# MATH-H204 - Calcul des probabilités et statistiques
# Yves De Smet
# Résumé du cours

Rodrigue Van Brande

Dylan Gonzalez

1er septembre 2015

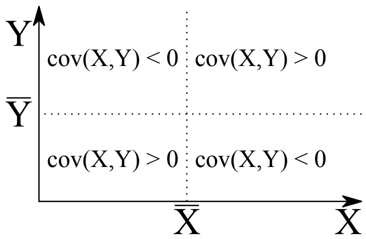
# Table des matières

# 1 La statistique descriptive

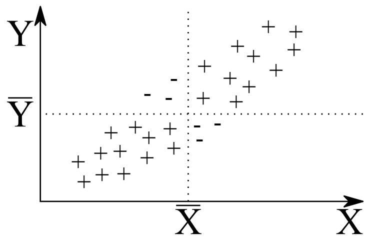
## 1.1 Statistique descriptive en 1D

## 1.2 Statistique descriptive en 2D

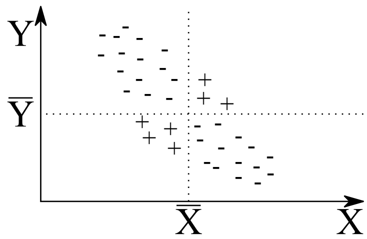
### 1.2.1 Covariance




Allure générale




$m_{11} > 0$




$m_{11} < 0$

**La covariance $|m_{11}| \leq s_1 s_2$**

La covariance est le moment d'ordre (1,1) :

$$m_{11} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{p} \sum_{j=1}^{q} n_{ij} (x_i - \bar{x})(y_j - \bar{y})$$

$$\begin{aligned}
0 &\leq \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{p} \sum_{j=1}^{q} n_{ij} \underbrace{(u(x_i - \bar{x}) + (y_j - \bar{y}))^2}_{^2 \text{ car toujours } \geq 0} \\
&\leq \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{p} \sum_{j=1}^{q} n_{ij} (u^2 (x_i - \bar{x})^2 + 2u(x_i - \bar{x})(y_j - \bar{y}) + (y_j - \bar{y})^2) \\
&\leq u^2 s_1^2 + 2u \; m_{11} + s_2^2
\end{aligned}$$

Équation du second degré, on calcule son $\Delta$ :

$$\begin{aligned}
\Delta &\leq 0 \\
(2m_{11})^4 - 4 s_1^2 s_2^2 &\leq 0 \\
m_{11}^2 - s_1^2 s_2^2 &\leq 0 \\
m_{11}^2 &\leq s_1^2 s_2^2
\end{aligned}$$

$$\boxed{|m_{11}| \leq s_1 s_2}$$

**La covariance maximale $|m_{11}| = s_1 s_2$**

La valeur absolue de la covariance est maximale si elle vaut $|m_{11}| = s_1 s_2$.
Si les points observés se trouvent sur une droite non parallèle aux axes $ax+by+c = 0$, on a $ax_i + by_i + c = 0$.
On multiplie par $\frac{n_{ij}}{n}$ et on somme sur $ij$.

$$\begin{aligned}
0 &= \sum_{i=1}^{p} \sum_{j=1}^{q} \frac{n_{ij}}{n} (a x_i + b y_j + c) \\
&= a \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{p} \sum_{j=1}^{q} n_{ij} x_i + b \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{p} \sum_{j=1}^{q} n_{ij} y_j + c \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{p} \sum_{j=1}^{q} n_{ij} \\
&= a\bar{x} + b\bar{y} + c
\end{aligned}$$

On soustrait $ax_i + by_j + c = 0$ par $a\bar{x} + b\bar{y} + c = 0$.

$$= a(x_i - \bar{x}) + b(y_j + \bar{y})$$

On utilise $u_0 = \frac{a}{b}$

$$\begin{aligned} &= u_0 b(x_i - \bar{x}) + b\frac{a}{u_0}(y_j - \bar{y}) \\ &= u_0(x_i - \bar{x}) + (y_j - \bar{y}) \end{aligned}$$

L'équation a la même forme que $\alpha$, du coup...

$$\begin{aligned} 0 &= \Delta \\ &= m_{11}^2 - s_1^2 s_2^2 \\ m_{11}^2 &= s_1^2 s_2^2 \end{aligned}$$

$$\boxed{|m_{11}| = s_1 s_2}$$

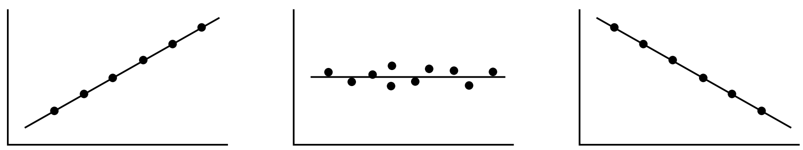
### 1.2.2 Le coefficient de corrélation

$$\boxed{r = \frac{m_{11}}{s_1 s_2}}$$

**Propriétés**

1. $r$ sans dimensions ;
2. $r' = r$ ;
3. $-1 \leq r \leq 1$ ;
4. $|r| = 1$ ssi les points observés se trouvent sur une droite non parallèle aux axes.

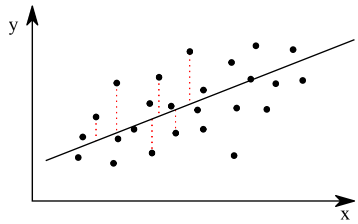
**Représentation de la droite de régression en fonction du coefficient de corrélation**



$r = 1$ $r = 0$ $r = -1$

- si $|r| = 1$, il y a une relation fonctionnelle linéaire entre X et Y ;
- si $r = 0$, Y est indépendante de X : la covariance est nulle et la droite de régression est horizontale ;
- la liaison entre X et Y est d'autant plus intime que |r| est voisin de 1, et d'autant plus faible que |r| est voisin de 0.

### 1.2.3 Les droites de régression




La droite de régression de y en x est la droite qui minimise la somme des carrés des écarts des points observés à cette droite, les écarts étant pris parall'element à l'axe y. C'est donc la droite d'équation $y = ax + b$ qui minimise la quantité.

$$\boxed{g(a,b) = \sum_{i=1}^{p}\sum_{j=1}^{q} n_{ij}(y_j - a\ x_i - b)^2}$$

Dérivée par rapport à $a$ :

$$\begin{aligned}
& 0 &&= g(a,b)|_a \\
\Leftrightarrow\quad & 0 &&= \sum_{i=1}^{p}\sum_{j=1}^{q} n_{ij}\ 2(y_j - a\ x_i - b)(-x_i) \\
\Leftrightarrow\quad & 0 &&= \sum_{i=1}^{p}\sum_{j=1}^{q} -2n_{ij}\ x_i(y_j - a\ x_i - b) \\
\Leftrightarrow\quad & 0 &&= \sum_{i=1}^{p}\sum_{j=1}^{q} n_{ij}\ x_i(-y_j + a\ x_i + b) \\
\Leftrightarrow\quad & 0 &&= \sum_{i=1}^{p}\sum_{j=1}^{q} -n_{ij}\ x_i\ y_j + \sum_{i=1}^{p}\sum_{j=1}^{q} n_{ij}\ a\ x_i^2 + \sum_{i=1}^{p}\sum_{j=1}^{q} n_{ij}\ b\ x_i \\
\Leftrightarrow\quad & 0 &&= -1\sum_{i=1}^{p}\sum_{j=1}^{q} n_{ij}\ x_i\ y_j + a\sum_{i=1}^{p}\sum_{j=1}^{q} n_{ij}\ x_i^2 + b\sum_{i=1}^{p}\sum_{j=1}^{q} n_{ij}\ x_i \\
\Leftrightarrow\quad & \sum_{i=1}^{p}\sum_{j=1}^{q} n_{ij}\ x_i\ y_j &&= \underbrace{a\sum_{i=1}^{p}\sum_{j=1}^{q} n_{ij}\ x_i^2 + b\sum_{i=1}^{p}\sum_{j=1}^{q} n_{ij}\ x_i}_{\substack{\text{Il n'existe aucun terme en } j \\ \text{Donc on peut supprimer la somme } \sum_{j=1}^{q}}} \\
\Leftrightarrow\quad & \sum_{i=1}^{p}\sum_{j=1}^{q} n_{ij}\ x_i\ y_j &&= \overbrace{a\sum_{i=1}^{p} n_{i.}\ x_i^2 + b\sum_{i=1}^{p} n_{i.}\ x_i}
\end{aligned}$$

$$\boxed{\sum_{i=1}^{p}\sum_{j=1}^{q} n_{ij}\ x_i\ y_j = a\sum_{i=1}^{p} n_{i.}\ x_i^2 + b\sum_{i=1}^{p} n_{i.}\ x_i}$$

Dérivée par rapport à $b$ :

$$
\begin{aligned}
& & 0 &= g(a,b)|_b \\
&\Leftrightarrow & 0 &= \sum_{i=1}^{p}\sum_{j=1}^{q} n_{ij}\ 2(y_j - a\ x_i - b)(-1) \\
&\Leftrightarrow & 0 &= \sum_{i=1}^{p}\sum_{j=1}^{q} -2n_{ij}(y_j - a\ x_i - b) \\
&\Leftrightarrow & 0 &= \sum_{i=1}^{p}\sum_{j=1}^{q} n_{ij}(-y_j + a\ x_i + b) \\
&\Leftrightarrow & 0 &= \sum_{i=1}^{p}\sum_{j=1}^{q} -n_{ij}\ y_j + \sum_{i=1}^{p}\sum_{j=1}^{q} n_{ij}\ a\ x_i + \sum_{i=1}^{p}\sum_{j=1}^{q} n_{ij}\ b \\
&\Leftrightarrow & 0 &= -1\sum_{i=1}^{p}\sum_{j=1}^{q} n_{ij}\ y_j + a\sum_{i=1}^{p}\sum_{j=1}^{q} n_{ij}\ x_i + b\sum_{i=1}^{p}\sum_{j=1}^{q} n_{ij} \\
&\Leftrightarrow & \sum_{i=1}^{p}\sum_{j=1}^{q} n_{ij}\ y_j &= a\sum_{i=1}^{p}\sum_{j=1}^{q} n_{ij}\ x_i + b\sum_{i=1}^{p}\sum_{j=1}^{q} n_{ij} \\
&\Leftrightarrow & n\ \bar{y} &= a\ n\ \bar{x} + b\ n
\end{aligned}
$$

$$
\boxed{n\ \bar{y} = a\ n\ \bar{x} + b\ n}
$$

On a obtenu ces deux réponses :

$$
\begin{cases}
\sum_{i=1}^{p}\sum_{j=1}^{q} n_{ij}x_iy_j &= a\sum_{i=1}^{p} n_{i.}\ x_i^2 + b\sum_{i=1}^{p} n_{i.}\ x_i \quad (1) \\
n\bar{y} &= a\ n\ \bar{x} + b\ n \quad (2)
\end{cases}
$$

On soustrait le (1) par le double du (2) :

$$
\begin{aligned}
\bar{x}.(2) : & & n\bar{y}\bar{x} &= an\bar{x}^2 + bn\bar{x} \\
(1) - \bar{x}.(2) : & \left(\sum_{i=1}^{p}\sum_{j=1}^{q} n_{ij}x_iy_j\right) - (n\bar{y}\bar{x}) & &= \left(a\sum_{i=1}^{p} n_{i.}x_i^2 + b\sum_{i=1}^{p} n_{i.}x_i\right) - \left(an\bar{x}^2 + bn\bar{x}\right) \\
& & &\vdots
\end{aligned}
$$

Pour obtenir à la fin :

$$
\boxed{a = \frac{m_{11}}{s_1^2}} \text{ et } \boxed{b = \bar{y} - \frac{m_{11}}{s_1^2}\bar{x}}
$$

On remplace dans une droite :

$$
\begin{aligned}
y &= ax + b \\
y &= \frac{m_{11}}{s_1^2}x + \bar{y} - \frac{m_{11}}{s_1^2}\bar{x}
\end{aligned}
$$

Pour obtenir la droite de regression de $y$ en $x$ :

$$
\boxed{y = \frac{m_{11}}{s_1^2}(x - \bar{x}) + \bar{y}}
$$

Le raisonnement est symétrique pour le cas de la régression de $x$ en $y$ :

$$
\boxed{x = \frac{m_{11}}{s_2^2}(y - \bar{y}) + \bar{x}}
$$

### 1.2.4 Variances résiduelles

La variance résiduelle de $y$ en $x$ est :

$$\boxed{s_{21}^2 = s_2^2(1-r^2)}$$

**Propriété et interprétation**

- $s_{21}^2 = 0$ ssi $r = \pm 1$ ssi tous les points observés sont sur une droite ;
- $s_{21}^2 = s_2^2$ ssi $r = 0$ ssi les droites de régression sont parallèles aux axes ;
- $s_2^2 r^2$ représente une certaine proportion de $s_2^2$, d'autant plus grande que la dépendance linéaire entre $x$ et $y$ est forte : on peut donc la considérer comme la part de la variance de y qui est expliquée par le lien linéaire entre $x$ et $y$, tandis que la variance résiduelle $s_{21}^2$ est la part de la variance de $y$ qui n'est pas expliquée par ce lien linéaire (d'où son nom).

**Démonstration**

Nous partons de la variance de $y$ en $x$ :

$$\begin{aligned}
s_{21}^2 &= \underbrace{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{p}\sum_{i=1}^{q} n_{ij}\,(y_i - ax_i - b)^2}_{\text{valeur minimum de g(a,b)}} \\
&\boxed{a = \frac{m_{11}}{s_1^2}} \text{ et } \boxed{b = \bar{y} - \frac{m_{11}}{s_1^2}\bar{x}} \\
&= \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{p}\sum_{i=1}^{q} n_{ij}\left(y_i - \frac{m_{11}}{s_1^2}x_i - \bar{y} + \frac{m_{11}}{s_1^2}\bar{x}\right)^2 \\
&= \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{p}\sum_{i=1}^{q} n_{ij}\left((y_i - \bar{y}) - \frac{m_{11}}{s_1^2}(x_i - \bar{x})\right)^2 \\
&= \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{p}\sum_{i=1}^{q} n_{ij}(y_i - \bar{y})^2 - 2\frac{m_{11}}{s_1^2}(x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y}) + \frac{m_{11^2}}{s_1^4}(x_i - \bar{x})^2 \\
&= \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{p}\sum_{i=1}^{q} n_{ij}(y_i - \bar{y})^2 - 2\frac{m_{11}}{s_1^2}\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{p}\sum_{i=1}^{q} + \frac{m_{11^2}}{s_1^4}\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{p}\sum_{i=1}^{q} n_{ij}(x_i - \bar{x})^2 \\
&= s_2^2 - 2\frac{m_{11}}{s_1^2}m_{11} + \frac{m_{11^2}}{s_1^4}s_1^2 \\
&= s_2^2 - 2\frac{m_{11}^2}{s_1^2} + \frac{m_{11^2}}{s_1^2} \\
&= s_2^2 - \frac{m_{11}^2}{s_1^2}
\end{aligned}$$

On utilise le coefficient de corrélation $r = \frac{m_{11}}{s_1 s_2}$, donc $\frac{m_{11}}{s_1} = rs_2$ :

$$\begin{aligned}
s_2^2 - \frac{m_{11}^2}{s_1^2} &= s_2^2 - (rs_2)^2 \\
&= s_2^2(1-r^2)
\end{aligned}$$

$$\boxed{s_{21}^2 = s_2^2(1-r^2)}$$

La variance résiduelle de $x$ en $y$ est similaire :

$$\boxed{s_{12}^2 = s_1^2(1-r^2)}$$

# 2 La théorie des probabilités

## 2.1 Probabilités

### 2.1.1 Axiomes de la théorie des probabilités

$$\begin{cases} P(E) & = 1 \\ P(A) & \geq 0 & \forall A \subset E \\ A \cap B & = \emptyset \Rightarrow P(A \cup B) = P(A) + P(B) \end{cases}$$

### 2.1.2 Probabilité indépendance

Si $A$ et $B$ sont indépendants alors
- $A$ et $\bar{B}$ sont indépendants;
- $\bar{A}$ et $\bar{B}$ sont indépendants;
- $\bar{A}$ et $B$ sont indépendants.

### 2.1.3 Probabilité conditionnelle et indépendance

Probabilité conditionnelle de $A$ sous la condition $B$ ("sachant $B$") :

$$P(A|B) = \frac{P(A \cap B)}{P(B)}$$

Si A est indépendant de $B$ : $\begin{cases} P(A \cap B) & = P(A)P(B) \\ P(A|B) & = P(A) \\ P(B|A) & = P(B) \end{cases}$

Une des propriétés des 3 suffit.

**Démonstration**

La probabilité conditionnelle respecte les axiomes de la théorie des probabilités

$$\begin{array}{lcl} P(E|A) & = & \frac{P(E \cap A)}{P(A)} = \frac{P(A)}{P(A)} = 1 \\ P(B|A) & = & \frac{P(B \cap A)}{P(A)} \geq 0 \\ X \cap Y \neq \emptyset & \Rightarrow & P(X \cup Y|A) \\ & & \frac{P((X \cup Y) \cap A)}{P(A)} \\ & & \frac{P((X \cap A) \cup (Y \cap A))}{P(A)} \\ & & \frac{P(X \cap A) + P(Y \cap A)}{P(A)} \\ & & \frac{P(X|A)P(A) + P(Y|A)P(A)}{P(A)} \\ & & P(X|A) + P(Y|A) \end{array}$$

### 2.1.4 Probabilité conditionnelle inverse et indépendant

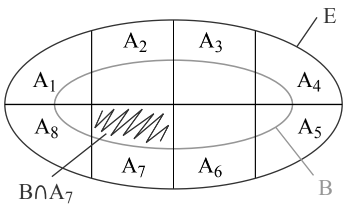
$$P(A|B) = P(A|\bar{B})$$

**Démonstration**

$$\begin{array}{ccc} P(A|B) & = & P(A|\bar{B}) \\ \dfrac{P(A\cap B)}{P(B)} & = & \dfrac{P(A\cap \bar{B})}{P(\bar{B})} \\ \dfrac{P(A)P(B)}{P(B)} & = & \dfrac{P(A)P(\bar{B})}{P(\bar{B})} \\ P(A) & = & P(A) \end{array}$$

### 2.1.5 Formule de Bayes

Cette formule est utilisée dans le cas où un évènement $B$ peut survenir à cause d'évènement $A_i$ incompatibles. Par exemple : une pièce défectueuse fabriquée par plusieurs machines différentes.




$$\begin{array}{ccccccccc} B & = & (A_1\cap B) & \cup & (A_2\cap B) & \cup & \dots & \cup & (A_m\cap B) \\ P(B) & = & P(A_1\cap B) & + & P(A_2\cap B) & + & \dots & + & P(A_m\cap B) \\ & = & P(B|A_1)P(A_1) & + & P(B|A_2)P(A_2) & + & \dots & + & P(B|A_m)P(A_m) \end{array}$$

$$\boxed{P(A_k|B) = \frac{A_k\cap B}{P(B)} = \frac{P(B|A_k)P(A_k)}{\displaystyle\sum_{j=1}^{m} P(B|A_j)P(A_j)}}$$

## 2.2 Variables aléatoires

### 2.2.1 Valeurs typiques

Aux distributions/densités marginales et conditionnelles, on peut associer les valeurs typiques :

| | | |
|---|---|---|
| Moyenne marginale $\mu_1$ | $= \sum_i p_{i.} x_i$ | $= \int_{-\infty}^{\infty} x f_1$ |
| Variance marginale $\sigma_1^2$ | $= \sum_i p_{i.} (x_i - \mu_1)^2$ | $= \int_{-\infty}^{\infty} (x - \mu_1)^2 f_1$ |
| Moyenne conditionnelle | $\mu_{1/j} = \sum_i p_{i/j} x_i$ | $\mu_{1/y_0} = \int_{-\infty}^{\infty} x f (x - \mu_1)^2 f_1$ |
| Variance conditionnelle | $\sigma_{1/j}^2 = \sum_i p_{i/j} (x_i - \mu_{1/j})^2$ | $\sigma_{1/j}^2 = \int_{-\infty}^{\infty} (x - \mu_{1/y_0})^2 f(x/y_0)$ |

### 2.2.2 Distribution d'une fonction monotone d'une variable aléatoire $G(V)$

$$\boxed{W = G(V)}$$

**Cas discret**

$$\begin{aligned} F_W(x) &= P(W \leq x) \\ &= P(G(V) \leq x) \\ &= P(V \leq G^{-1}(x)) \\ &= F_V(G^{-1}(x)) \end{aligned}$$

**Cas continu**

$$\begin{array}{rcc|c} & & \text{croissante} & \text{décroissante} \\ f_W(x) & = & \multicolumn{2}{c}{F'_W(x)} \\ & = & \multicolumn{2}{c}{(F_W(x))'} \\ & = & \multicolumn{2}{c}{(P(W \leq x))'} \\ & = & \multicolumn{2}{c}{(P(G(V) \leq x))'} \\ & = & \left(P\left(V \leq G^{-1}(x)\right)\right)' & \left(P\left(V \geq G^{-1}(x)\right)\right)' \\ & = & \left(F_V\left(G^{-1}(x)\right)\right)' & \left(1 - F_V\left(G^{-1}(x)\right)\right)' \\ & = & f_V\left(G^{-1}(x)\right)\left(G^{-1}(x)\right)' & -f_V\left(G^{-1}(x)\right)\left(G^{-1}(x)\right)' \end{array}$$

$$\text{Rappel :} \left\{ \begin{array}{ccc} G\left(G^{-1}(x)\right) & = & x \\ \left(G\left(G^{-1}(x)\right)\right)' & = & (x)' \\ G'\left(G^{-1}(x)\right)\ \left(G^{-1}(x)\right)' & = & 1 \\ \left(G^{-1}(x)\right)' & = & \dfrac{1}{G'\left(G^{-1}(x)\right)} \end{array} \right.$$

$$= \quad f_V\left(G^{-1}(x)\right)\frac{1}{G'\left(G^{-1}(x)\right)} \quad \Bigg| \quad f_V\left(G^{-1}(x)\right)\frac{-1}{G'\left(G^{-1}(x)\right)}$$

### 2.2.3 Distribution de la somme de deux variables aléatoires $V + W$

$$\boxed{Z = V + W}$$

**Cas discret**

$$\begin{aligned} F_Z(x) &= \sum_i \sum_j p_{ij} \\ &= \sum_i \sum_j P(V \leq v_i, W \leq w_i) \quad \text{tel que } v_i + w_i \leq x \end{aligned}$$

**Cas continu**

$$\begin{aligned} F_Z(x) &= P(Z \leq x) \\ F_{V+W}(x) &= P(V \leq \xi, W \leq \eta) \qquad\qquad \text{tel que } v_i + w_i \leq x \\ &= \iint\limits_{\xi+\eta \leq x} f_{(V,W)}(\xi, \eta)\ d\xi\ d\eta \\ &\text{On remplace par} \begin{cases} \xi &= u \\ \eta &= v - u \\ J &= \begin{pmatrix} \frac{\delta \xi}{\delta u} & \frac{\delta \xi}{\delta v} \\ \frac{\delta \eta}{\delta u} & \frac{\delta \eta}{\delta v} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ -1 & 1 \end{pmatrix} = 1.1 - 0.(-1) = 1 \end{cases} \\ &= \iint\limits_{v \leq x} f_{(V,W)}(u, v-u)\, |1|\ du\ dv \\ &= \int_{-\infty}^{x} dv \int_{-\infty}^{+\infty} f_{(V,W)}(u, v-u)\ du \end{aligned}$$

$$\boxed{f_Z(x) = \frac{\delta F_z(x)}{\delta x} = \int_{-\infty}^{+\infty} f_{(V,W)}(u, x-u)\ du}$$

ou si indépendant

$$\boxed{f_Z(x) = \frac{\delta F_z(x)}{\delta x} = \int_{-\infty}^{+\infty} f_V\,(u)\,.\ f_W\,(x-u)\ \ du}$$

### 2.2.4 Distribution du produit de deux variables aléatoires $V.W$

$$\boxed{Z = V.W}$$

**Cas continu**

$$\begin{aligned}
F_Z(x) &= P(Z \leq x) \\
F_{V.W}(x) &= P(V \leq \xi, W \leq \eta) \qquad \text{tel que } v_i + w_i \leq x \\
&= \iint\limits_{\xi.\eta \leq x} f_{(V,W)}(\xi, \eta)\ d\xi\ d\eta
\end{aligned}$$

$$\text{On remplace par} \begin{cases} \xi &= u \\ \eta &= \dfrac{v}{u} \\ J &= \begin{pmatrix} \dfrac{\delta\xi}{\delta u} & \dfrac{\delta\xi}{\delta v} \\ \dfrac{\delta\eta}{\delta u} & \dfrac{\delta\eta}{\delta v} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ \dfrac{-1}{u^2} & \dfrac{1}{u} \end{pmatrix} = 1.\dfrac{1}{u} - 0.\dfrac{-1}{u^2} = \dfrac{1}{u} \end{cases}$$

$$\begin{aligned}
&= \iint\limits_{v \leq x} f_{(V,W)}\left(u, \frac{x}{u}\right) . \left|\frac{1}{u}\right|\ du\ dv \\
&= \int_{-\infty}^{x} dv \int_{-\infty}^{+\infty} f_{(V,W)}\left(u, \frac{x}{u}\right) . \left|\frac{1}{u}\right|\ du
\end{aligned}$$

$$\boxed{f_Z(x) = \frac{\delta F_z(x)}{\delta x} = \int_{-\infty}^{+\infty} f_{(V,W)}\left(u, \frac{x}{u}\right) . \left|\frac{1}{u}\right|\ du}$$

ou si indépendant

$$\boxed{f_Z(x) = \frac{\delta F_z(x)}{\delta x} = \int_{-\infty}^{+\infty} f_V\ (u)\ .\ f_W\left(\frac{x}{u}\right) . \left|\frac{1}{u}\right|\ du}$$

### 2.2.5 Distribution de la somme des espérances $E(V+W)$

$$\boxed{E(V+W) = E(V) + E(W)}$$

**Demonstration**

$$\begin{aligned}
E(Z) &= \int_{-\infty}^{\infty} x\ f_{(V+W)}(x)\ dx \\
&= \int_{-\infty}^{\infty}\int_{-\infty}^{\infty} x\ f_{(V,W)}(u, x-u)\ du\ dv && \text{2.2.3 page 13} \\
&\text{On remplace par } \begin{cases} u &= \xi \\ x &= \xi - \eta \\ J &= \begin{pmatrix} \frac{\delta u}{\delta \xi} & \frac{\delta u}{\delta \eta} \\ \frac{\delta x}{\delta \xi} & \frac{\delta x}{\delta \eta} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 1 & -1 \end{pmatrix} = 1. -1 - 0.1 = -1 \end{cases} \\
&= \int_{-\infty}^{\infty}\int_{-\infty}^{\infty} (\xi + \eta)\ f_{(V,W)}(\xi, \eta)\, |-1|\ \ d\xi\ d\eta \\
&= \int_{-\infty}^{\infty}\int_{-\infty}^{\infty} \xi\ f_{(V,W)}(\xi, \eta)\ d\xi\ d\eta + \int_{-\infty}^{\infty}\int_{-\infty}^{\infty} \eta\ f_{(V,W)}(\xi, \eta)\ d\xi\ d\eta \\
&= \int_{-\infty}^{\infty} \xi\ f_V(\xi)\ d\xi\ + \int_{-\infty}^{\infty} \eta\ f_W(\eta)\ d\eta \\
&= E(V) + E(W)
\end{aligned}$$

### 2.2.6 Distribution du produit des espérances $E(V.W)$

$$\boxed{E(V.W) = E(V).E(W)}$$

**Demonstration**

Uniquement pour des variables indépendantes

$$\begin{aligned}
E(Z) &= \int_{-\infty}^{\infty} x\ f_{(V.W)}(x)\ dx \\
&= \int_{-\infty}^{\infty}\int_{-\infty}^{\infty} x\ f_V(u) f_w\left(\frac{x}{u}\right)\left|\frac{1}{u}\right|\ du\ dv \qquad \text{2.2.4 page 14} \\
\text{On remplace par } & \begin{cases} u &= \xi \\ x &= \xi\eta \\ J &= \begin{pmatrix} \frac{\delta u}{\delta \xi} & \frac{\delta u}{\delta \eta} \\ \frac{\delta x}{\delta \xi} & \frac{\delta x}{\delta \eta} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ \eta & \xi \end{pmatrix} = 1.\xi - 0.\eta = \xi \end{cases} \\
&= \int_{-\infty}^{\infty}\int_{-\infty}^{\infty} (\xi\eta)\ f_{(V,W)}(\xi,\eta)\left|\frac{1}{u}\right| |\xi|\ \ d\xi\ d\eta \\
&= \int_{-\infty}^{\infty}\int_{-\infty}^{\infty} (\xi\eta)\ f_{(V,W)}(\xi,\eta)\left|\frac{1}{u}\right| |u|\ \ d\xi\ d\eta \\
&= \int_{-\infty}^{\infty}\int_{-\infty}^{\infty} (\xi\eta)\ f_{(V,W)}(\xi,\eta)\ d\xi\ d\eta \\
&= \int_{-\infty}^{\infty}\int_{-\infty}^{\infty} \xi\ f_V(\xi) f_W(\eta)\ d\xi\ d\eta \int_{-\infty}^{\infty}\int_{-\infty}^{\infty} \eta\ f_{(V,W)}(\xi,\eta)\ d\xi\ d\eta \\
&= \int_{-\infty}^{\infty} \xi\ f_V(\xi)\ d\xi\ \int_{-\infty}^{\infty} \eta\ f_W(\eta)\ d\eta \\
&= E(V).E(W)
\end{aligned}$$

### 2.2.7 Variance d'une variable aléatoire $D^2(aV+b)$

$$\boxed{D^2(aV+b) = a^2D^2(V)}$$

**Démonstration**

D'après la propriété 2.2.1 page 11 : $\sigma_V^2 = D^2(V) = \int_{-\infty}^{\infty}(x-\mu)^2 f_V(x)dx = E\left((x-\mu)^2\right)$

$$\begin{aligned} D^2(W) &= D^2(aV+b) \\ &= E\left((W-(a\mu+b))^2\right) \\ &= E\left((aV+b-a\mu-b)^2\right) \\ &= E\left(a^2(V-\mu)^2\right) \\ &= a^2D^2(V) \end{aligned}$$

### 2.2.8 Variance de la somme de deux variables aléatoires $D^2(V+W)$

$$\boxed{D^2(V+W) = D^2(V)+D^2(W)+2\mu_{11}}$$

**Démonstration**

D'après la propriété 2.2.1 page 11 : $\sigma_V^2 = D^2(V) = \int_{-\infty}^{\infty}(x-\mu)^2 f_V(x)dx = E\left((x-\mu)^2\right)$

$$\begin{aligned} D^2(Z) &= D^2(V+W) \\ &= E\left((Z-(\mu_V+\mu_W))^2\right) \\ &= E\left(((V+W)-(\mu_V+\mu_W))^2\right) \\ &= E\left(((V-\mu_V)+(W-\mu_W))^2\right) \\ &= E\left((V-\mu_V)^2\right)+E\left((V-\mu_W)^2\right)+2E\left((V-\mu_V)(W-\mu_W)\right) \\ &= D^2(V)+D^2(W)+2\mu_{11} \end{aligned}$$

## 2.3 Variables aléatoires particulières

### 2.3.1 Schéma de relation entre les variables aléatoires

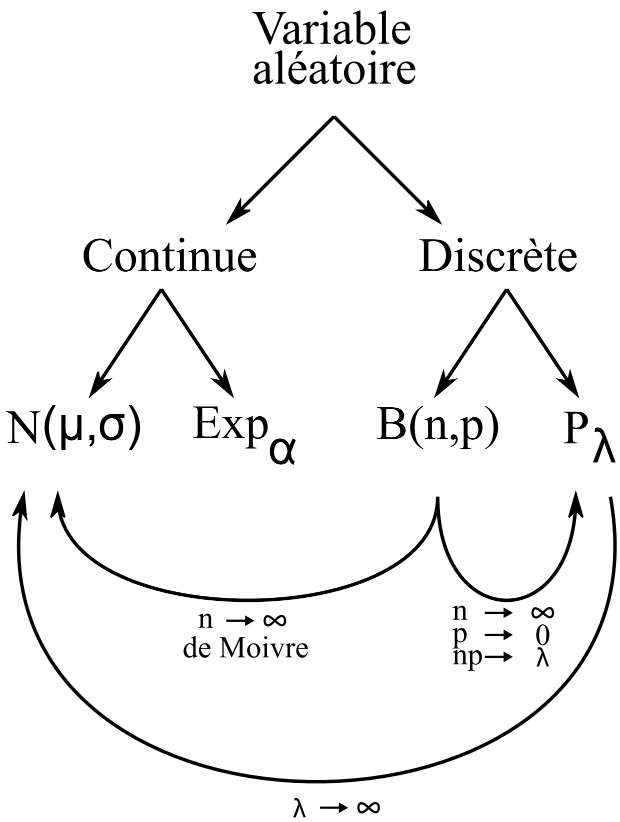



Schéma de relation entre les différentes variables aléatoires

### 2.3.2 Variable binomiale$\mathcal{B}(n,p)$

Une variable binomiale est une expérience avec $n$ répétitions. On veut savoir le nombre $k$ de fois qu'un évènement $A$, de probabilité p, se produit :

$$\begin{aligned}
P(V=k) &= \begin{pmatrix} n \\ k \end{pmatrix} && p(\text{obtenir } k \text{ fois } A) && p(n-k \text{ fois ne pas obtenir } A) \\
&= \begin{pmatrix} n \\ k \end{pmatrix} && p^k && (1-p)^{n-k} \\
&= \frac{n!}{k!(n-k)!} && p^k && (1-p)^{n-k}
\end{aligned}$$

La variable $V$ est appelée variable binomiale de paramètre $p$ et d'exposant $n$ et est notée $B(n,p)$. C'est la somme de $n$ de variable indicatrices.

**Calcul de la moyenne** $E(B(n,p))$

$$\begin{aligned}
\mu &= \sum_{k=0}^{n} x_i p_i \\
&= \sum_{k=0}^{n} k \begin{pmatrix} n \\ k \end{pmatrix} p^k (1-p)^{n-k} \\
&= \sum_{k=1}^{n} \frac{n!}{(k-1)!(n-k)!} p^k (1-p)^{n-k}
\end{aligned}$$

On remplace $k-1$ par $l$ :

$$\begin{aligned}
&= \sum_{l=0}^{n-1} \frac{n(n-1)!}{l!(n-l-1)!} p^{l+1} (1-p)^{n-l-1} \\
&= np \sum_{l=0}^{n-1} \begin{pmatrix} n-1 \\ l \end{pmatrix} p^l (1-p)^{n-l-1} \\
&= np(p+(1-p))^{n-1} \\
&= np
\end{aligned}$$

**Calcul de la variance** $D^2(B(n,p))$

**Calcul de la fonction génératrice** $\psi(t)$

$$\boxed{\psi_x(t) = E(e^{tx}}$$

$$\begin{aligned}
\psi(t) &= \sum_{k=0}^{n} e^{tk} \begin{pmatrix} n \\ k \end{pmatrix} p^k (1-p)^{n-k} \\
&= \sum_{k=0}^{n} \begin{pmatrix} n \\ k \end{pmatrix} (e^t p)^k (1-p)^{n-k} \\
&= ((1-p) + e^t p)^n \\
&= (pe^t + (1-p))^n
\end{aligned}$$

**Calcul de la moyenne $E(B(n,p))$ via la fonction génératrice $\psi(t)$**

$$\boxed{\psi_x(t) = (pe^t + (1-p))^n}$$

$$\begin{aligned}
E(X) &= \frac{\delta}{\delta t}\psi_x(t) \mid_{t=0} \\
&= \frac{\delta}{\delta t}(pe^t + (1-p))^n \mid_{t=0} \\
&= n(pe^t + (1-p))^{n-1}pe^t \mid_{t=0} \\
&= n(p + 1 - p)^{n-1}p \\
&= np
\end{aligned}$$

**Calcul de la variance $D^2(B(n,p))$ via la fonction génératrice $\psi(t)$**

**Calcul de la stabilité**

### 2.3.3 Variable de Poisson $\mathcal{P}_\lambda$

Une variable de poisson est uniquement une binomiale dont la répétition $n$ est "grand" ($n \geq 30$) et que la probabilité $p$ est "petit" ($p \leq 0,1$).

$$\begin{aligned}
P(V=k) &= \begin{pmatrix} n \\ k \end{pmatrix} && p^k(1-p)^{n-k} \\
&= \frac{n!}{k!(n-k)!} && p^k(1-p)^{n-k} \\
&= \frac{1}{k!} n(n-1)(n-2)\dots(n-k-1) && p^k(1-p)^{n-k} \\
&= \frac{1}{k!} n^k \left(1-\frac{1}{n}\right)\left(1-\frac{2}{n}\right)\dots\left(1-\frac{k-1}{n}\right) && p^k(1-p)^{n-k} \\
&= \frac{1}{k!} n^k \left(1-\frac{1}{n}\right)\left(1-\frac{2}{n}\right)\dots\left(1-\frac{k-1}{n}\right) && \frac{p^k\,(1-p)^n}{(1-p)^k} \\
&= \frac{1}{k!} n^k \left(1-\frac{1}{n}\right)\left(1-\frac{2}{n}\right)\dots\left(1-\frac{k-1}{n}\right) && \frac{p^k\left(1-\frac{np}{n}\right)^n}{(1-p)^k}
\end{aligned}$$

Sous une autre forme :

$$\begin{aligned}
P(V=k) &= \frac{n^k p^k}{k!} \quad \left(1-\frac{np}{n}\right)^n \quad \frac{\left(1-\frac{1}{n}\right)\left(1-\frac{2}{n}\right)\dots\left(1-\frac{k-1}{n}\right)}{(1-p)^k} \\
&= \frac{(np)^k}{k!} \quad e^{-\lambda} \quad \frac{\left(1-\frac{1}{n}\right)\left(1-\frac{2}{n}\right)\dots\left(1-\frac{k-1}{n}\right)}{(1-p)^k}
\end{aligned}$$

Et donc quand $n \to \infty$ :

$$P(V=k) \overset{n\to\infty}{=} \frac{\lambda^k}{k!} e^{-\lambda} \frac{(1-1)(1-1)\dots(1-1)}{(1-p)^k}$$

$$\boxed{P(V=k) \overset{n\to\infty}{=} \frac{\lambda^k}{k!} e^{-\lambda} = P_\lambda}$$

**Calcul de la moyenne** $E(P_\lambda)$

$$\begin{aligned}
\mu &= \sum_{k=0}^{\infty} x_i p_i \\
&= \sum_{k=0}^{\infty} k \frac{\lambda^k}{k!} e^{-\lambda} \\
&= \sum_{k=0}^{\infty} \frac{\lambda^{k-1}\lambda}{(k-1)!} e^{-\lambda} \\
&= \lambda e^{-\lambda} \sum_{k=0}^{\infty} \frac{\lambda^{k-1}}{(k-1)!} \\
&= \lambda e^{-\lambda} e^{\lambda} \\
&= \lambda
\end{aligned}$$

**Calcul de la variance** $D^2(P_\lambda)$

$$\begin{aligned}
\sigma^2 &= \sum_{k=0}^{\infty} x_i^2 p_i - \mu^2 \\
&= \sum_{k=0}^{\infty} k^2 \frac{\lambda^k}{k!} e^{-\lambda} - \mu^2
\end{aligned}$$

On remplace $k^2$ par $k(k-1)+k$

$$\begin{aligned}
&= \sum_{k=0}^{\infty} k(k-1)\frac{\lambda^k}{k!} e^{-\lambda} + \sum_{k=0}^{\infty} k\frac{\lambda^k}{k!} e^{-\lambda} - \mu^2 \\
&= \sum_{k=0}^{\infty} k(k-1)\frac{\lambda^k}{k!} e^{-\lambda} + \mu - \mu^2 \\
&= \sum_{k=0}^{\infty} k(k-1)\frac{\lambda^{k-2}\lambda^2}{k(k-1)(k-2)!} e^{-\lambda} + \mu - \mu^2 \\
&= \lambda^2 e^{-\lambda} \sum_{k=0}^{\infty} \frac{\lambda^{k-2}}{(k-2)!} + \mu - \mu^2 \\
&= \lambda^2 e^{-\lambda} e^{\lambda} + \mu - \mu^2 \\
&= \lambda^2 + \lambda - \lambda^2 \\
&= \lambda
\end{aligned}$$

**Calcul de la fonction génératrice** $\psi(t)$

$$\begin{aligned}
(t) &= \sum_{k=0}^{\infty} e^{tk} e^{-\lambda} \frac{\lambda^k}{k!} \\
&= e^{-\lambda} \sum_{k=0}^{\infty} \frac{(\lambda e^t)^k}{k!} \\
&= e^{-\lambda} e^{\lambda e^t} \\
&= e^{\lambda(e^t-1)}
\end{aligned}$$

**Calcul de la stabilité**

$$\begin{aligned}
\psi_{1+2}(t) &= \psi_1(t)\psi_2(t) \\
&= e^{\lambda_1(e^t-1)} e^{\lambda_2(e^t-1)} \\
&= e^{\lambda_1(e^t-1)(\lambda_1+\lambda_2)}
\end{aligned}$$

La variable est bien stable.

### 2.3.4 Variable exponentielle négative

### 2.3.5 Variable Normale $\mathcal{N}(\mu, \sigma)$

**Propriété d'opposé**

Soit $\bar{X}_1$ et $\bar{X}_2$ deux variables normales. Si $\bar{X}_2$ est l'opposé de $\bar{X}_1$ ( $\bar{X}_2$ = -$\bar{X}_1$ ) alors

$$\boxed{\bar{X}_1 \sim N(\mu_1, \sigma) \text{ et } \bar{X}_2 \sim N(-\mu_2, \sigma)}$$

**Propriété d'addition**

Soit $N(\mu_1, \sigma_1)$ et $N(\mu_2, \sigma_2)$ deux variables normales indépendantes et $\psi_1(t)$ et $\psi_2(t)$ leurs fonctions génératrices.

$$\begin{aligned}
\psi(t) &= \psi_1(t).\psi_2(t) \\
&= e^{\mu_1 + t + \sigma_1^2 t^2/2}.e^{\mu_2 + t + \sigma_2^2 t^2 \frac{1}{2}} \\
&= e^{(\mu_1+\mu_2)t + \frac{1}{2}(\sigma_1^2+\sigma_2^2)t^2}
\end{aligned}$$

On obtient bien une fonction génératrice d'une normale de paramètres $(\mu_1 + \mu_2)$ et $\sqrt{\sigma_1^2 + \sigma_2^2}$.

$$\boxed{N(\mu_1, \sigma_1) + N(\mu_2, \sigma_2) = N\left(\mu_1 + \mu_2, \sqrt{\sigma_1^2 + \sigma_2^2}\right)}$$

### 2.3.6 Variable Khi$^2$

### 2.3.7 Variable Student $t_n$

### 2.3.8 Variable Snedecor $\mathcal{F}_{(m,n)}$

## 2.4 Théorèmes fondamentaux

### 2.4.1 Inégalité de Bienaymé-Tchebycheff

La proportion d'individus s'écartant de la moyenne d'une distribution de plus $k$ fois l'écart-type ($\sigma$) ne dépasse jamais $\frac{1}{k^2}$ :

$$\boxed{\frac{1}{k^2} \geq P(|V-\mu| \geq k\sigma)}$$

**Démonstration**

**Cas continu**

$$\begin{aligned}
\sigma_2 &= \int_{-\infty}^{\infty} (x-\mu)^2\ f(x)\ dx \\
&= \underbrace{\int_{-\infty}^{\mu-k\sigma}}_{\substack{x\leq\mu-k\sigma \\ x-\mu\leq-k\sigma \\ (x-\mu)^2\geq(k\sigma)^2}} (x-\mu)^2\ f(x)\ dx + \underbrace{\int_{\mu-k\sigma}^{\mu+k\sigma}}_{\geq 0} (x-\mu)^2\ f(x)\ dx + \underbrace{\int_{\mu+k\sigma}^{\infty}}_{\substack{x\geq\mu+k\sigma \\ x-\mu\geq k\sigma \\ (x-\mu)^2\geq(k\sigma)^2}} (x-\mu)^2\ f(x)\ dx \\
\sigma^2 &\geq \int_{-\infty}^{\mu-k\sigma} (k\sigma)^2\ f(x)\ dx + \int_{\mu+k\sigma}^{\infty} (k\sigma)^2\ f(x)\ dx \\
&\geq (k\sigma)^2 \int_{-\infty}^{\mu-k\sigma} f(x)\ dx + (k\sigma)^2 \int_{\mu+k\sigma}^{\infty} f(x)\ dx \\
\frac{1}{k^2} &\geq P(V-\mu \leq -k\sigma) + P(V-\mu \geq k\sigma) \\
&\geq P(|V-\mu| \geq k\sigma) + P(|V-\mu| \geq k\sigma)
\end{aligned}$$

$$\boxed{\frac{1}{k^2} \geq P(|V-\mu| \geq k\sigma)}$$

**Cas discret**

$$\begin{aligned}
\sigma^2 &= \sum_i p_i(x_i-\mu)^2 \\
&= \sum_{i;x_i\leq\mu-k\sigma} p(x_i-\mu)^2 + \sum_{i;\mu-k\sigma<x_i<\mu+k\sigma} p(x_i-\mu)^2 + \sum_{i;\mu+k\sigma\leq x_i} p(x_i-\mu)^2 \\
\sigma^2 &\geq \sum_{i;x_i\leq\mu-k\sigma} p(x_i-\mu)^2 + \sum_{i;\mu+k\sigma\leq x_i} p(x_i-\mu)^2 \\
&\geq k^2\sigma^2 \sum_{i;x_i\leq\mu-k\sigma} p_i + \sum_{i;\mu+k\sigma\leq x_i} p_i \\
\frac{1}{k^2} &\geq \sum_{i;x_i\leq\mu-k\sigma} p_i + \sum_{i;\mu+k\sigma\leq x_i} p_i \\
&\geq P(V \leq \mu-k\sigma) + P(V \geq \mu+k\sigma) \\
&\geq P(V-\mu \leq -k\sigma) + P(V-\mu \geq k\sigma) \\
&\geq P(|V-\mu| \geq k\sigma) + P(|V-\mu| \geq k\sigma)
\end{aligned}$$

$$\boxed{\frac{1}{k^2} \geq P(|V-\mu| \geq k\sigma)}$$

### 2.4.2 Théorème de Bernouilli ou loi des grands nombres

Lors de $n$ répétitions d'une expérience aléatoire, la fréquence relative $\frac{F}{n}$ d'un évènement tend vers sa probabilité $p$ d'exister lorsque $n \to \infty$

$$\boxed{\frac{p(1-p)}{n\epsilon^2} \geq P\left(\left|\frac{F}{n} - p\right| \geq \epsilon\right) \overset{n\to\infty}{\to} 0}$$

**Démonstration**

On part avec le théorème de Bienaymé-Tchebycheff

$$\frac{1}{k^2} \geq P(|V-\mu| \geq k\sigma)$$

Et on considère une binomiale $V = B(n,p)$

$$\begin{aligned}
\frac{1}{k^2} &\geq P\left(|B(n,p) - np| \geq k\sqrt{np(1-p)}\right) \\
&\geq P\left(\frac{|B(n,p) - np|}{n} \geq \frac{k\sqrt{np(1-p)}}{n}\right) \\
&\geq P\left(\left|\frac{B(n,p)}{n} - p\right| \geq k\sqrt{\frac{np(1-p)}{n^2}}\right) \\
&\geq P\left(\left|\frac{B(n,p)}{n} - p\right| \geq k\sqrt{\frac{p(1-p)}{n}}\right)
\end{aligned}$$

On pose $k\sqrt{\frac{p(1-p)}{n}} = \epsilon$ et $B(n,p) = F$

$$\begin{cases}
k\sqrt{\frac{p(1-p)}{n}} & = \epsilon \\
k & = \epsilon\frac{\sqrt{n}}{\sqrt{p(1-p)}} \\
k^2 & = \frac{\epsilon^2 n}{p(1-p)} \\
\frac{1}{k^2} & = \frac{p(1-p)}{\epsilon^2 n}
\end{cases}$$

$$\boxed{\frac{p(1-p)}{n\epsilon^2} \geq P\left(\left|\frac{F}{n} - p\right| \geq \epsilon\right) \overset{n\to\infty}{\to} 0}$$

### 2.4.3 Théorème Central-Limite

Ce théorème stipule que si $V$ est une somme de $n$ variables aléatoires (quelconques) indépendantes

$$V = X_1 \ , \ X_2 \ , \ X_3 \ , \ \dots \ , \ X_n$$

alors sa variable réduite $\dfrac{V-\mu}{\sigma}$ tend vers une gausienne $N(0,1)$ lorsque $n \to \infty$.

$$\boxed{\frac{V-E(V)}{D(V)} = \frac{V-\mu}{\sigma} \overset{n\to\infty}{\to} N(0,1)}$$

**Démonstration**

On pose d'abord les calculs de l'espérance et de l'écart-type de la somme de variable aléatoire $V$, pour un de ses éléments $V_i$, pour la somme de variable centrée $W$ et pour un de ses éléments $W_i$ :

$$\left\{ \begin{array}{lcll} V & = & \sum_{i=1}^{n} V_i & (1) \\ E(V_i) & = & \widehat{\mu} & (2) \\ D(V_i) & = & \widehat{\sigma} & (3) \\ E(V) & = & \sum_{i=1}^{n} E(V_i) & \\ & = & n\widehat{\mu} & (4) \\ D(V) & = & \sqrt{D^2(V)} & \\ & = & \sqrt{\sum_{i=1}^{n} D^2(V_i)} & \\ & = & \sqrt{n\widehat{\sigma}^2} & \\ & = & \sqrt{n}\ \widehat{\sigma} & (5) \end{array} \right. \left\{ \begin{array}{lcll} W_i & = & V_i - \widehat{\mu} & (6) \\ W & = & \sum_{i=1}^{n} W_i & \\ & = & \sum_{i=1}^{n} (V_i - \widehat{\mu}) & \\ & = & \sum_{i=1}^{n} (V_i) - n\widehat{\mu} & \\ & = & V - E(V) & (7) \\ E(W_i) & = & E(V_i - \widehat{\mu}) & \\ & = & E(V_i) - \widehat{\mu} & \\ & = & \widehat{\mu} - \widehat{\mu} = 0 & (8) \\ D^2(W_i) & = & D^2(V_i - \widehat{\mu}) & \\ & = & D^2(V_i) & \\ & = & \widehat{\sigma}^2 & (9) \end{array} \right.$$

On commence avec la fonction génératrice des moments $\psi_V(t) = E(e^{tV})$

$$\begin{aligned} \psi_Z(t) &= E\left(e^{tZ}\right) \\ &= E\left(e^{(t\frac{V-\mu}{\sigma})}\right) \\ &= E\left(e^{(\frac{t}{\sigma}(V-\mu))}\right) \end{aligned}$$

On remplace par
$$\left\{\begin{array}{lll}
V-\mu & = \sum_{i=1}^{n} V_i-\mu & \text{car propriété (1)} \\
& = \sum_{i=1}^{n} V_i-E(V) & \text{car propriété (4)} \\
& = \sum_{i=1}^{n} V_i-E\left(\sum_{i=1}^{n} V_i\right) & \text{car propriété (1)} \\
& = \sum_{i=1}^{n} V_i-\sum_{i=1}^{n} E\left(V_i\right) & \\
& = \sum_{i=1}^{n} V_i-\sum_{i=1}^{n} \widehat{\mu} & \text{car propriété (2)} \\
& = \sum_{i=1}^{n} V_i-\widehat{\mu} &
\end{array}\right.$$

$$= E\left(e^{(\frac{t}{\sigma}\sum_{i=1}^{n}(V_i-\widehat{\mu}))}\right)$$

$$= E\left(e^{(\frac{t}{\sigma}\sum_{i=1}^{n}(W_i))}\right) \qquad \text{car propriété (6)}$$

Propriété : $Z = V + W$(indépendant)
$$\left\{\begin{array}{l}
\psi_Z = E(e^{tZ}) \\
\quad = E(e^{t(V+W)}) \\
\quad = E(e^{tV}e^{tW}) \\
\quad = E(e^{tV})E(e^{tW}) \\
\quad = \psi_V\psi_W
\end{array}\right.$$

$$= \psi_{W_1}\left(\frac{t}{\sigma}\right)\psi_{W_2}\left(\frac{t}{\sigma}\right) \ldots \psi_{W_n}\left(\frac{t}{\sigma}\right)$$
$$= \left(\psi_{W_i}\left(\frac{t}{\sigma}\right)\right)^n$$

$$\boxed{\psi_Z(t) = E\left(e^{tZ}\right) = \left(\psi_{W_i}\left(\frac{t}{\sigma}\right)\right)^n}$$

Maintenant nous développons $\psi_{W_i}(t)$ par le théorème de Taylor :

$$\left\{\begin{array}{lll}
f(x) & = & \sum_{k=0}^{n} \frac{f^{(k)}(a)}{k!}(x-a)^k + R_n(x) \\
& = & f(a) + \frac{f'(a)}{1!}(x-a) + \frac{f^{(2)}(a)}{2!}(x-a)^2 + \cdots + \frac{f^{(n)}(a)}{n!}(x-a)^n + R_n(x)
\end{array}\right.$$

$$\boxed{\begin{array}{lll}
D^2(W_i) & = & E(W_i^2) - E^2(W_i) \\
E(W_i^2) & = & D^2(W_i) + E^2(W_i) \\
& = & \widehat{\sigma}^2 + 0^2
\end{array}}$$

$$\left\{\begin{array}{llll}
\psi_{W_i}(t) & = & 1 + E(W_i)t + E(W_i^2)\frac{t^2}{2} + R(t^3) & \\
& = & 1 + 0t + \widehat{\sigma}^2\frac{t^2}{2} + R(t^3) & \text{car propriété (8) et (9)}
\end{array}\right.$$

$$\boxed{Z = \frac{W}{\sqrt{n}\widehat{\sigma}} = \frac{V-\mu}{\sigma} \overset{n\to\infty}{\to} N(0,1)}$$

$$\begin{aligned}
\lim_{n\to\infty} \psi_Z(t) &= \lim_{n\to\infty} \left(\psi_{W_i}\left(\frac{t}{\sqrt{n}\widehat{\sigma}}\right)^n\right) \\
&= \lim_{n\to\infty} \left(1 + \frac{t^2}{2n} + R(t^3)\right)^n \\
&= \lim_{n\to\infty} \left(1 + \frac{t^2}{2n}\right)^n \\
&= e^{\frac{t^2}{2}}
\end{aligned}$$

On a donc une allure d'une fonction génératrice d'une $N(0,1)$

$$\boxed{\psi_Z(t) \overset{n\to\infty}{\to} N(0,1)}$$

### 2.4.4 Théorème de De Moivre

C'est un cas particulier du théorème Central-Limite puisqu'une binomiale est bien une somme de variables quelconques de mêmes distributions (à savoir, des variables indicatrices). La variable binomiale est asymptotiquement normale lorsque $\to \infty$.

$$\boxed{\frac{B(n,p) - np}{\sqrt{np(1-p)}} \overset{n\to\infty}{\to} N(0,1)}$$

**Démonstration**

On part donc avec le théorème de Central-Limite :

$$\frac{V - E(V)}{D(V)} = \frac{V - \mu}{\sigma} \overset{n\to\infty}{\to} N(0,1)$$

Et on considère une binomiale $V = B(n,p)$.

$$\boxed{\frac{B(n,p) - np}{\sqrt{np(1-p)}} \overset{n\to\infty}{\to} N(0,1)}$$

# 3 L'inférence statistique

## 3.1 Les valeurs

**Échantillon de la normale** $\frac{n_1 S_1^2}{\sigma^2}$

**Variance de l'échantillon** $S_1^2$

**Variance théorique de l'ensemble de la population** $\sigma^2$

## 3.2 Distributions échantillonnées

### 3.2.1 Distribution échantillonnées de la moyenne $\bar{X}$

Supposons que la distribution de la population ait une moyenne $\mu$ et un écart-type $\sigma$. Il en est donc de même pour les distributions échantillonnées de $X_1, X_2, \ldots, X_n$ et il résulte alors des propriétés de l'espérance mathématique que :

$$\begin{aligned} E(\bar{X}) &= E\left(\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} X_i\right) \\ & \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} E(X_i) \\ & \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} \mu \\ & \mu \end{aligned}$$

et il résulte des propriétés de la variance que :

$$D^2(\bar{X}) = D^2\left(\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} X_i\right)$$

$$\boxed{D^2(aV+b) = a^2 D^2(V) \qquad \text{2.2.7 page 17}}$$

$$\begin{aligned} &= \frac{1}{n^2}\sum_{i=1}^{n} D^2(X_i) \\ &= \frac{1}{n^2}\sum_{i=1}^{n} \sigma \\ &= \frac{\sigma^2}{n} \end{aligned}$$

### 3.2.2 Distribution échantillonnées de la variance $S^2$

$$\begin{aligned} E(S^2) &= E\left(\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} \left(X_i - \bar{X}\right)^2\right) \\ &= \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} E\left(X_i^2\right) + 2E\left(\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} X_i \bar{X}\right) + \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} E\left(\bar{X}^2\right) \end{aligned}$$

### 3.2.3 Distribution échantillonnées d'une fonction de $\bar{X}$ et $s^2$

Il résulte de ce qui précède que lorsque la population a une distribution normale, la variable

$$\boxed{\sqrt{n-1}\frac{\bar{X}-\mu}{S} \sim t_{(n-1)}}$$

**Démonstration**

La définition d'une chi carré $\chi^2_{(n-1)}$ est une somme de normale au carré $\sum_{i=1}^{n-1}(N_i(0,1))^2$.

Or on a vu que $\chi^2_{(n-1)} = \frac{nS^2}{\sigma^2}$, donc

$$\begin{aligned}
\chi^2_{(n-1)} &= \sum_{i=1}^{n-1}(N_i(0,1))^2 \\
\frac{nS^2}{\sigma^2} &= \sum_{i=1}^{n-1}\left(\frac{N_i(0,\sigma)}{\sigma}\right)^2 \\
\frac{nS^2}{\sigma^2} &= \sum_{i=1}^{n-1}\frac{(N_i(0,\sigma))^2}{\sigma^2} \\
nS^2 &= \sum_{i=1}^{n-1}(N_i(0,\sigma))^2 \\
nS^2\frac{1}{n-1} &= \frac{1}{n-1}\sum_{i=1}^{n-1}(N_i(0,\sigma))^2 \\
\left(\frac{nS^2}{n-1}\right)^{\frac{-1}{2}} &= \left(\frac{1}{n-1}\sum_{i=1}^{n-1}(N_i(0,\sigma))^2\right)^{\frac{-1}{2}} \\
\frac{1}{\sqrt{\frac{nS^2}{n-1}}} &= \frac{1}{\sqrt{\frac{1}{n-1}\sum_{i=1}^{n-1}(N_i(0,\sigma))^2}} \\
\frac{N(0,\sigma)}{S\sqrt{\frac{n}{n-1}}} &= \frac{N(0,\sigma)}{\sqrt{\frac{1}{n-1}\sum_{i=1}^{n-1}(N_i(0,\sigma))^2}} \\
\frac{N(0,\sigma)}{S\sqrt{\frac{n}{n-1}}} &= t_{(n-1)}
\end{aligned}$$

On obtient bien une student $t_{(n-1)}$ à $n-1$ degrés de liberté (2.3.7 page 23). On va donc remplacer la normale $N(0,\sigma)$ dans l'équation par :

$$\begin{cases}
\bar{X} & \sim \quad N\left(\mu, \frac{\sigma}{\sqrt{n}}\right) \\
\frac{\bar{X}-\mu}{\frac{1}{\sqrt{n}}} & \sim \quad N(0,\sigma) \\
\sqrt{n}\left(\bar{X}-\mu\right) & \sim \quad N(0,\sigma)
\end{cases}$$

$$t_{(n-1)} = \frac{N(0,\sigma)}{S\sqrt{\frac{n}{n-1}}} = \frac{\sqrt{n}\left(\bar{X}-\mu\right)}{S\sqrt{\frac{n}{n-1}}} = \frac{\bar{X}-\mu}{S\frac{1}{\sqrt{n-1}}} = \sqrt{n-1}\frac{\bar{X}-\mu}{S}$$

$$\boxed{t_{(n-1)} = \sqrt{n-1}\frac{\bar{X}-\mu}{S}}$$

## 3.3 Test d'hypothèse

**Erreur de première espèce** est de rejeter une hypothèse alors qu'elle est vraie. Le risque $\alpha$ de commettre cette erreur est $\epsilon$;

**Erreur de seconde espèce** est d'accepter une hypothèse alors qu'elle est fausse. Si on accepte une moyenne $\mu_0$ alors qu'elle vaut en réalité $\mu_1$, alors le risque de commettre cette erreur est

$$\begin{aligned}
\beta &= P\left(\mu_0 - u_{\beta/2}\frac{\sigma}{\sqrt{n}} \leq \bar{X} \leq \mu_0 + u_{\beta/2}\frac{\sigma}{\sqrt{n}}\right) \\
&\left\{\text{où } \bar{X} \sim N\left(\mu_1, \frac{\sigma}{\sqrt{n}}\right) \Rightarrow \frac{\bar{X}-\mu_1}{\frac{\sigma}{\sqrt{n}}} \sim N(0,1)\right. \\
&= P\left(\mu_0 - u_{\beta/2}\frac{\sigma}{\sqrt{n}} \leq N(0,1)\frac{\sigma}{\sqrt{n}} + \mu_1 \leq \mu_0 + u_{\beta/2}\frac{\sigma}{\sqrt{n}}\right) \\
&= P\left(\frac{\mu_0-\mu_1}{\sigma}\sqrt{n} - u_{\beta/2} \leq N(0,1) \leq \frac{\mu_0-\mu_1}{\sigma}\sqrt{n} + u_{\beta/2}\right)
\end{aligned}$$

**Puissance d'un test** est la valeur $1-\beta$, c'est à dire la probabilité de rejeter l'hypothèse alors qu'elle est fausse.

## 3.4 Intervalles de confiance et tests d'hypothèses

### 3.4.1 Comparaison des moyennes de deux populations normales de deux écart-type $\sigma$ connu

On commence avec deux moyennes des deux populations :

$$\bar{X}_1 \sim N\left(\mu_1, \frac{\sigma_1}{\sqrt{n_1}}\right)$$

$$\bar{X}_2 \sim N\left(\mu_2, \frac{\sigma_2}{\sqrt{n_2}}\right)$$

Maintenant nous devons faire une soustraction de deux normales $\bar{X}_1 - \bar{X}_2$, pour faire cela nous prenons l'opposé d'une normale et nous les additionnons $\bar{X}_1 + (-\bar{X}_2)$ grace à la propriété d'opposé d'une normale 2.3.5 page 23 et la propriété d'addition 2.3.5 page 23.

$$\begin{aligned} \bar{X}_1 + (-\bar{X}_2) &\sim N\left(\mu_1 - \mu_2, \sqrt{\left(\frac{\sigma_1}{\sqrt{n_1}}\right)^2 + \left(\frac{\sigma_2}{\sqrt{n_2}}\right)^2}\right) \\ &\sim N\left(\mu_1 - \mu_2, \sqrt{\frac{\sigma_1^2}{n_1} + \frac{\sigma_2^2}{n_2}}\right) \end{aligned}$$

Ces deux variables étant indépendantes, on en déduit que

$$\boxed{T = \frac{(\bar{X}_1 - \bar{X}_2) - (\mu_1 - \mu_2)}{\sqrt{\frac{\sigma_1^2}{n_1} + \frac{\sigma_2^2}{n_2}}} \sim N(0,1)}$$

A tout $\epsilon > 0$, on peut donc associé un nombre tel que

$$P\left(-u_{\epsilon/2} \leq T \leq u_{\epsilon/2}\right) = 1 - \epsilon$$

d'où on peut donc déduire un intervalle de confiance pour $\mu_1 - \mu_2$. D'autre part on rejettera l'hypothèse $\mu_1 = \mu_2$ si

$$\frac{|\bar{x}_1 - \bar{x}_2|}{\sqrt{\frac{\sigma_1^2}{n_1} + \frac{\sigma_2^2}{n_2}}} > u_{\epsilon/2}$$

### 3.4.2 Comparaison des moyennes de deux populations normales de même écart-type $\sigma$ inconnu

On commence avec deux moyennes des deux populations :

$$\bar{X}_1 \sim N\left(\mu_1, \frac{\sigma}{\sqrt{n_1}}\right)$$

$$\bar{X}_2 \sim N\left(\mu_2, \frac{\sigma}{\sqrt{n_2}}\right)$$

Maintenant nous devons faire une soustraction de deux normales $\bar{X}_1 - \bar{X}_2$, pour faire cela nous prenons l'opposé d'une normale et nous les additionnons $\bar{X}_1 + (-\bar{X}_2)$ grace à la propriété d'opposé d'une normale 2.3.5 page 23 et la propriété d'addition 2.3.5 page 23.

$$\begin{aligned}
\bar{X}_1 + (-\bar{X}_2) &\sim N\left(\mu_1 - \mu_2, \sqrt{\left(\frac{\sigma}{\sqrt{n_1}}\right)^2 + \left(\frac{\sigma}{\sqrt{n_2}}\right)^2}\right) \\
&\sim N\left(\mu_1 - \mu_2, \sqrt{\frac{\sigma^2}{n_1} + \frac{\sigma^2}{n_2}}\right) \\
&\sim N\left(\mu_1 - \mu_2, \sigma\sqrt{\frac{n_1 + n_2}{n_1 n_2}}\right)
\end{aligned}$$

et avec un $\chi^2_{(n_1-1+n_2-1)}$ où $n =$ nombre de degré de libertés

$$\begin{aligned}
\frac{n_1 s_1^2 + n_2 s_2^2}{\sigma^2} &\sim \chi^2_{(n_1+n_2-2)} \\
\frac{1}{\sigma}\sqrt{n_1 s_1^2 + n_2 s_2^2} &\sim \sqrt{\chi^2_{(n_1+n_2-2)}}
\end{aligned}$$

Ces deux variables étant indépendantes, on en déduit que

$$T = \underbrace{\frac{(\bar{X}_1 - \bar{X}_2) - (\mu_1 - \mu_2)}{\sigma\sqrt{\frac{n_1 + n_2}{n_1 n_2}}}}_{\sim N(0,1)} \underbrace{\frac{1}{\frac{1}{\sigma}\sqrt{\frac{n_1 S_1^2 + n_2 S_2^2}{n_1 + n_2 - 2}}}}_{\sim \chi^2_{n_1-1+n_2-1}}$$

$$\boxed{T = \frac{(\bar{X}_1 - \bar{X}_2) - (\mu_1 - \mu_2)}{\sqrt{\frac{n_1 + n_2}{n_1 n_2}}\sqrt{\frac{n_1 S_1^2 + n_2 S_2^2}{n_1 + n_2 - 2}}} \sim t_{n_1-1+n_2-1}}$$

A tout $\epsilon > 0$, on peut donc associer un nombre tel que

$$P\left(-t_{\epsilon/2} \leq T \leq t_{\epsilon/2}\right) = 1 - \epsilon$$

d'où on peut donc déduire un intervalle de confiance pour $\mu_1 - \mu_2$. D'autre part on rejettera l'hypothèse $\mu_1 = \mu_2$ si

$$\frac{|\bar{x}_1 - \bar{x}_2|}{\sqrt{\frac{n_1 + n_2}{n_1 n_2}}\sqrt{\frac{n_1 s_1^2 + n_2 s_2^2}{n_1 + n_2 - 2}}} > t_{\epsilon/2}$$

### 3.4.3 Comparaison des moyennes de deux populations quelconques

Si $n_1$ et $n_2$ sont suffisamment grands (au moins 20), alors $\bar{X}_1 - \bar{X}_2$ a une distribution approximativement normale :

$$\boxed{\bar{X}_1 - \bar{X}_2 \sim N\left(\mu_1 - \mu_2, \frac{\sigma_1^2}{n_1} + \frac{\sigma_2^2}{n_2}\right)}$$

où on remplace $\sigma_1$ et $\sigma_2$ par $s_1$ et $s_2$ lorsqu'ils sont inconnus. On rejette alors l'hypothèse $\mu_1 = \mu_2$ lorsque

$$\frac{|\bar{x}_1 - \bar{x}_2|}{\sqrt{\frac{s_1^2}{n_1} + \frac{s_2^2}{n_2}}} > u_{\epsilon/2}$$

# 4 Autres

## 4.1 Tableau du formulaire

| | $\mu$ | $\sigma^2$ | $\psi(t)$ |
|---|---|---|---|
| $\mathcal{B}(n,p)$ | $np$ | $np(1-p)$ | $(pe^t+q)^n$ |
| $\mathcal{P}_\lambda$ | $\lambda$ | $\lambda$ | $e^{\lambda(e^t-1)}$ |
| Exp$_\lambda$ | $\frac{1}{\lambda}$ | $\frac{1}{\lambda^2}$ | $\frac{\lambda}{\lambda-t}$ |
| Indicatrice($p$) | $p$ | $p(1-p)$ | $1+p(e^t-1)$ |
| Uniforme[$a$,$b$] | $\frac{a+b}{2}$ | $\frac{(b-a)^2}{12}$ | $\frac{1}{t}\frac{e^{tb}-e^{ta}}{b-a}$ |
| $\mathcal{N}(\mu,\sigma)$ | $\mu$ | $\sigma^2$ | $e^{\mu t+(\sigma^2t^2)/2}$ |
| $\chi^2_{(n)}$ | $n$ | $2n$ | $(1-2t)^{-n/2}$ |
| $t_n$ | $0 \quad n>1$ | $\frac{n}{n-2} \quad n>2$ | aucun |
| $\mathcal{F}_{(m,n)}$ | $\frac{n}{n-2} \quad n>2$ | $\frac{2n^2(n+m-2)}{m(n-2^2(m-4)} \quad n>2$ | aucun |

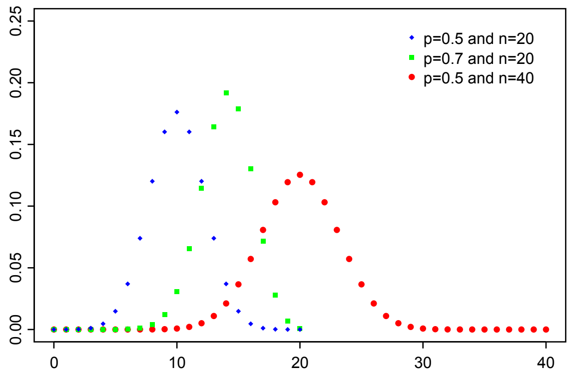
Tableau dans le formulaire disponible à l'examen écrit (en rouge à connaître)

## 4.2 Densité et répartition

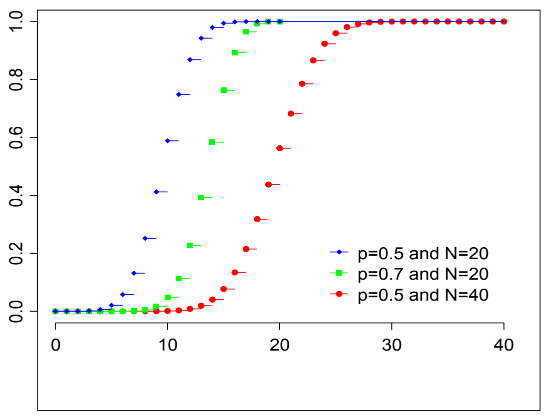
| | Fonction de densité $f(x)$ | Fonction de répartition $F(x)$ |
|---|---|---|
| $\mathcal{B}(n,p)$ | $P[B(n,p)=k]$ | $\sum_{k=0}^{x} P[B(n,p)=k]$ |
| $\mathcal{P}_\lambda$ | $P[\mathcal{P}_\lambda=k]=\frac{\lambda^k}{k!}e^{-\lambda}$ | $\sum_{k=0}^{x} P[\mathcal{P}_\lambda=k]$ |
| Exp$_\lambda$ | $\begin{cases}\lambda e^{-\lambda x} & x\geq 0\\ 0 & x<0\end{cases}$ | $\begin{cases}1-e^{-\lambda x} & x\geq 0\\ 0 & x<0\end{cases}$ |
| Indicatrice($p$) | $V_A \Rightarrow \begin{cases}P(V_A=1)=p\\ P(V_A=0)=1-p\end{cases}$ | $\begin{cases}0 & x<0\\ 1-p & 0\leq x<1\\ 1 & x\geq 1\end{cases}$ |
| Uniforme[$a$,$b$] | $\begin{cases}\frac{1}{b-a} & a\leq x\leq b\\ 0 & sinon\end{cases}$ | $\begin{cases}0 & x<a\\ \frac{x-a}{b-a} & a\leq x<b\\ 1 & x\geq b\end{cases}$ |
| $\mathcal{N}(\mu,\sigma)$ | $\frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}}e^{\frac{-(x-\mu)^2}{2\sigma^2}}$ | $\frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}}\int_{-\infty}^{x} e^{\frac{(u-\mu)^2}{2\sigma^2}}du$ |
| $\chi^2_{(n)}$ | $\begin{cases}\frac{1}{\sqrt{2\pi}}e^{\frac{x^2}{2}} & x>0\\ 0 & x\leq 0\end{cases}$ | $\frac{1}{\sqrt{2\pi}}\int_0^x e^{\frac{x^2}{2}}du$ |
| $t_n$ | Densité indépendante de $\sigma$ | |
| $\mathcal{F}_{(m,n)}$ | Densité indépendante de $\sigma$ | |

## 4.3 Distributions

**Distribution Binomiale $\mathcal{B}(n,p)$**

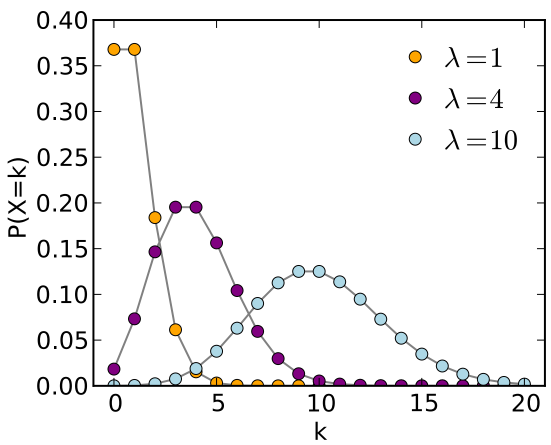



Densité de probabilité

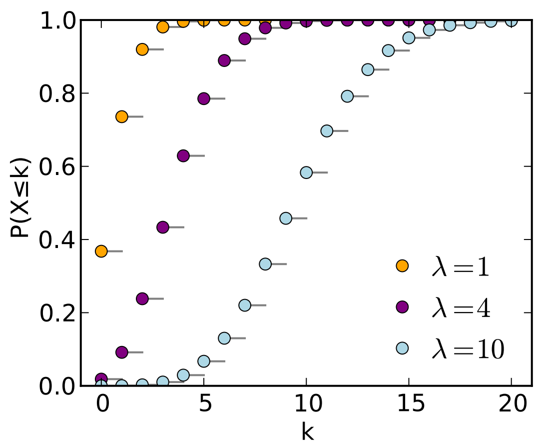



Fonction de répartition

**Distribution Poisson $\mathcal{P}_\lambda$**

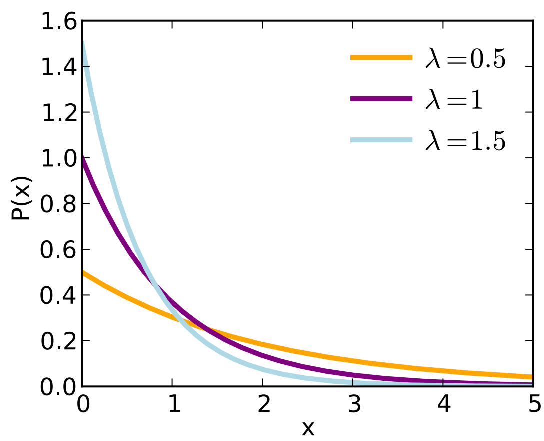



Densité de probabilité

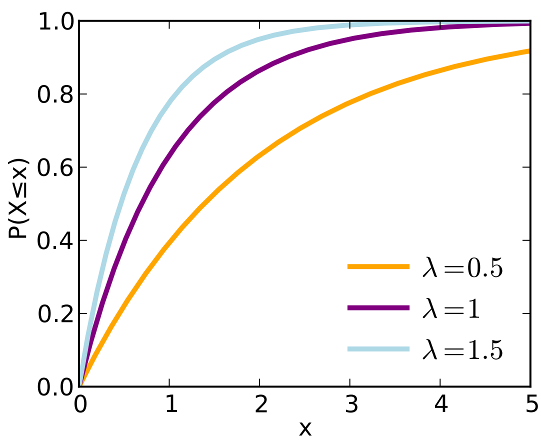



Fonction de répartition

**Distribution Exponentielle $\mathrm{Exp}_\lambda$**

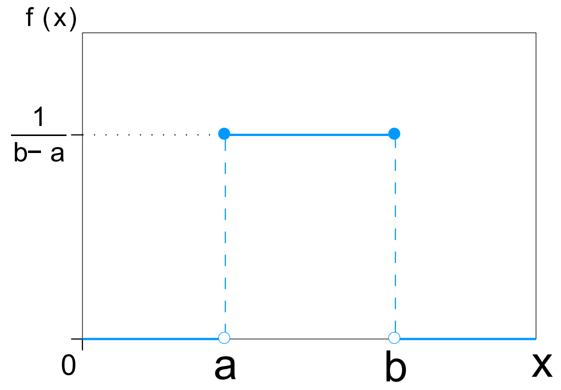



Densité de probabilité

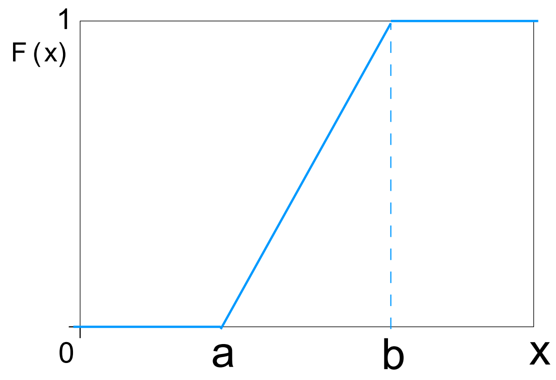



Fonction de répartition

**Distribution Uniforme $\mathcal{U}[a,b]$**

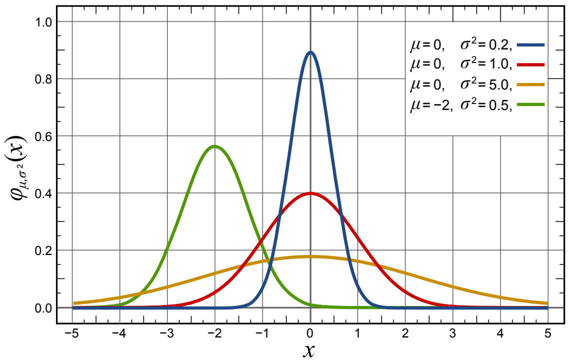



Densité de probabilité

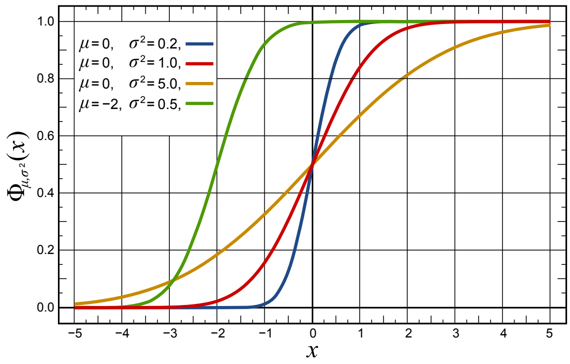



Fonction de répartition

**Distribution Normale $\mathcal{N}(\mu,\sigma)$**

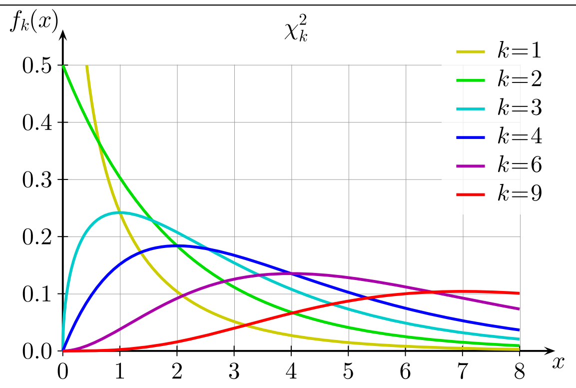



Densité de probabilité

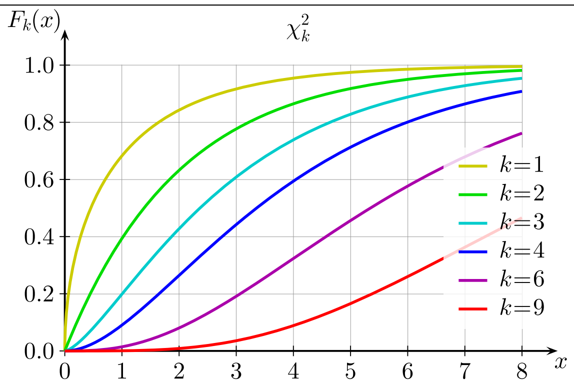



Fonction de répartition

**Distribution Khi carré $\chi^2$**

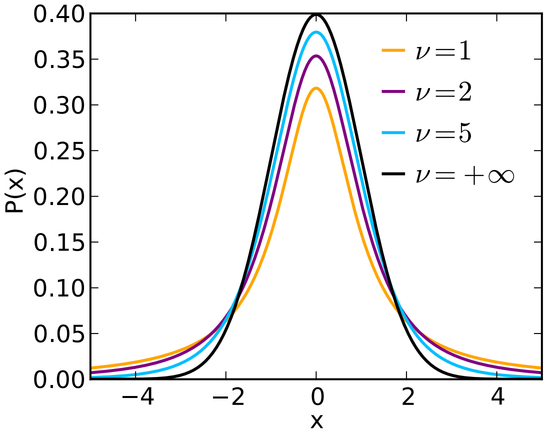



Densité de probabilité

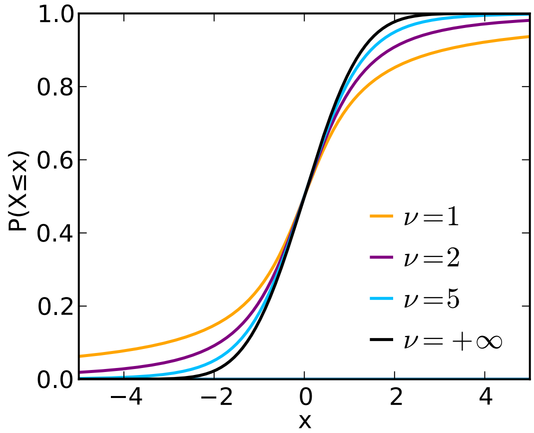



Fonction de répartition

**Distribution Student $t_n$**

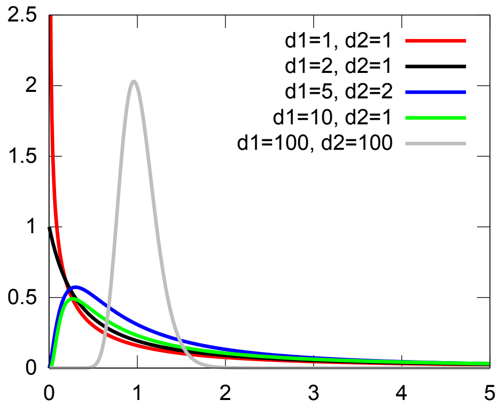



Densité de probabilité

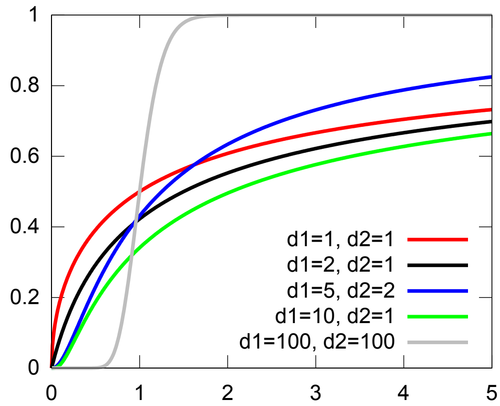



Fonction de répartition

**Distribution Fisher-Snedecor $\mathcal{F}_{m,n}$**




Densité de probabilité




Fonction de répartition