

Lois empiriques et quasi-empiriques

Observations x_1, \dots, x_n ; observations triées $x_{(1)}, \dots, x_{(n)}$.

Fonction de répartition empirique monte de $1/n$ à chaque observations:

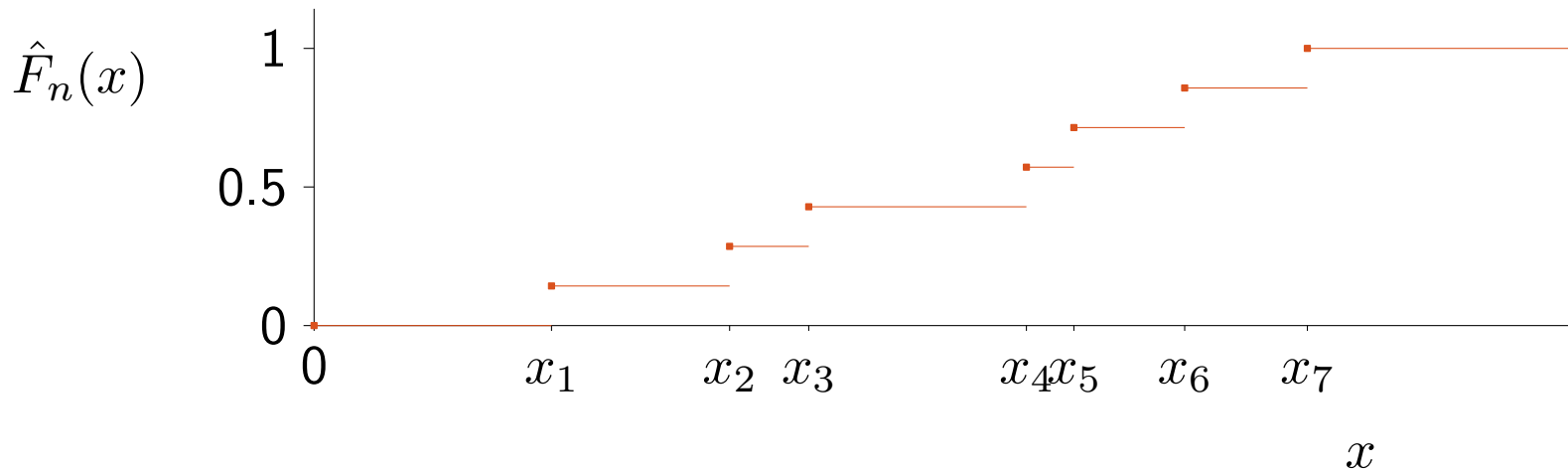
$$\hat{F}_n(x) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \mathbb{I}[x_i \leq x].$$

Lois empiriques et quasi-empiriques

Observations x_1, \dots, x_n ; observations triées $x_{(1)}, \dots, x_{(n)}$.

Fonction de répartition empirique monte de $1/n$ à chaque observations:

$$\hat{F}_n(x) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \mathbb{I}[x_i \leq x].$$

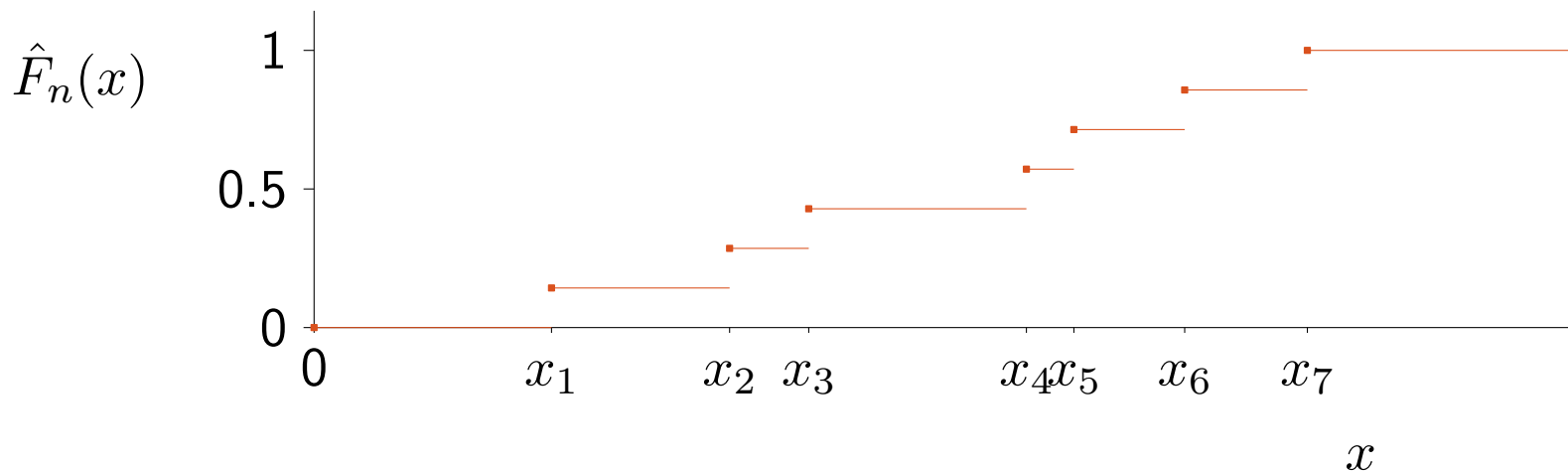


Lois empiriques et quasi-empiriques

Observations x_1, \dots, x_n ; observations triées $x_{(1)}, \dots, x_{(n)}$.

Fonction de répartition empirique monte de $1/n$ à chaque observations:

$$\hat{F}_n(x) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \mathbb{I}[x_i \leq x].$$



Générer des valeurs selon \hat{F}_n correspond à piger des valeurs au hasard dans l'échantillon, avec remplacement.

Si x_1, \dots, x_n sont les valeurs de v.a.'s i.i.d. de répartition F , alors

$$D_n = \sup_{-\infty < x < \infty} |\hat{F}_n(x) - F(x)| \rightarrow 0 \quad \text{a.p.1 lorsque } n \rightarrow \infty,$$

et D_n converge en probabilité en $O(n^{-1/2})$.

Ainsi, F_n devient très proche de F lorsque n est grand.

Si x_1, \dots, x_n sont les valeurs de v.a.'s i.i.d. de répartition F , alors

$$D_n = \sup_{-\infty < x < \infty} |\hat{F}_n(x) - F(x)| \rightarrow 0 \quad \text{a.p.1 lorsque } n \rightarrow \infty,$$

et D_n converge en probabilité en $O(n^{-1/2})$.

Ainsi, F_n devient très proche de F lorsque n est grand.

Si n est grand, on peut donc générer des valeurs directement de \hat{F}_n au lieu d'estimer une loi paramétrique.

Si x_1, \dots, x_n sont les valeurs de v.a.'s i.i.d. de répartition F , alors

$$D_n = \sup_{-\infty < x < \infty} |\hat{F}_n(x) - F(x)| \rightarrow 0 \quad \text{a.p.1 lorsque } n \rightarrow \infty,$$

et D_n converge en probabilité en $O(n^{-1/2})$.

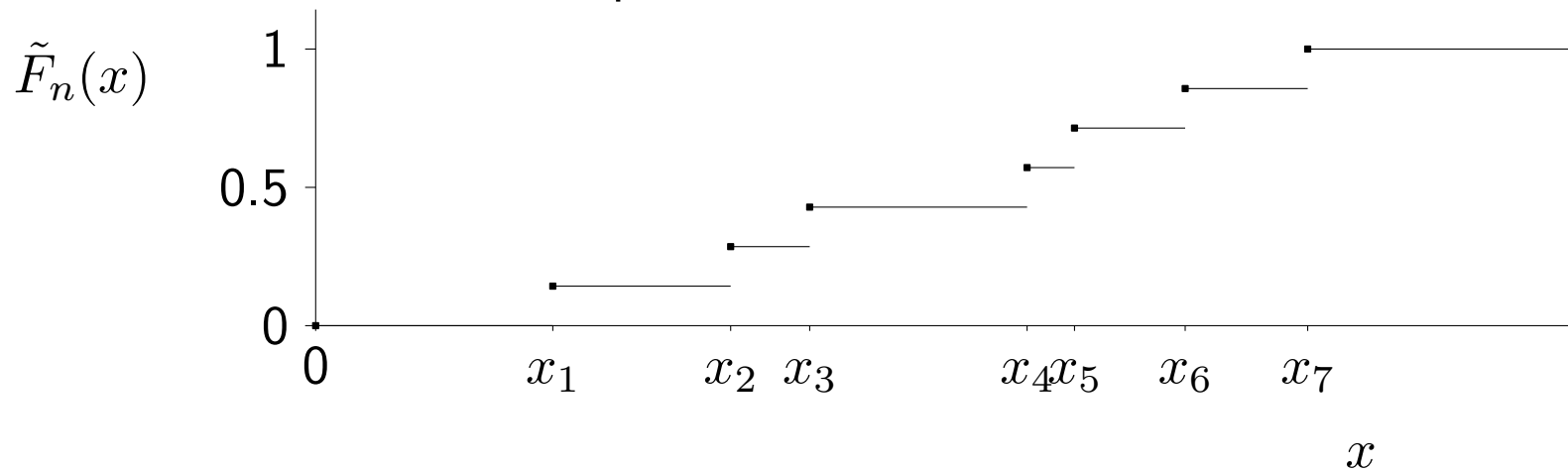
Ainsi, F_n devient très proche de F lorsque n est grand.

Si n est grand, on peut donc générer des valeurs directement de \hat{F}_n au lieu d'estimer une loi paramétrique.

Mais: on ne pourra générer que les mêmes valeurs qui sont dans l'échantillon!

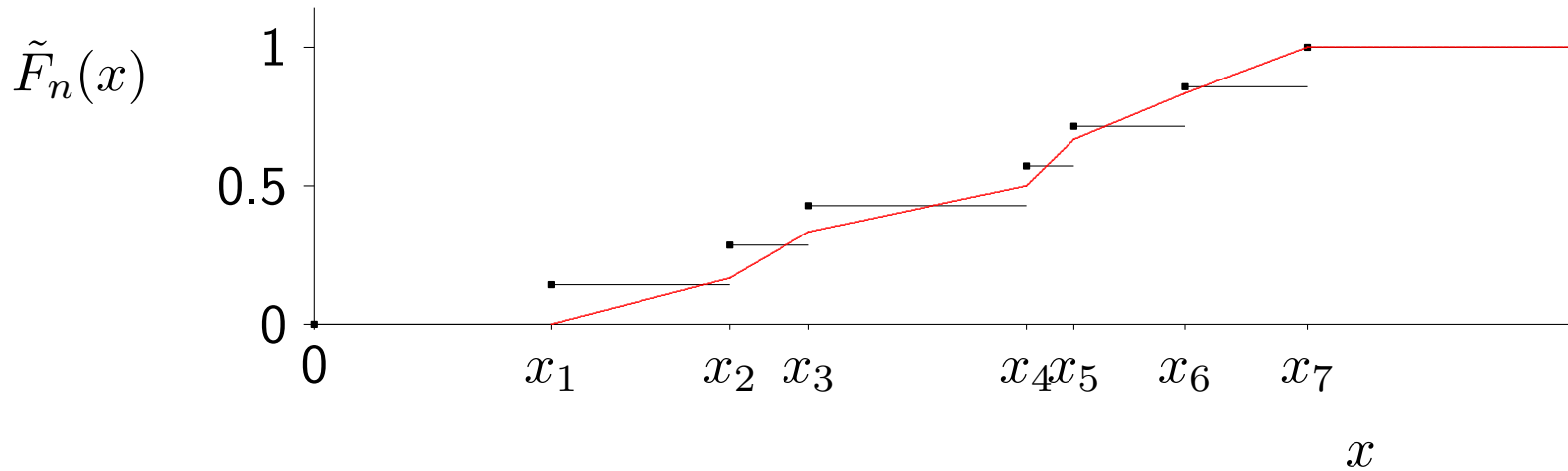
Solution potentielle: lisser \hat{F}_n .

Variante continue linéaire par morceaux:



Solution potentielle: lisser \hat{F}_n .

Variante continue linéaire par morceaux:



$$\tilde{F}_n(x) = \begin{cases} 0 & \text{if } x \leq x_{(1)}, \\ \frac{i-1}{n-1} + \frac{x - x_{(i)}}{(n-1)(x_{(i+1)} - x_{(i)})} & \text{if } x_{(i)} \leq x \leq x_{(i+1)}, \\ 1 & \text{if } x \geq x_{(n)}. \end{cases}$$

Possible de générer une valeur quelconque dans l'intervalle $(x_{(1)}, x_{(n)})$.

Si on veut pouvoir générer des valeurs en dehors de $(x_{(1)}, x_{(n)})$, par exemple sur $[0, \infty)$ pour une durée de vie, on peut ajouter une queue à la distribution.

Si on veut pouvoir générer des valeurs en dehors de $(x_{(1)}, x_{(n)})$, par exemple sur $[0, \infty)$ pour une durée de vie, on peut ajouter une queue à la distribution.

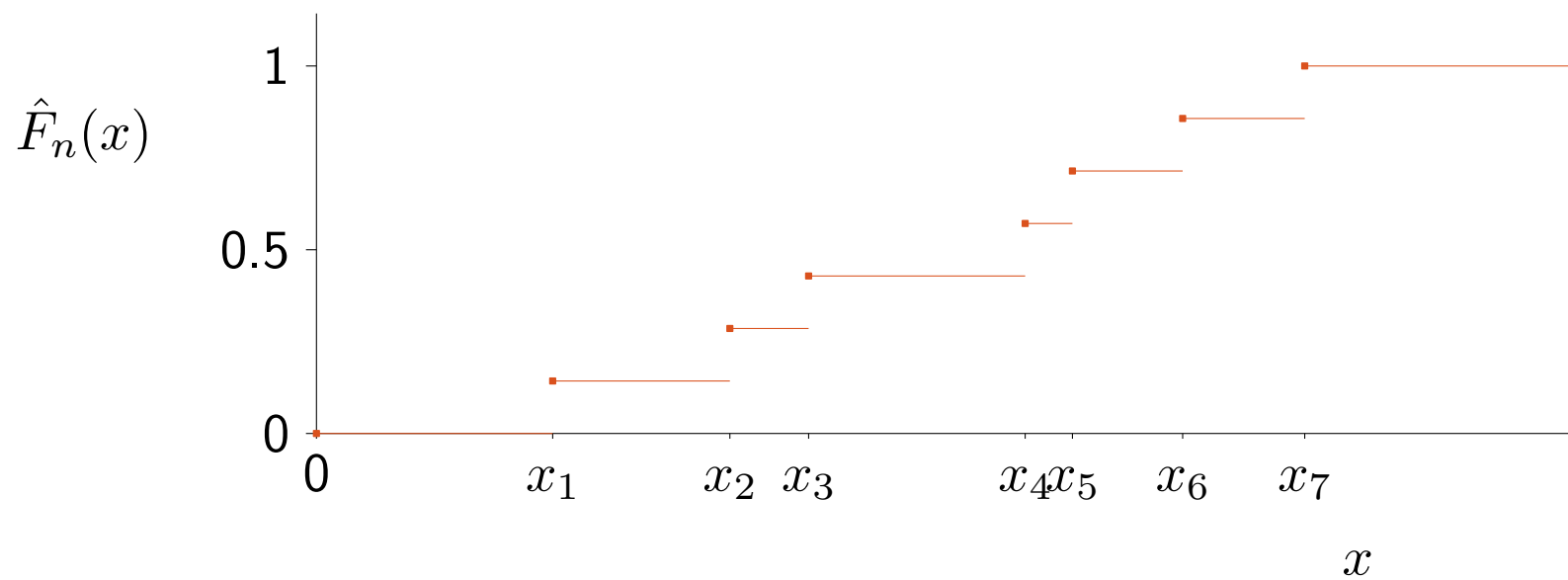
Par exemple, Bratley, Fox, and Schrage (1987) proposent une fonction linéaire par morceaux jusqu'à $x_{(n-k)}$, avec une queue exponentielle par la suite, ajustée pour obtenir la même moyenne que dans les données:

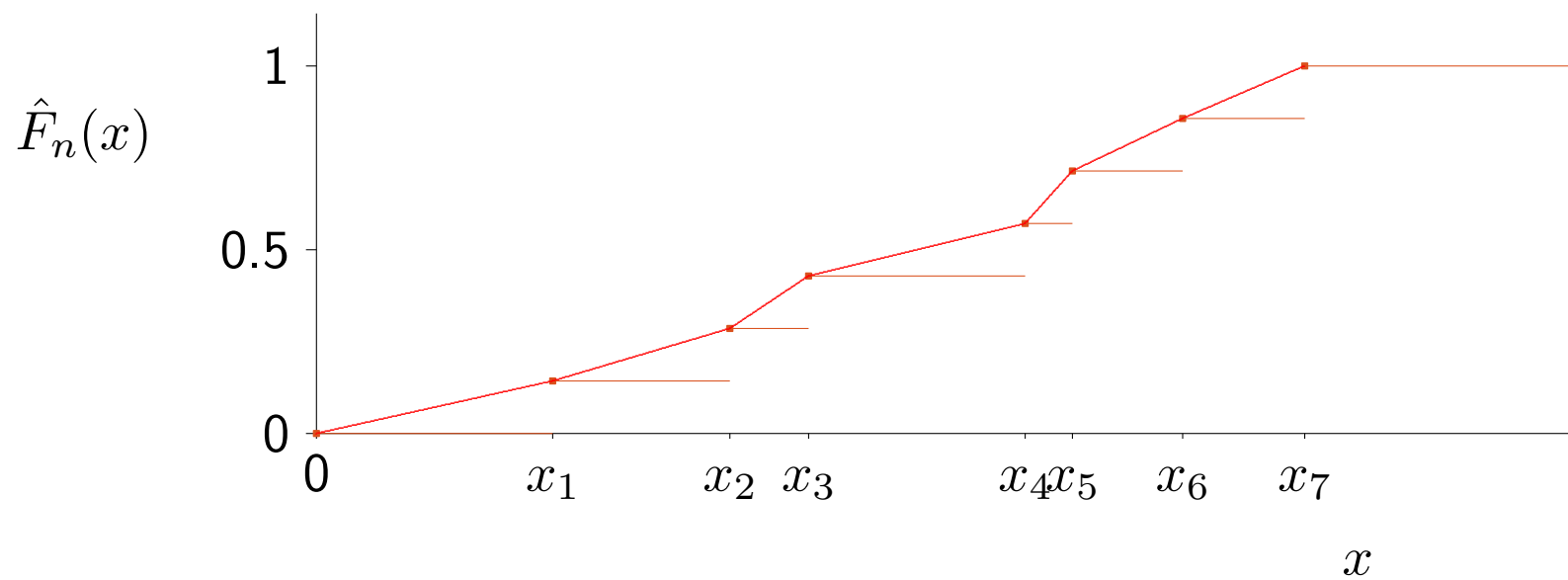
$$\check{F}_n(x) = \begin{cases} \frac{i}{n} + \frac{x - x_{(i)}}{(x_{(i+1)} - x_{(i)})n} & \text{if } x_{(i)} \leq x \leq x_{(i+1)}, 0 \leq i < n - k, \\ 1 - \frac{k}{n} \exp [-(x - x_{(n-k)})/\theta] & \text{if } x > x_{(n-k)}, \end{cases}$$

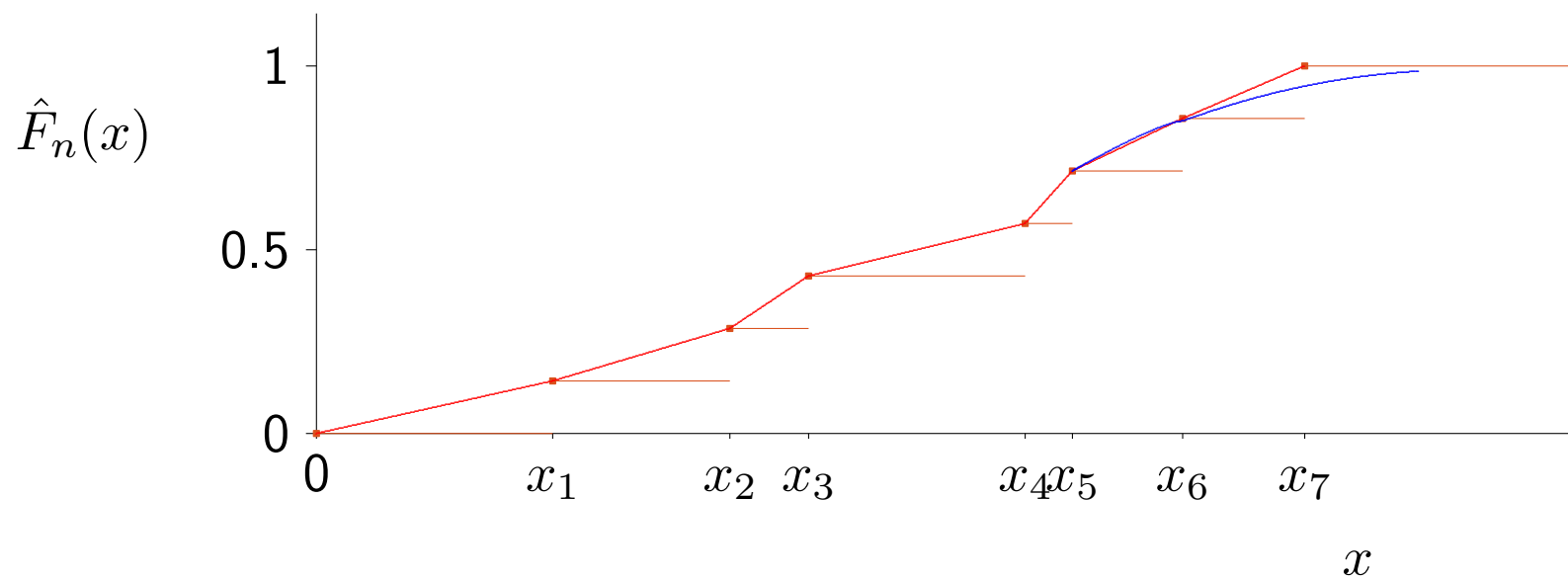
où $x_{(0)} = 0$, k est un entier de 1 à 5 (disons), et

$$\theta = \frac{1}{k} \left(\frac{x_{(n-k)}}{2} + \sum_{i=n-k+1}^n (x_{(i)} - x_{(n-k)}) \right).$$

On pourrait aussi ajuster la queue d'une autre loi (gamma, lognormale, etc.).







Estimation de densité

Les observations (données) x_1, \dots, x_n proviennent d'une densité f inconnue et on veut estimer f sans présumer de sa forme.

Estimation de densité

Les observations (données) x_1, \dots, x_n proviennent d'une densité f inconnue et on veut estimer f sans présumer de sa forme.

Peut-on estimer f par la densité associée à \tilde{F} ou \check{F} ?

Estimation de densité

Les observations (données) x_1, \dots, x_n proviennent d'une densité f inconnue et on veut estimer f sans présumer de sa forme.

Peut-on estimer f par la densité associée à \tilde{F} ou \check{F} ?

Ces densités sont constantes par morceaux (sauf pour la queue exponentielle).

La densité $\tilde{f}_n(x)$ de \tilde{F}_n est

$$\tilde{f}_n(x) = \frac{1}{(n-1)(x_{(i+1)} - x_{(i)})} \quad \text{pour } x_{(i)} \leq x \leq x_{(i+1)}.$$

Estimation de densité

Les observations (données) x_1, \dots, x_n proviennent d'une densité f inconnue et on veut estimer f sans présumer de sa forme.

Peut-on estimer f par la densité associée à \tilde{F} ou \check{F} ?

Ces densités sont constantes par morceaux (sauf pour la queue exponentielle).

La densité $\tilde{f}_n(x)$ de \tilde{F}_n est

$$\tilde{f}_n(x) = \frac{1}{(n-1)(x_{(i+1)} - x_{(i)})} \quad \text{pour } x_{(i)} \leq x \leq x_{(i+1)}.$$

Entre 2 observations proches, cette densité empirique devient très grande!
Elle est très irrégulière et ne converge pas vers f pour $n \rightarrow \infty$.

Exemple. Supposons que f est la densité $U(0, 1)$. Soit

$$d_n = \min_{1 \leq i < n} (x_{(i+1)} - x_{(i)}).$$

Dans ce cas, il est connu que $n(n-1)d_n \Rightarrow \text{Exponentielle}(1)$ quand $n \rightarrow \infty$.

Exemple. Supposons que f est la densité $U(0, 1)$. Soit

$$d_n = \min_{1 \leq i < n} (x_{(i+1)} - x_{(i)}).$$

Dans ce cas, il est connu que $n(n-1)d_n \Rightarrow \text{Exponentielle}(1)$ quand $n \rightarrow \infty$.

$$\mathbb{P} \left[\max_{0 \leq x \leq 1} \tilde{f}_n(x) > y \right] = \mathbb{P} \left[\frac{1}{(n-1)d_n} > y \right] = \mathbb{P}[n(n-1)d_n < n/y] \approx 1 - e^{-n/y}.$$

Pour y fixé, converge vers 1 de manière exponentielle quand $n \rightarrow \infty$.

La densité \tilde{f}_n aura donc de très grands pics si n est grand!

Exemple. Supposons que f est la densité $U(0, 1)$. Soit

$$d_n = \min_{1 \leq i < n} (x_{(i+1)} - x_{(i)}).$$

Dans ce cas, il est connu que $n(n-1)d_n \Rightarrow \text{Exponentielle}(1)$ quand $n \rightarrow \infty$.

$$\mathbb{P} \left[\max_{0 \leq x \leq 1} \tilde{f}_n(x) > y \right] = \mathbb{P} \left[\frac{1}{(n-1)d_n} > y \right] = \mathbb{P}[n(n-1)d_n < n/y] \approx 1 - e^{-n/y}.$$

Pour y fixé, converge vers 1 de manière exponentielle quand $n \rightarrow \infty$.

La densité \tilde{f}_n aura donc de très grands pics si n est grand!

Dans beaucoup de situations, une bonne approximation de F suffit, pas besoin de bien approximer f . Mais pas toujours (exercices 2.20 et 2.22).

Histogramme.

n observations sur un intervalle $[a, b]$.

On partitionne l'intervalle en m morceaux de longueur $h = (b - a)/m$.

La densité de l'histogramme, $f_{h,n}$, est constante sur chaque intervalle et proportionnelle au nombre d'observations dans l'intervalle.

Histogramme.

n observations sur un intervalle $[a, b]$.

On partitionne l'intervalle en m morceaux de longueur $h = (b - a)/m$.

La densité de l'histogramme, $f_{h,n}$, est constante sur chaque intervalle et proportionnelle au nombre d'observations dans l'intervalle.

Pour minimiser le “MISE” $\mathbb{E} \int_a^b [f_{h,n}(x) - f(x)]^2 dx$, il faut choisir h tel que $h^3 n \int_a^b (f'(x))^2 dx \approx 6$. On a alors $m = (b - a)/h = \mathcal{O}(n^{1/3})$ et MISE $= \mathcal{O}(n^{-2/3})$. On double m quand on multiplie n par 8.

Histogramme.

n observations sur un intervalle $[a, b]$.

On partitionne l'intervalle en m morceaux de longueur $h = (b - a)/m$.

La densité de l'histogramme, $f_{h,n}$, est constante sur chaque intervalle et proportionnelle au nombre d'observations dans l'intervalle.

Pour minimiser le “MISE” $\mathbb{E} \int_a^b [f_{h,n}(x) - f(x)]^2 dx$, il faut choisir h tel que $h^3 n \int_a^b (f'(x))^2 dx \approx 6$. On a alors $m = (b - a)/h = \mathcal{O}(n^{1/3})$ et MISE $= \mathcal{O}(n^{-2/3})$. On double m quand on multiplie n par 8.

Mieux: interpolation polygonale de l'histogramme.

Donne MISE $= \mathcal{O}(n^{-4/5})$ avec $m = \mathcal{O}(n^{1/5})$. Dans ce cas, on double m quand on multiplie n par 32.

Estimateur de densité à noyaux.

$$f_n(x) = \frac{1}{nh} \sum_{i=1}^n k((x - x_i)/h),$$

où k est une densité appelée le **noyau** et
 $h > 0$ une constante appelée le **facteur de lissage**.

Estimateur de densité à noyaux.

$$f_n(x) = \frac{1}{nh} \sum_{i=1}^n k((x - x_i)/h),$$

où k est une densité appelée le **noyau** et
 $h > 0$ une constante appelée le **facteur de lissage**.
Le changement de variable $y = (x - x_i)/h$ donne

$$\frac{1}{h} \int_{-\infty}^{\infty} k((x - x_i)/h) dx = \int_{-\infty}^{\infty} k(y) dy = 1.$$

Estimateur de densité à noyaux.

$$f_n(x) = \frac{1}{nh} \sum_{i=1}^n k((x - x_i)/h),$$

où k est une densité appelée le **noyau** et
 $h > 0$ une constante appelée le **facteur de lissage**.
Le changement de variable $y = (x - x_i)/h$ donne

$$\frac{1}{h} \int_{-\infty}^{\infty} k((x - x_i)/h) dx = \int_{-\infty}^{\infty} k(y) dy = 1.$$

Très facile de **générer des valeurs** selon $f_n(x)$:

- (1) Générer I uniformément sur $\{1, \dots, n\}$;
- (2) générer D selon la densité k , indep. de I ;
- (3) retourner $X = x_I + hD$.

Estimateur de densité à noyaux.

$$f_n(x) = \frac{1}{nh} \sum_{i=1}^n k((x - x_i)/h),$$

où k est une densité appelée le **noyau** et $h > 0$ une constante appelée le **facteur de lissage**.
Le changement de variable $y = (x - x_i)/h$ donne

$$\frac{1}{h} \int_{-\infty}^{\infty} k((x - x_i)/h) dx = \int_{-\infty}^{\infty} k(y) dy = 1.$$

Très facile de **générer des valeurs** selon $f_n(x)$:

- (1) Générer I uniformément sur $\{1, \dots, n\}$;
- (2) générer D selon la densité k , indep. de I ;
- (3) retourner $X = x_I + hD$.

La méthode se généralise aux lois multivariées (d dimensions).

Estimateur de densité à noyaux.

$$f_n(x) = \frac{1}{nh} \sum_{i=1}^n k((x - x_i)/h),$$

où k est une densité appelée le **noyau** et $h > 0$ une constante appelée le **facteur de lissage**.
Le changement de variable $y = (x - x_i)/h$ donne

$$\frac{1}{h} \int_{-\infty}^{\infty} k((x - x_i)/h) dx = \int_{-\infty}^{\infty} k(y) dy = 1.$$

Très facile de **générer des valeurs** selon $f_n(x)$:

- (1) Générer I uniformément sur $\{1, \dots, n\}$;
- (2) générer D selon la densité k , indep. de I ;
- (3) retourner $X = x_I + hD$.

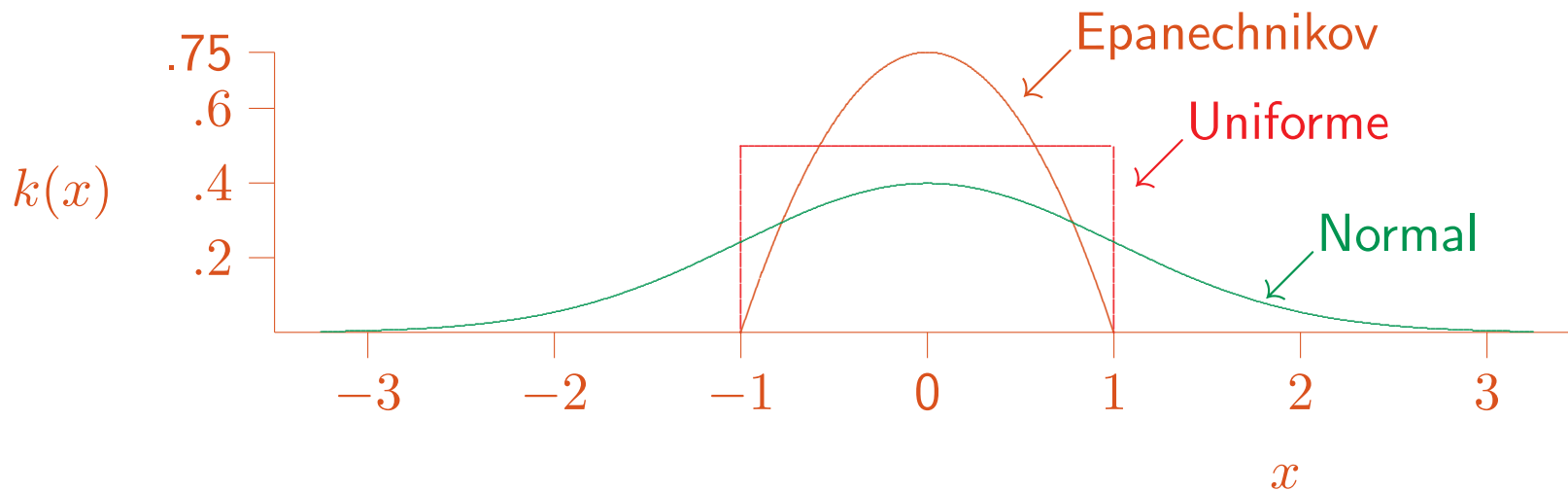
La méthode se généralise aux lois multivariées (d dimensions).

Difficulté principale: choix de k et (surtout) h .

Pas de bonne méthode universelle pour cela.

Choix populaires de noyaux.

nom	loi	étendue	α_k	σ_k^2	efficacité
Epanechnikov	2 Beta(2, 2) - 1	$[-1, 1]$	1.7188	1/5	1.000
triangulaire	Triangular(-1, 1, 0)	$[-1, 1]$	1.8882	1/6	0.986
uniforme	$U(-1, 1)$	$[-1, 1]$	1.3510	1/3	0.930
normal	Normale(0, 1)	$(-\infty, \infty)$	0.7764	1	0.951
logistique	Logistique(0, 1)	$(-\infty, \infty)$	0.4340	3.2899	0.888
Student-t(3)	Student-t(3)	$(-\infty, \infty)$	0.4802	3	0.674



Théorie: Par exemple, si le support de f est un intervalle $[a, b]$, si f'' est continue sur $[a, b]$, et si on veut minimiser $\mathbb{E} \int_{-\infty}^{\infty} |f_n(x) - f(x)| dx$, alors le choix optimal asymptotique, pour $n \rightarrow \infty$, est

$$k(x) = \frac{3}{4}(1 - x^2) \quad \text{pour } -1 \leq x \leq 1,$$

$$h = \left(\frac{15}{2\pi n} \right)^{1/5} \left(\frac{\int_a^b (f(x))^{1/2} dx}{\int_a^b |f''(x)| dx} \right)^{2/5}.$$

Théorie: Par exemple, si le support de f est un intervalle $[a, b]$, si f'' est continue sur $[a, b]$, et si on veut minimiser $\mathbb{E} \int_{-\infty}^{\infty} |f_n(x) - f(x)| dx$, alors le choix optimal asymptotique, pour $n \rightarrow \infty$, est

$$k(x) = \frac{3}{4}(1 - x^2) \quad \text{pour } -1 \leq x \leq 1,$$

$$h = \left(\frac{15}{2\pi n} \right)^{1/5} \left(\frac{\int_a^b (f(x))^{1/2} dx}{\int_a^b |f''(x)| dx} \right)^{2/5}.$$

Si on veut plutôt minimiser $\mathbb{E} \int_{-\infty}^{\infty} [f_n(x) - f(x)]^2 dx$, avec le même noyau $k(x)$, le h optimal est

$$h = \left(\frac{15}{n \int_{-\infty}^{\infty} (f''(x))^2 dx} \right)^{1/5}.$$

Note: On a $h = \Theta(n^{-1/5})$ comme pour les histogrammes.

Théorie: Par exemple, si le support de f est un intervalle $[a, b]$, si f'' est continue sur $[a, b]$, et si on veut minimiser $\mathbb{E} \int_{-\infty}^{\infty} |f_n(x) - f(x)| dx$, alors le choix optimal asymptotique, pour $n \rightarrow \infty$, est

$$k(x) = \frac{3}{4}(1 - x^2) \quad \text{pour } -1 \leq x \leq 1,$$

$$h = \left(\frac{15}{2\pi n} \right)^{1/5} \left(\frac{\int_a^b (f(x))^{1/2} dx}{\int_a^b |f''(x)| dx} \right)^{2/5}.$$

Si on veut plutôt minimiser $\mathbb{E} \int_{-\infty}^{\infty} [f_n(x) - f(x)]^2 dx$, avec le même noyau $k(x)$, le h optimal est

$$h = \left(\frac{15}{n \int_{-\infty}^{\infty} (f''(x))^2 dx} \right)^{1/5}.$$

Note: On a $h = \Theta(n^{-1/5})$ comme pour les histogrammes.

En principe, on peut estimer le h optimal à partir des données.
Mais il y a souvent beaucoup de bruit.
Puis ce h n'est optimal qu'asymptotiquement.

En principe, on peut estimer le h optimal à partir des données.

Mais il y a souvent beaucoup de bruit.

Puis ce h n'est optimal qu'asymptotiquement.

Lorsque le support n'est pas borné, on prend souvent un noyau gaussien.

En principe, on peut estimer le h optimal à partir des données.

Mais il y a souvent beaucoup de bruit.

Puis ce h n'est optimal qu'asymptotiquement.

Lorsque le support n'est pas borné, on prend souvent un noyau gaussien.

Méthode **plug-in**: (1) d'abord une première estimation de f ; (2) calculer le h "optimal" pour ce f ; (3) utiliser ce h pour estimer f (deuxième passe).

En principe, on peut estimer le h optimal à partir des données.

Mais il y a souvent beaucoup de bruit.

Puis ce h n'est optimal qu'asymptotiquement.

Lorsque le support n'est pas borné, on prend souvent un noyau gaussien.

Méthode **plug-in**: (1) d'abord une première estimation de f ; (2) calculer le h "optimal" pour ce f ; (3) utiliser ce h pour estimer f (deuxième passe).

Méthode à **double noyau**: Utiliser 2 noyaux distincts k_1 et k_2 , calculer les estimateurs de f correspondants, $f_{n,h}$ et $g_{n,h}$, puis choisir h qui minimise

$$\int_{-\infty}^{\infty} |f_{n,h}(x) - g_{n,h}(x)| dx.$$

En principe, on peut estimer le h optimal à partir des données.

Mais il y a souvent beaucoup de bruit.

Puis ce h n'est optimal qu'asymptotiquement.

Lorsque le support n'est pas borné, on prend souvent un noyau gaussien.

Méthode **plug-in**: (1) d'abord une première estimation de f ; (2) calculer le h "optimal" pour ce f ; (3) utiliser ce h pour estimer f (deuxième passe).

Méthode à **double noyau**: Utiliser 2 noyaux distincts k_1 et k_2 , calculer les estimateurs de f correspondants, $f_{n,h}$ et $g_{n,h}$, puis choisir h qui minimise

$$\int_{-\infty}^{\infty} |f_{n,h}(x) - g_{n,h}(x)| dx.$$

Une combinaison des deux donne l'une des méthodes les plus robustes en pratique.

Formule simplifiée ([heuristique](#)) de Silverman (1986):

$$h = \alpha_k h_0 \quad \text{où}$$

$$h_0 = 1.36374 \min(s_n, q/1.34) n^{-1/5}$$

$$q = \text{interquartile échantillonnal,}$$

$$s_n = \text{écart-type échantillonnal,}$$

$$\alpha_k = \left(\sigma_k^{-4} \int_{-\infty}^{\infty} k^2(x) dx \right)^{1/5}$$

$$\sigma_k = \text{écart-type du noyau } k.$$

Formule simplifiée (**heuristique**) de Silverman (1986):

$$h = \alpha_k h_0 \quad \text{où}$$

$$h_0 = 1.36374 \min(s_n, q/1.34) n^{-1/5}$$

$$q = \text{interquartile échantillonnal,}$$

$$s_n = \text{écart-type échantillonnal,}$$

$$\alpha_k = \left(\sigma_k^{-4} \int_{-\infty}^{\infty} k^2(x) dx \right)^{1/5}$$

$$\sigma_k = \text{écart-type du noyau } k.$$

La variance de la densité f_n est toujours plus grande que σ_n^2 . Dire pourquoi.
Idée: on peut **rapprocher** les observations de leur moyenne \bar{x}_n afin de rendre la variance de f_n égale à σ_n^2 .

Il suffit de **diviser** la distance entre chaque x_i et \bar{x}_n par $\sigma_e > 1$ où

$$1/\sigma_e^2 = 1 - (h\sigma_k/s_n)^2 n/(n-1) \quad (\text{exercice}).$$

Lois multivariées

Souvent des dépendances entre les v.a. d'un modèle.

Lois multivariées

Souvent des dépendances entre les v.a. d'un modèle.

- A. Vecteurs aléatoires;
- B. Séries chronologiques et autres processus stochastiques.

Lois multivariées

Souvent des dépendances entre les v.a. d'un modèle.

A. Vecteurs aléatoires;

B. Séries chronologiques et autres processus stochastiques.

Un vecteur $\mathbf{X} = (X_1, \dots, X_d)^t$ a une loi multivariée de fonction de répartition F si pour tout $\mathbf{x} = (x_1, \dots, x_d)^t \in \mathbb{R}^d$,

$$F(\mathbf{x}) = \mathbb{P}[\mathbf{X} \leq \mathbf{x}] = \mathbb{P}[X_1 \leq x_1, \dots, X_d \leq x_d].$$

Lois multivariées

Souvent des dépendances entre les v.a. d'un modèle.

A. Vecteurs aléatoires;

B. Séries chronologiques et autres processus stochastiques.

Un vecteur $\mathbf{X} = (X_1, \dots, X_d)^t$ a une loi multivariée de fonction de répartition F si pour tout $\mathbf{x} = (x_1, \dots, x_d)^t \in \mathbb{R}^d$,

$$F(\mathbf{x}) = \mathbb{P}[\mathbf{X} \leq \mathbf{x}] = \mathbb{P}[X_1 \leq x_1, \dots, X_d \leq x_d].$$

Les lois marginales: $F_j(x) = \mathbb{P}[X_j \leq x]$.

Lois multivariées

Souvent des dépendances entre les v.a. d'un modèle.

A. Vecteurs aléatoires;

B. Séries chronologiques et autres processus stochastiques.

Un vecteur $\mathbf{X} = (X_1, \dots, X_d)^t$ a une loi multivariée de fonction de répartition F si pour tout $\mathbf{x} = (x_1, \dots, x_d)^t \in \mathbb{R}^d$,

$$F(\mathbf{x}) = \mathbb{P}[\mathbf{X} \leq \mathbf{x}] = \mathbb{P}[X_1 \leq x_1, \dots, X_d \leq x_d].$$

Les lois marginales: $F_j(x) = \mathbb{P}[X_j \leq x]$.

X_1, \dots, X_d sont indépendantes ssi $F(x_1, \dots, x_d) = F_1(x_1) \cdots F_d(x_d)$.

Lois multivariées

Souvent des dépendances entre les v.a. d'un modèle.

A. Vecteurs aléatoires;

B. Séries chronologiques et autres processus stochastiques.

Un vecteur $\mathbf{X} = (X_1, \dots, X_d)^t$ a une loi multivariée de fonction de répartition F si pour tout $\mathbf{x} = (x_1, \dots, x_d)^t \in \mathbb{R}^d$,

$$F(\mathbf{x}) = \mathbb{P}[\mathbf{X} \leq \mathbf{x}] = \mathbb{P}[X_1 \leq x_1, \dots, X_d \leq x_d].$$

Les lois marginales: $F_j(x) = \mathbb{P}[X_j \leq x]$.

X_1, \dots, X_d sont indépendantes ssi $F(x_1, \dots, x_d) = F_1(x_1) \cdots F_d(x_d)$.

Mesures de dépendance entre X et Y :

covariance: $\text{Cov}(X, Y) = \mathbb{E}[XY] - \mathbb{E}[X]\mathbb{E}[Y]$,

coefficient de corrélation linéaire de Pearson:

$$\rho(X, Y) = \frac{\text{Cov}(X, Y)}{(\text{Var}(X)\text{Var}(Y))^{1/2}} = \frac{\mathbb{E}[XY] - \mathbb{E}[X]\mathbb{E}[Y]}{\sigma(X)\sigma(Y)}.$$

On a $-1 \leq \rho(X, Y) \leq 1$.

On a $-1 \leq \rho(X, Y) \leq 1$.

Matrice de covariance: $\Sigma = \text{Cov}[\mathbf{X}]$, éléments $\sigma_{ij} = \text{Cov}[X_i, X_j]$;

Matrice de corrélation \mathbf{R} , avec éléments $\rho(X_i, X_j)$.

On a $-1 \leq \rho(X, Y) \leq 1$.

Matrice de covariance: $\Sigma = \text{Cov}[\mathbf{X}]$, éléments $\sigma_{ij} = \text{Cov}[X_i, X_j]$;

Matrice de corrélation \mathbf{R} , avec éléments $\rho(X_i, X_j)$.

Contrainte de validité: Σ et \mathbf{R} doivent être définies semi-positives, i.e., $\mathbf{x}^t \Sigma \mathbf{x} \geq 0$ pour tout $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^d$,

On a $-1 \leq \rho(X, Y) \leq 1$.

Matrice de covariance: $\Sigma = \text{Cov}[\mathbf{X}]$, éléments $\sigma_{ij} = \text{Cov}[X_i, X_j]$;

Matrice de corrélation \mathbf{R} , avec éléments $\rho(X_i, X_j)$.

Contrainte de validité: Σ et \mathbf{R} doivent être définies semi-positives,

i.e., $\mathbf{x}^t \Sigma \mathbf{x} \geq 0$ pour tout $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^d$,

et la diagonale de \mathbf{R} ne peut contenir que des 1.

On a $-1 \leq \rho(X, Y) \leq 1$.

Matrice de covariance: $\Sigma = \text{Cov}[\mathbf{X}]$, éléments $\sigma_{ij} = \text{Cov}[X_i, X_j]$;

Matrice de corrélation \mathbf{R} , avec éléments $\rho(X_i, X_j)$.

Contrainte de validité: Σ et \mathbf{R} doivent être définies semi-positives,

i.e., $\mathbf{x}^t \Sigma \mathbf{x} \geq 0$ pour tout $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^d$,

et la diagonale de \mathbf{R} ne peut contenir que des 1.

Pour certains choix de marginales, il peut y avoir d'autres contraintes!

On a $-1 \leq \rho(X, Y) \leq 1$.

Matrice de covariance: $\Sigma = \text{Cov}[\mathbf{X}]$, éléments $\sigma_{ij} = \text{Cov}[X_i, X_j]$;

Matrice de corrélation \mathbf{R} , avec éléments $\rho(X_i, X_j)$.

Contrainte de validité: Σ et \mathbf{R} doivent être définies semi-positives,

i.e., $\mathbf{x}^t \Sigma \mathbf{x} \geq 0$ pour tout $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^d$,

et la diagonale de \mathbf{R} ne peut contenir que des 1.

Pour certains choix de marginales, il peut y avoir d'autres contraintes!

Les F_j peuvent provenir de différentes familles.

Bornes de Fréchet

Théorème (e.g., Lehmann 1966): Parmi les paires de v.a. (X, Y) dont les f.r. marginales sont F et G , la paire $(X, Y) = (F^{-1}(U), G^{-1}(U))$ où $U \sim U(0, 1)$, maximise $\rho[X, Y]$,

Bornes de Fréchet

Théorème (e.g., Lehmann 1966): Parmi les paires de v.a. (X, Y) dont les f.r. marginales sont F et G , la paire $(X, Y) = (F^{-1}(U), G^{-1}(U))$ où $U \sim U(0, 1)$, maximise $\rho[X, Y]$, et la paire $(X, Y) = (F^{-1}(U), G^{-1}(1 - U))$ minimise $\rho[X, Y]$.

Bornes de Fréchet

Théorème (e.g., Lehmann 1966): Parmi les paires de v.a. (X, Y) dont les f.r. marginales sont F et G , la paire $(X, Y) = (F^{-1}(U), G^{-1}(U))$ où $U \sim U(0, 1)$, **maximise** $\rho[X, Y]$, et la paire $(X, Y) = (F^{-1}(U), G^{-1}(1 - U))$ **minimise** $\rho[X, Y]$.

La loi conjointe de corrélation **maximale** satisfait:

$$\begin{aligned} P\{X \leq x, Y \leq y\} &= \mathbb{P}[F^{-1}(U) \leq x, G^{-1}(U) \leq y] \\ &= \mathbb{P}[U \leq F(x), U \leq G(y)] \\ &= \mathbb{P}[U \leq \min(F(x), G(y))] = \min(F(x), G(y)). \end{aligned}$$

Bornes de Fréchet

Théorème (e.g., Lehmann 1966): Parmi les paires de v.a. (X, Y) dont les f.r. marginales sont F et G , la paire $(X, Y) = (F^{-1}(U), G^{-1}(U))$ où $U \sim U(0, 1)$, maximise $\rho[X, Y]$, et la paire $(X, Y) = (F^{-1}(U), G^{-1}(1 - U))$ minimise $\rho[X, Y]$.

La loi conjointe de corrélation maximale satisfait:

$$\begin{aligned} P\{X \leq x, Y \leq y\} &= \mathbb{P}[F^{-1}(U) \leq x, G^{-1}(U) \leq y] \\ &= \mathbb{P}[U \leq F(x), U \leq G(y)] \\ &= \mathbb{P}[U \leq \min(F(x), G(y))] = \min(F(x), G(y)). \end{aligned}$$

Celle de corrélation minimale satisfait:

$$\begin{aligned} P\{X \leq x, Y \leq y\} &= \mathbb{P}[F^{-1}(U) \leq x, G^{-1}(1 - U) \leq y] \\ &= \mathbb{P}[U \leq F(x), 1 - U \leq G(y)] \\ &= \mathbb{P}[1 - G(y) \leq U \leq F(x)] = \max(0, F(x) + G(y) - 1). \end{aligned}$$

Exemple. Soient $X \sim \text{Normale}(\mu_1, \sigma_1^2)$ et $Y \sim \text{Normale}(\mu_2, \sigma_2^2)$.
Soit $U \sim U(0, 1)$ et $Z = \Phi^{-1}(U)$.

Exemple. Soient $X \sim \text{Normale}(\mu_1, \sigma_1^2)$ et $Y \sim \text{Normale}(\mu_2, \sigma_2^2)$.
Soit $U \sim U(0, 1)$ et $Z = \Phi^{-1}(U)$.

Corrélation **maximale**: $X = \mu_1 + \sigma_1 Z$ et $Y = \mu_2 + \sigma_2 Z$.

Exemple. Soient $X \sim \text{Normale}(\mu_1, \sigma_1^2)$ et $Y \sim \text{Normale}(\mu_2, \sigma_2^2)$.
Soit $U \sim U(0, 1)$ et $Z = \Phi^{-1}(U)$.

Corrélation **maximale**: $X = \mu_1 + \sigma_1 Z$ et $Y = \mu_2 + \sigma_2 Z$. On a

$$\rho(X, Y) = \frac{\mathbb{E}[(X - \mu_1)(Y - \mu_2)]}{\sigma_1 \sigma_2} = \frac{\mathbb{E}[\sigma_1 Z \sigma_2 Z]}{\sigma_1 \sigma_2} = \mathbb{E}[Z^2] = 1.$$

Exemple. Soient $X \sim \text{Normale}(\mu_1, \sigma_1^2)$ et $Y \sim \text{Normale}(\mu_2, \sigma_2^2)$.
Soit $U \sim U(0, 1)$ et $Z = \Phi^{-1}(U)$.

Corrélation **maximale**: $X = \mu_1 + \sigma_1 Z$ et $Y = \mu_2 + \sigma_2 Z$. On a

$$\rho(X, Y) = \frac{\mathbb{E}[(X - \mu_1)(Y - \mu_2)]}{\sigma_1 \sigma_2} = \frac{\mathbb{E}[\sigma_1 Z \sigma_2 Z]}{\sigma_1 \sigma_2} = \mathbb{E}[Z^2] = 1.$$

Corrélation **minimale**: Puisque $\Phi^{-1}(1 - U) = -Z$,
c'est $X = \mu_1 + \sigma_1 Z$ et $Y = \mu_2 - \sigma_2 Z$.

Exemple. Soient $X \sim \text{Normale}(\mu_1, \sigma_1^2)$ et $Y \sim \text{Normale}(\mu_2, \sigma_2^2)$.
Soit $U \sim U(0, 1)$ et $Z = \Phi^{-1}(U)$.

Corrélation **maximale**: $X = \mu_1 + \sigma_1 Z$ et $Y = \mu_2 + \sigma_2 Z$. On a

$$\rho(X, Y) = \frac{\mathbb{E}[(X - \mu_1)(Y - \mu_2)]}{\sigma_1 \sigma_2} = \frac{\mathbb{E}[\sigma_1 Z \sigma_2 Z]}{\sigma_1 \sigma_2} = \mathbb{E}[Z^2] = 1.$$

Corrélation **minimale**: Puisque $\Phi^{-1}(1 - U) = -Z$,
c'est $X = \mu_1 + \sigma_1 Z$ et $Y = \mu_2 - \sigma_2 Z$.

$$\rho(X, Y) = \frac{\mathbb{E}[(X - \mu_1)(Y - \mu_2)]}{\sigma_1 \sigma_2} = \frac{\mathbb{E}[\sigma_1 Z (-\sigma_2 Z)]}{\sigma_1 \sigma_2} = -\mathbb{E}[Z^2] = -1.$$

Exemple. Soient $X \sim \text{Normale}(\mu_1, \sigma_1^2)$ et $Y \sim \text{Normale}(\mu_2, \sigma_2^2)$.
Soit $U \sim U(0, 1)$ et $Z = \Phi^{-1}(U)$.

Corrélation **maximale**: $X = \mu_1 + \sigma_1 Z$ et $Y = \mu_2 + \sigma_2 Z$. On a

$$\rho(X, Y) = \frac{\mathbb{E}[(X - \mu_1)(Y - \mu_2)]}{\sigma_1 \sigma_2} = \frac{\mathbb{E}[\sigma_1 Z \sigma_2 Z]}{\sigma_1 \sigma_2} = \mathbb{E}[Z^2] = 1.$$

Corrélation **minimale**: Puisque $\Phi^{-1}(1 - U) = -Z$,
c'est $X = \mu_1 + \sigma_1 Z$ et $Y = \mu_2 - \sigma_2 Z$.

$$\rho(X, Y) = \frac{\mathbb{E}[(X - \mu_1)(Y - \mu_2)]}{\sigma_1 \sigma_2} = \frac{\mathbb{E}[\sigma_1 Z (-\sigma_2 Z)]}{\sigma_1 \sigma_2} = -\mathbb{E}[Z^2] = -1.$$

Dans ce cas, $\rho(X, Y)$ peut prendre n'importe quelle valeur dans $[-1, 1]$.

Exemple. Soient $X \sim \text{Normale}(\mu_1, \sigma_1^2)$ et $Y \sim \text{Normale}(\mu_2, \sigma_2^2)$.
Soit $U \sim U(0, 1)$ et $Z = \Phi^{-1}(U)$.

Corrélation **maximale**: $X = \mu_1 + \sigma_1 Z$ et $Y = \mu_2 + \sigma_2 Z$. On a

$$\rho(X, Y) = \frac{\mathbb{E}[(X - \mu_1)(Y - \mu_2)]}{\sigma_1 \sigma_2} = \frac{\mathbb{E}[\sigma_1 Z \sigma_2 Z]}{\sigma_1 \sigma_2} = \mathbb{E}[Z^2] = 1.$$

Corrélation **minimale**: Puisque $\Phi^{-1}(1 - U) = -Z$,
c'est $X = \mu_1 + \sigma_1 Z$ et $Y = \mu_2 - \sigma_2 Z$.

$$\rho(X, Y) = \frac{\mathbb{E}[(X - \mu_1)(Y - \mu_2)]}{\sigma_1 \sigma_2} = \frac{\mathbb{E}[\sigma_1 Z (-\sigma_2 Z)]}{\sigma_1 \sigma_2} = -\mathbb{E}[Z^2] = -1.$$

Dans ce cas, $\rho(X, Y)$ peut prendre n'importe quelle valeur dans $[-1, 1]$.

Ceci est vrai en général si X et Y ne diffèrent que par des paramètres de localisation et d'échelle.

Exemple. Soient $X \sim \text{Normale}(\mu_1, \sigma_1^2)$ et $Y \sim \text{Normale}(\mu_2, \sigma_2^2)$.
Soit $U \sim U(0, 1)$ et $Z = \Phi^{-1}(U)$.

Corrélation **maximale**: $X = \mu_1 + \sigma_1 Z$ et $Y = \mu_2 + \sigma_2 Z$. On a

$$\rho(X, Y) = \frac{\mathbb{E}[(X - \mu_1)(Y - \mu_2)]}{\sigma_1 \sigma_2} = \frac{\mathbb{E}[\sigma_1 Z \sigma_2 Z]}{\sigma_1 \sigma_2} = \mathbb{E}[Z^2] = 1.$$

Corrélation **minimale**: Puisque $\Phi^{-1}(1 - U) = -Z$,
c'est $X = \mu_1 + \sigma_1 Z$ et $Y = \mu_2 - \sigma_2 Z$.

$$\rho(X, Y) = \frac{\mathbb{E}[(X - \mu_1)(Y - \mu_2)]}{\sigma_1 \sigma_2} = \frac{\mathbb{E}[\sigma_1 Z (-\sigma_2 Z)]}{\sigma_1 \sigma_2} = -\mathbb{E}[Z^2] = -1.$$

Dans ce cas, $\rho(X, Y)$ peut prendre n'importe quelle valeur dans $[-1, 1]$.

Ceci est vrai en général si X et Y ne diffèrent que par des paramètres de localisation et d'échelle.

Exemple. Si $X \sim \text{Lognormale}(0, 1)$ et $Y \sim \text{Lognormale}(0, 2)$, alors
 $-0.090 \leq \rho(X, Y) \leq 0.666$ (exercice).

Autres mesures de dépendance

Le coefficient de corrélation $\rho(X, Y)$ dépend non seulement du niveau de dépendance entre (X, Y) , mais aussi de leurs lois marginales.

Autres mesures de dépendance

Le coefficient de corrélation $\rho(X, Y)$ dépend non seulement du niveau de dépendance entre (X, Y) , mais aussi de leurs lois marginales.

Dans le cas continu, le coefficient de **corrélation des rangs** ou de **Spearman**,

$$\rho_s(X, Y) = \rho(F(X), G(Y)) = 12 \mathbb{E}[F(X)G(Y)] - 3,$$

mesure la dépendance indépendamment des lois marginales.

Autres mesures de dépendance

Le coefficient de corrélation $\rho(X, Y)$ dépend non seulement du niveau de dépendance entre (X, Y) , mais aussi de leurs lois marginales.

Dans le cas continu, le coefficient de **corrélation des rangs** ou de **Spearman**,

$$\rho_s(X, Y) = \rho(F(X), G(Y)) = 12 \mathbb{E}[F(X)G(Y)] - 3,$$

mesure la dépendance indépendamment des lois marginales.

Si $X = F^{-1}(U_1)$ et $Y = G^{-1}(U_2)$ pour des uniformes U_1 et U_2 , alors
 $\rho_s(X, Y) = \rho(U_1, U_2)$

Autres mesures de dépendance

Le coefficient de corrélation $\rho(X, Y)$ dépend non seulement du niveau de dépendance entre (X, Y) , mais aussi de leurs lois marginales.

Dans le cas continu, le coefficient de **corrélation des rangs** ou de **Spearman**,

$$\rho_s(X, Y) = \rho(F(X), G(Y)) = 12 \mathbb{E}[F(X)G(Y)] - 3,$$

mesure la dépendance indépendamment des lois marginales.

Si $X = F^{-1}(U_1)$ et $Y = G^{-1}(U_2)$ pour des uniformes U_1 et U_2 , alors

$$\rho_s(X, Y) = \rho(U_1, U_2)$$

Il peut prendre toutes les valeurs dans $[-1, 1]$, peu importe F et G , et existe toujours.

Soient (X_1, Y_1) et (X_2, Y_2) deux réalisations indépendantes de (X, Y) . Ces deux points sont **concordants** si la ligne qui les rejoint (dans \mathbb{R}^2) a une pente positive. Sinon ils sont **discordants**.

Le **tau de Kendall** est défini comme la probabilité de concordance moins la probabilité de discordance:

$$\tau_k(X, Y) = \mathbb{P}[(X_1 - X_2)(Y_1 - Y_2) > 0] - \mathbb{P}[(X_1 - X_2)(Y_1 - Y_2) < 0].$$

Si F et G sont continues, on a

$$\tau_k(X, Y) = 4 \mathbb{E}[C(F(X), G(Y))] - 1$$

où $C(u, v) = \mathbb{P}[F(X) \leq u, G(Y) \leq v]$ ne dépend pas des marginales F et G .

Dépendance vs corrélation.

Les coefficients ρ et ρ_s ne mesurent que la dépendance **linéaire**.

Dépendance vs corrélation.

Les coefficients ρ et ρ_s ne mesurent que la dépendance **linéaire**.

Par exemple, si $X \sim N(0, 1)$ et $Y = X^2$, il est clair que Y dépend de X , mais

$$\rho(X, Y) = \frac{\mathbb{E}[XY] - \mathbb{E}[X]\mathbb{E}[Y]}{\sigma(X)\sigma(Y)} = \mathbb{E}[X^3] - \mathbb{E}[X]\mathbb{E}[X^2] = 0.$$

L'indépendance implique l'absence de corrélation, mais pas l'inverse.

Loi multinormale

$\mathbf{X} = (X_1, \dots, X_d)^t \sim N(\boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\Sigma})$ a la densité

$$f(\mathbf{x}) = \frac{1}{\sqrt{(2\pi)^d \det(\boldsymbol{\Sigma})}} \exp \left(-(\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu})^t \boldsymbol{\Sigma}^{-1} (\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu}) / 2 \right)$$

pour $\mathbf{x} = (x_1, \dots, x_d)^t \in \mathbb{R}^d$, où $\boldsymbol{\mu} = (\mu_1, \dots, \mu_d)^t \in \mathbb{R}^d$ (**moyenne**) et $\boldsymbol{\Sigma} = \text{Cov}(\mathbf{X})$ (matrice de **covariance**).

Loi multinormale

$\mathbf{X} = (X_1, \dots, X_d)^t \sim N(\boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\Sigma})$ a la densité

$$f(\mathbf{x}) = \frac{1}{\sqrt{(2\pi)^d \det(\boldsymbol{\Sigma})}} \exp \left(-(\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu})^t \boldsymbol{\Sigma}^{-1} (\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu}) / 2 \right)$$

pour $\mathbf{x} = (x_1, \dots, x_d)^t \in \mathbb{R}^d$, où $\boldsymbol{\mu} = (\mu_1, \dots, \mu_d)^t \in \mathbb{R}^d$ (**moyenne**) et $\boldsymbol{\Sigma} = \text{Cov}(\mathbf{X})$ (matrice de **covariance**).

On a $\mathbb{E}[X_j] = \mu_j$ et $\text{Cov}(X_j, X_k) = \sigma_{jk}$.

Loi multinormale

$\mathbf{X} = (X_1, \dots, X_d)^t \sim N(\boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\Sigma})$ a la densité

$$f(\mathbf{x}) = \frac{1}{\sqrt{(2\pi)^d \det(\boldsymbol{\Sigma})}} \exp \left(-(\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu})^t \boldsymbol{\Sigma}^{-1} (\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu}) / 2 \right)$$

pour $\mathbf{x} = (x_1, \dots, x_d)^t \in \mathbb{R}^d$, où $\boldsymbol{\mu} = (\mu_1, \dots, \mu_d)^t \in \mathbb{R}^d$ (**moyenne**) et $\boldsymbol{\Sigma} = \text{Cov}(\mathbf{X})$ (matrice de **covariance**).

On a $\mathbb{E}[X_j] = \mu_j$ et $\text{Cov}(X_j, X_k) = \sigma_{jk}$.

Loi **normale multivariée standard**: $\mathbf{X} \sim N(\mathbf{0}, \mathbf{I})$.

Loi multinormale

$\mathbf{X} = (X_1, \dots, X_d)^t \sim N(\boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\Sigma})$ a la densité

$$f(\mathbf{x}) = \frac{1}{\sqrt{(2\pi)^d \det(\boldsymbol{\Sigma})}} \exp \left(-(\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu})^t \boldsymbol{\Sigma}^{-1} (\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu}) / 2 \right)$$

pour $\mathbf{x} = (x_1, \dots, x_d)^t \in \mathbb{R}^d$, où $\boldsymbol{\mu} = (\mu_1, \dots, \mu_d)^t \in \mathbb{R}^d$ (**moyenne**) et $\boldsymbol{\Sigma} = \text{Cov}(\mathbf{X})$ (matrice de **covariance**).

On a $\mathbb{E}[X_j] = \mu_j$ et $\text{Cov}(X_j, X_k) = \sigma_{jk}$.

Loi **normale multivariée standard**: $\mathbf{X} \sim N(\mathbf{0}, \mathbf{I})$.

Si $\mathbf{X} \sim N(\mathbf{0}, \mathbf{I})$ et $\mathbf{Y} = \mathbf{A}\mathbf{X} + \boldsymbol{\mu}$, alors on a $\mathbb{E}[\mathbf{Y}] = \boldsymbol{\mu}$ et

$$\text{Cov}[\mathbf{Y}] = \text{Cov}[\mathbf{A}\mathbf{X}] = \mathbb{E}[\mathbf{A}\mathbf{X}\mathbf{X}^t\mathbf{A}^t] = \mathbf{A}\text{Cov}[\mathbf{X}]\mathbf{A}^t = \mathbf{A}\mathbf{A}^t \stackrel{\text{def}}{=} \boldsymbol{\Sigma}.$$

Pour avoir $\mathbf{Y} \sim N(\boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\Sigma})$, on décompose $\boldsymbol{\Sigma} = \mathbf{A}\mathbf{A}^t$, puis on génère \mathbf{Y} facilement.

Loi multinormale

$\mathbf{X} = (X_1, \dots, X_d)^t \sim N(\boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\Sigma})$ a la densité

$$f(\mathbf{x}) = \frac{1}{\sqrt{(2\pi)^d \det(\boldsymbol{\Sigma})}} \exp \left(-(\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu})^t \boldsymbol{\Sigma}^{-1} (\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu}) / 2 \right)$$

pour $\mathbf{x} = (x_1, \dots, x_d)^t \in \mathbb{R}^d$, où $\boldsymbol{\mu} = (\mu_1, \dots, \mu_d)^t \in \mathbb{R}^d$ (**moyenne**) et $\boldsymbol{\Sigma} = \text{Cov}(\mathbf{X})$ (matrice de **covariance**).

On a $\mathbb{E}[X_j] = \mu_j$ et $\text{Cov}(X_j, X_k) = \sigma_{jk}$.

Loi **normale multivariée standard**: $\mathbf{X} \sim N(\mathbf{0}, \mathbf{I})$.

Si $\mathbf{X} \sim N(\mathbf{0}, \mathbf{I})$ et $\mathbf{Y} = \mathbf{A}\mathbf{X} + \boldsymbol{\mu}$, alors on a $\mathbb{E}[\mathbf{Y}] = \boldsymbol{\mu}$ et

$$\text{Cov}[\mathbf{Y}] = \text{Cov}[\mathbf{A}\mathbf{X}] = \mathbb{E}[\mathbf{A}\mathbf{X}\mathbf{X}^t\mathbf{A}^t] = \mathbf{A}\text{Cov}[\mathbf{X}]\mathbf{A}^t = \mathbf{A}\mathbf{A}^t \stackrel{\text{def}}{=} \boldsymbol{\Sigma}.$$

Pour avoir $\mathbf{Y} \sim N(\boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\Sigma})$, on décompose $\boldsymbol{\Sigma} = \mathbf{A}\mathbf{A}^t$, puis on génère \mathbf{Y} facilement.

Ici, la moyenne et la covariance spécifient complètement la distribution.

Mais ce n'est pas le cas en général pour les autres distributions.

Loi multinormale

$\mathbf{X} = (X_1, \dots, X_d)^t \sim N(\boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\Sigma})$ a la densité

$$f(\mathbf{x}) = \frac{1}{\sqrt{(2\pi)^d \det(\boldsymbol{\Sigma})}} \exp \left(-(\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu})^t \boldsymbol{\Sigma}^{-1} (\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu}) / 2 \right)$$

pour $\mathbf{x} = (x_1, \dots, x_d)^t \in \mathbb{R}^d$, où $\boldsymbol{\mu} = (\mu_1, \dots, \mu_d)^t \in \mathbb{R}^d$ (**moyenne**) et $\boldsymbol{\Sigma} = \text{Cov}(\mathbf{X})$ (matrice de **covariance**).

On a $\mathbb{E}[X_j] = \mu_j$ et $\text{Cov}(X_j, X_k) = \sigma_{jk}$.

Loi **normale multivariée standard**: $\mathbf{X} \sim N(\mathbf{0}, \mathbf{I})$.

Si $\mathbf{X} \sim N(\mathbf{0}, \mathbf{I})$ et $\mathbf{Y} = \mathbf{A}\mathbf{X} + \boldsymbol{\mu}$, alors on a $\mathbb{E}[\mathbf{Y}] = \boldsymbol{\mu}$ et

$$\text{Cov}[\mathbf{Y}] = \text{Cov}[\mathbf{A}\mathbf{X}] = \mathbb{E}[\mathbf{A}\mathbf{X}\mathbf{X}^t\mathbf{A}^t] = \mathbf{A}\text{Cov}[\mathbf{X}]\mathbf{A}^t = \mathbf{A}\mathbf{A}^t \stackrel{\text{def}}{=} \boldsymbol{\Sigma}.$$

Pour avoir $\mathbf{Y} \sim N(\boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\Sigma})$, on décompose $\boldsymbol{\Sigma} = \mathbf{A}\mathbf{A}^t$, puis on génère \mathbf{Y} facilement.

Ici, la moyenne et la covariance spécifient complètement la distribution.

Mais ce n'est pas le cas en général pour les autres distributions.

$\mathbf{X} = (X_1, \dots, X_d)^t$ suit une loi **lognormale multivariée** si $\mathbf{Y} = (\ln X_1, \dots, \ln X_d)^t$ est multinormal. Facile de générer \mathbf{Y} .

Loi elliptique multivariée

$$\mathbf{X} = \boldsymbol{\mu} + R\mathbf{A}\mathbf{U}$$

où \mathbf{U} est uniforme sur la sphère $\{\mathbf{x} \in \mathbb{R}^k : \mathbf{x}^t \mathbf{x} = 1\}$, R une v.a. réelle de loi arbitraire et indépendante de \mathbf{U} , \mathbf{A} une matrice $d \times k$, et $\boldsymbol{\mu} \in \mathbb{R}^d$.

Loi elliptique multivariée

$$\mathbf{X} = \boldsymbol{\mu} + R\mathbf{A}\mathbf{U}$$

où \mathbf{U} est uniforme sur la sphère $\{\mathbf{x} \in \mathbb{R}^k : \mathbf{x}^t \mathbf{x} = 1\}$, R une v.a. réelle de loi arbitraire et indépendante de \mathbf{U} , \mathbf{A} une matrice $d \times k$, et $\boldsymbol{\mu} \in \mathbb{R}^d$.

On a $\mathbb{E}[\mathbf{X}] = \boldsymbol{\mu}$ et

$$\text{Cov}[\mathbf{X}] = \text{Cov}[\boldsymbol{\mu} + R\mathbf{A}\mathbf{U}] = \mathbb{E}[R^2] \mathbf{A} \text{Cov}[\mathbf{U}] \mathbf{A}^t = \mathbb{E}[R^2/k] \boldsymbol{\Sigma}$$

où $\boldsymbol{\Sigma} = \mathbf{A}\mathbf{A}^t$.

Loi elliptique multivariée

$$\mathbf{X} = \boldsymbol{\mu} + R\mathbf{A}\mathbf{U}$$

où \mathbf{U} est uniforme sur la sphère $\{\mathbf{x} \in \mathbb{R}^k : \mathbf{x}^t \mathbf{x} = 1\}$, R une v.a. réelle de loi arbitraire et indépendante de \mathbf{U} , \mathbf{A} une matrice $d \times k$, et $\boldsymbol{\mu} \in \mathbb{R}^d$.

On a $\mathbb{E}[\mathbf{X}] = \boldsymbol{\mu}$ et

$$\text{Cov}[\mathbf{X}] = \text{Cov}[\boldsymbol{\mu} + R\mathbf{A}\mathbf{U}] = \mathbb{E}[R^2] \mathbf{A} \text{Cov}[\mathbf{U}] \mathbf{A}^t = \mathbb{E}[R^2/k] \boldsymbol{\Sigma}$$

où $\boldsymbol{\Sigma} = \mathbf{A}\mathbf{A}^t$.

Pour générer \mathbf{X} , il suffit de générer \mathbf{U} et R .

Loi elliptique multivariée

$$\mathbf{X} = \boldsymbol{\mu} + R\mathbf{A}\mathbf{U}$$

où \mathbf{U} est uniforme sur la sphère $\{\mathbf{x} \in \mathbb{R}^k : \mathbf{x}^t \mathbf{x} = 1\}$, R une v.a. réelle de loi arbitraire et indépendante de \mathbf{U} , \mathbf{A} une matrice $d \times k$, et $\boldsymbol{\mu} \in \mathbb{R}^d$.

On a $\mathbb{E}[\mathbf{X}] = \boldsymbol{\mu}$ et

$$\text{Cov}[\mathbf{X}] = \text{Cov}[\boldsymbol{\mu} + R\mathbf{A}\mathbf{U}] = \mathbb{E}[R^2] \mathbf{A} \text{Cov}[\mathbf{U}] \mathbf{A}^t = \mathbb{E}[R^2/k] \boldsymbol{\Sigma}$$

où $\boldsymbol{\Sigma} = \mathbf{A}\mathbf{A}^t$.

Pour générer \mathbf{X} , il suffit de générer \mathbf{U} et R .

Si \mathbf{X} possède une densité, elle a la forme

$$f(\mathbf{x}) = |\boldsymbol{\Sigma}|^{-1/2} g((\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu})^t \boldsymbol{\Sigma}^{-1} (\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu}))$$

pour une fonction $g : \mathbb{R} \rightarrow [0, \infty)$. Les contours sont des ellipsoïdes dans \mathbb{R}^d .

Si R est normale, alors \mathbf{X} est **multinormal**.

Si R est normale, alors \mathbf{X} est **multinormal**.

Si $R \sim \text{Student-t} - t(\nu)$ pour $\nu \geq 3$, alors $\mathbf{X} \sim \text{Student multivariée } (\nu, \Sigma)$.

On peut alors écrire $\mathbf{X} = \boldsymbol{\mu} + \sqrt{\nu/Y} \mathbf{Z}$

où $Y \sim \chi^2(\nu)$

et $\mathbf{Z} \sim \text{Normale}(\mathbf{0}, \Sigma)$ indép. de Y .

Donne une façon de **générer** \mathbf{X} .

On a $\text{Cov}[\mathbf{X}] = \Sigma \nu / [(\nu - 2)d]$

Fonctions de dépendance (copules)

Soit $\mathbf{X} = (X_1, \dots, X_d)$ v.a. continue, où $\mathbb{P}[X_j \leq x] = F_j(x)$.

Alors $\mathbf{U} = (U_1, \dots, U_d) = (F_1(X_1), \dots, F_d(X_d))$ est un vecteur aléatoire dont les loi marginales sont $U(0, 1)$: $\mathbb{P}[U_j \leq u] = u$.

Fonctions de dépendance (copules)

Soit $\mathbf{X} = (X_1, \dots, X_d)$ v.a. continue, où $\mathbb{P}[X_j \leq x] = F_j(x)$.

Alors $\mathbf{U} = (U_1, \dots, U_d) = (F_1(X_1), \dots, F_d(X_d))$ est un vecteur aléatoire dont les lois marginales sont $U(0, 1)$: $\mathbb{P}[U_j \leq u] = u$.

Ce vecteur \mathbf{U} a une certaine fonction de répartition, disons C :

$$\mathbb{P}[U_1 \leq u_1, \dots, U_d \leq u_d] = C(u_1, \dots, u_d).$$

En principe, on peut générer \mathbf{U} selon C et poser $X_j = F_j^{-1}(U_j)$.

La fonction C spécifie la dépendance entre les U_j , indépendamment des F_j .

Une telle fonction de répartition C , dont les lois marginales sont toutes $U(0, 1)$, s'appelle une **copule** ou **fonction de dépendance** pour \mathbf{U} .

Fonctions de dépendance (copules)

Soit $\mathbf{X} = (X_1, \dots, X_d)$ v.a. continue, où $\mathbb{P}[X_j \leq x] = F_j(x)$.

Alors $\mathbf{U} = (U_1, \dots, U_d) = (F_1(X_1), \dots, F_d(X_d))$ est un vecteur aléatoire dont les lois marginales sont $U(0, 1)$: $\mathbb{P}[U_j \leq u] = u$.

Ce vecteur \mathbf{U} a une certaine fonction de répartition, disons C :

$$\mathbb{P}[U_1 \leq u_1, \dots, U_d \leq u_d] = C(u_1, \dots, u_d).$$

En principe, on peut générer \mathbf{U} selon C et poser $X_j = F_j^{-1}(U_j)$.

La fonction C spécifie la dépendance entre les U_j , indépendamment des F_j .

Une telle fonction de répartition C , dont les lois marginales sont toutes $U(0, 1)$, s'appelle une **copule** ou **fonction de dépendance** pour \mathbf{U} .

Théorème de Sklar: La loi de \mathbf{X} peut toujours être spécifiée (de façon unique si les F_j sont continues) par une copule C et les marginales F_j . On a

$$F(x_1, \dots, x_d) = C(u_1, \dots, u_d) = C(F_1(x_1), \dots, F_d(x_d))$$

où $u_j = F_j(x_j)$.

Fonctions de dépendance (copules)

Soit $\mathbf{X} = (X_1, \dots, X_d)$ v.a. continue, où $\mathbb{P}[X_j \leq x] = F_j(x)$.

Alors $\mathbf{U} = (U_1, \dots, U_d) = (F_1(X_1), \dots, F_d(X_d))$ est un vecteur aléatoire dont les lois marginales sont $U(0, 1)$: $\mathbb{P}[U_j \leq u] = u$.

Ce vecteur \mathbf{U} a une certaine fonction de répartition, disons C :

$$\mathbb{P}[U_1 \leq u_1, \dots, U_d \leq u_d] = C(u_1, \dots, u_d).$$

En principe, on peut générer \mathbf{U} selon C et poser $X_j = F_j^{-1}(U_j)$.

La fonction C spécifie la dépendance entre les U_j , indépendamment des F_j .

Une telle fonction de répartition C , dont les lois marginales sont toutes $U(0, 1)$, s'appelle une **copule** ou **fonction de dépendance** pour \mathbf{U} .

Théorème de Sklar: La loi de \mathbf{X} peut toujours être spécifiée (de façon unique si les F_j sont continues) par une copule C et les marginales F_j . On a

$$F(x_1, \dots, x_d) = C(u_1, \dots, u_d) = C(F_1(x_1), \dots, F_d(x_d))$$

où $u_j = F_j(x_j)$. X_1, \dots, X_d sont indép. ssi $C(u_1, \dots, u_d) = u_1 \cdots u_d$.

Comment choisir C ? Trop de possibilités!
On veut quelque chose de pratique à utiliser.

Comment choisir C ? Trop de possibilités!

On veut quelque chose de pratique à utiliser.

Certaines méthodes **restreignent** volontairement le champs de possibilités pour C .

Comment choisir C ? Trop de possibilités!

On veut quelque chose de pratique à utiliser.

Certaines méthodes **restreignent** volontairement le champs de possibilités pour C .

En général, pour créer la dépendance entre les U_j , on peut choisir une f.r. G à d dimensions, de marginales G_j (par ex., $U(0, 1)$), et définir C par

$$C(u_1, \dots, u_d) = G(G_1^{-1}(u_1), \dots, G_d^{-1}(u_d)).$$

Comment choisir C ? Trop de possibilités!

On veut quelque chose de pratique à utiliser.

Certaines méthodes **restreignent** volontairement le champs de possibilités pour C .

En général, pour créer la dépendance entre les U_j , on peut choisir une f.r. G à d dimensions, de marginales G_j (par ex., $U(0, 1)$), et définir C par

$$C(u_1, \dots, u_d) = G(G_1^{-1}(u_1), \dots, G_d^{-1}(u_d)).$$

Une fois cette copule définie, on peut l'utiliser pour spécifier la dépendance pour un vecteur (X_1, \dots, X_d) de lois marginales F_j .

Comment choisir C ? Trop de possibilités!

On veut quelque chose de pratique à utiliser.

Certaines méthodes **restreignent** volontairement le champs de possibilités pour C .

En général, pour créer la dépendance entre les U_j , on peut choisir une f.r. G à d dimensions, de marginales G_j (par ex., $U(0, 1)$), et définir C par

$$C(u_1, \dots, u_d) = G(G_1^{-1}(u_1), \dots, G_d^{-1}(u_d)).$$

Une fois cette copule définie, on peut l'utiliser pour spécifier la dépendance pour un vecteur (X_1, \dots, X_d) de lois marginales F_j .

Pour générer (X_1, \dots, X_d) , on génère d'abord (Y_1, \dots, Y_d) selon G , on pose $U_j = G_j(Y_j)$, puis $X_j = F_j^{-1}(U_j)$, pour tout j .

Comment choisir C ? Trop de possibilités!

On veut quelque chose de pratique à utiliser.

Certaines méthodes **restreignent** volontairement le champs de possibilités pour C .

En général, pour créer la dépendance entre les U_j , on peut choisir une f.r. G à d dimensions, de marginales G_j (par ex., $U(0, 1)$), et définir C par

$$C(u_1, \dots, u_d) = G(G_1^{-1}(u_1), \dots, G_d^{-1}(u_d)).$$

Une fois cette copule définie, on peut l'utiliser pour spécifier la dépendance pour un vecteur (X_1, \dots, X_d) de lois marginales F_j .

Pour générer (X_1, \dots, X_d) , on génère d'abord (Y_1, \dots, Y_d) selon G , on pose $U_j = G_j(Y_j)$, puis $X_j = F_j^{-1}(U_j)$, pour tout j .

Il y a aussi d'autres manières de définir des copules: copules archimédiennes, copules de valeurs extrêmes, etc.

Exemples (copules simplifiées et cas extrêmes)

(a) Si U_1, \dots, U_d sont indépendantes et $U(0, 1)$, leur distribution conjointe est donnée par la copule produit $C(u_1, \dots, u_d) = u_1 \cdots u_d$.

Exemples (copules simplifiées et cas extrêmes)

(a) Si U_1, \dots, U_d sont **indépendantes** et $U(0, 1)$, leur distribution conjointe est donnée par la **copule produit** $C(u_1, \dots, u_d) = u_1 \cdots u_d$.

(b) On obtient le maximum de dépendance en prenant $U_1 = \dots = U_d = U$ où $U \sim U(0, 1)$. La loi de U est alors dégénérée et uniforme sur la ligne qui va de $(0, \dots, 0)$ à $(1, \dots, 1)$. La copule correspondante: $C(u_1, \dots, u_d) = \mathbb{P}[U \leq u_1, \dots, U \leq u_d] = \mathbb{P}[U \leq \min(u_1, \dots, u_d)] = \min(u_1, \dots, u_d)$.

Exemples (copules simplifiées et cas extrêmes)

(a) Si U_1, \dots, U_d sont indépendantes et $U(0, 1)$, leur distribution conjointe est donnée par la copule produit $C(u_1, \dots, u_d) = u_1 \cdots u_d$.

(b) On obtient le maximum de dépendance en prenant $U_1 = \dots = U_d = U$ où $U \sim U(0, 1)$. La loi de U est alors dégénérée et uniforme sur la ligne qui va de $(0, \dots, 0)$ à $(1, \dots, 1)$. La copule correspondante: $C(u_1, \dots, u_d) = \mathbb{P}[U \leq u_1, \dots, U \leq u_d] = \mathbb{P}[U \leq \min(u_1, \dots, u_d)] = \min(u_1, \dots, u_d)$.

(c) Pour $d = 2$, une corrélation négative parfaite est atteinte avec $U_1 \sim U(0, 1)$ et $U_2 = 1 - U_1$. Dans ce cas, (U_1, U_2) suit la loi uniforme sur la diagonale entre $(0, 1)$ et $(1, 0)$. La copule correspondante est $C(u_1, u_2) = \max(0, u_1 + u_2 - 1)$.

Exemples (copules simplifiées et cas extrêmes)

(a) Si U_1, \dots, U_d sont **indépendantes** et $U(0, 1)$, leur distribution conjointe est donnée par la **copule produit** $C(u_1, \dots, u_d) = u_1 \cdots u_d$.

(b) On obtient le maximum de dépendance en prenant $U_1 = \dots = U_d = U$ où $U \sim U(0, 1)$. La loi de U est alors dégénérée et uniforme sur la ligne qui va de $(0, \dots, 0)$ à $(1, \dots, 1)$. La copule correspondante: $C(u_1, \dots, u_d) = \mathbb{P}[U \leq u_1, \dots, U \leq u_d] = \mathbb{P}[U \leq \min(u_1, \dots, u_d)] = \min(u_1, \dots, u_d)$.

(c) Pour $d = 2$, une corrélation négative parfaite est atteinte avec $U_1 \sim U(0, 1)$ et $U_2 = 1 - U_1$. Dans ce cas, (U_1, U_2) suit la loi uniforme sur la diagonale entre $(0, 1)$ et $(1, 0)$. La copule correspondante est $C(u_1, u_2) = \max(0, u_1 + u_2 - 1)$.

(d) Soit $d = 2$, $U_1 \sim U(0, 1)$, $U_2 = U_1$ avec probabilité p , et $U_2 = 1 - U_1$ avec probabilité $1 - p$. La densité de (U_1, U_2) est alors concentrée sur l'union des deux diagonales de (b) et (c). La copule correspondante est la **copule de Fréchet**: $C(u_1, u_2) = p \min(u_1, u_2) + (1 - p) \max(0, u_1 + u_2 - 1)$. En variant p , la corrélation $\rho(U_1, U_2)$ peut prendre toutes les valeurs dans $[-1, 1]$.

Exemples (copules simplifiées et cas extrêmes)

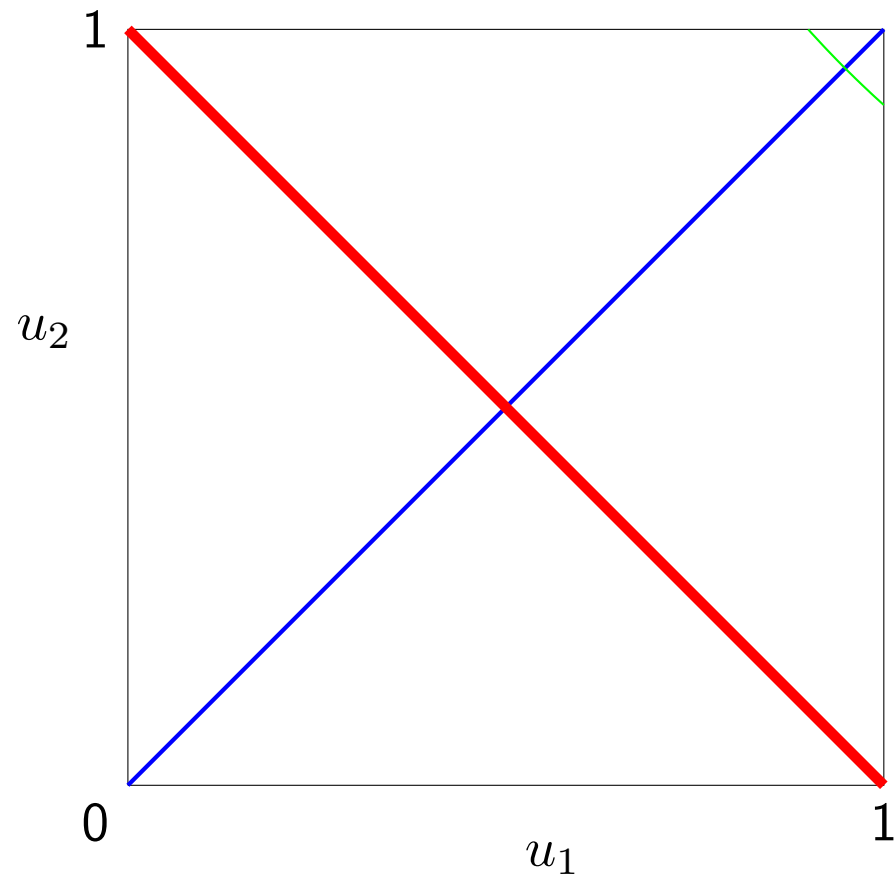
(a) Si U_1, \dots, U_d sont indépendentes et $U(0, 1)$, leur distribution conjointe est donnée par la copule produit $C(u_1, \dots, u_d) = u_1 \cdots u_d$.

(b) On obtient le maximum de dépendance en prenant $U_1 = \dots = U_d = U$ où $U \sim U(0, 1)$. La loi de U est alors dégénérée et uniforme sur la ligne qui va de $(0, \dots, 0)$ à $(1, \dots, 1)$. La copule correspondante: $C(u_1, \dots, u_d) = \mathbb{P}[U \leq u_1, \dots, U \leq u_d] = \mathbb{P}[U \leq \min(u_1, \dots, u_d)] = \min(u_1, \dots, u_d)$.

(c) Pour $d = 2$, une corrélation négative parfaite est atteinte avec $U_1 \sim U(0, 1)$ et $U_2 = 1 - U_1$. Dans ce cas, (U_1, U_2) suit la loi uniforme sur la diagonale entre $(0, 1)$ et $(1, 0)$. La copule correspondante est $C(u_1, u_2) = \max(0, u_1 + u_2 - 1)$.

(d) Soit $d = 2$, $U_1 \sim U(0, 1)$, $U_2 = U_1$ avec probabilité p , et $U_2 = 1 - U_1$ avec probabilité $1 - p$. La densité de (U_1, U_2) est alors concentrée sur l'union des deux diagonales de (b) et (c). La copule correspondante est la copule de Fréchet: $C(u_1, u_2) = p \min(u_1, u_2) + (1 - p) \max(0, u_1 + u_2 - 1)$. En variant p , la corrélation $\rho(U_1, U_2)$ peut prendre toutes les valeurs dans $[-1, 1]$.

Pour $p = 1/2$, on a $\rho(U_1, U_2) = 0$, mais (U_1, U_2) sont quand même dépendantes, et cette copule diffère vraiment de la copule produit.



Pour illustrer l'impact de cette différence, supposons que l'on s'intéresse à $q(a^2) = \mathbb{P}[U_1 U_2 > a^2]$, où $1/2 < a < 1$ et $\rho(U_1, U_2) = 0$.

Avec la **copule de Fréchet**:

$$q(a^2) = \mathbb{P}[U_1 > a]/2 = (1 - a)/2.$$

Avec la **copule produit**, si a est très proche de 1:

$$\begin{aligned} q(a^2) &= \int_0^1 \mathbb{P}[U_1 U_2 > a^2 \mid U_2 = u] du = \int_0^1 \mathbb{P}[U_1 > a^2/u] du = \int_{a^2}^1 (1 - a^2/u) du \\ &= 1 - a^2(1 - 2 \ln a) = 1 - a^2 + 2a^2 [(a - 1) - (a - 1)^2/2 + o((a - 1)^2)] \\ &= 2(1 - a)^2 + o((a - 1)^2). \end{aligned}$$

Pour illustrer l'impact de cette différence, supposons que l'on s'intéresse à $q(a^2) = \mathbb{P}[U_1 U_2 > a^2]$, où $1/2 < a < 1$ et $\rho(U_1, U_2) = 0$.

Avec la **copule de Fréchet**:

$$q(a^2) = \mathbb{P}[U_1 > a]/2 = (1 - a)/2.$$

Avec la **copule produit**, si a est très proche de 1:

$$\begin{aligned} q(a^2) &= \int_0^1 \mathbb{P}[U_1 U_2 > a^2 \mid U_2 = u] du = \int_0^1 \mathbb{P}[U_1 > a^2/u] du = \int_{a^2}^1 (1 - a^2/u) du \\ &= 1 - a^2(1 - 2 \ln a) = 1 - a^2 + 2a^2 [(a - 1) - (a - 1)^2/2 + o((a - 1)^2)] \\ &= 2(1 - a)^2 + o((a - 1)^2). \end{aligned}$$

Exemple: si $1 - a = 10^{-4}$, on obtient $q(a^2) = 10^{-4}/2$ et 2×10^{-8} , respectivement.

Ainsi, le choix de la copule peut avoir un impact très important sur la probabilité d'un événement rare, où sur le coût espéré en général, pour des moyennes, corrélations, et lois marginales données.

Méthode NORTA (Normal to Anything)

On se restreint ici aux **copules normales** (ou **Gaussiennes**), de la forme

$$C(u_1, \dots, u_d) = \mathbb{P}[\Phi(Y_1) \leq u_1, \dots, \Phi(Y_d) \leq u_d]$$

où $\mathbf{Y} = (Y_1, \dots, Y_d) \sim N(\mathbf{0}, \Sigma^{(y)})$ et $\Sigma^{(y)} = \mathbf{R}^{(y)} = \mathbf{L}^{(y)}(\mathbf{L}^{(y)})^t$.

Méthode NORTA (Normal to Anything)

On se restreint ici aux **copules normales** (ou **Gaussiennes**), de la forme

$$C(u_1, \dots, u_d) = \mathbb{P}[\Phi(Y_1) \leq u_1, \dots, \Phi(Y_d) \leq u_d]$$

où $\mathbf{Y} = (Y_1, \dots, Y_d) \sim N(\mathbf{0}, \Sigma^{(y)})$ et $\Sigma^{(y)} = \mathbf{R}^{(y)} = \mathbf{L}^{(y)}(\mathbf{L}^{(y)})^t$.

Pour générer \mathbf{X} , générer $\mathbf{Z} \sim N(\mathbf{0}, \mathbf{I})$, puis poser $\mathbf{Y} = \mathbf{L}^{(y)}\mathbf{Z}$ et

$$\mathbf{X} = (X_1, \dots, X_d) = (F_1^{-1}(\Phi(Y_1)), \dots, F_d^{-1}(\Phi(Y_d))).$$

Méthode NORTA (Normal to Anything)

On se restreint ici aux **copules normales** (ou **Gaussiennes**), de la forme

$$C(u_1, \dots, u_d) = \mathbb{P}[\Phi(Y_1) \leq u_1, \dots, \Phi(Y_d) \leq u_d]$$

où $\mathbf{Y} = (Y_1, \dots, Y_d) \sim N(\mathbf{0}, \Sigma^{(y)})$ et $\Sigma^{(y)} = \mathbf{R}^{(y)} = \mathbf{L}^{(y)}(\mathbf{L}^{(y)})^t$.

Pour générer \mathbf{X} , générer $\mathbf{Z} \sim N(\mathbf{0}, \mathbf{I})$, puis poser $\mathbf{Y} = \mathbf{L}^{(y)}\mathbf{Z}$ et

$$\mathbf{X} = (X_1, \dots, X_d) = (F_1^{-1}(\Phi(Y_1)), \dots, F_d^{-1}(\Phi(Y_d))).$$

Il suffit donc de spécifier **les marginales et les corrélations**.

Beaucoup moins de degrés de liberté que si on peut spécifier C arbitrairement.

Mais beaucoup plus simple à gérer!

Méthode NORTA (Normal to Anything)

On se restreint ici aux **copules normales** (ou **Gaussiennes**), de la forme

$$C(u_1, \dots, u_d) = \mathbb{P}[\Phi(Y_1) \leq u_1, \dots, \Phi(Y_d) \leq u_d]$$

où $\mathbf{Y} = (Y_1, \dots, Y_d) \sim N(\mathbf{0}, \Sigma^{(y)})$ et $\Sigma^{(y)} = \mathbf{R}^{(y)} = \mathbf{L}^{(y)}(\mathbf{L}^{(y)})^t$.

Pour générer \mathbf{X} , générer $\mathbf{Z} \sim N(\mathbf{0}, \mathbf{I})$, puis poser $\mathbf{Y} = \mathbf{L}^{(y)}\mathbf{Z}$ et

$$\mathbf{X} = (X_1, \dots, X_d) = (F_1^{-1}(\Phi(Y_1)), \dots, F_d^{-1}(\Phi(Y_d))).$$

Il suffit donc de spécifier **les marginales et les corrélations**.

Beaucoup moins de degrés de liberté que si on peut spécifier C arbitrairement.

Mais beaucoup plus simple à gérer!

On voudra choisir $\mathbf{R}^{(y)}$ (ou $\mathbf{L}^{(y)}$) de manière à obtenir une matrice de corrélation visée $\mathbf{R}^{(x)}$ pour \mathbf{X}

Méthode NORTA (Normal to Anything)

On se restreint ici aux **copules normales** (ou **Gaussiennes**), de la forme

$$C(u_1, \dots, u_d) = \mathbb{P}[\Phi(Y_1) \leq u_1, \dots, \Phi(Y_d) \leq u_d]$$

où $\mathbf{Y} = (Y_1, \dots, Y_d) \sim N(\mathbf{0}, \Sigma^{(y)})$ et $\Sigma^{(y)} = \mathbf{R}^{(y)} = \mathbf{L}^{(y)}(\mathbf{L}^{(y)})^t$.

Pour générer \mathbf{X} , générer $\mathbf{Z} \sim N(\mathbf{0}, \mathbf{I})$, puis poser $\mathbf{Y} = \mathbf{L}^{(y)}\mathbf{Z}$ et

$$\mathbf{X} = (X_1, \dots, X_d) = (F_1^{-1}(\Phi(Y_1)), \dots, F_d^{-1}(\Phi(Y_d))).$$

Il suffit donc de spécifier **les marginales et les corrélations**.

Beaucoup moins de degrés de liberté que si on peut spécifier C arbitrairement.

Mais beaucoup plus simple à gérer!

On voudra choisir $\mathbf{R}^{(y)}$ (ou $\mathbf{L}^{(y)}$) de manière à obtenir une matrice de corrélation visée $\mathbf{R}^{(x)}$ pour \mathbf{X} , ou encore $\mathbf{R}^{(u)}$ pour \mathbf{U} .

Pour simplifier la notation, supposons que les X_j ont été standardisés:
 $\mathbb{E}[X_j] = 0$ et $\text{Var}[X_j] = 1$.

Pour simplifier la notation, supposons que les X_j ont été standardisés:
 $\mathbb{E}[X_j] = 0$ et $\text{Var}[X_j] = 1$.

Notons $r_{ij}^{(y)}$ et $r_{ij}^{(x)}$ les éléments de $\mathbf{R}^{(y)}$ et $\mathbf{R}^{(x)}$.

Pour simplifier la notation, supposons que les X_j ont été standardisés:
 $\mathbb{E}[X_j] = 0$ et $\text{Var}[X_j] = 1$.

Notons $r_{ij}^{(y)}$ et $r_{ij}^{(x)}$ les éléments de $\mathbf{R}^{(y)}$ et $\mathbf{R}^{(x)}$.
 En intégrant par rapport à la densité de (Y_i, Y_j) :

$$\begin{aligned} r_{ij}^{(x)} &= \mathbb{E}[X_i X_j] = \varphi_{ij}(r_{ij}^{(y)}) \\ &\stackrel{\text{def}}{=} \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} F_i^{-1}(\Phi(y_i)) F_j^{-1}(\Phi(y_j)) \\ &\quad \frac{1}{2\pi(1 - (r_{ij}^{(y)})^2)} \exp \left[-\frac{y_i^2 + y_j^2 - 2r_{ij}^{(y)} y_i y_j}{2(1 - (r_{ij}^{(y)})^2)} \right] dy_i dy_j. \end{aligned}$$

Il faut résoudre (trouver $r_{ij}^{(y)}$) pour chacune des $d(d-1)/2$ paires (i, j) .

Pour simplifier la notation, supposons que les X_j ont été standardisés:
 $\mathbb{E}[X_j] = 0$ et $\text{Var}[X_j] = 1$.

Notons $r_{ij}^{(y)}$ et $r_{ij}^{(x)}$ les éléments de $\mathbf{R}^{(y)}$ et $\mathbf{R}^{(x)}$.
 En intégrant par rapport à la densité de (Y_i, Y_j) :

$$\begin{aligned} r_{ij}^{(x)} &= \mathbb{E}[X_i X_j] = \varphi_{ij}(r_{ij}^{(y)}) \\ &\stackrel{\text{def}}{=} \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} F_i^{-1}(\Phi(y_i)) F_j^{-1}(\Phi(y_j)) \\ &\quad \frac{1}{2\pi(1 - (r_{ij}^{(y)})^2)} \exp \left[-\frac{y_i^2 + y_j^2 - 2r_{ij}^{(y)} y_i y_j}{2(1 - (r_{ij}^{(y)})^2)} \right] dy_i dy_j. \end{aligned}$$

Il faut résoudre (trouver $r_{ij}^{(y)}$) pour chacune des $d(d-1)/2$ paires (i, j) .

On peut montrer que $\varphi_{ij} : [-1, 1] \rightarrow [-1, 1]$ est non-décroissante et continue, avec $\varphi_{ij}(0) = 0$, et va de $\underline{r}_{ij} = \varphi_{ij}(-1)$ à $\bar{r}_{ij} = \varphi_{ij}(1)$.

On résout l'équation numériquement par une méthode de recherche de racine.

Si on spécifie plutôt $\mathbf{R}^{(u)}$, la matrice de **corrélacion des rangs**, l'équation à résoudre se simplifie et on obtient une solution analytique:

$$r_{i,j}^{(y)} = 2 \sin(\pi r_{i,j}^{(u)} / 6)$$

(voir exercices).

Si on spécifie plutôt $\mathbf{R}^{(u)}$, la matrice de **corrélation des rangs**, l'équation à résoudre se simplifie et on obtient une solution analytique:

$$r_{i,j}^{(y)} = 2 \sin(\pi r_{i,j}^{(u)} / 6)$$

(voir exercices).

Pour cette raison (parmi d'autres), il est nettement préférable de spécifier $\mathbf{R}^{(u)}$ au lieu de $\mathbf{R}^{(x)}$ (en estimant les corrélations de Spearman à partir des données).

Pour $d > 2$, il se peut que $\mathbf{R}^{(y)}$ trouvée ainsi ne soit pas semi-définie positive!
Dans ce cas, cela veut dire que NORTA ne peut pas donner le $\mathbf{R}^{(x)}$ [ou le $\mathbf{R}^{(u)}$]
désiré pour les marginales choisies.

Pour $d > 2$, il se peut que $\mathbf{R}^{(y)}$ trouvée ainsi ne soit pas semi-définie positive!
Dans ce cas, cela veut dire que NORTA ne peut pas donner le $\mathbf{R}^{(x)}$ [ou le $\mathbf{R}^{(u)}$] désiré pour les marginales choisies.
On dit que ce $\mathbf{R}^{(x)}$ [ou ce $\mathbf{R}^{(u)}$] n'est pas **NORTA-compatible**.

Pour $d > 2$, il se peut que $\mathbf{R}^{(y)}$ trouvée ainsi ne soit pas semi-définie positive!
Dans ce cas, cela veut dire que NORTA ne peut pas donner le $\mathbf{R}^{(x)}$ [ou le $\mathbf{R}^{(u)}$]
désiré pour les marginales choisies.
On dit que ce $\mathbf{R}^{(x)}$ [ou ce $\mathbf{R}^{(u)}$] n'est pas **NORTA-compatible**.

Les chances que cela se produise augmentent rapidement avec d .

Pour $d > 2$, il se peut que $\mathbf{R}^{(y)}$ trouvée ainsi ne soit pas semi-définie positive!
 Dans ce cas, cela veut dire que NORTA ne peut pas donner le $\mathbf{R}^{(x)}$ [ou le $\mathbf{R}^{(u)}$] désiré pour les marginales choisies.

On dit que ce $\mathbf{R}^{(x)}$ [ou ce $\mathbf{R}^{(u)}$] n'est pas **NORTA-compatible**.

Les chances que cela se produise augmentent rapidement avec d .

Une solution possible: choisir une matrice de corrélations $\mathbf{L}\mathbf{L}^t$, semi-définie positive, “la plus proche possible” de $\mathbf{R}^{(y)}$.

Pour $d > 2$, il se peut que $\mathbf{R}^{(y)}$ trouvée ainsi ne soit pas semi-définie positive! Dans ce cas, cela veut dire que NORTA ne peut pas donner le $\mathbf{R}^{(x)}$ [ou le $\mathbf{R}^{(u)}$] désiré pour les marginales choisies.

On dit que ce $\mathbf{R}^{(x)}$ [ou ce $\mathbf{R}^{(u)}$] n'est pas **NORTA-compatible**.

Les chances que cela se produise augmentent rapidement avec d .

Une solution possible: choisir une matrice de corrélations $\mathbf{L}\mathbf{L}^t$, semi-définie positive, “la plus proche possible” de $\mathbf{R}^{(y)}$.

On choisit une norme $\|\cdot\|$ sur l'espace des matrices, puis on résoud le problème d'optimisation:

Minimiser $\|\mathbf{L}\mathbf{L}^t - \mathbf{R}^{(y)}\|$

sous la contrainte: \mathbf{L} est triangulaire inférieure avec des 1 sur la diagonale.

Pour $d > 2$, il se peut que $\mathbf{R}^{(y)}$ trouvée ainsi ne soit pas semi-définie positive! Dans ce cas, cela veut dire que NORTA ne peut pas donner le $\mathbf{R}^{(x)}$ [ou le $\mathbf{R}^{(u)}$] désiré pour les marginales choisies.

On dit que ce $\mathbf{R}^{(x)}$ [ou ce $\mathbf{R}^{(u)}$] n'est pas **NORTA-compatible**.

Les chances que cela se produise augmentent rapidement avec d .

Une solution possible: choisir une matrice de corrélations $\mathbf{L}\mathbf{L}^t$, semi-définie positive, “la plus proche possible” de $\mathbf{R}^{(y)}$.

On choisit une norme $\|\cdot\|$ sur l'espace des matrices, puis on résoud le problème d'optimisation:

Minimiser $\|\mathbf{L}\mathbf{L}^t - \mathbf{R}^{(y)}\|$

sous la contrainte: \mathbf{L} est triangulaire inférieure avec des 1 sur la diagonale.

Plus flexible: **copule de Student**. On remplace la multinormale par une Student multivariée.

Copules Archimédiennes

$$C(u_1, \dots, u_d) = \begin{cases} \varphi^{-1}(\varphi(u_1) + \dots + \varphi(u_d)) & \text{si } \varphi(u_1) + \dots + \varphi(u_d) \leq \varphi(0); \\ 0 & \text{sinon,} \end{cases}$$

où la **fonction génératrice** $\varphi : (0, 1] \rightarrow \mathbb{R}$ est d fois continûment différentiable, satisfait $\varphi(u) \rightarrow \infty$ quand $u \rightarrow 0^+$, $\varphi(1) = 0$, $\varphi'(u) < 0$ pour tout u , et $(-1)^k d^k \varphi^{-1}(x) / dx^k > 0$ pour tout $x \in [0, \infty)$.

Toutes les **marginale**s en dimension $d' < d$ sont identiques. Limite la flexibilité!

Copules Archimédiennes

$$C(u_1, \dots, u_d) = \begin{cases} \varphi^{-1}(\varphi(u_1) + \dots + \varphi(u_d)) & \text{si } \varphi(u_1) + \dots + \varphi(u_d) \leq \varphi(0); \\ 0 & \text{sinon,} \end{cases}$$

où la **fonction génératrice** $\varphi : (0, 1] \rightarrow \mathbb{R}$ est d fois continûment différentiable, satisfait $\varphi(u) \rightarrow \infty$ quand $u \rightarrow 0^+$, $\varphi(1) = 0$, $\varphi'(u) < 0$ pour tout u , et $(-1)^k d^k \varphi^{-1}(x)/dx^k > 0$ pour tout $x \in [0, \infty)$.

Toutes les **marginale**s en dimension $d' < d$ sont identiques. Limite la flexibilité!

Le **tau de Kendall** pour toutes les marginales bi-dimensionnelles est

$$\tau = 1 + 4 \int_0^1 [\varphi(u)/\varphi'(u)] du.$$

Copules Archimédiennes

$$C(u_1, \dots, u_d) = \begin{cases} \varphi^{-1}(\varphi(u_1) + \dots + \varphi(u_d)) & \text{si } \varphi(u_1) + \dots + \varphi(u_d) \leq \varphi(0); \\ 0 & \text{sinon,} \end{cases}$$

où la **fonction génératrice** $\varphi : (0, 1] \rightarrow \mathbb{R}$ est d fois continûment différentiable, satisfait $\varphi(u) \rightarrow \infty$ quand $u \rightarrow 0^+$, $\varphi(1) = 0$, $\varphi'(u) < 0$ pour tout u , et $(-1)^k d^k \varphi^{-1}(x)/dx^k > 0$ pour tout $x \in [0, \infty)$.

Toutes les **marginale**s en dimension $d' < d$ sont identiques. Limite la flexibilité!

Le **tau de Kendall** pour toutes les marginales bi-dimensionnelles est

$$\tau = 1 + 4 \int_0^1 [\varphi(u)/\varphi'(u)] du.$$

Exemples (avec un seul paramètre, λ):

$\varphi(u) = -\ln u$ (la **copule produit**),

$\varphi(u) = u^{-\lambda} - 1$ pour $\lambda > 0$ (**copule de Clayton**),

$\varphi(u) = (-\ln u)^\lambda$ pour $\lambda > 1$ (**copule de Gumbel**),

$\varphi(u) = -\ln[(e^{-\lambda u} - 1)/(e^{-\lambda} - 1)]$ pour $\lambda \neq 0$ (**copule de Frank**).

Exemple (Embrecht et al. 2003).

Une compagnie d'assurance opère dans 5 domaines d'activités.

Soit $\mathbf{X} = (X_1, \dots, X_5)$ le vecteur des pertes dans ces 5 domaines.

La cie reçoit un remboursement (par contrat de réassurance) si sa perte dans **chacun** de ses 5 domaines d'activité dépasse un seuil fixé au 0.99 centile de la distribution de perte pour ce domaine.

On estime que X_i est lognormal de paramètres $(\mu, \sigma^2) = (0, 1)$, et que

$\tau_k(X_i, X_j) = 0.5$ pour $i \neq j$.

On doit spécifier la structure de dépendance par une copule en 5 dimensions.

Exemple (Embrecht et al. 2003).

Une compagnie d'assurance opère dans 5 domaines d'activités.

Soit $\mathbf{X} = (X_1, \dots, X_5)$ le vecteur des pertes dans ces 5 domaines.

La cie reçoit un remboursement (par contrat de réassurance) si sa perte dans **chacun** de ses 5 domaines d'activité dépasse un seuil fixé au 0.99 centile de la distribution de perte pour ce domaine.

On estime que X_i est lognormal de paramètres $(\mu, \sigma^2) = (0, 1)$, et que $\tau_k(X_i, X_j) = 0.5$ pour $i \neq j$.

On doit spécifier la structure de dépendance par une copule en 5 dimensions.

Si on prend une copule de Gumbel, la probabilité d'un remboursement est environ 8 fois plus grande qu'avec une copule normale!

Dans un autre article, les auteurs ont par ailleurs observé pour des données de réclamations s'assurance-feu, que la copule de Gumbel s'ajustait beaucoup mieux aux données que la copule normale.

Exemple (Embrecht et al. 2003).

Une compagnie d'assurance opère dans 5 domaines d'activités.

Soit $\mathbf{X} = (X_1, \dots, X_5)$ le vecteur des pertes dans ces 5 domaines.

La cie reçoit un remboursement (par contrat de réassurance) si sa perte dans **chacun** de ses 5 domaines d'activité dépasse un seuil fixé au 0.99 centile de la distribution de perte pour ce domaine.

On estime que X_i est lognormal de paramètres $(\mu, \sigma^2) = (0, 1)$, et que $\tau_k(X_i, X_j) = 0.5$ pour $i \neq j$.

On doit spécifier la structure de dépendance par une copule en 5 dimensions.

Si on prend une copule de Gumbel, la probabilité d'un remboursement est environ 8 fois plus grande qu'avec une copule normale!

Dans un autre article, les auteurs ont par ailleurs observé pour des données de réclamations s'assurance-feu, que la copule de Gumbel s'ajustait beaucoup mieux aux données que la copule normale.

On observe un comportement similaire pour l'estimation de la valeur à risque (VaR) pour un portefeuille d'actifs qui évoluent de manière non-indépendante.

En utilisant la mauvaise copule (normale), on sous-estime beaucoup le risque!