\infty} F_X^{-1}(u) du = \mathbb{E}[X]$$

## Deuxième (type) définition de la fonction quantile

### Définition 1.8

Soit un risque  $X$  et un niveau de probabilité  $p \in (0, 1)$ . Alors nous définissons une deuxième version de la fonction inverse  $F_X^{-1+}$  de  $F_X$  par

$$\begin{aligned} F_X^{-1+}(p) &= \inf\{x \in R | F_X(x) > p\} \\ &= \sup\{x \in R | F_X(x) \leq p\} \end{aligned}$$

## Propriétés de la $F_X^{-1+}$

La fonction quantile satisfait les propriétés suivantes :

- $F_X^{-1+}$  est non-décroissante ;
- $F_X^{-1}$  est continue à droite ;
- Si  $X$  est continue, alors  $F_X^{-1+}(u) = F_X^{-1}(u)$ , pour chaque  $u$ .
- Si  $X$  est discrète ou si  $u$  correspond à une partie horizontale de  $F_X(x)$ , alors
  - $F_X^{-1}(u)$  correspond à l'extrémité gauche de l'intervalle ;
  - $F_X^{-1+}(u)$  correspond à l'extrémité droite de l'intervalle

## Exemple - cas continu

### **Exemple 1.7**

(à faire en classe)

Exemple - cas mixte

## Exemple 1.8

(à faire en classe)

# Mesures de risque de type VaR

## Définition 1.9

Une mesure de risque est une fonctionnelle  $\rho$  d'un risque  $X$  auquel nous associons un nombre non-négatif  $\rho(X)$ , nombre qui quantifie la « dangerosité » du risque en donnant une mesure du « capital de risque » nécessaire pour rendre ce risque « acceptable ».

## Exemple 1.9

- a)  $\rho(X) = (1 + \theta)\mathbb{E}[X], \theta > 0;$
- b)  $\rho(X) = \mathbb{E}[X] + \theta \text{Var}[X], \theta > 0;$
- c)  $\rho(X) = \mathbb{E}[X] + \theta \sigma_X, \theta > 0;$
- d)  $\rho(X) = \mu_X + \theta \sigma_X;$
- e)  $\rho(X) = \text{VaR}[X; p] = F_X^{-1}(p) = \inf\{x | F_X(x) \geq p\}.$
- f)  $\rho(X) = \text{TVaR}[X; p] = \dots$
- g) la probabilité de ruine associé à une perte  $X$ .

## Propriétés désirables

- Aucune surcharge excessive (il serait inutile de mettre en réserve plus de capital que la perte maximale engendrée par le risque) :

$$\rho(X) \leq F_X^{-1}(1);$$

- Chargement non-négatif (le capital minimal doit excéder la perte moyenne) :

$$\rho(X) \geq \mathbb{E}[X];$$

- Invariance par translation (tout accroissement du risque par un montant déterministe devrait résulter dans le même accroissement du capital) :

$$\rho(X + c) = \rho(X) + c;$$



- Constance (à une perte déterministe ne doit correspondre qu'un capital équivalent) :

$$\rho(c) = c, \quad c = \text{constante};$$

- Sous-additivité (l'effet de diversification) :

$$\rho(X + Y) \leq \rho(X) + \rho(Y)$$

i.e., la fusion des risques ne dépasse pas la somme des risques individuels.

- Nous définissons « l'effet de diversification » du regroupement des risques  $X$  et  $Y$  par  $\rho(X) + \rho(Y) - \rho(X + Y)$ , qui est non-négative si la mesure de risque est sous-additive.
- Si l'égalité est satisfaite, nous dirons que la mesure de risque est additive (Il n'y a pas d'effet de diversification).

### ■ Additivité comonotone :

$$\rho(X + Y) = \rho(X) + \rho(Y)$$

si  $X$  et  $Y$  sont comonotones (même en fusionnant, un risque ne peut agir sur l'autre risque en l'augmentant ou en le diminuant, et donc le capital associé aux risques ne sera pas modifié par leur fusion) ;

### ■ Homogénéité positive (le capital associé au risque est ajusté proportionnellement à l'unité monétaire) :

$$\rho(cX) = c\rho(X), \quad c > 0;$$

### ■ Monotonie :

$$P[X \leq Y] = 1 \implies \rho(X) \leq \rho(Y),$$

i.e. que si une perte est plus élevée qu'une autre, alors le capital associé ira dans le même sens.

## ■ Invariance en loi :

$$X =_d Y \implies \rho(X) = \rho(Y),$$

c.a.d., le capital associé au risque ne dépend que de la distribution de ce risque, et donc la mesure de risque ne sera fiable que si la distribution du risque est bien estimé.

### Remarque 1.10

Aucune mesure de risque ne peut capturer toutes les caractéristiques d'un risque, mais chacune d'elle retiendra plutôt une partie des ces aspects notamment par les propriétés qui seront privilégiées par les gestionnaires du risque.

### Définition 1.11

Une mesure de risque est dite cohérente si elle satisfait aux quatre propriétés suivantes : l'invariance par translation, la positivité, l'homogénéité, la sous-additivité et la monotonie.

### Remarque 1.12

Cette classe de mesures de risque est une des plus répandues, mais elle n'est pas la seule. La classe des mesures de risque convexes est aussi souvent considérée.

### Définition 1.13

Une mesure de risque est dite convexe si elle satisfait aux trois propriétés suivantes : l'invariance par translation, la monotonie et la convexité, i.e. :

$$\rho(\lambda X + (1 - \lambda)Y) \leq \lambda \rho(X) + (1 - \lambda) \rho(Y), \quad \lambda \in [0, 1].$$

**Remarque 1.14**

La  $VaR_p(X)$  n'est pas cohérente (n'est pas sous-additive).

La  $TVaR_p(X)$  est une mesure de risque cohérente.

# Mesures de risque de type « VaR »

## « Value at risk » (VaR)

### Définition 1.15

Soit un risque  $X$  et un niveau de probabilité (élevé)  $p \in (0, 1)$ . Alors nous définissons la VaR par l'identité

$$\begin{aligned} VaR_p(X) &= F_X^{-1}(p) \\ &= \inf\{x \in R | F_X(x) \geq p\} \\ &= \sup\{x \in R | F_X(x) < p\} \end{aligned}$$

### Remarque 1.16

Les valeurs de  $p$  habituellement considérées sont très élevées, au niveau  $p \geq 0.95$ .

Illustration (voir  $F_X^{-1}(p)$ ) :

## Remarque 1.17

Si la fonction  $\varphi$  est strictement croissante, alors

$$F_{\varphi(X)}^{-1}(p) = \varphi(F_X^{-1}(p)), \quad \forall p \in (0, 1).$$



## Propriétés de la VaR

### La mesure de risque $VaR$ :

- - ne dépasse pas la perte maximale :  $VaR_p(X) \leq \max\{X\}$  ;
- - peut ne pas dépasser la moyenne de la perte (mais pour  $p$  très petite) :
  - si  $p' = F_X(\mathbb{E}[X])$ , puis  $VaR_p(X) \leq \mathbb{E}[X]$  pour  $p < p'$  ;
- - est invariante par translation :  $VaR_p(X + c) = VaR_p(X) + c$  ;
- - est positivement homogène :  $VaR_p(cX) = c VaR_p(X)$  ;
- - satisfait la constance : si  $\mathbb{P}[X = k] = 1$ , alors  $VaR_p(X) = k$  ;
- -est monotone : si  $\mathbb{P}[X \leq Y] = 1$ , alors  $VaR_p(X) \leq VaR_p(Y)$  ;
- - n'est pas nécessairement sous-additive (donc, VaR n'est pas cohérente) ;
- -est additive comonotone.

## Exemple 1.10

(à faire en classe)

## « Tail Value at risk » (TVaR)

### Définition 1.18

Soit un risque  $X$  et un niveau de probabilité (élevé)  $p \in (0, 1)$ . Alors nous définissons la TVaR par l'identité

$$TVaR_p(X) = \frac{1}{1-p} \int_p^1 VaR_s(X) ds, \quad p \in (0, 1).$$

### Remarque 1.19

- (i) La TVaR est donc la « valeur moyenne » des VaR sur  $(p, 1)$ .
- (ii) La VaR, à un niveau  $p$ , ne donne pas d'information sur l'épaisseur de la queue de la distribution. La TVaR vient corriger en partie ce manque en capturant plus d'informations à cet effet.

## Proposition 1.20

Une expression alternative pour  $TVaR$  :

$$TVaR_p(X) = \frac{\mathbb{E}[X \times 1_{\{X > VaR_p(X)\}}] + VaR_p(X)(F_X(VaR_p(X)) - p)}{1 - p}$$

## « Conditional tail expectation » (CTE)

### Définition 1.21

Soit un risque  $X$  et un niveau de probabilité (élevé)  $p \in (0, 1)$ . Alors nous définissons la CTE par l'identité

$$CTE_p(X) = \mathbb{E}[X | X > VaR_p(X)], \quad p \in (0, 1).$$

qui peut être écrite comme

$$CTE_p(X) = \frac{\mathbb{E}[X \times 1_{\{X > VaR_p(X)\}}]}{\mathbb{P}[X > VaR_p(X)]}$$

## Remarque 1.22

Si  $X$  est continue, alors  $TVaR_p(X) = CTE_p(X)$ .

Ce n'est pas vrai en général (voir l'exemple suivant).

### Remarque 1.23

La définition de  $TVaR$  dans ce cours (et dans les livre de É. Marceau ou le livre de Denuit et al.) est différente, pour des v.a. non-continues, que celle dans le livre Loss Models de Klugman, Panjer et Willmot !

### Remarque 1.24

Dans le livre Loss Models, leur  $TVaR$  est notre  $CTE$  !

## Exemple 1.11

La variable aléatoire  $X$  peut prendre les valeurs

0, 100, 200, 400, 500, 600, 800, 900, 1000 avec probabilités

$p_0 = 0.55, p_{100} = p_{200} = p_{400} = 0.11, p_{500} = p_{600} = p_{800} = 0.03, p_{900} = 0.02, p_{1000} = 0.01$ .

Calculer  $VaR_{0.95}(X)$  et  $TVaR_{0.95}(X)$  et  $CTE_{0.95}(X)$ .



## Exemple 1.12

Soit  $X \sim \text{Exp}(0.02)$ . Trouver  $\text{VaR}_p(X)$  et  $\text{TVaR}_p(X)$ , pour  $0 < p < 1$ .

## Propriétés de la TVaR

La mesure de risque  $TVaR_p(X)$  :

- - ne dépasse pas la perte maximale :  $TVaR_p(X) \leq \max\{X\}$  ;
- -est cohérente :
  - - est invariante par translation :  $TVaR_p(X + c) = TVaR_p(X) + c$  ;
  - - est positivement homogène :  $TVaR_p(cX) = cTVaR_p(X)$  ;
  - - est monotone : si  $\mathbb{P}[X \leq Y] = 1$ , alors  $TVaR_p(X) \leq TVaR_p(Y)$  ;
  - - est sous-additive :  $TVaR_p(X + Y) \leq TVaR_p(X) + TVaR_p(Y)$  ;
- - satisfait la constance : si  $\mathbb{P}[X = k] = 1$ , alors  $TVaR_p(X) = k$  ;
- -est comonotone additive ;
- - induit un chargement non-négatif :  $TVaR_p(X) \geq \mathbb{E}[X]$  :
  - -  $TVaR_0(X) = \mathbb{E}[X]$  et
  - -  $TVaR_p(X)$  est une fonction non-décroissante de  $p$

- La TVaR est une des mesures de risque les plus utilisées pour l'allocation de capital, dans un portefeuille à plusieurs lignes d'affaires (d'assurances).

## La v.a. $(X - d)_+$ . Fonction stop-loss

- En anglais : « Left censored and shifted random variable »  
définie par

$$(X - d)_+ = \max\{X - d; 0\} = \begin{cases} 0 & , \quad X \leq d \\ X - d & , \quad X > d. \end{cases}$$

- Alors.

$$\mathbb{E}[(X - d)_+^k] = \begin{cases} \int_d^{\infty} (x - d)^k f(x) dx & \text{si } X \text{ continue} \\ \sum_{x_j > d} (x_j - d)^k p(x_j) & \text{si } X \text{ discrète.} \end{cases}$$

## Définition 1.25

La « fonction stop-loss »  $\pi_X(d)$  correspond à l'espérance de  $(X - d)_+$  :

$$\pi_X(d) = \mathbb{E}[(X - d)_+]$$

Alors,

$$\pi_X(d) = \begin{cases} \int_d^{\infty} (x - d)f(x)dx & \text{si } X \text{ continue} \\ \sum_{x_j > d} (x_j - d)p(x_j) & \text{si } X \text{ discrète.} \end{cases}$$

■ Si  $X$  est continue et non-négative, alors

$$\pi_X(d) = \int_d^{\infty} \bar{F}(x)dx.$$

## La v.a. $X \wedge u$ . L'espérance limitée

- En anglais : « Limited loss random variable »  
définie par

$$X \wedge u = \min\{X; u\} = \begin{cases} X & , \quad X \leq u \\ u & , \quad X > u. \end{cases}$$

- Alors.

$$\mathbb{E}[(X \wedge u)^k] = \begin{cases} \int_0^u x^k f(x) dx + u^k \bar{F}(u) & \text{si } X \text{ continue,} \\ \sum_{x_j \leq u} x_j^k p(x_j) + u^k \bar{F}(u) & \text{si } X \text{ discrète.} \end{cases}$$

## Définition 1.26

« L'espérance limitée »  $\mathbb{E}[X \wedge u]$  correspond à

$$\mathbb{E}[X \wedge u] = \begin{cases} \int_{-\infty}^u xf(x)dx + u\bar{F}(u) & \text{si } X \text{ continue,} \\ \sum_{x_j \leq u} x_j p(x_j) + u\bar{F}(u) & \text{si } X \text{ discrète.} \end{cases}$$

## Remarque 1.27

$$(X - d)_+ + X \wedge d = X$$

$$\mathbb{E}[X \wedge d] = \begin{cases} \int_0^d (x - d)f(x)dx & \text{si } X \text{ continue} \\ \sum_{x_j \leq d} (x_j - d)p(x_j) & \text{si } X \text{ discrète.} \end{cases}$$

■ Si  $X$  est continue et non-négative, alors

$$\mathbb{E}[X \wedge d] = \int_0^d \bar{F}(x)dx$$



## La v.a. $\{X - d | X > d\}$ . Fonction d'excès-moyen

- En anglais : « Excess loss random variable »  
définie par

$$\{X - d | X > d\} = \begin{cases} \text{n'est pas définie} & , \quad X \leq d \\ X - d & , \quad X > d. \end{cases}$$

- Alors, le moment d'ordre  $k$

$$e_X^k(d) = \mathbb{E}[(X - d)^k | X > d] = \begin{cases} \frac{\int_d^\infty (x-d)^k f(x) dx}{\bar{F}(d)} & \text{si } X \text{ est continue,} \\ \frac{\sum_{x_j > d} (x_j - d)^k p(x_j)}{\bar{F}(d)} & \text{si } X \text{ est discrète.} \end{cases}$$

## Définition 1.28

La « fonction d'excès-moyen »  $e_X(d)$  correspond à l'espérance de  $\{X - d | X > d\}$  :

$$e_X(d) = \mathbb{E}[\{X - d | X > d\}]$$

Alors,

$$e_X(d) = \begin{cases} \frac{\int_d^{\infty} (x-d)f(x)dx}{\bar{F}(d)} & \text{si } X \text{ est continue,} \\ \frac{\sum_{x_j > d} (x_j - d)p(x_j)}{\bar{F}(d)} & \text{si } X \text{ est discrète.} \end{cases}$$

■ Si  $X$  est continue et non-négative, alors

$$e_X(d) = \frac{\int_d^{\infty} \bar{F}(x)dx}{\bar{F}(d)}$$

## Remarque 1.29

Alors,

$$e_X(d) = \frac{\pi_X(d)}{\bar{F}(d)}$$

## Remarque 1.30

En Mathématiques actuarielles vie, si  $X$  est la durée de vie d'un nouveau-né, alors  $T_x = \{X - x | X > x\}$  est la durée de vie d'une personne (en vie maintenant) âgée de  $x$  ans et  $e_X(x) = \mathbb{E}[T_x]$  est sa durée de vie résiduelle.

## Exemple 1.13

(à faire en classe)

## Exemple 1.14

(à faire en classe)

## Exemple 1.15

(à faire en classe)

# Distribution empirique. Évaluation de VaR et TVaR - méthode Monte Carlo

## Distribution empirique

- Soit  $X$  une v.a. dont on a  $m$  réalisations :  $x^{(1)}, x^{(2)}, \dots, x^{(m)}$ .
- La distribution empirique associée à  $X$ , avec la fonction de répartition  $F^{(m)}$ , est la distribution discrète obtenue par donner la poids de  $\frac{1}{m}$  à chaque observation/réalisation  $x^{(j)}$

- Alors,

$$F^{(m)}(x) = \frac{1}{m} \sum_{j=1}^m 1_{\{x^{(j)} \leq x\}}$$

- Remarque : Alors, la distribution empirique associée est toujours discrète, même si  $X$  est continue ou mixte !
- On estime des quantités reliés à  $X$  comme les moments, probabilités, VaR, TVaR, en utilisant la fonction de répartition de la distribution empirique

Alors,

$$VaR_p(X) \approx [F^{(m)}]^{-1}(p) = \inf\{x^{(j)}; F^{(m)}(x^{(j)}) \geq p\}$$

et, pour  $j_0$  fixé tel que  $[F^{(m)}]^{-1}(p) = j_0$ ,

$$\begin{aligned} TVaR_p(X) &\approx \frac{1}{1-p} \left( \frac{1}{m} \sum_{j=1}^m x^{(j)} \times 1_{\{x^{(j)} > [F^{(m)}]^{-1}(p)\}} \right) \\ &+ \frac{1}{1-p} \{ [F^{(m)}]^{-1}(p) [F^{(m)}([F^{(m)}]^{-1}(p)) - p] \} \\ &= \frac{1}{1-p} \left( \frac{1}{m} \sum_{j=j_0+1}^m x^{(j)} + x^{(j_0)} [F^{(m)}(x^{(j_0)}) - p] \right) \end{aligned}$$



Supposons que  $m \times p$  est entier. Alors,  $F^{(m)}(x^{(j_0)}) = p$ , ce qui implique

$$\begin{aligned} TVaR_p(X) &\approx \frac{1}{m(1-p)} \sum_{j=1}^m x^{(j)} \times 1_{\{x^{(j)} > x^{(j_0)}\}} \\ &= \frac{1}{m - j_0} \sum_{j=j_0+1}^m x^{(j)} \\ &= CTE_p(\tilde{X}) \end{aligned}$$

■ Pour un  $p$  fixé, on peut

## Exemple 1.16

Supposons que les réalisations de la v.a.  $X$  sont :

3, 1, 7, 3, 1

Trouver la fonction de répartition, la  $VaR$  et la  $TVaR$  de la fonction empirique

# Construction de distributions avec mélange

- Soit une v.a.  $X$  avec un paramètre  $\Theta$  qui est lui-même une variable aléatoire (continue ou discrète), avec une distribution connue  $\Theta \sim f_{\Theta}$ .
- On appelle  $\Theta$  variable aléatoire de mélange.
- On dit que  $X$  est une variable aléatoire avec mélange si sa fonction de répartition est
  - pour  $\Theta$  continue

$$F_X(x) = \int_0^{\infty} F_{X|\Theta=\theta}(x) f_{\Theta}(\theta) d\theta$$

- et, pour  $\Theta$  discrète

$$F_X(x) = \sum_{\theta} F_{X|\Theta=\theta}(x) p_{\Theta}(\theta)$$

**Exemple 1.17**

$X|\Theta \sim \text{Exp}(\Theta)$ , où  $\Theta \sim \text{Gamma}(\alpha, \beta)$  . Trouver la fonction de distribution de  $X$ .

## Exemple 1.18

An insurer has two groups of policyholders : the good and the bad risks. The insurer has a portfolio where  $\frac{1}{3}$  are considered good risks. The number of claims distributions for both groups of risks are Poisson. The average number of claims of a good risk policyholder over a five years period is one while for bad risk, it is two. A new customer whose risk class is not known with certainty, has just recently purchased a policy from the insurer. Calculate the probability that this new customer will have two claims in a five year period.

## Modèle général

- La perte totale est la somme des sinistres  $B_1, B_2, \dots$
- Le nombre de sinistre  $M$  est aléatoire (une v.a.).
- Alors,

$$X = \sum_{k=1}^M B_k, \quad \text{avec } X = 0 \text{ si } M = 0.$$

- Rappelons que :

$$\mathbb{E}[X] = \mathbb{E}_Y[\mathbb{E}(X|Y)]$$

$$\text{Var}(X) = \mathbb{E}_Y[\text{Var}(X|Y)] + \text{Var}_Y[\mathbb{E}(X|Y)]$$

## Espérance et variance de $X$

- Supposons que  $B_1, B_2, \dots$  sont i.i.d. et  $\sim B$
- et indépendantes de  $M$ .
- Par conséquent,

$$\mathbb{E}[X] = \mathbb{E}[B]\mathbb{E}[M]$$

et

$$\text{Var}(X) = \text{Var}(B)\mathbb{E}(M) + \text{Var}(M)[\mathbb{E}(B)]^2.$$

## Fonction de répartition de $X$ . Espérance tronquée de $X$

$$F_X(x) = p_M(0) + \sum_{k=1}^{\infty} p_M(k) F_{B_1+\dots+B_k}(x)$$

(détails en classe)

$$\mathbb{E}[X \times 1_{\{X \leq b\}}] = \sum_{k=1}^{\infty} p_M(k) \mathbb{E}[(B_1 + \dots + B_k) \times 1_{B_1+\dots+B_k \leq b}]$$

Donc,

$$\mathbb{E}[X \times 1_{\{X > b\}}] = \sum_{k=1}^{\infty} p_M(k) \mathbb{E}[(B_1 + \dots + B_k) \times 1_{B_1+\dots+B_k > b}]$$



## TVaR

■  $VaR_p(X) = F_X^{-1}(p)$

$$\begin{aligned} TVaR_p(X) &= \frac{\mathbb{E}[X \times 1_{\{X > VaR_p(X)\}}] + VaR_p(X)(F_X(VaR_p(X)) - p)}{1 - p} \\ &= \frac{\sum_{k=1}^{\infty} p_M(k) \mathbb{E}[(B_1 + \dots + B_k) \times 1_{B_1 + \dots + B_k > VaR_p(X)}]}{1 - p} \\ &\quad + \frac{VaR_p(X)[F_X(VaR_p(X)) - p]}{1 - p} \end{aligned}$$

- Pour  $p < p_m(0)$  on a  $VaR_p(X) = 0$
- Pour  $p > p_M(0)$ , on a de la continuité est alors  $F_X(VaR_p(X)) = p$ , ce qui simplifie l'expression de la  $TVaR_p(X)$ .

M.g.f.

On conditionne sur la v.a.  $M$  pour arriver à (à faire en classe)

$$M_X(t) = \mathbb{E}_M([M_B(t)]^M) = P_M(M_B(t))$$

## Cas particulier : distribution de fréquence - Poisson( $\lambda$ )

$$\mathbb{E}[X] = \lambda \mathbb{E}[B]$$

et

$$\text{Var}[X] = \lambda \mathbb{E}[B^2].$$

Il est simple à montrer que :

$$M_X(t) = e^{\lambda(M_B(t)-1)}$$

## Cas particulier : distribution de fréquence - $\text{Bin}(n, q)$

$$\mathbb{E}[X] = nq\mathbb{E}[B]$$

et

$$\text{Var}[X] = nq\text{Var}(B) + nq(1 - q)(\mathbb{E}[B])^2.$$

Il est simple à montrer que :

$$M_X(t) = (1 - q + qM_B(t))^n$$

# Simulation par la méthode inverse

## Génération des nombres pseudo-aléatoires

- pour simuler des valeurs d'une v.a.  $X$  par la méthode inverse, on utilise des valeurs (pseudo-)aléatoires d'une variable  $U(0, 1)$
- ces valeurs pseudo-aléatoire sont générées par l'ordinateur en utilisant une valeur initiale («source » ou « seed »)  $x_0$  et ensuite les autres sont obtenues par :

$$x_n = ax_{n-1} \quad \text{modulo } m;$$

Ensuite

$$U^{(n)} = \frac{x_n}{m}$$

- ...où  $x_0, a, b$  sont des nombres entiers (grand)

- Une méthode similaire :  $x_n = (ax_{n-1} + c) \text{ modulo } m$ .
- Pour l'instant, on assume qu'on peut générer facilement des valeurs aléatoires (valeurs d'une v.a.  $U(0, 1)$ ).
- En  $R$ , simplement utiliser : `runif()`
- Alors `runif(100)` va générer 100 valeurs aléatoires de la distribution uniforme  $U(0, 1)$ .

## Application : évaluer des intégrales

- Pour évaluer

$$\theta = \int_0^1 g(x) dx.$$

- Comme  $f_U(x) = 1$  pour  $x \in (0, 1)$ , on a

$$\theta = \int_0^1 g(x) \times 1 dx = E(g(U)), \quad U \sim U(0, 1)$$

et

$$\sum_{i=1}^k \frac{g(U_i)}{k} \rightarrow E(g(U)), \quad k \rightarrow \infty.$$

- - méthode Monte Carlo.

## Exemple 2.1

Estimer

$$\int_0^1 (x + e^x) dx.$$



## Pour intégrales sur $[a, b]$

- Pour estimer

$$\theta = \int_a^b g(x)dx,$$

- utiliser la substitution  $y = \frac{x-a}{b-a}$ .
- Ensuite,

$$\theta = \int_0^1 h(y)dy, \quad \text{où } h(y) = (b-a)g((b-a)y + a),$$

- et le problème est réduit au cas précédent, sur  $[0, 1]$ .
- Pour  $\theta = \int_0^\infty g(x)dx$ , utiliser la substitution  $y = \frac{1}{x+1}$  et

$$\theta = \int_0^1 h(y)dy, \quad \text{où } h(y) = \frac{g(\frac{1}{y}-1)}{y^2}.$$

## Simuler par la méthode inverse

- Pour simuler valeurs de la v.a.  $X$  avec fonction de répartition  $F$  :
  - a) générer valeurs aléatoires de  $U^{(j)} \sim U(0, 1)$
  - b) puis :

$$X^{(j)} = F^{-1}(U^{(j)})$$

## Exemple 2.2

Simuler valeurs de la v.a.  $X$  avec fonction de répartition

$$F(x) = x^n, \quad 0 < x < 1.$$

Solution :

- générer valeurs aléatoires de  $U^{(j)} \sim U(0, 1)$  ;
- Set  $X = U^{1/n}$ .

$X \sim \text{Exp}(\lambda)$ **Exemple 2.3**

$$F(x) = 1 - e^{-\lambda x}, \quad 0 < x < \infty.$$

- générer valeurs aléatoires de  $U^{(j)} \sim U(0, 1)$  ;
- Soit  $X^{(j)} = F^{-1}(U^{(j)}) = -\frac{1}{\lambda} \log(1 - U^{(j)})$ .
- Équivalent (sans obtenir les mêmes valeurs) avec  $X^{(j)} = -\frac{1}{\lambda} \log(U^{(j)})$ .
- ...ou utiliser `rexp(n, lambda)`

$X \sim \text{Gamma}(n, \lambda)$ , aussi appelée *Erlang*( $n, \lambda$ )

### Exemple 2.4

.

$X \sim \text{Poisson}(\lambda)$ **Exemple 2.5**(en utilisant des valeurs de  $\text{Exp}(\lambda)$ )

$$P(X = j) = e^{-\lambda} \frac{\lambda^j}{j!}, \quad j = 0, 1, 2, \dots$$

- Le temps entre les événements est  $\text{Exp}(\lambda)$  et  $N(1)$ , le nombre d'événements avant temps  $t = 1$ , est  $\text{Poisson}(\lambda)$ .
- Algorithme :
  - générer  $n$   $X_1, X_2, \dots, X_n \sim \text{Exp}(\lambda)$  ;
  - $N(1) = \max\{n : \sum_{i=1}^n X_i \leq 1\}$ .

## ■ Équivalent :

-générer  $U_1, U_2, \dots, U_n \sim U(0, 1)$  et

$$\begin{aligned} N(1) &= \max\left\{n : \sum_{i=1}^n -\frac{1}{\lambda} \log(U_i) \leq 1\right\} \\ &= \max\{n : U_1 U_2 \dots U_n \geq e^{-\lambda}\} \\ &= \min\{n : U_1 U_2 \dots U_n < e^{-\lambda}\} - 1. \end{aligned}$$

## Exemple 2.6

$\max(X - d, 0)$  et  $\min(X, d)$



## Exemple 2.7

$X + Y$ , pour  $X, Y$  indépendantes