

Table des matières

Remerciements	ii
Liste des tableaux	vi
Liste des figures	vii
Chapitre 1. Introduction	1
Chapitre 2. Fonction caractéristique	4
2.1 Définition	4
2.2 Théorème d'inversion	7
2.3 Extension multivariée	8
2.4 Preuve du Théorème central limite	10
Chapitre 3. Méthodes d'inférence basées sur la fonction caractéristique	12
3.1 Fonction caractéristique empirique	12
3.2 Tests d'adéquation	13
3.2.1 Méthodologie de Epps & Pulley (1983)	14
3.2.2 Méthodologie de Matsui & Takemura (2005)	15
3.2.3 Méthodologie de Towhidi & Salmanpour (2007)	17
3.2.4 Méthodologie de Jiménez-Gamero et al. (2009)	18
3.3 Test de Alba Fernández et al. (2008)	19

Chapitre 4. Copules & copules à valeurs extrêmes	21
4.1 Lois de probabilité multidimensionnelles	21
4.1.1 Densités & fonctions de répartition	21
4.1.2 Lois marginales	22
4.1.3 Loi normale multidimensionnelle	23
4.1.4 Lois de Farlie–Gumbel–Morgenstern	23
4.2 Théorie des copules	24
4.2.1 Théorème de Sklar	25
4.2.2 Théorème de Sklar multidimensionnel	27
4.2.3 Présentation de quelques copules	28
4.3 Transformation intégrale de probabilité	29
4.3.1 Définition et propriétés	29
4.3.2 Version empirique	31
4.4 Copules à valeurs extrêmes	32
Chapitre 5. Revue de littérature sur les tests de dépendance extrême	38
5.1 Description générale de la problématique	38
5.2 Méthode du multiplicateur	39
5.3 Test de Ben Ghorbal et al. (2009)	40
5.4 Test de Quessy (2012)	44
5.5 Test de Kojadinovic & Yan (2010)	49
Chapitre 6. Sur de nouveaux tests de dépendance extrême	51
6.1 Fonction caractéristique de la transformation intégrale de probabilité	51
6.2 Une fonction caractéristique empirique semi-paramétrique	52

6.3 Statistiques de test	55
6.4 Versions multiplicateurs du processus Ψ_n	60
6.4.1 Processus A_n	61
6.4.2 Processus B_n	64
6.4.3 Processus Ψ_n	65
6.5 Versions multiplicateurs de la statistique de test	65
6.6 Étude de l'efficacité des tests	70
6.6.1 Paramètres de la simulation	70
6.6.2 Aptitude à conserver le seuil nominal	71
6.6.3 Puissance sous la copule de Clayton	72
6.6.4 Puissance sous la copule de Frank	72
6.6.5 Puissance sous la copule Normale	73
Chapitre 7. Conclusion	78
Bibliographie	80
Annexe A. Programmes en Matlab	84
A.1 Programmes utilitaires	84
A.1.1 Transformation d'un vecteur de données en rangs	84
A.1.2 Simulation de paires selon un modèle de copule choisi . .	85
A.1.3 Calcul du tau de Kendall empirique	91
A.2 Tests d'extrêmes bivariées	92
A.2.1 Statistique de test et valeur critique	92
A.2.2 Évaluation de la puissance du nouveau test	95
A.2.3 Création d'un tableau avec les résultats de puissance .	96
A.2.4 Évaluation de la fonction K_τ au point w	97
A.2.5 Simulation de données de la loi K_τ	98

LISTE DES TABLEAUX

6.1	Estimation, basée sur 1 000 répétitions, de la probabilité de rejet de l'hypothèse nulle d'une copule extrême sous le modèle de Gumbel–Hougaard pour les tests basés sur $S_n^{.05}$, $S_n^{.1}$, $S_n^{.25}$, $S_n^{.5}$ et S_n^1 avec $M = 1\,000$ échantillons multiplicateurs.	74
6.2	Estimation, basée sur 1 000 répétitions, de la probabilité de rejet de l'hypothèse nulle d'une copule extrême sous le modèle de Clayton pour les tests basés sur $S_n^{.05}$, $S_n^{.1}$, $S_n^{.25}$, $S_n^{.5}$ et S_n^1 avec $M = 1\,000$ échantillons multiplicateurs.	75
6.3	Estimation, basée sur 1 000 répétitions, de la probabilité de rejet de l'hypothèse nulle d'une copule extrême sous le modèle de Frank pour les tests basés sur $S_n^{.05}$, $S_n^{.1}$, $S_n^{.25}$, $S_n^{.5}$ et S_n^1 avec $M = 1\,000$ échantillons multiplicateurs.	76
6.4	Estimation, basée sur 1 000 répétitions, de la probabilité de rejet de l'hypothèse nulle d'une copule extrême sous le modèle Normal pour les tests basés sur $S_n^{.05}$, $S_n^{.1}$, $S_n^{.25}$, $S_n^{.5}$ et S_n^1 avec $M = 1\,000$ échantillons multiplicateurs.	77

LISTE DES FIGURES

6.1	Histogramme de 1 000 réalisations de la statistique S_n^G avec $d\mathcal{G}(t) = e^{-t^2}$ pour des échantillons de taille $n = 100$ tirés de la copule de Gumbel–Hougaard lorsque $\tau = 0, 25$	60
6.2	Histogramme de 1 000 réalisations de la statistique S_n^G avec $d\mathcal{G}(t) = e^{-t^2}$ pour des échantillons de taille $n = 100$ tirés de la copule de Gumbel–Hougaard lorsque $\tau = 0, 50$	61
6.3	Histogramme de 1 000 réalisations de la statistique S_n^G avec $d\mathcal{G}(t) = e^{-t^2}$ pour des échantillons de taille $n = 100$ tirés de la copule de Gumbel–Hougaard lorsque $\tau = 0, 75$	62

CHAPITRE 1

INTRODUCTION

L'étude du lien de dépendance qui existe entre deux variables aléatoires est un sujet d'importance dans beaucoup de domaines scientifiques. On pense d'emblée à l'hydrologie, la climatologie et la finance, où de nombreuses variables aléatoires entrent en action. Par exemple, supposons que l'on s'intéresse à l'interdépendance qui existe entre les crues printanières observables sur deux rivières voisines. Une modélisation appropriée de ce phénomène permettrait de répondre à diverses questions ou à effectuer de nombreux types de prévision. À titre d'exemple, quelle est la probabilité qu'une des deux rivières sorte de son lit, sachant que l'autre rivière est sortie de son lit ?

Dans certains cas, le lien qui existe entre deux variables aléatoires a une forme particulièrement simple, comme par exemple une relation proportionnelle ou *linéaire*. Dans ce cas, les méthodes dites *classiques*, basées sur la loi Normale multidimensionnelle et le coefficient de corrélation de Pearson, sont appropriées. Par contre, pour de nombreux phénomènes physiques, la nature de la dépendance est non-linéaire, ce qui nécessite de sortir du cadre théorique de la loi Normale. Une approche très efficace consiste à utiliser les copules, car elles permettent de modéliser tous les types de dépendance.

Un type particulier de dépendance est la soi-disant *dépendance extrême*. Dans l'exemple précédent concernant les crues sur deux rivières voisines, on peut s'attendre à ce type de comportement puisque les mesures qui sont prises sont des maximums annuels. Il existe une classe de modèles de dépendance, à savoir les *copules à valeurs extrêmes*, qui permettent de faire de la modélisation dans ce contexte. La modélisation de phénomènes extrêmes se fait généralement en *choisisant* une copule extrême et en estimant ses paramètres. Sur la base de ce modèle, on peut, par exemple, effectuer des calculs de risque.

Cependant, en face d'un phénomène donné, il n'est pas certain que son comportement de dépendance soit réellement de nature extrême. Il conviendrait donc, dans une première étape, de valider cette hypothèse. Dans le cas d'un rejet, il serait plus approprié d'effectuer une modélisation via un modèle non extrême. Suite à son acceptation, toutefois, l'utilisation d'un modèle extrême serait tout-à-fait convenable.

Dans ce mémoire, nous allons développer de nouveaux tests pour vérifier si un couple de variables aléatoires se comporte de manière extrême. Pour ce faire, une fonction caractéristique associée à la transformation intégrale de probabilité d'une loi conjointe sera définie. Ensuite, un estimateur de cette fonction sera proposé. Des statistiques de test basées sur la différence entre cet estimateur et son équivalent théorique attendu sous l'hypothèse nulle seront alors définies. Le calcul des valeurs critiques, qui s'avère très difficile puisque la loi sous \mathcal{H}_0 n'a pas de forme complètement connue, est assuré par une judicieuse application de la méthode du multiplicateur. Une étude de simulation montre l'efficacité des nouveaux tests.

Le mémoire est structuré de la manière suivante. Au Chapitre 2, un rappel sur les fonctions caractéristiques est présenté. Au Chapitre 3, quelques méthodes classiques d'inférence basées sur la fonction caractéristique empirique sont décrites. Le Chapitre 4 se veut une introduction à la théorie des copules, avec une emphase particulière sur les modèles de dépendance extrême. Le Chapitre 5 offre une revue de littérature concernant quelques tests de dépendance extrême récemment proposés. Le Chapitre 6, qui constitue l'apport original de ce travail, donne tous les détails concernant le développement de nos nouvelles statistiques de test et le calcul des valeurs critiques; les propriétés empiriques sont également étudiées à l'aide de simulations de type Monte-Carlo. Enfin, les programmes en langage Matlab qui ont servi pour cette étude de simulations sont présentés à l'Annexe A.

CHAPITRE 2

FONCTION CARACTÉRISTIQUE

2.1 Définition

Soit X , une variable aléatoire continue de densité f_X à valeurs dans \mathcal{X} . Si F_X est la fonction de répartition associée à f_X , alors la fonction caractéristique de X est définie par

$$\psi_X(t) = \mathbb{E} \{ \exp(itX) \} = \int_{\mathcal{X}} \exp(itx) dF_X(x), \quad (2.1)$$

où $i = \sqrt{-1}$. On remarque que cette définition de fonction caractéristique est similaire à celle de la fonction génératrice des moments. En fait, comme

$$\begin{aligned} \lim_{t \rightarrow 0} \frac{d^k}{dt^k} \psi_X(t) &= \lim_{t \rightarrow 0} \int_{\mathcal{X}} (ix)^k \exp(itx) dF_X(x) \\ &= i^k \int_{\mathcal{X}} x^k dF_X(x) \\ &= i^k \mathbb{E}(X^k), \end{aligned}$$

on a

$$\mathbb{E}(X^k) = \frac{1}{i^k} \lim_{t \rightarrow 0} \frac{d^k}{dt^k} \psi_X(t).$$

On peut donc retrouver les moments d'ordre $k \in \mathbb{N}$ d'une variable aléatoire à partir de sa fonction caractéristique.

Exemple 2.1. Si $Z \sim \mathcal{N}(0, 1)$, alors la fonction caractéristique est

$$\begin{aligned}\psi_Z(t) &= \int_{\mathbb{R}} \exp(itz) \phi(z) dz \\ &= \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{\mathbb{R}} \exp\left\{-\frac{1}{2}((z-it)^2 + t^2)\right\} dz \\ &= \exp\left(-\frac{t^2}{2}\right) \times \int_{\mathbb{R}} \phi(z-it) dz \\ &= \exp\left(-\frac{t^2}{2}\right).\end{aligned}$$

De là, si $X \sim \mathcal{N}(\mu, \sigma^2)$, alors on a la représentation $X = \sigma Z + \mu$. Ainsi,

$$\begin{aligned}\Psi_X(t) &= \mathbb{E}\{\exp(itX)\} \\ &= \mathbb{E}\{\exp(it\sigma Z + it\mu)\} \\ &= \exp(it\mu) \mathbb{E}\{\exp(it\sigma Z)\} \\ &= \exp(it\mu) \psi_Z(\sigma t) \\ &= \exp\left(it\mu - \frac{\sigma^2 t^2}{2}\right).\end{aligned}$$

Exemple 2.2. Si X suit une loi exponentielle, sa densité est de la forme

$$f_X(x) = \frac{1}{\lambda} \exp\left(-\frac{x}{\lambda}\right), \quad x > 0.$$

La fonction caractéristique associée est donc

$$\begin{aligned}
 \psi_X(t) &= \int_0^\infty \exp(itx) \frac{1}{\lambda} \times \exp\left(\frac{-x}{\lambda}\right) dx \\
 &= \frac{1}{\lambda} \int_0^\infty \exp\left(itx - \frac{x}{\lambda}\right) dx \\
 &= \frac{1}{\lambda} \int_0^\infty \exp\left\{-x\left(\frac{1}{\lambda} - it\right)\right\} dx \\
 &= \frac{1}{\lambda \left(\frac{1}{\lambda} - it\right)} \\
 &= (1 - \lambda it)^{-1}.
 \end{aligned}$$

De là, on montre que

$$\frac{d^k}{dt^k} \psi_X(t) = i^k k! \lambda^k (1 - \lambda it)^{-(k+1)},$$

ce qui fait que

$$E(X^k) = \frac{1}{i^k} \lim_{t \rightarrow 0} \frac{d^k}{dt^k} i^k k! \lambda^k (1 - \lambda it)^{-(k+1)} = k! \lambda^k.$$

Exemple 2.3. Soit X de loi Gamma de paramètres α et β , c'est-à-dire que sa densité est

$$f_X(x) = \frac{x^{\alpha-1} e^{-x/\beta}}{\Gamma(\alpha) \beta^\alpha}, \quad x > 0.$$

Dans ce cas, la fonction caractéristique est

$$\begin{aligned}
 \psi_X(t) &= \int_0^\infty \exp(itx) \times \frac{x^{\alpha-1} \exp(-x/\beta)}{\Gamma(\alpha) \beta^\alpha} dx \\
 &= \frac{1}{\Gamma(\alpha) \beta^\alpha} \int_0^\infty \exp\left(itx - \frac{x}{\beta}\right) x^{\alpha-1} dx \\
 &= \frac{1}{\Gamma(\alpha) \beta^\alpha} \int_0^\infty \exp\left\{-x\left(\frac{1}{\beta} - it\right)\right\} x^{\alpha-1} dx \\
 &= \frac{1}{\Gamma(\alpha) \beta^\alpha} \times \frac{\Gamma(\alpha)}{\left(\frac{1}{\beta} - it\right)^\alpha} \\
 &= (1 - \beta it)^{-\alpha}.
 \end{aligned}$$

On a

$$\frac{d^k}{dt^k} \psi_X(t) = i^k \left\{ \prod_{j=0}^{k-1} (\alpha + j) \right\} \beta^k (1 - \beta it)^{-(\alpha+k)},$$

donc

$$E(X^k) = \frac{1}{i^k} \lim_{t \rightarrow 0} \frac{d^k}{dt^k} i^k \left\{ \prod_{j=0}^{k-1} (\alpha + j) \right\} \beta^k (1 - \beta it)^{-(\alpha+k)} = \left\{ \prod_{j=0}^{k-1} (\alpha + j) \right\} \beta^k.$$

On retrouve les résultats obtenus à l'Exemple 2.2 lorsque $\alpha = 1$ et $\beta = \lambda$.

Exemple 2.4. Si X est de loi de Cauchy standard, alors sa densité est

$$f_X(x) = \frac{1}{\pi(1+x^2)}, \quad x \in \mathbb{R}.$$

La fonction caractéristique associée est alors

$$\psi_X(t) = \frac{1}{\pi} \int_{-\infty}^{\infty} \frac{e^{itx}}{1+x^2} dx.$$

Cette intégrale est beaucoup plus facile à calculer lorsqu'on passe par le plan complexe. En utilisant le lemme de Jordan, on parvient à montrer que

$$\begin{aligned} \psi_X(t) &= \frac{1}{\pi} \int_{-\infty}^{\infty} \frac{e^{itx}}{1+x^2} dx \\ &= \frac{1}{\pi} e^{-|t|} \pi \\ &= e^{-|t|}. \end{aligned}$$

2.2 Théorème d'inversion

Le Théorème d'inversion permet de déduire la densité d'une variable aléatoire à partir de sa fonction caractéristique. Supposons que X est une variable

aléatoire qui possède une densité et dont la fonction caractéristique ψ_X est intégrable. Le Théorème d'inversion stipule que la densité de X est

$$f_X(x) = \frac{1}{2\pi} \int_{\mathbb{R}} \exp(-itx) \psi_X(t) dt.$$

Exemple 2.5. Prenons la fonction caractéristique de la loi $\mathbb{N}(0, 1)$ obtenue à l'exemple 2.1, à savoir $\psi_X(t) = e^{-t^2/2}$. Par le Théorème d'inversion, la densité associée est donnée par

$$\begin{aligned} f_X(x) &= \frac{1}{2\pi} \int_{\mathbb{R}} \exp(-itx) \exp\left(-\frac{t^2}{2}\right) dt \\ &= \frac{1}{2\pi} \int_{\mathbb{R}} \exp\left\{-\frac{1}{2}(2itx + t^2)\right\} dt \\ &= \frac{1}{2\pi} \int_{\mathbb{R}} \exp\left\{-\frac{(t+ix)^2 + x^2}{2}\right\} dt \\ &= \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{x^2}{2}\right) \times \int_{\mathbb{R}} \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \exp\left\{-\frac{(t+ix)^2}{2}\right\} dt \\ &= \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{x^2}{2}\right) \times \int_{\mathbb{R}} \phi(t+ix) dt \\ &= \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{x^2}{2}\right). \end{aligned}$$

Il s'agit bel et bien de la densité de la loi normale centrée réduite.

2.3 Extension multivariée

Soit $\mathbf{X} = (X_1, \dots, X_d)^\top$, un vecteur aléatoire prenant ses valeurs dans un ensemble $\mathcal{X} \subseteq \mathbb{R}^d$. Pour $\mathbf{t} = (t_1, \dots, t_d)^\top$, la fonction caractéristique multivariée est définie par

$$\psi_{\mathbf{X}}(\mathbf{t}) = E \{ \exp(i\mathbf{t}^\top \mathbf{X}) \} = \int_{\mathcal{X}} \exp(i\mathbf{t}^\top \mathbf{x}) dH(\mathbf{x}), \quad (2.2)$$

où $\mathbf{x} = (x_1, \dots, x_d)^\top$ et H est la fonction de répartition de \mathbf{X} . On voit que cette définition est une généralisation de l'expression dans le cas univarié.

Exemple 2.6. Soit $\mathbf{Z} \sim \mathcal{N}_d(\mathbf{0}_d, I_d)$, où $\mathbf{0}_d = (0, \dots, 0) \in \mathbb{R}^d$ et $I_d \in \mathbb{R}^{d \times d}$ est la matrice identité à d dimensions. Alors la fonction caractéristique de \mathbf{Z} est donnée par

$$\begin{aligned}\psi_{\mathbf{Z}}(\mathbf{t}) &= \int_{\mathbb{R}^d} \exp(i\mathbf{t}^\top \mathbf{z}) \frac{1}{(2\pi)^{d/2}} \exp\left(-\frac{1}{2}\mathbf{z}^\top \mathbf{z}\right) d\mathbf{z} \\ &= \frac{1}{(2\pi)^{d/2}} \int_{\mathbb{R}^d} \exp\left\{-\frac{(\mathbf{z} - i\mathbf{t})^\top (\mathbf{z} - i\mathbf{t}) + \mathbf{t}^\top \mathbf{t}}{2}\right\} d\mathbf{z} \\ &= \exp\left(-\frac{1}{2}\mathbf{t}^\top \mathbf{t}\right).\end{aligned}$$

Exemple 2.7. En utilisant le résultat de l'exercice 2.6, on peut obtenir l'expression de la fonction caractéristique de $\mathbf{X} \sim \mathcal{N}_d(\mu, \Sigma)$. D'abord, on utilise la caractérisation $\mathbf{X} = \Sigma^{1/2}Z + \mu$, où $\mathbf{Z} \sim \mathcal{N}_d(\mathbf{0}_d, I_d)$. De là, par des calculs similaires au cas univarié,

$$\begin{aligned}\psi_{\mathbf{X}}(\mathbf{t}) &= E\{\exp(i\mathbf{t}^\top \mathbf{X})\} \\ &= E\{\exp(i\mathbf{t}^\top \Sigma^{1/2}\mathbf{Z} + i\mathbf{t}^\top \mu)\} \\ &= \exp(i\mathbf{t}^\top \mu) \times E\{\exp(i\mathbf{t}^\top \Sigma^{1/2}\mathbf{Z})\} \\ &= \exp(i\mathbf{t}^\top \mu) \times \psi_{\mathbf{Z}}(\Sigma^{1/2}\mathbf{t}) \\ &= \exp(i\mathbf{t}^\top \mu) \times \exp\left(-\frac{1}{2}\mathbf{t}^\top \Sigma \mathbf{t}\right) \\ &= \exp\left(i\mathbf{t}^\top \mu - \frac{1}{2}\mathbf{t}^\top \Sigma \mathbf{t}\right).\end{aligned}$$

2.4 Preuve du Théorème central limite

Le Théorème central limite est un résultat important concernant la moyenne empirique de variables aléatoires indépendantes. Il sera d'abord énoncé, et sa preuve sera obtenue à l'aide de la fonction caractéristique.

Théorème 2.1. *Soit la suite de variables aléatoires indépendantes et identiquement distribuées $\{X_n\}_{n=1}^{\infty}$, où X_i est de moyenne μ et de variance σ^2 . Alors $\sqrt{n}(\bar{X}_n - \mu) \rightsquigarrow \mathcal{N}(0, \sigma^2)$, où \rightsquigarrow signifie la convergence en loi.*

Démonstration. Soit $Y_n = \sqrt{n}(\bar{X}_n - \mu)$ et $Y \sim \mathcal{N}(0, \sigma^2)$. On aura $Y_n \rightsquigarrow Y$ si et seulement si la fonction caractéristique de Y_n converge vers celle de Y , c'est-à-dire si pour tout $t \in \mathbb{R}$, $\psi_{Y_n}(t) \rightarrow \psi_Y(t)$. On note d'abord que

$$Y_n = \frac{1}{\sqrt{n}} \sum_{i=1}^n Y_i,$$

où $Y_i = X_i - \mu$ sont telles que $E(Y_i) = 0$ et $\text{var}(Y_i) = \sigma^2$. La fonction caractéristique de Y_n s'écrit donc

$$\begin{aligned} \Psi_{Y_n}(t) &= E \left\{ \exp \left(it \frac{1}{\sqrt{n}} \sum_{i=1}^n Y_i \right) \right\} \\ &= \prod_{i=1}^n E \left\{ \exp \left(i \frac{t}{\sqrt{n}} Y_i \right) \right\} \\ &= \prod_{i=1}^n \psi_{Y_i} \left(\frac{t}{\sqrt{n}} \right) \\ &= \left\{ \psi_{Y_i} \left(\frac{t}{\sqrt{n}} \right) \right\}^n. \end{aligned}$$

Par un développement de Taylor d'ordre deux autour de $t = 0$, on a

$$\begin{aligned}\psi_{Y_i} \left(\frac{t}{\sqrt{n}} \right) &\approx \psi_{Y_i}(0) + \psi'_{Y_i}(0) \left(\frac{t}{\sqrt{n}} \right) + \frac{1}{2} \psi''_{Y_i}(0) \left(\frac{t}{\sqrt{n}} \right)^2 \\ &= 1 - \frac{\sigma^2 t^2}{2n},\end{aligned}$$

où on a utilisé le fait que $\psi'_{Y_i}(0) = E(Y_i) = 0$ et $\psi''_{Y_i}(0) = -E(Y_i^2) = \sigma^2$. Par conséquent,

$$\lim_{n \rightarrow \infty} \Psi_{Y_n}(t) \approx \lim_{n \rightarrow \infty} \left(1 - \frac{\sigma^2 t^2}{2n} \right)^n = e^{-\sigma^2 t^2/2}.$$

Cette dernière fonction caractéristique est celle de $Y \sim \mathcal{N}(0, \sigma^2)$, ce qui complète la preuve. \square

CHAPITRE 3

MÉTHODES D'INFÉRENCE BASÉES SUR LA FONCTION CARACTÉRISTIQUE

3.1 Fonction caractéristique empirique

Soient X_1, \dots, X_n , des observations indépendantes de loi F_X . Une estimation de la fonction caractéristique consiste à remplacer F_X par son estimation via la fonction de répartition empirique dans l'équation (2.1). Spécifiquement, si

$$F_n(x) = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n \mathbf{1}(X_j \leq x),$$

alors la fonction caractéristique empirique est définie par

$$\psi_n(t) = \int_{\mathbb{R}} \exp(itx) dF_n(x). \quad (3.1)$$

En notant que dF_n accorde un poids de $1/n$ à chaque observation de l'échantillon X_1, \dots, X_n , on obtient la formule explicite

$$\psi_n(t) = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n \exp(itX_j).$$

Feuerverger & Mureika (1977) utilisent le fait que ψ_n est une moyenne pour obtenir, de la loi forte des grands nombres, que $\psi_n(t) \rightarrow \psi(t)$ presque sûrement. Ces auteurs montrent en outre que pour tout $T < \infty$ fixé,

$$P \left\{ \lim_{n \rightarrow \infty} \sup_{|t| \leq T} |\psi_n(t) - \psi_X(t)| \right\} = 1.$$

Soit maintenant le processus à valeurs complexes défini par

$$\Psi_n(t) = \sqrt{n} \{ \psi_n(t) - \psi(t) \}.$$

Soit aussi un processus gaussien complexe Ψ défini sur \mathbb{R} dont la moyenne est 0 et qui satisfait $\Psi(t) = \Psi(-t)$ pour tout $t \in \mathbb{R}$. On suppose aussi que Ψ possède la même structure de covariance que Ψ_n .

Feuerverger & Mureika (1977) ont obtenu que sur n'importe quel intervalle fini $I \subseteq \mathbb{R}$, on a $\Psi_n \rightsquigarrow \Psi$, où \rightsquigarrow dénote la convergence faible, ou convergence en loi. Il est donc clair que la fonction caractéristique empirique constitue une bonne estimation de la fonction caractéristique sous-jacente à une loi.

Dans la suite, on présente quelques applications statistiques basées sur la fonction caractéristique empirique. Ces méthodologies concernent la sélection de modèles via les tests d'adéquations, ainsi que les tests de comparaison de lois de probabilité.

3.2 Tests d'adéquation

Soit X , une variable aléatoire de loi F_X , ainsi que des copies indépendantes X_1, \dots, X_n . Dans un but de modélisation, on cherche souvent à vérifier si la

loi de X appartient à une certaine famille de lois de probabilités. Autrement dit, pour une famille de lois $\mathcal{F} = \{F_\theta; \theta \in \Theta\}$, on veut confronter les hypothèses nulle et alternative

$$\mathcal{H}_0 : F_X \in \mathcal{F} \quad \text{et} \quad \mathcal{H}_1 : F_X \notin \mathcal{F}. \quad (3.2)$$

Ainsi, dire que $F_X \in \mathcal{F}$ est équivalent à ce que $F_X = F_{\theta_0}$ pour un certain $\theta_0 \in \Theta$. Lorsque l'espace des paramètres ne contient qu'un seul élément, on dit que les hypothèses (3.2) sont *fixes*.

Comme cas particulier, on retrouve l'hypothèse de normalité lorsque \mathcal{F} est la famille des lois de probabilité normales, caractérisées par les densités de la forme

$$f_X(x; \mu, \sigma) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp \left\{ -\frac{1}{2} \left(\frac{x - \mu}{\sigma} \right)^2 \right\},$$

où $\mu \in \mathbb{R}$ et $\sigma > 0$. Le test développé par Epps & Pulley (1983) est conçu justement pour les hypothèses de normalité; il est décrit à la sous-section suivante. Des méthodologies qui s'appliquent à des familles de lois générales sont détaillées dans les autres sous-sections. L'idée maîtresse de ces méthodes statistiques consiste à comparer la fonction caractéristique empirique, basée sur X_1, \dots, X_n , à la fonction caractéristique de la loi attendue sous \mathcal{H}_0 .

3.2.1 Méthodologie de Epps & Pulley (1983)

Ces auteurs se sont intéressés à l'hypothèse de normalité, c'est-à-dire au cas où $\mathcal{F} = \{f_X(x; \mu, \sigma); \mu \in \mathbb{R}, \sigma > 0\}$ est la famille Normale de paramètres μ

et σ^2 inconnus. De l'exemple 2.1, la fonction caractéristique sous \mathcal{H}_0 est

$$\Psi_{\mu,\sigma}(t) = \exp\left(it\mu - \frac{\sigma^2 t^2}{2}\right).$$

De là, Epps & Pulley (1983) ont proposé des statistiques de test de la forme

$$T_{n,\mathcal{G}} = \int_{-\infty}^{\infty} |\psi_n(t) - \psi_{\bar{X}_n, S_n}(t)|^2 d\mathcal{G}(t), \quad (3.3)$$

où $d\mathcal{G}$ agit comme fonction de poids. À noter qu'ici, μ et σ^2 ont été estimés par la moyenne \bar{X}_n et la variance S_n^2 empiriques, ce qui fait que

$$\psi_{\bar{X}_n, S_n}(t) = \exp\left(it\bar{X}_n - \frac{S_n^2 t^2}{2}\right).$$

La fonction $d\mathcal{G}$ dans l'équation (3.3) doit respecter certaines conditions qui sont détaillées par Epps & Pulley (1983). Dans le cas particulier où

$$d\mathcal{G}(t) \propto \exp\left(-\frac{\alpha^2 S_n^2 t^2}{2}\right)$$

pour un certain $\alpha > 0$, ces auteurs montrent que

$$\begin{aligned} T_{n,\mathcal{G}} = T_{n,\alpha} &= \left(1 + \frac{2}{\alpha^2}\right)^{-1/2} + \frac{1}{n^2} \sum_{j=1}^n \sum_{k=1}^n \exp\left\{-\frac{(X_j - X_k)^2}{2\alpha^2 S_n^2}\right\} \\ &\quad - \frac{2}{n} \left(1 + \frac{1}{\alpha^2}\right)^{-1/2} \sum_{j=1}^n \exp\left\{-\frac{(X_j - \bar{X}_n)^2}{2S_n^2(1 + \alpha^2)}\right\}. \end{aligned}$$

Pour des raisons pratiques, les auteurs suggèrent d'utiliser plutôt la statistique modifiée $T_{n,\alpha}^* = -\ln(n T_{n,\alpha})$.

3.2.2 Méthodologie de Matsui & Takemura (2005)

Soit la densité de la loi de Cauchy donnée par

$$f_X(x; \alpha, \beta) = \frac{\beta}{\pi \{\beta^2 + (x - \alpha)^2\}}, \quad x \in \mathbb{R},$$

où α est un paramètre de localisation et β est un paramètre d'échelle. À noter que la variable aléatoire $Y = (X - \alpha)/\beta$ est distribuée selon la loi de Cauchy standard dont la densité est

$$f_Y(y) = \frac{1}{\pi(1+y^2)}, \quad y \in \mathbb{R}.$$

On a montré à l'Exercice 2.4 que la fonction caractéristique dans ce cas est $\psi_Y(t) = e^{-|t|}$. Matsui & Takemura (2005) se sont intéressés à tester l'hypothèse que des observations X_1, \dots, X_n proviennent de la loi de Cauchy. À l'instar de Epps & Pulley (1983), les statistiques de test qu'ils ont proposées sont de la forme

$$D_{n,\mathcal{G}} = n \int_{-\infty}^{\infty} |\psi'_n(t) - e^{-|t|}|^2 d\mathcal{G}(t).$$

Toutefois, la fonction de répartition empirique ψ'_n est obtenue à partir des *pseudo-observations* $Y_{1,n}, \dots, Y_{n,n}$, où pour $j \in \{1, \dots, n\}$,

$$Y_{j,n} = \frac{X_j - \hat{\alpha}}{\hat{\beta}}.$$

Ici, $\hat{\alpha}$ et $\hat{\beta}$ sont des estimateurs des paramètres. Dans le cas particulier où

$$d\mathcal{G}(t) = e^{-\kappa|t|}, \quad \kappa > 0,$$

Matsui & Takemura (2005) obtiennent

$$D_{n,\mathcal{G}} = D_{n,\kappa} = \frac{2}{n} \sum_{j=1}^n \sum_{k=1}^n \frac{\kappa}{\kappa^2 + (Y_{j,n} - Y_{k,n})^2} - 4 \sum_{j=1}^n \frac{1+\kappa}{(1+\kappa)^2 + Y_{j,n}^2} + \frac{2n}{2+\kappa}.$$

Ils montrent aussi qu'une représentation équivalente de cette statistique est

$$D_{n,\kappa} = \int_{-\infty}^{\infty} |Z_n(t)|^2 \hat{\beta} e^{-\hat{\beta}\kappa|t|} dt,$$

où

$$Z_n(t) = \frac{1}{\sqrt{n}} \sum_{j=1}^n \left[\cos(tX_j) + \sin(tX_j) - e^{-\hat{\beta}|t|} \{ \cos(t\hat{\alpha}) + \sin(t\alpha_n) \} \right].$$

Ils se servent de cette écriture pour déduire le comportement asymptotique de $D_{n,\kappa}$ sous l'hypothèse nulle.

3.2.3 Méthodologie de Towhidi & Salmanpour (2007)

Ces auteurs reprennent une approche employée par Fan (1997) basée sur les composantes principales de Wald. D'abord, soit un ensemble $\mathbf{t} = \{t_1, \dots, t_m\}$ de nombres réels. On définit ensuite les vecteurs

$$\psi_n(\mathbf{t}) = (\psi_n(t_1), \dots, \psi_n(t_m))$$

et

$$\psi_\theta(\mathbf{t}) = (\psi_\theta(t_1), \dots, \psi_\theta(t_m)),$$

où ψ_θ est la fonction caractéristique sous \mathcal{H}_0 . En posant

$$\mathbf{Z}_n(\mathbf{t}) = (\Re\{\psi_n(\mathbf{t})\}, \Im\{\psi_n(\mathbf{t})\})^\top \quad \text{et} \quad \mathbf{Z}_\theta(\mathbf{t}) = (\Re\{\psi_\theta(\mathbf{t})\}, \Im\{\psi_\theta(\mathbf{t})\})^\top,$$

où $\Re(z)$ et $\Im(z)$ dénotent respectivement la partie réelle et la partie imaginaire d'un nombre complexe z , la statistique de test est

$$T_n = \{\mathbf{Z}_n(\mathbf{t}) - \mathbf{Z}_\theta(\mathbf{t})\}^\top \Omega^{-1/2} W_\lambda(\mathbf{t}) \Omega^{-1/2} \{\mathbf{Z}_n(\mathbf{t}) - \mathbf{Z}_\theta(\mathbf{t})\},$$

où $W_\lambda(\mathbf{t})$ est une matrice diagonale contenant les poids et Ω est la matrice de variance-covariance de

$$Y(\mathbf{t}) = (\cos(t_1 X), \dots, \cos(t_m X), \sin(t_1 X), \dots, \sin(t_m X))^\top.$$

Towhidi & Salmanpour (2007) proposent toutefois une version modifiée de cette statistique de test en prenant seulement k valeurs propres sur les $2 \times m$ disponibles. Ils choisissent la valeur de k de telle sorte que le quotient

$$\sum_{j=1}^k \lambda_j \Bigg/ \sum_{j=1}^{2m} \lambda_j$$

soit près de 1. Leur statistique de test est alors

$$T_n^* = (\mathbf{Z}_n(\mathbf{t}) - \mathbf{Z}_\theta(\mathbf{t}))^\top B \Lambda^{-1} B^\top (\mathbf{Z}_n(\mathbf{t}) - \mathbf{Z}_\theta(\mathbf{t})),$$

où Λ est une matrice diagonale $k \times k$ dont les valeurs sont $\lambda_1, \dots, \lambda_k$ et B est une matrice $2m \times k$ dont les colonnes sont les vecteurs propres associés à $\lambda_1, \dots, \lambda_k$. Towhidi & Salmanpour (2007) montrent que T_n^* converge vers une loi khi-carré à k degrés de libertés.

3.2.4 Méthodologie de Jiménez-Gamero et al. (2009)

Ces auteurs considèrent les hypothèses (3.2) dans le cas général. Ils proposent d'utiliser la classe de statistiques de test de la forme

$$V_{n,G} = n \int |\psi_n(t) - \psi_{\hat{\theta}}(t)|^2 dG(t),$$

où $\hat{\theta}$ est un estimateur de θ et G est une fonction de répartition qui peut dépendre de θ . Le choix de la fonction de poids dG a une influence sur le calcul et la puissance de cette statistique. Jiménez-Gamero et al. (2009) ont montré qu'une représentation simple et explicite de $V_{n,G}$ est donnée par

$$V_{n,G} = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n \sum_{k=1}^n \delta_{\hat{\theta}}(X_j, X_k).$$

Ici, $\delta_\theta(x, y) = \nu(x - y) - \nu_\theta(x) - \nu_\theta(y) + \mathcal{V}_\theta$, où

$$\nu(t) = \int_{\mathbb{R}} \cos(xt) d\mathcal{G}(x)$$

est la partie réelle de la fonction caractéristique de \mathcal{G} , alors que

$$\nu_\theta(x) = \int \nu(x - y) dF_X(y; \theta)$$

et

$$\mathcal{V}_\theta = \int_{\mathbb{R}} \int_{\mathbb{R}} \nu(x - y) dF_X(x; \theta) dF_X(y; \theta).$$

Cette écriture fait ressortir le fait que $V_{n,\mathcal{G}}$ est une V-statistique de degré deux. Cette constatation permet à Jiménez-Gamero et al. (2009) d'obtenir son comportement asymptotique en loi sous \mathcal{H}_0 , caractérisée par une somme pondérée de variables khi-carrés indépendantes à un degré de liberté. Toutefois, comme les poids dans cette représentation asymptotique sont difficiles à obtenir, ces auteurs ont recours à la méthode du bootstrap pour calculer la valeur critique du test basé sur $V_{n,\mathcal{G}}$.

3.3 Test de Alba Fernández et al. (2008)

Soient deux vecteurs aléatoires \mathbf{X} et \mathbf{Y} dans \mathbb{R}^d . On souhaite confronter les hypothèses que les lois respectives $H_{\mathbf{X}}$ et $H_{\mathbf{Y}}$ de \mathbf{X} et \mathbf{Y} sont les mêmes, c'est-à-dire $\mathcal{H}_0 : H_{\mathbf{X}} = H_{\mathbf{Y}}$ et $\mathcal{H}_1 : H_{\mathbf{X}} \neq H_{\mathbf{Y}}$. Puisqu'une fonction caractéristique *caractérise* une loi de probabilité, une façon équivalente d'écrire ces hypothèses est $\mathcal{H}_0 : \psi_{\mathbf{X}} = \psi_{\mathbf{Y}}$ et $\mathcal{H}_1 : \psi_{\mathbf{X}} \neq \psi_{\mathbf{Y}}$, où $\psi_{\mathbf{X}}$ et $\psi_{\mathbf{Y}}$ sont les fonctions caractéristiques de \mathbf{X} et \mathbf{Y} , respectivement. Cette écriture suggère

de tester \mathcal{H}_0 face à \mathcal{H}_1 en utilisant les fonctions caractéristiques empiriques. Soient donc des échantillons indépendants $\mathbf{X}_1, \dots, \mathbf{X}_n$ et $\mathbf{Y}_1, \dots, \mathbf{Y}_m$, qui sont en fait des copies des variables aléatoires \mathbf{X} et \mathbf{Y} , respectivement. De là, on calcule les fonctions caractéristiques empiriques, notées ψ_n et ψ_m . La statistique de test proposée est basée sur la mesure de distance entre deux fonctions caractéristiques

$$\mathcal{D}(\psi_{\mathbf{X}}, \psi_{\mathbf{Y}}) = \int_{\mathbb{R}^d} |\psi_{\mathbf{X}}(\mathbf{t}) - \psi_{\mathbf{Y}}(\mathbf{t})|^2 d\mathcal{G}(\mathbf{t}).$$

La version empirique de \mathcal{D} est alors

$$\mathcal{D}_{n,m} = \mathcal{D}(\psi_n, \psi_m) = \int_{\mathbb{R}^d} |\psi_n(\mathbf{t}) - \psi_m(\mathbf{t})|^2 d\mathcal{G}(\mathbf{t}).$$

Alba Fernández et al. (2008) montrent que

$$\begin{aligned} \mathcal{D}_{n,m} &= \frac{1}{n^2} \sum_{j,k=1}^n \xi(\mathbf{X}_j - \mathbf{X}_k) + \frac{1}{m^2} \sum_{j,k=1}^m \xi(\mathbf{Y}_j - \mathbf{Y}_k) \\ &\quad - \frac{2}{nm} \sum_{j=1}^n \sum_{k=1}^m \xi(\mathbf{X}_j - \mathbf{Y}_k), \end{aligned}$$

où

$$\xi(\mathbf{t}) = \int_{\mathbb{R}^d} \cos(\mathbf{x}^\top \mathbf{t}) d\mathcal{G}(\mathbf{x})$$

est la partie réelle de la fonction caractéristique de \mathcal{G} . Comme $\mathcal{D}_{n,m}$ est une V -statistique d'ordre deux, il est possible de montrer que

$$\sqrt{\frac{nm}{n+m}} \mathcal{D}_{n,m}$$

converge en loi vers une somme pondérée de variables indépendantes de loi khi-carré à un degré de liberté. Puisque les poids qui se retrouvent dans cette représentation asymptotique sont difficiles à obtenir, les valeurs critiques s'obtiennent à l'aide du bootstrap ou d'une méthode de permutations.

CHAPITRE 4

COPULES & COPULES À VALEURS EXTRÊMES

4.1 Lois de probabilité multidimensionnelles

4.1.1 Densités & fonctions de répartition

Soit le vecteur de variables aléatoires $\mathbf{X} = (X_1, \dots, X_d)$, où la variable aléatoire X_j prend ses valeurs dans l'espace \mathcal{X}_j ; ainsi, \mathbf{X} prend ses valeurs dans l'espace produit $\mathcal{X}_1 \times \dots \times \mathcal{X}_d$. Si X_1, \dots, X_d sont toutes continues, alors le Théorème de Radon–Nicodym (voir Shao (2003)) assure qu'il existe une densité h définie sur $\mathcal{X}_1 \times \dots \times \mathcal{X}_d \subseteq \mathbb{R}^d$ telle que

$$P(X_1 \in A_1, \dots, X_d \in A_d) = \int_{A_1} \cdots \int_{A_d} h(\nu_1, \dots, \nu_d) d\nu_d \cdots d\nu_1.$$

La fonction h doit être telle que $h(x_1, \dots, x_d) \geq 0$ pour tout $(x_1, \dots, x_d) \in \mathcal{X}_1 \times \dots \times \mathcal{X}_d$ et

$$\int_{\mathcal{X}_1} \cdots \int_{\mathcal{X}_d} h(\nu_1, \dots, \nu_d) d\nu_d \cdots d\nu_1 = 1.$$

À partir de cette densité, on obtient la fonction de répartition de \mathbf{X} par

$$\begin{aligned} H(x_1, \dots, x_d) &= P(X_1 \leq x_1, \dots, X_d \leq x_d) \\ &= \int_{-\infty}^{x_1} \cdots \int_{-\infty}^{x_d} h(\nu_1, \dots, \nu_d) d\nu_d \cdots d\nu_1. \end{aligned} \quad (4.1)$$

Il est également possible de retrouver la densité de \mathbf{X} à partir de sa fonction de répartition; en effet, on a

$$h(x_1, \dots, x_d) = \frac{\partial^d}{\partial x_1 \cdots \partial x_d} H(x_1, \dots, x_d).$$

4.1.2 Lois marginales

À partir de la densité et de la fonction de répartition d'un vecteur de variables aléatoires, on peut en déduire le comportement marginal de chacune des variables. Ainsi, la fonction de répartition marginale de la variable aléatoire X_j s'obtient en faisant

$$F_j(x_j) = P(X_j \leq x_j) = \lim_{x_k \rightarrow \infty, k \neq j} H(x_1, \dots, x_d). \quad (4.2)$$

Par exemple, dans le cas $d = 3$, les lois marginales de $\mathbf{X} = (X_1, X_2, X_3)$ de loi H sont données par

$$\begin{aligned} F_1(x_1) &= \lim_{x_2 \rightarrow \infty} \lim_{x_3 \rightarrow \infty} H(x_1, x_2, x_3), \\ F_2(x_2) &= \lim_{x_1 \rightarrow \infty} \lim_{x_3 \rightarrow \infty} H(x_1, x_2, x_3), \\ F_3(x_3) &= \lim_{x_1 \rightarrow \infty} \lim_{x_2 \rightarrow \infty} H(x_1, x_2, x_3). \end{aligned}$$

4.1.3 Loi normale multidimensionnelle

Afin de décrire la loi normale multidimensionnelle, soit d'abord une matrice Σ définie positive de dimension $d \times d$; dans ce cas, il existe une matrice symétrique $\Sigma^{1/2}$ de dimension $d \times d$ telle que $\Sigma = \Sigma^{1/2}\Sigma^{1/2}$. Soit aussi un vecteur $\mu = (\mu_1, \dots, \mu_d)$ et des variables aléatoires indépendantes Z_1, \dots, Z_d telles que $Z_j \sim \mathcal{N}(0, 1)$. On dit que le vecteur $\mathbf{X} = (X_1, \dots, X_d)$ défini par

$$\mathbf{X} = \Sigma^{1/2} \mathbf{Z} + \mu, \quad (4.3)$$

où $\mathbf{Z} = (Z_1, \dots, Z_d)$, est distribué selon une loi normale à d dimensions de matrice de variance-covariance Σ et de moyenne μ . On écrit alors

$$\mathbf{X} \sim \mathcal{N}_d(\mu, \Sigma).$$

À noter que $\Sigma_{jj} = \text{var}(X_j)$ et que $\Sigma_{jk} = \text{cov}(X_j, X_k)$. À partir de la caractérisation (4.3), on peut montrer que la densité de la loi normale d -dimensionnelle est

$$\phi_{\mu, \Sigma}(\mathbf{x}) = \frac{1}{(2\pi)^{d/2}} |\Sigma|^{-1/2} \exp \left\{ -\frac{1}{2} (\mathbf{x} - \mu)^\top \Sigma^{-1} (\mathbf{x} - \mu) \right\},$$

où $\mathbf{x} = (x_1, \dots, x_d)$.

4.1.4 Lois de Farlie–Gumbel–Morgenstern

Soient F_1 et F_2 , des fonctions de répartition univariés. Dans Farlie (1960) et Farlie (1961), on y décrit une famille de lois bivariées de la forme

$$H(x_1, x_2) = F_1(x_1) F_2(x_2) \{1 + \theta A(F_1(x_1)) B(F_2(x_2))\}, \quad \theta \in [-1, 1],$$

où $(x_1, x_2) \in \mathbb{R}^2$ et $A : [0, 1] \rightarrow [0, 1]$, $B : [0, 1] \rightarrow [0, 1]$ sont des fonctions telles que H satisfait les conditions pour être une fonction de répartition bivariée. Comme cas particulier lorsque $A(u) = B(u) = 1 - u$, on a la distribution de Farlie–Gumbel–Morgenstern standard, à savoir

$$H(x_1, x_2) = F_1(x_1)F_2(x_2) + \theta F_1(x_1)F_2(x_2) \{1 - F_1(x_1)\} \{1 - F_2(x_2)\}.$$

Farlie (1960, 1961) s'est servi de ces lois pour étudier l'efficacité relative asymptotique de tests d'indépendance basés sur des coefficients de corrélation. En effet, on retrouve l'indépendance lorsque $\theta = 0$.

4.2 Théorie des copules

Pour étudier un phénomène impliquant deux ou plusieurs variables aléatoires, un élément important à prendre en compte est la dépendance qui peut exister entre les variables. À titre d'exemples, on peut mentionner les crues annuelles en plusieurs endroits sur un même cours d'eau ou le comportement de plusieurs titres boursiers. Classiquement, les méthodes employées pour modéliser plusieurs variables aléatoires sont basées sur la Loi Normale d -dimensionnelle ou quelques-unes de ses généralisations, par exemple la famille des distributions elliptiques. Ces méthodes ont le désavantage d'imposer une structure à la fois aux marges et à la forme de la dépendance.

Depuis quelques années, la théorie des copules s'est imposée comme étant un outil puissant pour étudier la dépendance. Cette méthode est très flexible car elle permet de choisir la forme de la dépendance indépendamment des lois

marginales. Cette approche est donc souvent plus adéquate que les approches classiques. Dans cette section, les principaux résultats concernant les copules et plusieurs de leurs propriétés sont énoncés.

4.2.1 Théorème de Sklar

Le Théorème de Sklar (1959) est un résultat fondamental dans l'étude des copules. En fait, c'est le point de départ de l'analyse de la dépendance sous l'angle des copules. Il permet d'isoler la dépendance qui existe entre deux ou plusieurs variables aléatoires. La version présentée ici concerne le cas bivarié; la sous-section 4.2.2 considère la version générale à $d \geq 2$ variables.

Théorème 4.2. *Soit H , une fonction de répartition bivariée de marges continues F_1 et F_2 . Alors il existe une unique fonction $C : [0, 1]^2 \rightarrow [0, 1]$ telle que pour tout $(x_1, x_2) \in [0, 1]^2$, on a la représentation*

$$H(x_1, x_2) = C\{F_1(x_1), F_2(x_2)\}.$$

La fonction C s'appelle la copule de H .

Pour qu'une fonction quelconque $C : [0, 1]^2 \rightarrow [0, 1]$ soit une copule, elle doit satisfaire les contraintes suivantes :

- (i) pour tout $u \in [0, 1]$, $C(u, 0) = C(0, u) = 0$;
 - (ii) pour tout $u \in [0, 1]$, $C(u, 1) = C(1, u) = u$;
 - (iii) pour tout $0 \leq u_1^{(1)} \leq u_1^{(2)} \leq 1$ et $0 \leq u_2^{(1)} \leq u_2^{(2)} \leq 1$,
- $$C\left(u_1^{(2)}, u_2^{(2)}\right) - C\left(u_1^{(1)}, u_2^{(2)}\right) - C\left(u_1^{(2)}, u_2^{(1)}\right) + C\left(u_1^{(1)}, u_2^{(1)}\right) \geq 0.$$

Le Théorème de Sklar permet de constater qu'une loi conjointe est composée de trois éléments, à savoir

- (1) le comportement marginal de la première variable aléatoire;
- (2) le comportement marginal de la deuxième variable aléatoire;
- (3) la dépendance entre les deux variables aléatoires.

Il est donc possible de modéliser la dépendance en choisissant un modèle de copule, sans se soucier de la forme des lois marginales; il s'agit d'un élément d'une importance capitale.

Exemple 4.1. *La fonction*

$$C(u_1, u_2) = \frac{u_1 u_2}{u_1 + u_2 - 1}$$

est une copule. On pourrait construire un modèle dont la dépendance est caractérisée par C , et dont les marges sont exponentielles de moyennes λ_1 et λ_2 . Dans ce cas, $F_1(x) = 1 - e^{-x/\lambda_1}$ et $F_2(x) = 1 - e^{-x/\lambda_2}$, ce qui fait que

$$\begin{aligned} H(x_1, x_2) &= C\{F_1(x_1), F_2(x_2)\} \\ &= \frac{(1 - e^{-x_1/\lambda_1})(1 - e^{-x_2/\lambda_2})}{1 - e^{-x_1/\lambda_1} - e^{-x_2/\lambda_2}}. \end{aligned}$$

Soit (X_1, X_2) , un couple de loi H , de copule C , et de marges continues F_1 et F_2 . On peut montrer que C correspond à la loi conjointe de $U_1 = F_1(X_1)$ et $U_2 = F_2(X_2)$. Ainsi, comme $F_1(X_1)$ et $F_2(X_2)$ sont des variables uniformes sur $[0, 1]$, on conclut que C est une fonction de répartition de

marges uniformes. En effet,

$$\begin{aligned}
 P(U_1 \leq u_1, U_2 \leq u_2) &= P\{F_1(X_1) \leq u_1, F_2(X_2) \leq u_2\} \\
 &= P\{X_1 \leq F_1^{-1}(u_1), X_2 \leq F_2^{-1}(u_2)\} \\
 &= H\{F_1^{-1}(u_1), F_2^{-1}(u_2)\} \\
 &= C\{F_1 \circ F_1^{-1}(u_1), F_2 \circ F_2^{-1}(u_2)\} \\
 &= C(u_1, u_2).
 \end{aligned}$$

De plus, les copules sont invariantes sous des transformations monotones croissantes. Autrement dit, la copule de (X_1, X_2) est la même que celle de

$$\left(\tilde{X}_1, \tilde{X}_2\right) = (a(X_1), b(X_2)),$$

où a et b sont des fonctions monotones croissantes. En d'autres termes, lorsque la dépendance entre deux variables aléatoires est caractérisée par une certaine copule, celle-ci demeure la même peu importe l'échelle avec laquelle les variables sont mesurées.

4.2.2 Théorème de Sklar multidimensionnel

Soit le vecteur aléatoire à d dimensions (X_1, \dots, X_d) de fonction de répartition H définie à l'équation (4.1). Les lois marginales de ces variables aléatoires, définies à l'équation (4.2), sont définies par F_j . Le Théorème de Sklar multidimensionnel stipule que

$$H(x_1, \dots, x_d) = C\{F_1(x_1), \dots, F_d(x_d)\},$$

où $C : [0, 1]^d \rightarrow [0, 1]$ s'appelle la copule de H . Dans cette représentation, la fonction C satisfait

- $C(u_1, \dots, u_d) = 0$ si au moins une des composantes est 0;
- La mesure induite par C de tout rectangle de $[0, 1]^d$ doit être non-négative.

À l'instar du cas à deux dimensions, la copule associée à une loi H à d dimensions s'obtient par

$$C(u_1, \dots, u_d) = H\{F_1^{-1}(u_1), \dots, F_d^{-1}(u_d)\}.$$

4.2.3 Présentation de quelques copules

La copule Normale est le modèle de dépendance associé à la loi Normale multidimensionnelle classique. On a donc

$$C_{\Sigma}(\mathbf{u}) = \int_{-\infty}^{\Phi^{-1}(u_1)} \cdots \int_{-\infty}^{\Phi^{-1}(u_d)} \phi_{\Sigma}(\mathbf{s}) \, d\mathbf{s}_d \cdots d\mathbf{s}_1, \quad (4.4)$$

où Φ est la fonction de répartition de la loi $\mathcal{N}(0, 1)$ et ϕ_{Σ} est la densité normale standard à d dimensions de matrice de corrélation Σ . Ici, $\mathbf{s} = (s_1, \dots, s_d)$ et $\mathbf{u} = (u_1, \dots, u_d)$. La copule de Student d -dimensionnelle se définit de façon similaire à la copule Normale. Soient donc h_{ν} et F_{ν} , respectivement la densité d -variée et la fonction de répartition univariée de la loi de Student à ν degrés de liberté. La copule de Student associée est

$$C_{\nu}(\mathbf{u}) = \int_{-\infty}^{F_{\nu}^{-1}(u_1)} \cdots \int_{-\infty}^{F_{\nu}^{-1}(u_d)} h_{\nu}(\mathbf{s}) \, d\mathbf{s}.$$

Une classe générale de copules qui contient comme cas particuliers plusieurs modèles connus, est la famille des copules Archimédiennes d -dimensionnelles.

Les modèles dans cette classe sont de la forme

$$C_\phi(u_1, \dots, u_d) = \phi^{-1} \left\{ \sum_{j=1}^d \phi(u_j) \right\},$$

où $\phi : [0, 1] \rightarrow [0, \infty)$ est un générateur tel que $\phi(1) = 0$ et ϕ^{-1} est complètement monotone, c'est-à-dire que pour tout $k \in \mathbb{N} \cup \{0\}$,

$$(-1)^k \frac{d^k}{dt^k} \phi^{-1}(t) \geq 0.$$

Par exemple, le générateur de la copule de Clayton est de la forme

$$\phi_\theta(t) = \frac{t^{-\theta} - 1}{\theta}, \quad \theta \in [-1, \infty) \setminus \{0\}. \quad (4.5)$$

Pour la copule de Gumbel–Hougaard, le générateur est

$$\phi_\theta(t) = (-\ln t)^\theta, \quad \theta \geq 1. \quad (4.6)$$

Enfin, le générateur de la copule de Frank s'écrit

$$\phi_\theta(t) = \ln \left(\frac{1 - e^{-\theta}}{1 - e^{-\theta t}} \right), \quad \theta \in \mathbb{R} \setminus \{0\}. \quad (4.7)$$

À la Section 4.4, on décrira une classe de copules très importante dans ce mémoire de maîtrise, à savoir la famille des copules à valeurs extrêmes.

4.3 Transformation intégrale de probabilité

4.3.1 Définition et propriétés

La transformation intégrale de probabilité d'une loi de probabilité bivariée H est définie par

$$K(t) = \mathbf{P} \{ H(X_1, X_2) \leq t \},$$

où $(X_1, X_2) \sim H$. Si C est la copule de H et que $(U_1, U_2) \sim C$, alors

$$K(t) = K_C(t) = \mathbb{P} \{C(U_1, U_2) \leq t\}.$$

La transformation intégrale de probabilité d'une loi dépend donc uniquement de sa copule, et non de ses marges. Une formule pratique pour le calcul de K a été proposée par Genest et al. (1998).

Proposition 4.1. *Si $C_{01}(u_1, u_2) = \partial C(u_1, u_2)/\partial u_2$ existe, alors*

$$K_C(t) = t + \int_t^1 C_{01} \{C_{u_2}^{-1}(t), t\} du_2, \quad (4.8)$$

où $C_{u_2}(u_1) = C(u_1, u_2)$, c'est-à-dire qu'on fixe le deuxième argument à u_2 .

Démonstration. Par la définition de la transformation intégrale de probabilité, on a $K_C(t) = \mathbb{P} \{C(U_1, U_2) \leq t\} = \mathbb{P} \{C_{U_2}(U_1) \leq t\}$. En conditionnant par rapport à U_2 , on obtient

$$\begin{aligned} K_C(t) &= \int_0^1 \mathbb{P} \{C_{u_2}(U_1) \leq t | U_2 = u_2\} du_2 \\ &= t + \int_t^1 \mathbb{P} \{U_1 \leq C_{u_2}^{-1}(t) | U_2 = u_2\} du_2. \end{aligned}$$

La dernière égalité découle du fait que $\mathbb{P} \{C_{u_2}(U_1) \leq t | U_2 = u_2\} = 1$ lorsque $u_2 \leq t$. De plus, comme la loi conditionnelle de $U_1 | U_2$ est C_{01} , on a

$$K_C(t) = t + \int_t^1 C_{01} \{C_{u_2}^{-1}(t), u_2\} du_2,$$

ce qui complète la preuve. □

Voici quelques cas particuliers de calcul de la transformation intégrale de probabilité.

Exemple 4.2. Pour la copule d'indépendance $\Pi(u_1, u_2) = u_1 u_2$, on a $C_{u_2}^{-1}(t) = t/u_2$ et $C_{01}(u_1, u_2) = u_1$. Ainsi, une application de la formule (4.8) donne $K_\Pi(t) = t - t \ln t$.

Exemple 4.3. Pour une copule Archimédienne de générateur ϕ , on peut montrer que

$$K_{C_\phi}(t) = t - \frac{\phi(t)}{\phi'(t)}.$$

En particulier, on obtient pour la copule de Clayton que

$$K_{C_\phi}(t) = \frac{(\theta + 1)t - t^{\theta+1}}{\theta}.$$

4.3.2 Version empirique

Les applications subséquentes seront basées sur l'estimation de la fonction K décrite à la sous-section 4.3.1. Cette version empirique de la transformation intégrale de probabilité fait appel au concept de *pseudo-observation*. Pour décrire l'idée dans le cas bivarié, soit un échantillon $(X_{11}, X_{21}), \dots, (X_{1n}, X_{2n})$. Une pseudo-observation tirée de la paire (X_{11}, X_{21}) consiste à lui appliquer une transformation qui dépend de toutes les autres observations; en faisant de même pour toutes les paires, on définit ainsi un nouvel échantillon.

Dans le cas qui nous concerne, soient les pseudo-observations définies, pour tout $j \in \{1, \dots, n\}$, par

$$e_{j,n} = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n \mathbf{1}(X_{1k} \leq X_{1j}, X_{2k} \leq X_{2j}).$$

Une version empirique de la transformation intégrale de probabilité est alors

$$K_n(t) = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n \mathbf{1}(e_{j,n} \leq t). \quad (4.9)$$

Lorsque $n \rightarrow \infty$, on peut montrer que $K_n(t)$ converge uniformément, pour tous les $t \in [0, 1]$, vers $K(t)$. Le comportement asymptotique du *processus de Kendall*

$$\mathcal{K}_n(t) = \sqrt{n} \{ K_n(t) - K(t) \}.$$

a été étudié en détails par Barbe et al. (1996). Ces auteurs montrent que \mathcal{K}_n converge en loi, sous certaines hypothèses, vers un processus Gaussien de moyenne zéro et dont la fonction de covariance est de la forme

$$\Gamma(s, t) = K(s \wedge t) - K(s)K(t) + k(s)k(t)R(s, t) - k(t)Q(s, t) - k(s)Q(t, s),$$

où $k(s) = dK(s)/ds$. Les expressions compliquées pour $R(s, t)$ et $Q(s, t)$ se retrouvent dans l'article de Barbe et al. (1996).

4.4 Copules à valeurs extrêmes

Soit $(X_{11}, X_{12}) \dots (X_{n1}, X_{n2})$ un échantillon tiré de \mathbb{R}^2 . La théorie des valeurs extrêmes bivariées s'intéresse à la loi limite conjointe des variables aléatoires

$$E_{n,1} = \max(X_{11}, \dots, X_{n1}) \quad \text{et} \quad E_{n,2} = \max(X_{12}, \dots, X_{n2}).$$

Les distributions limites, lorsque $n \rightarrow \infty$, de

$$(M_{n,1}, M_{n,2}) = \left(\frac{E_{n,1} - a_n}{b_n}, \frac{E_{n,2} - c_n}{d_n} \right)$$

où a_n, b_n, c_n, d_n sont des suites telles que la loi limite n'est pas dégénérée, sont appelées les lois extrêmes bivariées. Pickands (1981) a démontré que la loi de survie asymptotique de $(M_{n,1}, M_{n,2})$ peut s'écrire sous la forme

$$\bar{H}(x_1, x_2) = \exp \left\{ -(x_1 + x_2) A \left(\frac{x_2}{x_1 + x_2} \right) \right\}, \quad (4.10)$$

où $A : [0, 1] \rightarrow [0, 1/2]$ est une fonction convexe qui satisfait $A(0) = A(1) = 0$ et $\max(t, 1-t) \leq A(t) \leq 1$. De cette représentation de Pickands (1981), on déduit que la forme des copules à valeurs extrêmes est

$$C_A(u_1, u_2) = \exp \left\{ \ln(u_1 u_2) A \left(\frac{\ln u_1}{\ln u_1 u_2} \right) \right\}. \quad (4.11)$$

Ces copules sont *max-stables*, c'est-à-dire que pour tout $r > 0$, on a

$$C(u_1, u_2) = \left\{ C(u_1^{1/r}, u_2^{1/r}) \right\}^r. \quad (4.12)$$

L'implication inverse est également vraie, c'est-à-dire qu'une copule est extrême si et seulement si elle est max-stable.

Une autre propriété intéressante des copules de la forme (4.11) concerne la transformation intégrale de probabilité décrite en (4.8). En fait, peu importe la forme de la fonction A , la transformation intégrale de probabilité K_A de toutes les copules à valeurs extrêmes est de la forme

$$K_A(t) = t - (1 - \tau_A) t \ln t, \quad (4.13)$$

où

$$\tau_A = \int_0^1 \frac{w(1-w)}{A(w)} dA'(w)$$

est le tau de Kendall pour la copule extrême de fonction de dépendance A . Ce résultat est à la base des nouveaux tests d'extrêmes développés dans ce mémoire. Dans la suite, quelques exemples de copules extrêmes sont donnés.

Exemple 4.4. Le modèle d'extrêmes bivariées le plus simple apparaît lorsque $A(t) = 1$ pour tout $t \in [0, 1]$. On a alors

$$C_A(u_1, u_2) = \exp \{ \ln(u_1 u_2) \times 1 \} = u_1 u_2,$$

c'est-à-dire la copule d'indépendance.

Exemple 4.5. Si $A(t) = \max(t, 1-t)$, alors

$$\begin{aligned} C_A(u_1, u_2) &= \exp \left[\ln(u_1 u_2) \max \left\{ \left(\frac{\ln u_1}{\ln u_1 u_2} \right), 1 - \left(\frac{\ln u_1}{\ln u_1 u_2} \right) \right\} \right] \\ &= \exp \{ \min(\ln u_1, \ln u_1 u_2 - \ln u_1) \} \\ &= \exp \{ \min(\ln u_1, \ln u_2) \} \\ &= \min \{ \exp(\ln u_1), \exp(\ln u_2) \} \\ &= \min(u_1, u_2). \end{aligned}$$

Cette copule est la borne supérieure de Fréchet-Hoeffding associée à la dépendance positive parfaite.

Exemple 4.6. Si $A(t) = \{t^\theta + (1-t)^\theta\}^{1/\theta}$, $\theta \in [0, 1]$, alors

$$\begin{aligned} C_A(u_1, u_2) &= \exp \left[\ln u_1 u_2 \left\{ \left(\frac{\ln u_1}{\ln u_1 u_2} \right)^\theta + \left(\frac{\ln u_2}{\ln u_1 u_2} \right)^\theta \right\}^{1/\theta} \right] \\ &= \exp \left[\ln u_1 u_2 \left\{ \left(\frac{1}{-\ln u_1 u_2} \right)^\theta \left((-\ln u_1)^\theta + (-\ln u_2)^\theta \right) \right\}^{1/\theta} \right] \\ &= \exp \left[\ln u_1 u_2 \left(\frac{1}{-\ln u_1 u_2} \right) \left\{ (-\ln u_1)^\theta + (-\ln u_2)^\theta \right\}^{1/\theta} \right] \\ &= \exp \left[- \left\{ (-\ln u_1)^\theta + (-\ln u_2)^\theta \right\}^{1/\theta} \right]. \end{aligned}$$

Il s'agit de la copule de Gumbel-Hougaard.

Exemple 4.7. Si $A(t) = 1 - \{t^{-\theta} + (1-t)^{-\theta}\}^{-1/\theta}$, $\theta \in [0, 1]$, alors

$$\begin{aligned} C_A(u_1, u_2) &= \exp \left[\ln u_1 u_2 \left\{ 1 - \left(\left(\frac{\ln u_1}{\ln u_1 u_2} \right)^{-\theta} + \left(\frac{\ln u_2}{\ln u_1 u_2} \right)^{-\theta} \right)^{-1/\theta} \right\} \right] \\ &= \exp \left[\ln u_1 u_2 \left\{ 1 - \frac{1}{\ln u_1 u_2} \left((\ln u_1)^{-\theta} + (\ln u_2)^{-\theta} \right)^{-1/\theta} \right\} \right] \\ &= \exp \left[\ln u_1 u_2 - \left\{ (\ln u_1)^{-\theta} + (\ln u_2)^{-\theta} \right\}^{-1/\theta} \right] \\ &= u_1 u_2 \exp \left[- \left\{ (\ln u_1)^{-\theta} + (\ln u_2)^{-\theta} \right\}^{-1/\theta} \right]. \end{aligned}$$

Il s'agit de la copule de Galambos.

Exemple 4.8. La copule extrême de Hüsler-Reiss est caractérisée par

$$A(t) = (1-t) \Phi \left\{ \theta + \frac{1}{2\theta} \ln \left(\frac{1-t}{t} \right) \right\} + t \Phi \left\{ \theta + \frac{1}{2\theta} \ln \left(\frac{t}{1-t} \right) \right\}, \quad \theta \geq 0,$$

où Φ est la fonction de répartition de la loi $\mathcal{N}(0, 1)$. La copule de Tawn est obtenue avec $A(t) = 1 - \theta t + \theta t^2$, alors que la copule t -extreme apparaît avec

$$\begin{aligned} A(t) &= t F_{\theta_1+1} \left\{ \frac{\left(\frac{t}{1-t}\right)^{1/\theta_1} - \theta_2}{\sqrt{1-\theta_2^2}} \times \sqrt{\theta_1+1} \right\} \\ &\quad + (1-t) F_{\theta_1+1} \left\{ \frac{\left(\frac{1-t}{t}\right)^{1/\theta_1} - \theta_2}{\sqrt{1-\theta_2^2}} \times \sqrt{\theta_1+1} \right\}, \end{aligned}$$

où $\theta_1, \theta_2 \geq 0$ et F_θ est la fonction de répartition de la loi de Student à θ degrés de liberté.

Les modèles à valeurs extrêmes multidimensionnels sont caractérisés de la même façon que dans le cas bivarié. Ainsi, une copule à valeurs extrêmes multidimensionnelle C possède la propriété de *max-stabilité*. Une extension

multidimensionnelle de l'équation (4.12) dans le cas $d = 2$ implique ainsi que pour tout $r > 0$,

$$C(u_1, \dots, u_d) = \left\{ C(u_1^{1/r}, \dots, u_d^{1/r}) \right\}^r. \quad (4.14)$$

Une copule qui satisfait (4.14) est appelée une copule à valeurs extrêmes à d dimensions. En fait, C est extrême d -dimensionnelle si et seulement si elle satisfait (4.14). Pour de telles copules, on a la représentation

$$C(u_1, \dots, u_d) = \exp \{-\ell(-\ln u_1, \dots, -\ln u_d)\}, \quad (4.15)$$

où la fonction $\ell : [0, \infty)^d \rightarrow [0, \infty)$ est convexe, homogène d'ordre un, c'est-à-dire que $\ell(rx_1, \dots, rx_d) = r\ell(x_1, \dots, x_d)$, et telle que

$$\max(x_1, \dots, x_d) \leq \ell(x_1, \dots, x_d) \leq x_1 + \dots + x_d.$$

Il existe une correspondance entre la fonction ℓ et la fonction A présente dans la représentation des copules à valeurs extrêmes bivariées. On suppose d'abord une fonction $A : [0, 1]^d \rightarrow [0, 1]$ telle que

$$\ell(x_1, \dots, x_d) = (x_1 + \dots + x_d) A \left(\frac{x_1}{x_1 + \dots + x_d}, \dots, \frac{x_d}{x_1 + \dots + x_d} \right).$$

En faisant le changement de variables $t_d = x_1 + \dots + x_d$ et

$$t_k = \frac{x_k}{x_1 + \dots + x_d}, \quad k \in \{1, \dots, d-1\},$$

cette équation s'écrit

$$\ell \left\{ t_d t_1, \dots, t_d t_{d-1}, t_d \left(1 - \sum_{k=1}^{d-1} t_k \right) \right\} = t_d A \left(t_1, \dots, t_{d-1}, 1 - \sum_{k=1}^{d-1} t_k \right).$$

Comme ℓ est homogène d'ordre un, on a finalement

$$A \left(t_1, \dots, t_{d-1}, 1 - \sum_{k=1}^{d-1} t_k \right) = \ell \left(t_1, \dots, t_{d-1}, 1 - \sum_{k=1}^{d-1} t_k \right).$$

De là,

$$\begin{aligned}
& -\ell(-\ln u_1, \dots, -\ln u_d) \\
&= \ln \left(\prod_{j=1}^d u_j \right) A \left(\frac{\ln u_1}{\ln \left(\prod_{j=1}^d u_j \right)}, \dots, \frac{\ln u_d}{\ln \left(\prod_{j=1}^d u_j \right)} \right) \\
&= \left(\sum_{j=1}^d \ln u_j \right) A \left(\frac{\ln u_1}{\sum_{j=1}^d \ln u_j}, \dots, \frac{\ln u_d}{\sum_{j=1}^d \ln u_j} \right).
\end{aligned}$$

Une autre représentation des copules d -dimensionnelles s'obtient donc en remplaçant cette expression dans l'équation (4.15). On a alors

$$C_A(u_1, \dots, u_d) = \exp \left\{ \left(\sum_{j=1}^d \ln u_j \right) A \left(\frac{\ln u_1}{\sum_{j=1}^d \ln u_j}, \dots, \frac{\ln u_d}{\sum_{j=1}^d \ln u_j} \right) \right\}.$$

À noter que la fonction A doit satisfaire certaines conditions. Pour plus de détails, voir Gudendorf & Segers (2010). Dans la suite, quelques exemples de copules à valeurs extrêmes multidimensionnelles sont présentés. Il s'agit de versions multidimensionnelles des exemples 4.6 et 4.7.

Exemple 4.9. La copule extrême de Gumbel-Hougaard d -dimensionnelle est caractérisée par $\ell(x_1, \dots, x_d) = (x_1^\theta + \dots + x_d^\theta)^{1/\theta}$, où $\theta \geq 1$. La copule à valeurs extrêmes associée est donc

$$C(u_1, \dots, u_d) = \exp \left\{ - \left((-\ln u_1)^\theta + \dots + (-\ln u_d)^\theta \right)^{1/\theta} \right\}.$$

Exemple 4.10. Pour la copule de Galambos, on a

$$\ell(x_1 \dots x_d) = \sum_{j=1}^d x_j - \sum_{I \subseteq \{1, \dots, d\}, |I| \geq 2} (-1)^{|I|} \left(\sum_{j \in I} x_j^{-\theta} \right)^{-1/\theta}, \quad \text{où } \theta > 0.$$

Une formule simple pour la copule correspondante n'est pas disponible.

CHAPITRE 5

REVUE DE LITTÉRATURE SUR LES TESTS DE DÉPENDANCE EXTRÊME

5.1 Description générale de la problématique

Soit C , la copule (inconnue) d'une certaine population. Le but des tests de dépendance extrême est de vérifier si C appartient à la famille des copules à valeurs extrêmes dont la forme générale est donnée par l'équation (4.11). En d'autres termes, on veut confronter les hypothèses

$$\mathcal{H}_0 : C \in \mathcal{VE} \quad \text{et} \quad \mathcal{H}_1 : C \notin \mathcal{VE}, \quad (5.1)$$

où \mathcal{VE} est l'ensemble des copules à valeurs extrêmes bivariées. Les tests de dépendance extrême forment une catégorie de tests qui sont encore en développement; en effet, il existe relativement peu de méthodologies pour les hypothèses \mathcal{H}_0 et \mathcal{H}_1 ci-haut.

Dans ce chapitre, les méthodologies statistiques de Ben Ghorbal et al. (2009), Quessy (2012) et Kojadinovic & Yan (2010) sont détaillées. Avant, la méthode

du multiplicateur est expliquée dans le cas général; cette technique est au cœur des tests proposés par Quesy (2012) et Kojadinovic & Yan (2010), et sera une partie importante des tests qui seront développés dans ce mémoire. Cette méthode est intéressante car elle permet de calculer les valeurs critiques de nombreux tests dans le cas d'hypothèses composées.

5.2 Méthode du multiplicateur

Soient $\mathbf{X}_1, \dots, \mathbf{X}_n$ où $\mathbf{X}_j \in \mathbb{R}^d$. On définit le vecteur moyenne $\mu = E(\mathbf{X}_j) \in \mathbb{R}^d$ et la matrice de variance-covariance $\Sigma = \text{var}(\mathbf{X}_j) \in \mathbb{R}^{d \times d}$. Soient aussi

$$\bar{\mathbf{X}}_n = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n \mathbf{X}_j \quad \text{et} \quad \mathbf{Z}_n = \sqrt{n} (\bar{\mathbf{X}}_n - \mu).$$

On sait, par le Théorème central limite que $\mathbf{Z}_n \rightsquigarrow \mathbf{Z}$, où $\mathbf{Z} \sim \mathcal{N}_d(\mathbf{0}, \Sigma)$. Pour obtenir des copies indépendantes de \mathbf{Z} , on pose pour $h \in \{1, \dots, M\}$,

$$\mathbf{Z}_n^{(h)} = \frac{1}{\sqrt{n}} \sum_{j=1}^n \left(\frac{\xi_j^{(h)}}{\bar{\xi}^{(h)}} - 1 \right) \mathbf{X}_j,$$

où les vecteurs

$$(\xi_1^{(1)}, \dots, \xi_n^{(1)}), \dots, (\xi_1^{(M)}, \dots, \xi_n^{(M)})$$

sont indépendants et les *multiplicateurs* $\xi_j^{(h)}$, $j \in \{1, \dots, n\}$, $h \in \{1, \dots, M\}$, sont des variables aléatoires positives telles que

$$E(\xi_j^{(h)}) = \text{var}(\xi_j^{(h)}) = 1.$$

Ici, $\bar{\xi}^{(h)} = \sum_{j=1}^n \xi_j^{(h)}/n$ est la moyenne de $\xi_1^{(h)}, \dots, \xi_n^{(h)}$. Le Théorème central limite du multiplicateur stipule que

$$(\mathbf{Z}_n, \mathbf{Z}_n^{(1)}, \dots, \mathbf{Z}_n^{(M)}) \rightsquigarrow (\mathbf{Z}, \mathbf{Z}^{(1)}, \dots, \mathbf{Z}^{(M)}),$$

où $\mathbf{Z}^{(1)}, \dots, \mathbf{Z}^{(M)}$ sont des copies indépendantes de \mathbf{Z} . Ainsi, comme $\mathbf{Z} \sim \mathcal{N}_d(\mathbf{0}, \Sigma)$, il s'ensuit que $\mathbf{Z}^{(1)}, \dots, \mathbf{Z}^{(M)}$ sont de loi $\mathcal{N}_d(\mathbf{0}, \Sigma)$.

Exemple 5.1. *Une loi qui peut servir dans la méthode du multiplicateur est l'exponentielle de paramètre $\lambda = 1$. En effet, pour X qui suit cette loi, on a $E(X) = \text{var}(X) = 1$ et X est toujours positive, par définition.*

La méthode du multiplicateur s'applique également au processus empirique d -varié $\mathbb{F}_n(\mathbf{x}) = \sqrt{n} \{F_n(\mathbf{x}) - F(\mathbf{x})\}$, où $\mathbf{x} = (x_1, \dots, x_d)$ et

$$F_n(\mathbf{x}) = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n \mathbf{1}(\mathbf{X}_j \leq \mathbf{x})$$

est la fonction de répartition empirique multivariée. Les versions multiplicateurs de \mathbb{F}_n sont alors données par

$$\mathbb{F}_n^{(h)}(\mathbf{x}) = \frac{1}{\sqrt{n}} \sum_{j=1}^n \left(\frac{\xi_j^{(h)}}{\bar{\xi}^{(h)}} - 1 \right) \mathbf{1}(\mathbf{X}_j \leq \mathbf{x}).$$

Par des arguments qu'on peut trouver dans les ouvrages de van der Vaart & Wellner (1996) et de Kosorok (2008), on peut montrer que

$$(\mathbb{F}_n, \mathbb{F}_n^{(1)}, \dots, \mathbb{F}_n^{(M)}) \rightsquigarrow (\mathbb{F}, \mathbb{F}^{(1)}, \dots, \mathbb{F}^{(M)}),$$

où $\mathbb{F}^{(1)}, \dots, \mathbb{F}^{(M)}$ sont des copies indépendantes de la limite \mathbb{F} de \mathbb{F}_n . À noter que $\mathbb{F}(\mathbf{x}) = \mathbb{B}\{F_1(x_1), \dots, F_d(x_d)\}$, où \mathbb{B} est un processus Gaussien centré défini sur $[0, 1]^d$ et tel que $\mathbb{B}(s_1, \dots, s_d) = 0$ lorsque $s_1 \vee \dots \vee s_d \in \{0, 1\}$.

5.3 Test de Ben Ghorbal et al. (2009)

Soit un couple (X_1, X_2) de loi H dont les marges sont F_1 et F_2 , et la copule est C . Ben Ghorbal et al. (2009) ont basé leur test de dépendance extrême sur la

variable aléatoire $W = H(X_1, X_2)$. En posant $U_1 = F_1(X_1)$ et $U_2 = F_2(X_2)$, on a que $W = C(U_1, U_2)$. Comme $(U_1, U_2) \sim C$, le comportement de W ne dépend que de la copule de (X_1, X_2) . Tel que vu à l'équation (4.13), la loi K_A de W , qui s'appelle la *transformation intégrale de probabilité* de H , dépend de la fonction de dépendance $A(t)$. En fait, la distribution de W dépend du tau de Kendall τ_A , qui lui-même est fonction de A .

Plutôt que de baser leur test sur K_A , ces auteurs utilisent une relation particulière entre les moments de la variable aléatoire W . D'abord, sous l'hypothèse d'extrêmes bivariées, les moments de W s'écrivent en fonction du tau de Kendall. Spécifiquement, on a que pour chaque $\ell \in \{1, 2, \dots\}$,

$$\mathbb{E}(W^\ell) = \frac{\ell \tau_A + 1}{(\ell + 1)^2}.$$

Ensuite, on définit

$$\xi = -1 + 8\mathbb{E}(W) - 9\mathbb{E}(W^2). \quad (5.2)$$

Sous l'hypothèse que la copule de (X_1, X_2) appartient à la famille des extrêmes bivariées, on montre facilement que $\xi = 0$. L'idée du test de Ben Ghorbal et al. (2009) consiste à définir une version empirique de ξ . Cependant, la variable aléatoire W n'est pas observable, puisqu'il s'agit d'une fonction de (X_1, X_2) via la relation $W = H(X_1, X_2)$, et H est inconnue. Il faudra alors *estimer* W à l'aide d'une estimation de H . Spécifiquement, soit un échantillon $(X_{11}, X_{21}), \dots, (X_{1n}, X_{2n})$ et

$$H_n(x_1, x_2) = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n \mathbf{1}(X_{1j} \leq x_1, X_{2j} \leq x_2),$$

la fonction de répartition empirique conjointe. De là, on pourrait définir l'échantillon de *pseudo-observations* $W_{1,n}, \dots, W_{n,n}$, où

$$W_{j,n} = H_n(X_{1,j}, X_{2,j}). \quad (5.3)$$

Comme H_n est un bon estimateur de H , on s'attend à ce que la loi de $W_{j,n}$ soit approximativement la loi de W , c'est-à-dire la transformation intégrale de probabilité de H . Ainsi, une estimation de ξ basée sur l'équation 5.2 pourrait être

$$\hat{\xi} = -1 + 8 \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n W_{j,n} - 9 \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n W_{j,n}^2.$$

Toutefois, Ben Ghorbal et al. (2009) utilisent une version légèrement différente de $\hat{\xi}$, à savoir

$$\xi_n = -1 + \frac{8}{n(n-1)} \sum_{1 \leq j \neq k \leq n} I_{jk} - \frac{9}{n(n-1)(n-2)} \sum_{1 \leq j \neq k \neq \ell \leq n} I_{jk} I_{\ell k},$$

où $I_{jk} = \mathbf{1}(X_{1j} \leq X_{1k}, X_{2j} \leq X_{2k})$. En fait, l'estimateur ξ_n , contrairement à $\hat{\xi}$, est sans biais. De plus, on peut montrer que ξ_n est une U-statistique d'ordre trois. Par conséquent, en utilisant les résultats classiques qu'on peut retrouver dans Lee (1990), on obtient que $\sqrt{n}(\xi_n - \xi)$ converge en loi vers la distribution normale avec une certaine variance σ_ξ^2 .

Une idée de test simple consisterait donc à rejeter l'hypothèse \mathcal{H}_0 lorsque

$$\sqrt{n} \left| \frac{\xi_n}{\sigma_\xi} \right| > \Phi^{-1} \left(1 - \frac{\alpha}{2} \right),$$

où Φ est la fonction de répartition de la loi $\mathbb{N}(0, 1)$. Ce test n'est malheureusement pas applicable directement, puisque σ_ξ est inconnue. Pour pallier ce problème, Ben Ghorbal et al. (2009) proposent trois estimateurs de cette

variance inconnue. Dans un premier temps, ils ont obtenu une expression explicite pour σ_ξ^2 en fonction de la taille échantillonnale n . Chacune des composantes de cette expression est ensuite estimée à l'aide de la U-statistique

$$\begin{aligned}\hat{\sigma}_n^2 &= 64 \left\{ \frac{A_n}{n(n-1)} - \hat{\mu}_{11} \right\} - 144 \left\{ \frac{B_n}{n(n-1)} - \hat{\mu}_{12} \right\} \\ &\quad + 81 \left\{ \frac{C_n}{n(n-1)(n-2)} - \hat{\mu}_{22} \right\},\end{aligned}$$

où

$$\begin{aligned}A_n &= \hat{\mu}_1 + (n-2)(\hat{\mu}_2 + 2\hat{\theta}_1 + \hat{\theta}_2) + (n-2)(n-3)\hat{\mu}_{11}, \\ B_n &= 2\hat{\mu}_2 + 2\hat{\theta}_1 + (n-3)(\hat{\mu}_3 + \hat{\theta}_3 + 2\hat{\theta}_4 + 2\hat{\theta}_5) + (n-3)(n-4)\hat{\mu}_{12}, \\ C_n &= 2\hat{\mu}_2 + (n-3)(4\hat{\mu}_3 + 8\hat{\theta}_3 + 2\hat{\theta}_8) + (n-3)(n-4)(\hat{\mu}_4 + 4\hat{\theta}_6 + 4\hat{\theta}_7) \\ &\quad + (n-3)(n-4)(n-5)\hat{\mu}_{22}.\end{aligned}$$

Dans ces équations, $\hat{\mu}_1, \dots, \hat{\mu}_4$, $\hat{\mu}_{11}$, $\hat{\mu}_{12}$, $\hat{\mu}_{22}$ et $\hat{\theta}_1, \dots, \hat{\theta}_8$ sont des sommes pondérées des I_{jk} , $j, k \in \{1, \dots, n\}$ dont les expressions sont décrites dans Ben Ghorbal et al. (2009). À titre d'exemple,

$$\hat{\mu}_{11} = \frac{1}{n(n-1)(n-2)(n-3)} \sum_{j \neq k \neq j' \neq k'} I_{jk} I_{j'k'}.$$

Pour définir un deuxième estimateur, les auteurs utilisent la version asymptotique, c'est-à-dire quand $n \rightarrow \infty$, de l'expression pour σ_ξ^2 . De cette façon, ils déduisent l'estimateur

$$\begin{aligned}\hat{\sigma}_\infty^2 &= 64 \left(\hat{\mu}_2 + 2\hat{\theta}_1 + \hat{\theta}_2 - 4\hat{\mu}_{11} \right) - 144 \left(\hat{\mu}_3 + \hat{\theta}_3 + 2\hat{\theta}_4 + 2\hat{\theta}_5 - 6\hat{\mu}_{12} \right) \\ &\quad + 81 \left(\hat{\mu}_4 + 4\hat{\theta}_6 + 4\hat{\theta}_7 - 9\hat{\mu}_{22} \right).\end{aligned}$$

Finalement, les auteurs suggèrent, à titre de comparaison, d'utiliser l'estimateur

jackknife proposé initialement par Ghoudi et al. (1998), à savoir

$$\hat{\sigma}_j^2 = \frac{n-1}{n} \sum_{j=1}^n (\xi_n^{(-j)} - \xi_n)^2,$$

où $\xi_n^{(-j)}$ est la valeur de la statistique ξ_n obtenue en enlevant la j -ème observation du jeu de données.

Les auteurs étudient d'abord la puissance des trois tests pour l'hypothèse \mathcal{H}_0 pour des tailles d'échantillons petites, c'est-à-dire $n \in \{50, 100, 200\}$. Ils en concluent que les nouveaux tests basés sur $\hat{\sigma}_n^2$ et $\hat{\sigma}_\infty^2$ sont généralement plus efficaces que celui de Ghoudi et al. (1998); en outre, les statistiques de test sont beaucoup plus rapides à calculer. Par la suite, les auteurs s'intéressent au comportement asymptotique des statistiques de test sous des hypothèses alternatives. À cette fin, ils utilisent le mélange de copules

$$C_\delta(u_1, u_2) = (1 - \delta) C_A(u_1, u_2) + \delta D(u_1, u_2), \quad \delta \in [0, 1],$$

où C_A est une copule extrême et D est une certaine copule. Ils en concluent que la puissance des tests à tailles finies est semblable à ce qui a été calculé théoriquement. L'article se termine par des analyses de vrais jeux de données.

5.4 Test de Quessy (2012)

Les tests de Ben Ghorbal et al. (2009) sont basés sur les deux premiers moments de la variable aléatoire $W = C(U_1, U_2)$. Quessy (2012) a généralisé cette idée en considérant directement la fonction de répartition de W , à savoir $K_{C_A}(w) = w - (1 - \tau_A)w \ln w$, qui a déjà été introduite à l'équation (4.13). À

noter que cette représentation est vraie peu importe la forme de la fonction A qui définit un modèle de copules extrêmes particulier. Soit donc K_C , la transformation intégrale de probabilité d'une copule C . Selon l'équation (4.13), il est possible d'écrire \mathcal{H}_0 et \mathcal{H}_1 par

$$\mathcal{H}_0 : \exists \tau \in [0, 1] \text{ tel que } K_C(w) = w - (1 - \tau) w \ln w, \forall w \in [0, 1],$$

$$\mathcal{H}_1 : \forall \tau \in [0, 1], \exists w \in [0, 1] \text{ tel que } K_C(w) \neq w - (1 - \tau) w \ln w.$$

Cependant, il s'agit d'hypothèses composées au sens où la valeur de τ n'est pas spécifiée. En effet, ce paramètre, sous \mathcal{H}_0 , dépend de la fonction A qui se trouve dans la définition (4.11); celle-ci n'est pas définie sous l'hypothèse nulle, ce qui posera éventuellement une difficulté pour le calcul des valeurs critiques. Il faudra alors trouver un moyen d'adapter la méthode du multiplicateur afin de tester \mathcal{H}_0 et \mathcal{H}_1 ; l'idée sera développée plus loin.

L'approche de Quessy (2012) consiste à comparer une estimation entièrement non-paramétrique de K_{C_A} à une version semi-paramétrique basée sur l'estimation de τ_A . Spécifiquement, une estimation de K_{C_A} valide dans un cadre général est donnée, d'une part, par K_n définie à l'équation (4.9). D'autre part, une estimation de K_{C_A} valide sous l'hypothèse \mathcal{H}_0 est donnée par

$$K_{\tau_n}(w) = w - (1 - \tau_n) w \ln w,$$

où

$$\tau_n = -1 + \frac{4}{n(n-1)} \sum_{j \neq k} \mathbf{1}(X_{j1} < X_{k1}, X_{j2} < X_{k2})$$

est la version empirique usuelle du tau de Kendall. Ensuite, soit le processus

$$\mathbb{K}_n(w) = \sqrt{n} \{K_n(w) - K_{\tau_n}(w)\}.$$

Des statistiques de tests potentiellement plus puissantes que celles proposées par Ben Ghorbal et al. (2009) sont

$$S_n = \int_0^1 \{\mathbb{K}_n(w)\}^2 dw \quad \text{et} \quad T_n = \int_0^1 \{\mathbb{K}_n(w)\}^2 dK_{\tau_n}(w).$$

L'auteur montre que \mathbb{K}_n converge vers une limite de la forme

$$\mathbb{K}(w) = \mathcal{K}(w) - 4w \ln w \int_0^1 \mathcal{K}(u) du, \quad (5.4)$$

où \mathcal{K} est la limite de $\mathcal{K}_n = \sqrt{n}(K_n - K_{\tau_A})$. Il déduit alors que

$$S_n \rightsquigarrow S = \int_0^1 \{\mathbb{K}(w)\}^2 dw \quad \text{et} \quad T_n \rightsquigarrow T = \int_0^1 \{\mathbb{K}(w)\}^2 dK_{\tau}(w).$$

Quessy (2012) a également proposé des statistiques de test qui généralisent celles de Ghoudi et al. (1998) en utilisant des moments autres que les deux premiers. Pour les décrire, soit d'abord la fonction

$$F_{p,q}(t) = p(q+1)^2 t^q - q(p+1)^2 t^p + q - p.$$

L'idée est basée sur le fait que $E\{F_{p,q}(W)\} = 0$ sous l'hypothèse \mathcal{H}_0 ; en posant $p = 1$ et $q = 2$, on remarque que ce résultat est le même que celui présenté à l'équation (5.2). Une statistique de test est donnée par

$$\xi_n^{p,q} = \frac{1}{\sqrt{n}} \sum_{j=1}^n F_{p,q}(W_{j,n}),$$

où $W_{1,n}, \dots, W_{n,n}$ sont définies à l'équation (5.3). Il est ensuite montré que $\xi_n^{p,q}$, sous \mathcal{H}_0 , converge en loi vers la normale de moyenne 0 et de variance $\sigma_{p,q}^2$ qui possède une forme compliquée en terme de la fonction de dépendance A . Dans le cas de l'indépendance, c'est-à-dire quand $C(u_1, u_2) = u_1 u_2$, on a

$$\sigma_{p,q}^2 = p^2 q^2 \left\{ \left(\frac{p+1}{2p+1} \right)^2 + \left(\frac{q+1}{2q+1} \right)^2 - \frac{2(p+1)(q+1)}{(p+q+1)^2} \right\}.$$

Pour calculer les valeurs critiques de tous les tests décrits précédemment, des versions multiplicateurs des processus \mathbb{K}_n et \mathcal{K}_n sont définies. D'abord, les versions multiplicateur de \mathcal{K}_n sont définies, pour $h \in \{1, \dots, M\}$, par

$$\mathcal{K}^{(h)}(w) = \frac{1}{\sqrt{n}} \sum_{j=1}^n \left\{ \left(\tilde{g}_j^{(h)} - 2 \right) \mathbf{1}(W_{j,n} \leq w) + \mathbf{1}(W_j^{(h)} \leq w) \right\},$$

où pour $1 \leq j \leq n$,

$$W_j^{(h)} = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n \tilde{g}_k^{(h)} \mathbf{1}(X_{1k} \leq X_{1j}, X_{2k} \leq X_{2j}).$$

Ensuite, les versions multiplicateur de \mathbb{K}_n basées sur l'équation (5.4) sont

$$\begin{aligned} \mathbb{K}^{(h)}(w) &= \mathcal{K}^{(h)}(w) - 4w \ln w \int_0^1 \mathcal{K}^{(h)}(u) du \\ &= \frac{1}{\sqrt{n}} \sum_{j=1}^n \left\{ \left(\tilde{g}_j^{(h)} - 2 \right) \mathbf{1}(W_{j,n} \leq w) + \mathbf{1}(W_j^{(h)} \leq w) - 4L_j^{(h)} w \ln w \right\}, \end{aligned}$$

où

$$L_j^{(h)} = \int_0^1 \mathcal{K}^{(h)}(u) du = \left(\tilde{g}_j^{(h)} - 2 \right) W_{j,n} + W_j^{(h)}.$$

Ainsi, les versions multiplicateurs de S_n et T_n sont respectivement $S^{(1)}, \dots, S^{(M)}$ et $T^{(1)}, \dots, T^{(M)}$, où

$$S^{(h)} = \int_0^1 \{\mathbb{K}^{(h)}(w)\}^2 dw \quad \text{et} \quad T^{(h)} = \int_0^1 \{\mathbb{K}^{(h)}(w)\}^2 dK_{\tau_n}(w).$$

De là, les valeurs critiques des tests basés sur S_n et T_n sont estimées par

$$p_S = \frac{1}{M} \sum_{h=1}^M \mathbf{1}(S^{(h)} > S_n) \quad \text{et} \quad p_T = \frac{1}{M} \sum_{h=1}^M \mathbf{1}(T^{(h)} > T_n).$$

Pour ce qui est de la statistique $\xi_n^{p,q}$, on remarque d'abord que

$$\xi_n^{p,q} = - \int_0^1 \mathcal{K}_n(w) dF_{p,q}(w).$$

Ainsi, les versions moltiplicateur de $\xi_n^{p,q}$ sont données par

$$\xi^{p,q,(h)} = - \int_0^1 \mathcal{K}_n^{(h)}(w) dF_{p,q}(w).$$

Quelques calculs permettent de montrer que

$$\xi^{p,q,(h)} = \frac{1}{\sqrt{n}} \sum_{j=1}^n \left\{ \left(\tilde{g}_j^{(h)} - 2 \right) F_{p,q}(W_{j,n}) + F_{p,q}(W_j^{(h)}) \right\}.$$

L'auteur présente aussi deux autres statistiques de test basées sur des combinaisons de $\xi_n^{p,q}$, $p < q \in \mathbb{N}$. Soit donc, pour $K \in \mathbb{N} \setminus \{1\}$, le vecteur $\xi_{n,K} = (\xi_n^{1,2}, \xi_n^{1,3}, \dots, \xi_n^{K-1,K})^\top$, et considérons sa version standardisée $\tilde{\xi}_{n,K} = \Sigma^{-1/2} \xi_{n,K}$, où Σ est la matrice de variance-covariance de $\xi_{n,K}$ dont la forme compliquée est donnée dans l'article. Il est ensuite remarqué que $\tilde{\xi}_{n,K}$ tend vers une loi normale $K(K-1)/2$ -dimensionnelle de moyenne nulle et de variance-covariance identitaire. Ainsi, en définissant l'ensemble

$$\mathcal{B}_K = \{(p, q) \in \mathbb{N}^2 : 1 \leq p < q \leq K\},$$

et en choisissant $B \subseteq \mathcal{B}_K$, on pourrait définir des statistiques de la forme

$$V_n^B = \sum_{(p,q) \in B} \left(\tilde{\xi}_n^{p,q} \right)^2 \quad \text{et} \quad W_n^B = \max_{(p,q) \in B} \left| \tilde{\xi}_n^{p,q} \right|.$$

Il est montré que $V_n^B \rightsquigarrow \chi_{|B|}^2$ et $W_n^B \rightsquigarrow \{2\Phi(w) - 1\}_w^{|B|}$, où Φ est la fonction de répartition de la loi $\mathcal{N}(0, 1)$. Ces statistiques sont malheureusement inutilisables car Σ est inconnue. On peut cependant estimer les éléments de la matrice Σ par la matrice de variance-covariance empirique $\widehat{\Sigma}$ basée sur $\xi_K^{(h)} = (\xi^{1,2,(h)}, \xi^{1,3,(h)}, \dots, \xi^{K-1,K,(h)})$, $h \in \{1, \dots, M\}$, et poser $\widehat{\xi}_K = \widehat{\Sigma}^{-1/2} \xi_{n,K}$. Les versions modifiées de V_n^B et W_n^B sont alors

$$\widehat{V}^B = \sum_{(p,q) \in B} \left(\widehat{\xi}_K^{p,q} \right)^2 \quad \text{et} \quad \widehat{W}^B = \max_{(p,q) \in B} \left| \widehat{\xi}_K^{p,q} \right|.$$

Il est montré que V_n^B et \widehat{V}^B se comportent de la même façon, asymptotiquement, de même que W_n^B et \widehat{W}^B .

5.5 Test de Kojadinovic & Yan (2010)

Kojadinovic & Yan (2010) proposent une statistique de test basée sur un processus qui compare la copule empirique C_n avec une estimation fondée sur une estimation \widehat{A} de la fonction de dépendance dans la représentation (4.11), à savoir $C_{\widehat{A}}$. Spécifiquement, la copule empirique est définie, pour $(u_1, u_2) \in [0, 1]^2$, par

$$C_n(u_1, u_2) = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n \mathbf{1} \left(\widehat{U}_{j1} \leq u_1, \widehat{U}_{j2} \leq u_2 \right), \quad (5.5)$$

où $(\widehat{U}_{11}, \widehat{U}_{12}), \dots, (\widehat{U}_{n1}, \widehat{U}_{n2})$ sont les pseudo-observations définies, pour $j \in \{1, \dots, n\}$, par

$$\left(\widehat{U}_{j1}, \widehat{U}_{j2} \right) = (F_{n1}(X_{1j}), F_{n2}(X_{2j})),$$

où pour $\ell = 1, 2$,

$$F_{n\ell}(x) = \frac{1}{n+1} \sum_{j=1}^n \mathbf{1} (X_{j\ell} \leq x).$$

Ensuite, pour estimer A de façon non-paramétrique, soient

$$\widehat{S}_{j\ell} = -\ln \left(\widehat{U}_{j\ell} \right),$$

où $\ell = 1, 2$ et $j \in \{1, \dots, n\}$. Soient également $\widehat{T}_j(0) = \widehat{S}_{j1}$, $\widehat{T}_j(1) = \widehat{S}_{j2}$, et pour $x \in (0, 1)$,

$$\widehat{T}_j(x) = \min \left(\frac{\widehat{S}_{j1}}{1-x}, \frac{\widehat{S}_{j2}}{x} \right).$$

Un estimateur de A est donné par

$$\widehat{A}(x) = \exp \left\{ -\gamma - \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n \ln \widehat{T}_j(x) \right\}, \quad x \in [0, 1],$$

où $\gamma \approx 0,577$ est la constante d'Euler. Cet estimateur peut être exprimé en fonction de la copule empirique par

$$\widehat{A}(t) = \exp \left[-\gamma + \int_0^1 \{C_n(x^{1-t}, x^t) - \mathbf{1}(x > e^{-1})\} \frac{dx}{x \ln x} \right], \quad t \in [0, 1].$$

Cet estimateur est ensuite corrigé par les auteurs afin de respecter les contraintes de la fonction A ; ainsi, on utilise plutôt

$$\widehat{A}_{\text{corr}}(t) = \exp \left\{ \ln \widehat{A}(t) - (1-t) \ln \widehat{A}(0) - t \ln \widehat{A}(1) \right\}.$$

Kojadinovic & Yan (2010) proposent ensuite des statistiques de test basées sur le processus empirique

$$\mathbb{D}_n(u_1, u_2) = \sqrt{n} \{C_n(u_1, u_2) - C_{\widehat{A}_{\text{corr}}}(u_1, u_2)\},$$

où C_n est la copule empirique définie en (5.5) et

$$C_{\widehat{A}_{\text{corr}}}(u_1, u_2) = \exp \left\{ \ln uv \widehat{A}_{\text{corr}} \left(\frac{\ln u_1}{\ln u_1 u_2} \right) \right\}.$$

Spécifiquement, ils considèrent les fonctionnelles de Cramér–von Mises

$$\zeta_{n1} = \int_{[a,b]^2} \{\mathbb{D}_n(u_1, u_2)\}^2 du_1 du_2 \quad \text{et} \quad \zeta_{n2} = \int_{[a,b]^2} \{\mathbb{D}_n(u_1, u_2)\}^2 dC_n(u_1, u_2).$$

Pour calculer les valeurs critiques des tests basés sur ces statistiques, les auteurs utilisent des versions multiplicateur $\mathbb{D}^{(1)}, \dots, \mathbb{D}^{(M)}$ de \mathbb{D}_n , et posent

$$\zeta_1^{(h)} = \int_{[a,b]^2} \{\mathbb{D}^{(h)}(u_1, u_2)\}^2 du_1 du_2$$

et

$$\zeta_2^{(h)} = \int_{[a,b]^2} \{\mathbb{D}^{(h)}(u_1, u_2)\}^2 dC_n(u_1, u_2).$$

CHAPITRE 6

SUR DE NOUVEAUX TESTS DE DÉPENDANCE EXTRÊME

6.1 Fonction caractéristique de la transformation intégrale de probabilité

Dans un cadre général, la fonction caractéristique d'une variable aléatoire a été définie à l'équation (2.1) du Chapitre 2. Cette notion sera maintenant utilisée pour développer de nouveaux tests statistiques pour les valeurs extrêmes bivariées. Ces tests seront des concurrents aux procédures proposées par Ghoudi et al. (1998), Ben Ghorbal et al. (2009), Kojadinovic & Yan (2010) et Quessy (2012) décrites au Chapitre 5.

Pour commencer, reprenons la variable aléatoire $W = C_A(U_1, U_2)$, où $C_A \in \mathcal{VE}$ est une copule à valeurs extrêmes et $(U_1, U_2) \sim C_A$. On rappelle ici, tel que vu à l'équation (4.11), que

$$C_A(u_1, u_2) = \exp \left\{ \ln(u_1 u_2) A \left(\frac{\ln u_1}{\ln u_1 u_2} \right) \right\},$$

où A est la fonction de dépendance extrême. On sait aussi, tel que mentionné à l'équation (4.13), que la fonction de répartition de W est de la forme

$$K_A(w) = w - (1 - \tau_A) w \ln w,$$

où τ_A est le tau de Kendall associé à C_A . Plutôt que de travailler avec la caractérisation de la loi de W via K_A , à la manière de Quessy (2012), on pourrait considérer sa fonction caractéristique, à savoir

$$\psi_A(t) = \mathbb{E}(e^{itW}) = \int_0^1 e^{itw} dK_A(w). \quad (6.1)$$

À noter qu'il est facile de montrer que

$$dK_A(w) = \tau_A - (1 - \tau_A) \ln w,$$

ce qui fait que

$$\psi_A(t) = \tau_A \int_0^1 e^{itw} dw - (1 - \tau_A) \int_0^1 e^{itw} \ln w dw.$$

Puisque ψ_A ne dépend en fait que de τ_A , et non de la fonction A à proprement parler, on notera plutôt ψ_{τ_A} dans la suite.

6.2 Une fonction caractéristique empirique semi-paramétrique

La version empirique de $\psi_{\tau_A}(t)$ fait appel à des *pseudo-observations*, puisque la variable aléatoire W n'est pas directement observable. En effet, $W =$

$C_A(U_1, U_2)$ et C_A est inconnue. En se basant sur les observations $(X_{11}, X_{12}), \dots, (X_{n1}, X_{n2})$, on définit des *pseudo-copies* de W par $W_{1,n}, \dots, W_{n,n}$, où

$$W_{j,n} = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n \mathbf{1}(X_{k1} \leq X_{j1}, X_{k2} \leq X_{j2}).$$

La version empirique de la fonction caractéristique sera alors

$$\psi_n(t) = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n e^{itW_{j,n}}.$$

On définit ensuite, pour tout $t \in \mathbb{R}$, le processus empirique

$$\Psi_n(t) = \sqrt{n} \{ \psi_n(t) - \psi_{\tau_n}(t) \},$$

où τ_n est la version empirique du tau de Kendall. En se référant aux travaux de Genest & Rivest (1993) et Barbe et al. (1996), on sait que

$$\tau_n = -1 + \frac{4}{n} \sum_{j=1}^n W_{j,n}.$$

Afin d'obtenir la convergence faible du processus Ψ_n sur l'espace \mathbb{R} au complet, notons d'abord que

$$\psi_n(t) = \int_0^1 e^{itw} dK_n(w),$$

où

$$K_n(w) = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n \mathbf{1}(W_{j,n} \leq w)$$

est la fonction de répartition de $W_{1,n}, \dots, W_{n,n}$. Ainsi, en utilisant l'équation précédente ainsi que l'équation (6.1), on obtient

$$\Psi_n(t) = \sqrt{n} \int_0^1 e^{itw} \{ dK_n(w) - dK_{\tau_n}(w) \} = \int_0^1 e^{itw} d\mathbb{K}_n(w),$$

où

$$\mathbb{K}_n(w) = \sqrt{n} \{ K_n(w) - K_{\tau_n}(w) \}.$$

On voit alors que le processus Ψ_n s'écrit comme une fonctionnelle appliquée au processus \mathbb{K}_n . Ce processus empirique, de même qu'une formulation plus générale de celui-ci, ont été étudiés par Genest et al. (2006). Il s'agit, en fait, d'une version du *processus de Kendall* étudié par Barbe et al. (1996) dans lequel un paramètre doit être estimé (dans le cas présent, le paramètre inconnu est τ). Genest et al. (2006) ont obtenu la convergence faible du processus \mathbb{K}_n sous plusieurs familles de copules, y compris la famille des copules à valeurs extrêmes. Ce résultat est rappelé ici.

Proposition 6.1. *Sous l'hypothèse nulle \mathcal{H}_0 d'une copule extrême, on a la convergence $\mathbb{K}_n \rightsquigarrow \mathbb{K}$, où \mathbb{K} est un processus Gaussien centré défini sur $[0, 1]$ dont la fonction de covariance $\Gamma_{\mathbb{K}}(s, t) = E\{\mathbb{K}(s)\mathbb{K}(t)\}$ dépend de la fonction de dépendance extrême A .*

À remarquer que la fonction de covariance $\Gamma_{\mathbb{K}}$ a une forme extrêmement compliquée en général. Le résultat asymptotique énoncé à la Proposition 6.1 permet d'obtenir une conclusion similaire pour le processus Ψ_n . Pour ce faire, on note d'abord que par un simple changement de variable et une intégration par partie, on peut écrire

$$\Psi_n(t) = -it \int_0^1 e^{itw} \mathbb{K}_n(w) dw. \quad (6.2)$$

Étant donné que Ψ_n est une fonctionnelle de \mathbb{K}_n , on s'attend à la convergence en loi de Ψ_n comme conséquence de celle de \mathbb{K}_n . C'est justement l'objet

de la proposition suivante. La preuve, qui est basée sur le théorème des fonctionnelles continues (*continuous mapping theorem*), est omise.

Proposition 6.2. *Sous l'hypothèse nulle \mathcal{H}_0 d'une copule extrême,*

$$\Psi_n(t) \rightsquigarrow \Psi(t) = -it \int_0^1 e^{itw} \mathbb{K}(w) dw,$$

où Ψ est un processus Gaussien défini dans le plan complexe tel que

$$\mathbb{E}\{\Psi(s)\Psi(t)\} = -st \int_0^1 \int_0^1 e^{isw_1} e^{itw_2} \Gamma_{\mathbb{K}}(w_1, w_2) dw_1 dw_2$$

dépend de la fonction de dépendance extrême A .

À l'instar de la fonction $\Gamma_{\mathbb{K}}$, la fonction de covariance de la Proposition 6.2 n'admet pas d'expression explicite en général. En utilisant le fait que

$$-ite^{itw} = t \sin(tw) - it \cos(tw),$$

la limite du processus Ψ_n peut s'écrire

$$\Psi(t) = t \int_0^1 \sin(tw) \mathbb{K}(w) dw - it \int_0^1 \cos(tw) \mathbb{K}(w) dw.$$

Les parties réelle et imaginaire de Ψ sont donc respectivement

$$\Re\{\Psi(t)\} = t \int_0^1 \sin(tw) \mathbb{K}(w) dw \quad \text{et} \quad \Im\{\Psi(t)\} = -t \int_0^1 \cos(tw) \mathbb{K}(w) dw.$$

6.3 Statistiques de test

Sous l'hypothèse nulle \mathcal{H}_0 , la copule sous-jacente aux observations appartient à la famille des modèles extrêmes. Dans ce cas, on aura la convergence

presque sûre $\psi_n \rightarrow \psi_{\tau_A}$ pour un certain $\tau_A \in [0, 1]$. Dans le cas où \mathcal{H}_0 est fausse, ψ_n convergera plutôt vers une fonction caractéristique qui n'est pas de la forme (6.1) qui caractérise la loi de W sous une copule extrême. Ainsi, puisque ψ_n et ψ_{τ_n} devraient être *près* l'une de l'autre sous \mathcal{H}_0 et *éloignées* sous \mathcal{H}_1 , une idée naturelle de statistique de test consiste à mesurer la distance entre ces deux fonctions. Une possibilité est d'utiliser la fonctionnelle de Cramér–von Mises, c'est-à-dire

$$S_n^G = n \int_{\mathbb{R}} |\psi_n(t) - \psi_{\tau_n}(t)|^2 d\mathcal{G}(t), \quad (6.3)$$

où $|\cdot|$ est le module d'un nombre complexe, c'est-à-dire que $|a+bi|^2 = a^2+b^2$. Ici, $d\mathcal{G}$ est une fonction de poids. Tant que $d\mathcal{G}$ est telle que

$$\int_{\mathbb{R}} [\Re \{\psi_W(t) - \psi_{\tau}(t)\}]^2 d\mathcal{G}(t) > 0 \quad \text{et} \quad \int_{\mathbb{R}} [\Im \{\psi_W(t) - \psi_{\tau}(t)\}]^2 d\mathcal{G}(t) > 0$$

sous une hypothèse alternative, alors le test basé sur S_n^G sera convergent.

Le comportement asymptotique de S_n^G se déduit de celui du processus empirique Ψ_n . En effet, on voit facilement de la définition (6.3) que

$$S_n^G = \int_{\mathbb{R}} |\Psi_n(t)|^2 d\mathcal{G}(t). \quad (6.4)$$

Par conséquent, une application du Théorème des applications continues (*Continuous mapping Theorem*) permet de conclure que

$$S_n^G \rightsquigarrow \mathbb{S}^G = \int_{\mathbb{R}} |\Psi(t)|^2 d\mathcal{G}(t),$$

où Ψ est la limite en loi du processus Ψ_n .

Afin d'obtenir une formule explicite pour le calcul de S_n^G , écrivons d'abord

$$\psi_{\tau_n}(t) = \mathbb{E} (e^{itW}) , \quad \text{où } W \sim K_{\tau_n}.$$

Les calculs subséquents seront grandement facilités en utilisant une approximation de la fonction ψ_{τ_n} . Spécifiquement, on simulera un échantillon *artificiel*, noté $\widetilde{W}_{1,n}, \dots, \widetilde{W}_{N,n}$, de variables aléatoires indépendantes et identiquement distribuées de loi K_{τ_n} . Ainsi, si N est suffisamment grand, une bonne approximation de ψ_{τ_n} sera donnée par

$$\psi_{N,n}(t) = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N e^{it\widetilde{W}_{j,n}}.$$

Remarque 6.1. *On simulera des observations de loi K_τ par la méthode du rejet. À cette fin, soit la densité $g(w) = 1/2\sqrt{w}$ définie sur $[0, 1]$. On a*

$$\sup_{w \in [0,1]} \frac{dK_\tau(w)}{g(w)} = \sup_{w \in [0,1]} 2\sqrt{w} \{\tau - (1-\tau)\log w\} \leq 2 = L.$$

L'algorithme du rejet consiste à

- (i) *générer une variable aléatoire Y de densité g et une variable aléatoire U de loi uniforme sur $[0, 1]$;*
- (ii) *refaire l'étape (i) tant que $U > \frac{dK_\tau(Y)}{L \times g(Y)} = \sqrt{Y} \{\tau - (1-\tau)\log Y\}$;*
- (iii) *poser $W = Y$, où Y est tel que $U \leq \sqrt{Y} \{\tau - (1-\tau)\log Y\}$.*

On peut montrer que $W \sim K_\tau$.

Une version légèrement modifiée de Ψ_n basée sur l'approximation de ψ_{τ_n} est alors donnée par

$$\Psi'_n(t) = \sqrt{n} \{\psi_n(t) - \psi_{N,n}(t)\}.$$

Une autre façon de l'écrire est

$$\Psi'_n(t) = \sqrt{n} \left(\frac{1}{n} \sum_{j=1}^n e^{itW_{j,n}} - \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N e^{it\widetilde{W}_{j,n}} \right).$$

Ensuite, puisque $e^{itw} = \cos(tw) + i \sin(tw)$, on a

$$\begin{aligned}\Psi'_n(t) &= \frac{1}{\sqrt{n}} \sum_{j=1}^n \{\cos(tW_{j,n}) + i \sin(tW_{j,n})\} \\ &\quad - \frac{\sqrt{n}}{N} \sum_{j=1}^N \left\{ \cos(t\widetilde{W}_{j,n}) + i \sin(t\widetilde{W}_{j,n}) \right\}.\end{aligned}$$

En considérant les parties réelle et imaginaire séparément, on a

$$\begin{aligned}\Psi'_n(t) &= \frac{1}{\sqrt{n}} \sum_{j=1}^n \cos(tW_{j,n}) - \frac{\sqrt{n}}{N} \sum_{j=1}^N \cos(t\widetilde{W}_{j,n}) \\ &\quad + i \left\{ \frac{1}{\sqrt{n}} \sum_{j=1}^n \sin(tW_{j,n}) - \frac{\sqrt{n}}{N} \sum_{j=1}^N \sin(t\widetilde{W}_{j,n}) \right\}.\end{aligned}$$

De là, on montre après quelques calculs directs que le module au carré de Ψ'_n peut s'exprimer par

$$\begin{aligned}|\Psi'_n(t)|^2 &= \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n \sum_{k=1}^n \{\cos(tW_{j,n}) \cos(tW_{k,n}) + \sin(tW_{j,n}) \sin(tW_{k,n})\} \\ &\quad - \frac{2}{N} \sum_{j=1}^n \sum_{k=1}^N \left\{ \cos(tW_{j,n}) \cos(t\widetilde{W}_{k,n}) + \sin(tW_{j,n}) \sin(t\widetilde{W}_{k,n}) \right\} \\ &\quad + \frac{n}{N^2} \sum_{j=1}^N \sum_{k=1}^N \left\{ \cos(t\widetilde{W}_{j,n}) \cos(t\widetilde{W}_{k,n}) + \sin(t\widetilde{W}_{j,n}) \sin(t\widetilde{W}_{k,n}) \right\}.\end{aligned}$$

En employant l'identité trigonométrique $\cos x \cos y + \sin x \sin y = \cos(x - y)$, cette expression se simplifie à

$$\begin{aligned}|\Psi'_n(t)|^2 &= \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n \sum_{k=1}^n \cos \{t(W_{j,n} - W_{k,n})\} \\ &\quad - \frac{2}{N} \sum_{j=1}^n \sum_{k=1}^N \cos \left\{ t \left(W_{j,n} - \widetilde{W}_{k,n} \right) \right\} \\ &\quad + \frac{n}{N^2} \sum_{j=1}^N \sum_{k=1}^N \cos \left\{ t \left(\widetilde{W}_{j,n} - \widetilde{W}_{k,n} \right) \right\}.\end{aligned}$$

Maintenant, soit

$$\beta^G(a) = \int_{\mathbb{R}} \cos(ta) dG(t).$$

Avec cette notation, la statistique de test s'écrit

$$\begin{aligned} S_n^G = \int_{\mathbb{R}} |\Psi'_n(t)|^2 dG(t) &= \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n \sum_{k=1}^n \beta^G(W_{j,n} - W_{k,n}) \\ &\quad - \frac{2}{N} \sum_{j=1}^n \sum_{k=1}^N \beta^G(W_{j,n} - \widetilde{W}_{k,n}) \\ &\quad + \frac{n}{N^2} \sum_{j=1}^N \sum_{k=1}^N \beta^G(\widetilde{W}_{j,n} - \widetilde{W}_{k,n}). \end{aligned}$$

Cette expression est similaire à la formule obtenue par Quessy & Éthier (2012) dans un contexte de comparaisons de lois univariées.

Parmi les choix possibles pour la fonction de poids $dG(t)$, on considérera

$$dG(t) = e^{-\kappa t^2}, \quad \text{où } \kappa > 0. \quad (6.5)$$

Dans ce cas,

$$\beta^G(a) = \sqrt{\frac{\pi}{\kappa}} \exp\left(-\frac{a^2}{4\kappa}\right).$$

Pour la fonction de poids de l'équation (6.5), la statistique de test s'écrit explicitement

$$\begin{aligned} \sqrt{\frac{\kappa}{\pi}} S_n^G &= \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n \sum_{k=1}^n \exp\left\{-\frac{(W_{j,n} - W_{k,n})^2}{4\kappa}\right\} \\ &\quad - \frac{2}{N} \sum_{j=1}^n \sum_{k=1}^N \exp\left\{-\frac{(W_{j,n} - \widetilde{W}_{k,n})^2}{4\kappa}\right\} \\ &\quad + \frac{n}{N^2} \sum_{j=1}^N \sum_{k=1}^N \exp\left\{-\frac{(\widetilde{W}_{j,n} - \widetilde{W}_{k,n})^2}{4\kappa}\right\}. \end{aligned}$$

Les figures 6.1–6.3 présentent les histogrammes de 1 000 réalisations de cette statistique pour des échantillons de taille $n = 100$ tirés de la copule extrême de Gumbel–Hougaard.

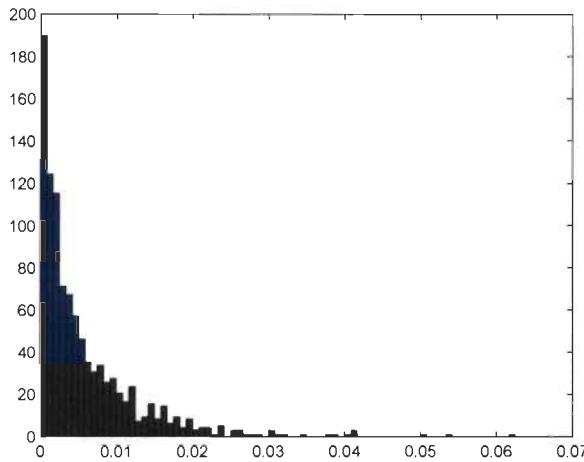


Figure 6.1: Histogramme de 1 000 réalisations de la statistique S_n^G avec $d\mathcal{G}(t) = e^{-t^2}$ pour des échantillons de taille $n = 100$ tirés de la copule de Gumbel–Hougaard lorsque $\tau = 0,25$

6.4 Versions multiplicateurs du processus Ψ_n

Le but de cette sous-section est d'*imiter* le comportement asymptotique du processus Ψ_n . De cette façon, on pourra obtenir des *copies* de la statistique de test S_n^G , et par le fait même une valeur critique nécessaire pour faire le test. La méthode proposée est basée sur le très puissant Théorème central

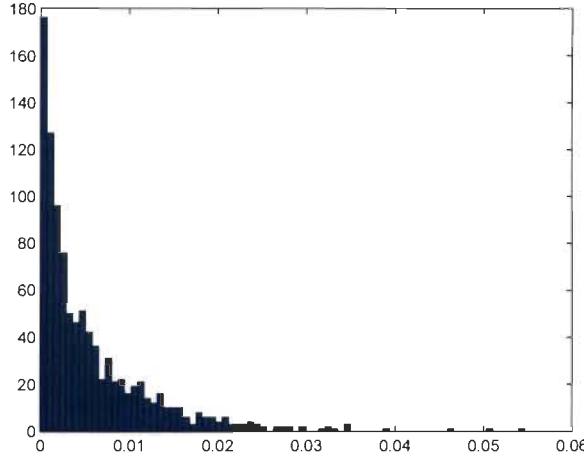


Figure 6.2: Histogramme de 1 000 réalisations de la statistique S_n^G avec $d\mathcal{G}(t) = e^{-t^2}$ pour des échantillons de taille $n = 100$ tirés de la copule de Gumbel–Hougaard lorsque $\tau = 0,50$

limite du multiplicateur. Pour décrire notre méthodologie, posons d'abord

$$A_n(t) = \sqrt{n} \{ \psi_n(t) - \psi_\tau(t) \} \quad \text{et} \quad B_n(t) = \sqrt{n} \{ \psi_{\tau_n}(t) - \psi_\tau(t) \}.$$

Avec cette notation, $\Psi_n(t) = A_n(t) - B_n(t)$. Dans la suite, on obtiendra séparément des versions multiplicateurs de A_n et de B_n .

6.4.1 Processus A_n

On note premièrement que $A_n = A_{n1} + A_{n2}$, où

$$A_{n1}(t) = \frac{1}{\sqrt{n}} \sum_{j=1}^n \{ e^{itW_j} - \psi_\tau(t) \} \quad \text{et} \quad A_{n2}(t) = \frac{1}{\sqrt{n}} \sum_{j=1}^n (e^{itW_{j,n}} - e^{itW_j}),$$

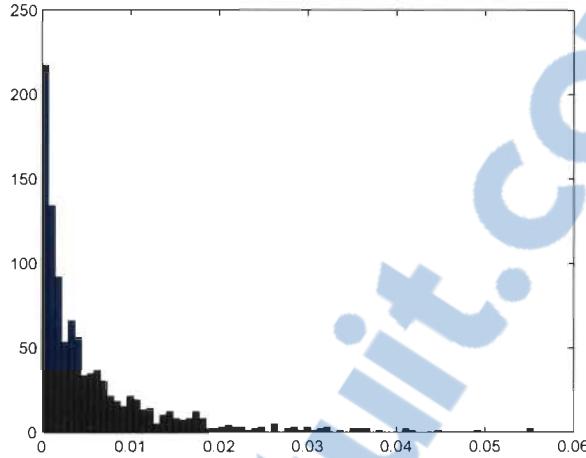


Figure 6.3: Histogramme de 1 000 réalisations de la statistique S_n^G avec $d\mathcal{G}(t) = e^{-t^2}$ pour des échantillons de taille $n = 100$ tirés de la copule de Gumbel–Hougaard lorsque $\tau = 0,75$

avec $W_{j,n} = H_n(X_{j1}, X_{j2})$ et $W_j = H(X_{j1}, X_{j2})$. Par la méthode du multiplicateur *classique* décrite par exemple dans les ouvrages de Kosorok (2008) et de van der Vaart & Wellner (1996), la version multiplicateur de A_{n1} est

$$A_{n1}^{(h)}(t) = \frac{1}{\sqrt{n}} \sum_{j=1}^n \left(\frac{g_j^{(h)}}{\bar{g}^{(h)}} - 1 \right) e^{itW_{j,n}},$$

où pour chaque $h \in \{1, \dots, M\}$, $g_1^{(h)}, \dots, g_n^{(h)}$ sont des variables aléatoires indépendantes et positives telles que

$$\mathbb{E} \left(g_j^{(h)} \right) = \text{var} \left(g_j^{(h)} \right) = 1.$$

Pour faciliter la notation, on posera dans la suite

$$\xi_j^{(h)} = \frac{g_j^{(h)}}{\bar{g}^{(h)}} - 1.$$

Ainsi, on écrira désormais

$$A_{n1}^{(h)}(t) = \frac{1}{\sqrt{n}} \sum_{j=1}^n \xi_j^{(h)} e^{itW_{j,n}}.$$

Pour ce qui est du processus A_{n2} , on a

$$A_{n2}(t) = \frac{1}{\sqrt{n}} \sum_{j=1}^n \left\{ e^{itH_n(X_{j1}, X_{j2})} - e^{itH(X_{j1}, X_{j2})} \right\}. \quad (6.6)$$

En posant $\mathbb{H}_n = \sqrt{n}(H_n - H)$, on a

$$e^{itH_n(x,y)} - e^{itH(x,y)} \approx it e^{itH(x,y)} \frac{\mathbb{H}_n(x,y)}{\sqrt{n}}. \quad (6.7)$$

À noter que la version multiplicateur de \mathbb{H}_n (voir Kosorok, 2008) est

$$\mathbb{H}_n^{(h)}(x,y) = \frac{1}{\sqrt{n}} \sum_{k=1}^n \xi_k^{(h)} \mathbf{1}(X_{k1} \leq x, X_{k2} \leq y).$$

Ainsi, à partir de la représentation (6.6) du processus A_{n2} et de l'approximation (6.7), on propose que la version multiplicateur de A_{n2} soit

$$\begin{aligned} A_{n2}^{(h)}(t) &= \frac{1}{\sqrt{n}} \sum_{j=1}^n it e^{itW_{j,n}} \frac{\mathbb{H}_n^{(h)}(X_{j1}, X_{j2})}{\sqrt{n}} \\ &= \frac{1}{\sqrt{n}} \sum_{k=1}^n \xi_k^{(h)} \left\{ \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n it e^{itW_{j,n}} \mathbf{1}(X_{j1} \geq X_{k1}, X_{j2} \geq X_{k2}) \right\} \\ &= \frac{1}{\sqrt{n}} \sum_{j=1}^n \xi_j^{(h)} \left(\frac{1}{n} \sum_{k=1}^n it e^{itW_{k,n}} R_{jk} \right), \end{aligned}$$

où $R_{jk} = \mathbf{1}(X_{j1} \leq X_{k1}, X_{j2} \leq X_{k2})$. Par conséquent, on propose que la version multiplicateur de A_n soit donnée par

$$\begin{aligned} A_n^{(h)}(t) &= A_{n1}^{(h)}(t) + A_{n2}^{(h)}(t) \\ &= \frac{1}{\sqrt{n}} \sum_{j=1}^n \xi_j^{(h)} \left(e^{itW_{j,n}} + \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n it e^{itW_{k,n}} R_{jk} \right). \end{aligned}$$

On pourrait démontrer que

$$(A_n, A_n^{(1)}, \dots, A_n^{(M)}) \rightsquigarrow (A, A^{(1)}, \dots, A^{(M)}),$$

où $A^{(1)}, \dots, A^{(M)}$ sont des copies indépendantes de la limite A de A_n .

6.4.2 Processus B_n

Pour ce qui est du processus $B_n = \sqrt{n}(\psi_{\tau_n} - \psi_\tau)$, on remarque d'abord qu'une approximation de Taylor d'ordre un autour de τ permet d'écrire

$$\psi_{\tau_n}(t) \approx \psi_\tau(t) + \dot{\psi}_\tau(t)(\tau_n - \tau),$$

où $\dot{\psi}_\tau(t) = \partial\psi_\tau(t)/\partial\tau$. En invoquant le Théorème de la convergence dominée de Lebesgue (voir Royden, 1988, par exemple), on obtient

$$\dot{\psi}_\tau(t) = \int_0^1 e^{itw} \frac{\partial}{\partial\tau} dK_\tau(w) = \int_0^1 e^{itw} (1 + \ln w) dw.$$

Par conséquent, on peut conclure que

$$B_n(t) = \left(\int_0^1 e^{itw} (1 + \ln w) dw \right) \sqrt{n} (\tau_n - \tau) + o_P(1).$$

À partir des travaux de Quessy et al. (2012), des versions multiplicateurs pour $\mathcal{T}_n = \sqrt{n}(\tau_n - \tau)$ sont données par

$$\mathcal{T}_n^{(h)} = \frac{4}{n^{3/2}} \sum_{j,k=1}^n \xi_j^{(h)} (R_{jk} + R_{kj}).$$

De là,

$$\begin{aligned}
 B_n^{(h)}(t) &= \left(\int_0^1 e^{itw} (1 + \ln w) dw \right) \mathcal{T}_n^{(h)} \\
 &= \left(\int_0^1 e^{itw} (1 + \ln w) dw \right) \frac{4}{n^{3/2}} \sum_{j,k=1}^n \xi_j^{(h)} (R_{jk} + R_{kj}) \\
 &= \frac{1}{\sqrt{n}} \sum_{j=1}^n \xi_j^{(h)} \left\{ \frac{4}{n} \sum_{\ell=1}^n (R_{j\ell} + R_{\ell j}) \int_0^1 e^{itw} (1 + \ln w) dw \right\}.
 \end{aligned}$$

6.4.3 Processus Ψ_n

Comme $\Psi_n = A_n - B_n$, les versions multiplicateurs de Ψ_n proposées sont

$$\begin{aligned}
 \Psi_n^{(h)}(t) &= A_n^{(h)}(t) - B_n^{(h)}(t) \\
 &= \frac{1}{\sqrt{n}} \sum_{j=1}^n \xi_j^{(h)} \left\{ e^{itW_{j,n}} + \frac{1}{n} \sum_{\ell=1}^n it e^{itW_{\ell,n}} R_{j\ell} \right. \\
 &\quad \left. - \frac{4}{n} \sum_{\ell=1}^n (R_{j\ell} + R_{\ell j}) \int_0^1 e^{itw} (1 + \ln w) dw \right\} (6.8)
 \end{aligned}$$

6.5 Versions multiplicateurs de la statistique de test

En regard de la définition de la statistique de test S_n^G donnée à l'équation (6.4), des versions multiplicateurs naturelles sont

$$S_n^{G,(h)} = \int_{\mathbb{R}} |\Psi_n^{(h)}(t)|^2 d\mathcal{G}(t), \quad h \in \{1, \dots, M\},$$

où les processus $\Psi_n^{(1)}, \dots, \Psi_n^{(M)}$ sont définis à l'équation (6.8).

Afin d'obtenir une formule explicite pour $S_n^{G,(h)}$, on remarque d'abord que

$$\begin{aligned}
 e^{itW_{j,n}} + \frac{1}{n} \sum_{\ell=1}^n it e^{itW_{\ell,n}} R_{j\ell} - \frac{4}{n} \sum_{\ell=1}^n (R_{j\ell} + R_{\ell j}) \int_0^1 e^{itw} (1 + \ln w) dw \\
 = \cos(tW_{j,n}) + i \sin(tW_{j,n}) \\
 - \frac{1}{n} \sum_{\ell=1}^n t \sin(tW_{\ell,n}) R_{j\ell} + i \frac{1}{n} \sum_{\ell=1}^n t \cos(tW_{\ell,n}) R_{j\ell} \\
 - \frac{4}{n} \sum_{\ell=1}^n (R_{j\ell} + R_{\ell j}) \int_0^1 \cos(tw) (1 + \ln w) dw \\
 - i \frac{4}{n} \sum_{\ell=1}^n (R_{j\ell} + R_{\ell j}) \int_0^1 \sin(tw) (1 + \ln w) dw.
 \end{aligned}$$

Les parties réelle et imaginaire de cette dernière expression sont donc données respectivement par

$$\cos(tW_{j,n}) - \frac{1}{n} \sum_{\ell=1}^n t \sin(tW_{\ell,n}) R_{j\ell} - \frac{4}{n} \sum_{\ell=1}^n (R_{j\ell} + R_{\ell j}) \int_0^1 \cos(tw) (1 + \ln w) dw$$

et

$$\sin(tW_{j,n}) + \frac{1}{n} \sum_{\ell=1}^n t \cos(tW_{\ell,n}) R_{j\ell} - \frac{4}{n} \sum_{\ell=1}^n (R_{j\ell} + R_{\ell j}) \int_0^1 \sin(tw) (1 + \ln w) dw.$$

Notons maintenant

$$\Psi_{\Re}^{(h)}(t) = \Re \{ \Psi_n^{(h)}(t) \} \quad \text{et} \quad \Psi_{\Im}^{(h)}(t) = \Im \{ \Psi_n^{(h)}(t) \}$$

les parties réelle et imaginaire de $\Psi_n^{(h)}$. On a donc

$$|\Psi_n^{(h)}(t)|^2 = \left\{ \Psi_{\Re}^{(h)}(t) \right\}^2 + \left\{ \Psi_{\Im}^{(h)}(t) \right\}^2,$$

où

$$\begin{aligned}
& \left\{ \Psi_{\Re}^{(h)}(t) \right\}^2 \\
= & \frac{1}{n} \sum_{j,k=1}^n \xi_j^{(h)} \xi_k^{(h)} \left\{ \cos(tW_{j,n}) - \frac{1}{n} \sum_{\ell=1}^n t \sin(tW_{\ell,n}) R_{j\ell} \right. \\
& \quad \left. - \frac{4}{n} \sum_{\ell=1}^n (R_{j\ell} + R_{\ell j}) \int_0^1 \cos(tw)(1 + \ln w) dw \right\} \\
& \times \left\{ \cos(tW_{k,n}) - \frac{1}{n} \sum_{\ell'=1}^n t \sin(tW_{\ell',n}) R_{k\ell'} \right. \\
& \quad \left. - \frac{4}{n} \sum_{\ell'=1}^n (R_{k\ell'} + R_{\ell' k}) \int_0^1 \cos(tw')(1 + \ln w') dw' \right\}
\end{aligned}$$

et

$$\begin{aligned}
& \left\{ \Psi_{\Im}^{(h)}(t) \right\}^2 \\
= & \frac{1}{n} \sum_{j,k=1}^n \xi_j^{(h)} \xi_k^{(h)} \left\{ \sin(tW_{j,n}) + \frac{1}{n} \sum_{\ell=1}^n t \cos(tW_{\ell,n}) R_{j\ell} \right. \\
& \quad \left. - \frac{4}{n} \sum_{\ell=1}^n (R_{j\ell} + R_{\ell j}) \int_0^1 \sin(tw)(1 + \ln w) dw \right\} \\
& \times \left\{ \sin(tW_{k,n}) + \frac{1}{n} \sum_{\ell'=1}^n t \cos(tW_{\ell',n}) R_{k\ell'} \right. \\
& \quad \left. - \frac{4}{n} \sum_{\ell'=1}^n (R_{k\ell'} + R_{\ell' k}) \int_0^1 \sin(tw')(1 + \ln w') dw' \right\}.
\end{aligned}$$

En effectuant les multiplications à l'intérieur des accolades de ces deux dernières expressions, et en faisant ensuite la somme $\{\Psi_{\Re}^{(h)}(t)\}^2 + \{\Psi_{\Im}^{(h)}(t)\}^2$, on retrouve des expressions de la forme $\cos x \cos y + \sin x \sin y$ et $\sin x \cos y - \cos x \sin y$. En utilisant les identités trigonométriques $\cos x \cos y + \sin x \sin y = \cos(x - y)$ et $\sin x \cos y - \cos x \sin y = \sin(x - y)$, on parvient à montrer que

$$\begin{aligned}
|\Psi_n^{(h)}(t)|^2 &= \frac{1}{n} \sum_{j,k=1}^n \xi_j^{(h)} \xi_k^{(h)} \\
&\times \left\{ \cos \{t(W_{j,n} - W_{k,n})\} + \frac{1}{n} \sum_{\ell'=1}^n R_{k\ell'} t \sin \{t(W_{j,n} - W_{\ell',n})\} \right. \\
&- \frac{4}{n} \sum_{\ell'=1}^n (R_{k\ell'} + R_{\ell'k}) \int_0^1 \cos \{t(W_{j,n} - w)\} (1 + \ln w) dw \\
&+ \frac{1}{n} \sum_{\ell=1}^n R_{j\ell} t \sin \{t(W_{k,n} - W_{\ell,n})\} \\
&+ \frac{1}{n^2} \sum_{\ell,\ell'=1}^n R_{j\ell} R_{k\ell'} t^2 \cos \{t(W_{\ell,n} - W_{\ell',n})\} \\
&+ \frac{4}{n^2} \sum_{\ell,\ell'=1}^n (R_{k\ell'} + R_{\ell'k}) R_{j\ell} \int_0^1 t \sin \{t(W_{\ell,n} - w)\} (1 + \ln w) dw \\
&- \frac{4}{n} \sum_{\ell=1}^n (R_{j\ell} + R_{\ell j}) \int_0^1 \cos \{t(W_{k,n} - w)\} (1 + \ln w) dw \\
&+ \frac{4}{n^2} \sum_{\ell,\ell'=1}^n (R_{j\ell} + R_{\ell j}) R_{k\ell'} \int_0^1 t \sin \{t(W_{\ell',n} - w)\} (1 + \ln w) dw \\
&+ \frac{16}{n^2} \sum_{\ell,\ell'=1}^n (R_{j\ell} + R_{\ell j}) (R_{k\ell'} + R_{\ell'k}) \\
&\quad \left. \times \int_0^1 \int_0^1 \cos \{t(w - w')\} (1 + \ln w) (1 + \ln w') dw dw' \right\}.
\end{aligned}$$

Soient maintenant les fonctions

$$\begin{aligned}
\beta_1(a) &= \int_{\mathbb{R}} \cos(ta) d\mathcal{G}(t), \\
\beta_2(a) &= \int_{\mathbb{R}} t \sin(ta) d\mathcal{G}(t), \\
\beta_3(a) &= \int_{\mathbb{R}} t^2 \cos(ta) d\mathcal{G}(t).
\end{aligned}$$

En définissant la matrice $\mathbb{V}^G \in \mathbb{R}^{n \times n}$ dont les éléments sont

$$\begin{aligned}
\mathbb{V}_{jk}^G &= \beta_1 (W_{j,n} - W_{k,n}) \\
&+ \frac{1}{n} \sum_{\ell=1}^n R_{k\ell} \beta_2 (W_{j,n} - W_{\ell,n}) + \frac{1}{n} \sum_{\ell=1}^n R_{j\ell} \beta_2 (W_{k,n} - W_{\ell,n}) \\
&- \frac{4}{n} \sum_{\ell=1}^n (R_{k\ell} + R_{\ell k}) \int_0^1 \beta_1 (W_{j,n} - w) (1 + \ln w) dw \\
&- \frac{4}{n} \sum_{\ell=1}^n (R_{j\ell} + R_{\ell j}) \int_0^1 \beta_1 (W_{k,n} - w) (1 + \ln w) dw \\
&+ \frac{1}{n^2} \sum_{\ell, \ell'=1}^n R_{j\ell} R_{k\ell'} \beta_3 (W_{\ell,n} - W_{\ell',n}) \\
&+ \frac{4}{n^2} \sum_{\ell, \ell'=1}^n (R_{k\ell'} + R_{\ell' k}) R_{j\ell} \int_0^1 \beta_2 (W_{\ell,n} - w) (1 + \ln w) dw \\
&+ \frac{4}{n^2} \sum_{\ell, \ell'=1}^n (R_{j\ell} + R_{\ell j}) R_{k\ell'} \int_0^1 \beta_2 (W_{\ell',n} - w) (1 + \ln w) dw \\
&+ \frac{16}{n^2} \sum_{\ell, \ell'=1}^n (R_{j\ell} + R_{\ell j}) (R_{k\ell'} + R_{\ell' k}) \\
&\quad \times \int_0^1 \int_0^1 \beta_1 (w - w') (1 + \ln w) (1 + \ln w') dw dw',
\end{aligned}$$

on a

$$S_n^{\mathcal{G},(h)} = \int_{\mathbb{R}} |\Psi_n^{(h)}(t)|^2 d\mathcal{G}(t) = \frac{1}{n} \sum_{j,k=1}^n \xi_j^{(h)} \xi_k^{(h)} \mathbb{V}_{jk}^G.$$

Enfin, si on définit le vecteur

$$\boldsymbol{\xi}^{(h)} = (\xi_1^{(h)}, \dots, \xi_n^{(h)})^\top,$$

on obtient la représentation matricielle

$$S_n^{\mathcal{G},(h)} = \frac{1}{n} (\boldsymbol{\xi}^{(h)})^\top \mathbb{V}^G \boldsymbol{\xi}^{(h)}.$$

Cette formule compacte est facile à implémenter, notamment dans Matlab. De plus, il est à noter que la matrice \mathbb{V}^G dépend uniquement de l'échantillon. Ceci rend aisée l'obtention d'un grand nombre de copies $S_n^{G,(1)}, \dots, S_n^{G,(M)}$ de la statistique de test sous \mathcal{H}_0 . À partir de ces répliques de la statistique de test, la valeur critique s'obtient par

$$\hat{p}^G = \frac{1}{M} \sum_{h=1}^M \mathbf{1}(S_n^{G,(h)} > S_n^G).$$

On rejette alors l'hypothèse nulle d'une copule extrême bivariée si $\hat{p}^G < \alpha$, où $\alpha \in (0, 1)$ est le seuil de signification du test. On prend souvent $\alpha = 0, 05$.

Remarque 6.2. Si la fonction de poids est $d\mathcal{G}(t) = e^{-\kappa t^2}$, alors

$$\begin{aligned}\beta_1(a) &= \sqrt{\frac{\pi}{\kappa}} e^{-a^2/4\kappa}, \\ \beta_2(a) &= \sqrt{\frac{\pi}{\kappa}} \frac{1}{2\kappa} a e^{-a^2/4\kappa}, \\ \beta_3(a) &= \sqrt{\frac{\pi}{\kappa}} \left(\frac{2\kappa - a^2}{4\kappa^2} \right) e^{-a^2/4\kappa}.\end{aligned}$$

6.6 Étude de l'efficacité des tests

6.6.1 Paramètres de la simulation

Dans un premier temps, on va étudier la capacité des tests à conserver leur seuil nominal de $\alpha = 0.05$ sous la copule extrême de Gumbel–Hougaard. Ensuite, la puissance des tests, c'est-à-dire la probabilité qu'ils ont à rejeter l'hypothèse nulle lorsqu'elle est fausse sera évaluée sous les modèles de Clayton, Frank et Normale. Ces estimations de probabilité seront basées sur

1 000 répétitions. Dans la suite, on écrira S_n^κ pour référencer à la statistique de test construite avec la fonction de poids $d\mathcal{G}(t) = e^{-\kappa t^2}$. Dans les études de simulation qui suivent, on comparera $S_n^{.05}$, $S_n^{.1}$, $S_n^{.25}$, $S_n^{.5}$ et S_n^1 . Les tailles d'échantillons considérées dans notre étude sont $n = 50, 100, 200$. Pour le calcul des valeurs critiques, on utilisera $M = 1 000$ échantillons multiplicateur. Enfin, l'approximation de la fonction Ψ_{τ_n} se fera avec $N = 1 000$.

6.6.2 Aptitude à conserver le seuil nominal

On déduit de l'Exemple 4.6 que la copule extrême de Gumbel–Hougaard dans le cas $d = 2$ est de la forme

$$C_\theta(u, v) = \exp \left[- \left\{ (-\ln u)^\theta + (-\ln v)^\theta \right\}^{1/\theta} \right], \quad (6.9)$$

où $\theta \in [0, 1]$. En simulant des observations de cette copule, on peut ainsi évaluer la capacité des tests à conserver leur seuil nominal de 5% sous l'hypothèse nulle. Les résultats obtenus sont présentés au Tableau 6.1. En général, les tests conservent assez bien leur seuil de 5%, sauf peut-être pour les statistiques $S_n^{.05}$ et $S_n^{.1}$ quand $n = 50$. Les tests ont généralement un peu plus de problèmes lorsque $\tau = 1/4$, bien que ce ne soit pas dramatique pour $n = 200$. En résumé, les statistiques $S_n^{.25}$, $S_n^{.5}$ et S_n^1 tiennent très bien leur seuil et ce, peu importe la taille de l'échantillon.

6.6.3 Puissance sous la copule de Clayton

Le générateur de cette copule Archimédienne a été présenté à l'équation (4.5).

La copule associée est

$$C(\mathbf{u}) = \left(\sum_{j=1}^d u_j^{-\theta} - d + 1 \right)^{-1/\theta}.$$

Quand $d = 2$, on a

$$C(u, v) = (u^{-\theta} + v^{-\theta} - 1)^{-1/\theta}.$$

Les résultats pour ce modèle se retrouvent au Tableau 6.2. Ici, on souhaite que la probabilité de rejet soit la plus élevée possible, car la copule de Clayton ne fait pas partie de la famille extrême. D'emblée, on remarque que la statistique $S_n^{.05}$ performe mieux que les autres; elle est suivie de très près par $S_n^{.1}$. Par contre, $S_n^{.25}$, $S_n^{.5}$ et S_n^1 sont nettement moins puissantes. Tel qu'attendu, les puissances des statistiques augmentent à mesure que la taille de l'échantillon augmente. Également, on remarque que pour une taille donnée, la puissance est généralement la plus élevée lorsque $\tau = 1/2$.

6.6.4 Puissance sous la copule de Frank

Le générateur de cette copule Archimédienne a été présenté à l'équation (4.7).

La copule associée est

$$C(\mathbf{u}) = -\frac{1}{\theta} \ln \left\{ 1 - \frac{1}{(1 - e^{-\theta})^{d-1}} \prod_{j=1}^d (1 - e^{-\theta u_j}) \right\}.$$

Quand $d = 2$,

$$C(u, v) = -\frac{1}{\theta} \ln \left\{ 1 - \frac{(1 - e^{-\theta u})(1 - e^{-\theta v})}{(1 - e^{-\theta})} \right\}.$$

Les résultats, assez semblables à ceux obtenus pour la copule de Clayton, se trouvent au Tableau 6.3. En effet, les statistiques $S_n^{.05}$ et $S_n^{.1}$ performent mieux que les autres. Par contre, les puissances sont nettement inférieures à celles obtenues sous le modèle de Clayton. Cette observation est en accord avec les résultats de simulation de Quessy (2012). L'influence du paramètre τ n'est pas très marquée, surtout pour les statistiques $S_n^{.25}$, $S_n^{.5}$ et S_n^1 .

6.6.5 Puissance sous la copule Normale

Cette copule a été présentée à l'équation (4.4). Les résultats de simulations sous ce modèle sont dans le Tableau 6.4. Ici, $S_n^{.05}$ et $S_n^{.1}$ démontrent une meilleure puissance que leurs concurrentes. On constate également que la puissance augmente avec la taille de l'échantillon, mais de façon beaucoup moins marqué que pour les copules Clayton et Frank. De plus, on constate que la puissance est inversement proportionnelle à la valeur de τ .

Tableau 6.1: Estimation, basée sur 1 000 répétitions, de la probabilité de rejet de l'hypothèse nulle d'une copule extrême sous le modèle de Gumbel–Hougaard pour les tests basés sur $S_n^{.05}$, $S_n^{.1}$, $S_n^{.25}$, $S_n^{.5}$ et S_n^1 avec $M = 1\,000$ échantillons multiplicateurs.

n	τ	$S_n^{.05}$	$S_n^{.1}$	$S_n^{.25}$	$S_n^{.5}$	S_n^1
50	1/4	13.0	10.1	8.5	8.7	7.6
	1/2	7.8	8.3	7.1	5.3	5.1
	3/4	6.1	6.0	4.8	5.5	6.0
	1/4	9.1	6.8	7.0	5.1	4.4
	1/2	7.6	5.9	5.4	5.9	5.1
	3/4	5.3	5.6	5.8	6.1	6.1
	1/4	10.7	7.6	8.3	7.0	6.1
	1/2	6.5	5.3	5.0	6.1	4.9
	3/4	6.7	5.3	7.0	5.2	5.7

Tableau 6.2: Estimation, basée sur 1 000 répétitions, de la probabilité de rejet de l'hypothèse nulle d'une copule extrême sous le modèle de Clayton pour les tests basés sur $S_n^{.05}$, $S_n^{.1}$, $S_n^{.25}$, $S_n^{.5}$ et S_n^1 avec $M = 1\,000$ échantillons multiplicateurs.

n	τ	$S_n^{.05}$	$S_n^{.1}$	$S_n^{.25}$	$S_n^{.5}$	S_n^1
50	1/4	38.9	28.7	18.9	13.6	10.9
	1/2	49.7	37.6	19.6	15.2	14.0
	3/4	29.6	23.9	12.5	10.0	9.5
	1/4	50.1	35.7	18.1	13.9	10.7
	1/2	67.9	53.1	28.7	13.7	13.1
	3/4	46.0	33.3	17.7	11.7	9.4
	1/4	70.6	53.3	23.1	16.4	12.2
	1/2	92.0	84.9	41.4	21.5	13.5
	3/4	71.2	61.0	24.8	14.1	11.5

Tableau 6.3: Estimation, basée sur 1 000 répétitions, de la probabilité de rejet de l'hypothèse nulle d'une copule extrême sous le modèle de Frank pour les tests basés sur $S_n^{.05}$, $S_n^{.1}$, $S_n^{.25}$, $S_n^{.5}$ et S_n^1 avec $M = 1\,000$ échantillons multiplicateurs.

n	τ	$S_n^{.05}$	$S_n^{.1}$	$S_n^{.25}$	$S_n^{.5}$	S_n^1
50	1/4	20.3	16.0	10.7	9.7	10.7
	1/2	18.8	13.0	10.0	8.9	8.9
	3/4	13.4	9.2	6.4	5.1	7.2
	1/4	20.0	12.8	10.3	8.8	7.5
	1/2	23.7	14.9	11.6	5.6	7.1
	3/4	12.2	8.6	7.1	5.6	5.4
	1/4	21.4	17.2	9.8	7.7	7.1
	1/2	25.4	17.3	8.9	7.9	6.9
	3/4	17.4	12.0	8.6	7.1	7.0

Tableau 6.4: Estimation, basée sur 1 000 répétitions, de la probabilité de rejet de l'hypothèse nulle d'une copule extrême sous le modèle Normal pour les tests basés sur $S_n^{.05}$, $S_n^{.1}$, $S_n^{.25}$, $S_n^{.5}$ et S_n^1 avec $M = 1\ 000$ échantillons multiplicateurs.

n	τ	$S_n^{.05}$	$S_n^{.1}$	$S_n^{.25}$	$S_n^{.5}$	S_n^1
50	1/4	18.5	15.7	9.5	9.4	8.8
	1/2	17.7	11.7	7.7	7.7	8.5
	3/4	8.5	7.5	7.3	6.4	8.6
	1/4	20.7	11.4	10.1	9.2	8.3
	1/2	17.0	13.7	8.2	7.6	7.1
	3/4	9.9	5.9	7.3	6.2	6.3
	1/4	25.9	15.7	9.0	8.4	9.1
	1/2	19.8	14.5	8.5	6.8	7.9
	3/4	11.8	7.4	8.1	6.2	5.7

CHAPITRE 7

CONCLUSION

Dans ce mémoire, de nouveaux tests pour détecter de la dépendance extrême ont été développés. L'idée maîtresse a consisté à travailler avec la fonction caractéristique associée à la transformation intégrale de probabilité d'une copule. Dans le cas des copules à valeurs extrêmes, cette fonction possède la propriété particulière, et utile, d'être de la même forme peu importe le type de copule extrême. Une estimation non-paramétrique de cette fonction caractéristique fondée sur les rangs des observations a été proposée. Des statistiques de test basées sur la comparaison de cette version empirique avec la version attendue sous l'hypothèse nulle ont ainsi pu être proposées.

Le calcul des valeurs critiques, ou de façon équivalente des valeurs critiques, a été abordé via la méthode de ré-échantillonnage du mélangeur. Grâce à une adaptation judicieuse de cette technique de type *bootstrap*, on a développé une façon valide de recréer le comportement des statistiques de test sous l'hypothèse nulle. Les simulations effectuées tendent à démontrer que la méthode est aussi valide pour des tailles d'échantillons relativement petites.

L'idée de traiter les problèmes d'inférence dans les modèles de copules en utilisant une fonction caractéristique semble porteuse. À notre connaissance, personne n'avait eu l'idée d'utiliser ces fonctions avec les copules. Pourtant, la théorie est bien développée dans le cas à une variable et les procédures statistiques qui en découlent ont généralement de belles propriétés.

Il serait intéressant de démontrer rigoureusement la validité de nos tests. D'abord, il faudrait démontrer que le processus Ψ_n converge dans un espace de fonctions complexes. Pour ce faire, il faudrait faire appel aux outils de la théorie des processus empiriques telle que développée dans les ouvrages de van der Vaart & Wellner (1996) et de Kosorok (2008). Il faudrait également établir formellement la validité de la méthode de ré-échantillonnage qui nous a permis d'obtenir les valeurs critiques. Finalement, il serait intéressant d'étudier une version *fonction caractéristique* de la populaire copule empirique, qui est utilisée à outrance dans l'inférence de copules.

Références

- ALBA FERNÁNDEZ, V., JIMÉNEZ GAMERO, M. D. & MUÑOZ GARCÍA, J. (2008). A test for the two-sample problem based on empirical characteristic functions. *Comput. Statist. Data Anal.* **52**, 3730–3748.
- BARBE, P., GENEST, C., GHOUIDI, K. & RÉMILLARD, B. (1996). On Kendall’s process. *J. Multivariate Anal.* **58**, 197–229.
- BEN GHORBAL, N., GENEST, C. & NEŠLEHOVÁ, J. (2009). On the Ghoudi, Khoudraji, and Rivest test for extreme-value dependence. *Canad. J. Statist.* **37**, 534–552.
- EPPS, T. W. & PULLEY, L. B. (1983). A test for normality based on the empirical characteristic function. *Biometrika* **70**, 723–726.
- FAN, Y. (1997). Goodness-of-fit tests for a multivariate distribution by the empirical characteristic function. *J. Multivariate Anal.* **62**, 36–63.
- FARLIE, D. J. G. (1960). The performance of some correlation coefficients for a general bivariate distribution. *Biometrika* **47**, 307–323.

- FARLIE, D. J. G. (1961). The asymptotic efficiency of Daniels's generalized correlation coefficients. *J. Roy. Statist. Soc. Ser. B* **23**, 128–142.
- FEUERVERGER, A. & MUREIKA, R. A. (1977). The empirical characteristic function and its applications. *Ann. Statist.* **5**, 88–97.
- GENEST, C., GHOUIDI, K. & RIVEST, L.-P. (1998). “Understanding relationships using copulas,” by Edward Frees and Emiliano Valdez, January 1998. *N. Am. Actuar. J.* **2**, 143–149.
- GENEST, C., QUÉSSY, J.-F. & RÉMILLARD, B. (2006). Goodness-of-fit procedures for copula models based on the probability integral transformation. *Scand. J. Statist.* **33**, 337–366.
- GENEST, C. & RIVEST, L.-P. (1993). Statistical inference procedures for bivariate Archimedean copulas. *J. Amer. Statist. Assoc.* **88**, 1034–1043.
- GHOUIDI, K., KHOUDRAJI, A. & RIVEST, L.-P. (1998). Propriétés statistiques des copules de valeurs extrêmes bidimensionnelles. *Canad. J. Statist.* **26**, 187–197.
- GUDENDORF, G. & SEGERS, J. (2010). Extreme-value copulas. *Copula Theory and Its Applications* , 127–145.
- JIMÉNEZ-GAMERO, M. D., ALBA-FERNÁNDEZ, V., MUÑOZ-GARCÍA, J. & CHALCO-CANO, Y. (2009). Goodness-of-fit tests based on empirical characteristic functions. *Comput. Statist. Data Anal.* **53**, 3957–3971.
- KOJADINOVIC, I. & YAN, J. (2010). Nonparametric rank-based tests of

- bivariate extreme-value dependence. *Journal of Multivariate Analysis* **101**, 2234–2249.
- KOSOROK, M. (2008). *Introduction to empirical processes and semiparametric inference*. Springer Verlag.
- LEE, A. J. (1990). *U-statistics*, vol. 110 of *Statistics: Textbooks and Monographs*. New York: Marcel Dekker Inc. Theory and practice.
- MATSUI, M. & TAKEMURA, A. (2005). Empirical characteristic function approach to goodness-of-fit tests for the Cauchy distribution with parameters estimated by MLE or EISE. *Ann. Inst. Statist. Math.* **57**, 183–199.
- PICKANDS, III, J. (1981). Multivariate extreme value distributions. In *Proceedings of the 43rd session of the International Statistical Institute, Vol. 2 (Buenos Aires, 1981)*, vol. 49. With a discussion.
- QUESSY, J.-F. (2012). Testing for bivariate extreme dependence using Kendall's process. *Scandinavian Journal of Statistics* **39**, 497–514.
- QUESSY, J.-F. & ÉTHIER, F. (2012). Cramér–von mises and characteristic function tests for the two and k -sample problems with dependent data. *Computational Statistics and Data Analysis* **56**, 2097–2111.
- QUESSY, J.-F., SAÏD, M. & FAVRE, A.-C. (2012). Multivariate Kendall's tau for change-point detection in copulas. *Revue Canadienne de Statistique* **40**, sous presse.
- ROYDEN, H. L. (1988). *Real analysis*. New York: Macmillan Publishing Company, 3rd ed.

- SHAO, J. (2003). *Mathematical statistics*. Springer Texts in Statistics. New York: Springer-Verlag, 2nd ed.
- SKLAR, M. (1959). Fonctions de répartition à n dimensions et leurs marges. *Publ. Inst. Statist. Univ. Paris* **8**, 229–231.
- TOWHIDI, M. & SALMANPOUR, M. (2007). A new goodness-of-fit test based on the empirical characteristic function. *Comm. Statist. Theory Methods* **36**, 2777–2785.
- VAN DER VAART, A. W. & WELLNER, J. A. (1996). *Weak convergence and empirical processes*. Springer Series in Statistics. New York: Springer-Verlag. With applications to statistics.

ANNEXE A

PROGRAMMES EN MATLAB

A.1 Programmes utilitaires

A.1.1 Transformation d'un vecteur de données en rangs

```
1 function R = rankit(X)
2
3 R = tiedrank(X);
```

A.1.2 Simulation de paires selon un modèle de copule choisi

```

1 function X = sim_copula(n,model,tau)
2
3 % Generates a bivariate sample of size n from the following copulas :
4 % 1. Clayton
5 % 3. Ali-Mikhail-Haq
6 % 4. Gumbel-Hougaard (extreme)
7 % 5. Frank
8 % 7. Farlie-Gumbel-Morgenstern
9 % 8. Plackett
10 % 9. Gumbel A (extreme)
11 % 10. Marshall-Olkin (extreme)
12 % 11. Normal
13 % 12. Student
14 % 13. Fréchet
15 % 15. Galambos (extreme)
16 % 16. Cuadras-Augé (extreme)
17 % 17. Ordinal sum
18 % 18. Durante A
19 % 19. Durante B
20 % 21-40. Student with "model-20" degrees of freedom
21 %
22 % author : Jean-François Quessy, Ph. D.
23
24 X = zeros(n,2);
25
26 theta = tau_theta(model,tau);
27
28 %Clayton
29 if (model == 1)
30     if (theta == 0)
31         X = rand(n,2);
32     else
33         for i=1:n
34             v = rand;
35             t = rand;
36             a = v^(-theta);
37             b = t^(-theta/(theta+1))-1;
38             X(i,1) = (a*b+1)^(-1/theta);
39             X(i,2) = v;
40         end
41     end
42
43 %Ali-Mikhail-Haq
44 elseif (model == 3)
45     if (theta == 0)
46         X = rand(n,2);
47     else
48         for i=1:n

```

```

49      u = rand; t = rand;
50      a = -theta - 4*t*theta^2*u + 2*theta*t*u - 2*theta*t
51          + 2*theta^2*t + 2*theta^2*t*u^2 + 1;
52          b = 1 - 2*theta + 4*t*theta^2*u^2 + 4*theta*t*u
53          - 4*theta^2*t*u + theta^2;
54          c = -2*theta^2*t*u + theta^2*u^2*t - theta + theta^2*t;
55      X(i,1) = u;
56      X(i,2) = (a-sqrt(b))/(2*c);
57    end
58  end
59 %Gumbel-Hougaard
60 elseif (model == 4)
61   if (theta == 0)
62     X = rand(n,2);
63   else
64     for i=1:n
65       U0 = rand; U1 = rand; U2 = rand;
66       z = (U0^(1-theta))/(U0^(1-theta)+(1.0-U0)^(1-theta));
67       if (rand < 1-theta)
68         w = U1*U2;
69       else
70         w = U2;
71       end
72       t1 = ((1-z)^(1/(1-theta)) + z^(1/(1-theta)))^(1-theta);
73       X(i,1) = w^(z/t1);
74       X(i,2) = w^((1.0-z)/t1);
75     end
76   end
77 end
78 %Frank
79 elseif (model == 5)
80   if (theta == 0)
81     X = rand(n,2);
82   else
83     for i=1:n
84       u = rand; t = rand;
85       t1 = t*exp(-theta) + (1-t)*exp(-theta*u);
86       t2 = t + (1-t)*exp(-theta*u);
87       X(i,1) = u;
88       X(i,2) = log(t2/t1)/theta;
89     end
90   end
91 end
92 %Farlie-Gumbel-Morgenstern
93 elseif (model == 7)
94   if (theta == 0)
95     X = rand(n,2);
96   else
97     for i=1:n
98       u = rand; t = rand;
99       b = theta*(1-2*u);
100      X(i,1) = u;
101      X(i,2) = b;
102    end
103  end

```

```

101      root = sqrt((l+b)^2 - 4*t*b);
102      X(i,1) = u;
103      X(i,2) = 2*t/(l+b+root);
104    end
105  end
106
107 %Plackett
108 elseif (model == 8)
109   if (theta == 0)
110     X = rand(n,2);
111   else
112     for i=1:n
113       u = rand; t = rand;
114       a = t*(l-t);
115       b = theta + a*(theta-1)^2;
116       c = 2*a*(u*theta^2 + l-u) + theta*(l-2*a);
117       d = sqrt(theta)*sqrt(theta + 4*a*u*(l-u)*(l-theta)^2);
118       X(i,1) = u;
119       X(i,2) = (c-(l-2*t)*d)/(2*b);
120     end
121   end
122
123 %Gumbel A
124 elseif (model == 9)
125   c = (4+theta)/(4-theta);
126   for i=1:n
127     U1 = unifrnd(0,1); U2 = unifrnd(0,1); U3 = unifrnd(0,1);
128     %rejection method
129     Z = 0; Z1 = 1; %arbitrarily
130     while (Z ~= Z1)
131       Z1 = unifrnd(0,1); U0 = unifrnd(0,1);
132       t1 = ( 2 - theta*(2*Z1^2 - 2*Z1 + 1) )
133         / ( (theta*Z1^2 - theta*Z1 + 1)^2 ) - 1;
134       if (U0<=t1/c)
135         Z = Z1;
136       end
137     end
138
139     t2 = 2*theta*Z*(1-Z)*(theta*Z^2 - theta*Z + 1);
140     t3 = 2 - 2*theta*Z^2 + 2*theta*Z - theta
141       - (theta*Z^2 - theta*Z + 1)^2;
142     t4 = t2/t3;
143     if (U3<=t4)
144       W = U1;
145     else
146       W = U1*U2;
147     end
148     t5 = theta*Z^2 - theta*Z + 1;
149     X(i,1) = W^(Z/t5);
150     X(i,2) = W^((1-Z)/t5);
151   end
152

```

```

153 % Marshall-Olkin (equal parameters)
154 elseif (model == 10)
155   if (theta == 0)
156     X = rand(n,2);
157   else
158     for i=1:n
159       U = unifrnd(0,1,1,3);
160       X(i,1) = max(U(1,1)^(1/(1-theta)),U(1,3)^(1/theta));
161       X(i,2) = max(U(1,2)^(1/(1-theta)),U(1,3)^(1/theta));
162     end
163   end
164
165 % Normal
166 elseif (model == 11)
167   mu = [0 0]; sigma = [1 theta ; theta 1];
168   for i=1:n
169     X(i,:) = mvnrnd(mu,sigma);
170   end
171   X = normcdf(X);
172
173 % Fréchet
174 elseif (model == 13)
175   if (theta == 0.0)
176     X = rand(n,2);
177   else
178     for i=1:n
179       t = rand; s = rand; X(i,2) = s;
180       if (t <= theta)
181         X(i,1) = s;
182       else
183         X(i,1) = rand;
184       end
185     end
186   end
187
188 % Galambos
189 elseif (model == 15)
190   if (theta == 0.0)
191     X = rand(n,2);
192   else
193     for i=1:n
194       V = rand; S = rand;
195
196       % CA(x,V) * A(r) - r*A'(r) / V
197       f = @(x)( x*exp( ((-log(abs(x)))^(-theta)
198                               +(-log(V))^(-theta))^(-1/theta) )
199                               *(1 - (-log(abs(x)))^(theta+1)*((-log(abs(x)))^theta
200                               + (-log(V))^theta)^(-(theta+1)/theta)) - S );
201
202       %if (tauj=.5)
203       %  U = fzero(f,.5);
204     end

```

```

205 % U = fzero(f,V);
206 %end
207
208 X(i,1) = U; X(i,2) = V;
209 end
210 end
211
212 %Cuadras-Augé
213 elseif (model == 16)
214 if (theta == 0)
215 X = rand(n,2);
216 else
217 for i=1:n
218 t = rand; v = rand; X(i,2) = v;
219 if ( t < (1-theta)*v^(1-theta) )
220 X(i,1) = t*v^theta/(1-theta);
221 elseif ( t < v^(1-theta) )
222 X(i,1) = v;
223 else
224 X(i,1) = t^(1/(1-theta));
225 end
226 end
227 end
228
229 %Ordinal sum
230 elseif (model == 17)
231 for i=1:n
232 t = rand; v = rand; X(i,2) = v;
233 if ( v <= 1/theta )
234 X(i,1) = t/theta;
235 else
236 X(i,1) = v;
237 end
238 end
239
240 %Durante A
241 elseif (model == 18)
242 if (theta == 1.0)
243 X = rand(n,2);
244 else
245 for i=1:n
246 t = rand; v = rand; X(i,2) = v;
247 if ( t < theta*v*(1-v)^(theta-1) )
248 X(i,1) = t/(theta*(1.0-v)^(theta-1.0));
249 elseif ( t < 1.0 - (1.0-v)^theta )
250 X(i,1) = v;
251 else
252 X(i,1) = 1.0 - (1.0-t)^(1.0/theta);
253 end
254 end
255 end
256

```

```
257 %Durante B
258 elseif (model == 19)
259     if (theta == 0.0)
260         X = rand(n,2);
261     else
262         for i=1:n
263             t = rand; v = rand; X(i,2) = v;
264             if ( t < (theta+1)*v/(theta*v+1)^2 )
265                 X(i,1) = (theta*v+1)^2*t/(theta+1);
266             elseif ( t < (theta+1)*v/(theta*v+1) )
267                 X(i,1) = v;
268             else
269                 X(i,1) = t/(1+theta-theta*t);
270             end
271         end
272     end
273
274 %Student
275 elseif (model <= 40 && model>= 21)
276     sigma = [1 theta ; theta 1];
277     for i=1:n
278         X(i,:) = mvtrnd(sigma,model-20);
279     end
280     X = tcdf(X,model-20);
281 end
```

A.1.3 Calcul du tau de Kendall empirique

```
1 function t = tau(X)
2
3 a = size(X); n = a(1); d = a(2);
4
5 c = 0;
6 for i=1:n
7     for j=1:n
8         mark = 0;
9         for k=1:d
10            if ( X(i,k) < X(j,k) )
11                mark = mark + 1;
12            end
13            if ( mark==d )
14                c = c+1;
15            end
16        end
17    end
18 end
19
20 b = c/(n*(n-1));
21 t = (2^d*b - 1)/(2^(d-1)-1);
```

A.2 Tests d'extrêmes bivariées

A.2.1 Statistique de test et valeur critique

```

1 function [Sn ,pv ,testSn ,Shat] = Test_Ouimet(X,M,kappa ,N)
2
3 n = length(X);
4
5 %Calcul de Rjk
6 R = zeros(n,n);
7 for j=1:n
8     for k=1:n
9         if ( (X(j ,1) <= X(k ,1)) && (X(j ,2) <= X(k ,2)) )
10            R(j ,k) = 1;
11        end
12    end
13 end
14
15 %Calcul des pseudo-observations W1,...,Wn
16 I = ones(1,n);
17 W = (I*R). '/n;
18
19 %Calcul de W1tilde, ..., Wntilde
20 kendall = max(tau(X),0);
21 W_tilde = sim_K_extreme(N,kendall);
22
23 %Calcul de la statistique de test
24 temp1 = zeros(n,n); temp2 = zeros(n,N); temp3 = zeros(N,N);
25 for j=1:n
26     for k=1:n
27         temp1(j ,k) = exp(-(W(j)-W(k))^2/(4*kappa));
28     end
29 end
30 T1 = sum(sum(temp1));
31
32 for j=1:n
33     for k=1:N
34         temp2(j ,k) = exp(-(W(j)-W_tilde(k))^2/(4*kappa));
35     end
36 end
37
38 T2 = sum(sum(temp2));
39 for j=1:N
40     for k=1:N
41         temp3(j ,k) = exp(-(W_tilde(j)-W_tilde(k))^2/(4*kappa));
42     end
43 end
44 T3 = sum(sum(temp3));
45
46 Sn = (T1/n) - (2*T2/N) + (n*T3/N^2);
47

```

```

48 %Calcul des intégrales de beta1(x-w) et de beta2(x-w) p/r à 1+ln(w)
49 T = 100;
50 IW = zeros(1,T); f1 = zeros(1,n);
51 for j=1:n
52     x = j/n;
53     for q=1:T
54         w = (q-.5) / T;
55         IW(q) = exp(-(x-w)^2/(4*kappa))*(1+log(w));
56     end
57     f1(j) = sum(IW) / T;
58 end
59 IW = zeros(1,T); f2 = zeros(1,n);
60 for j=1:n
61     x = j/n;
62     for q=1:T
63         w = (q-.5) / T;
64         IW(q) = (x-w)*exp(-(x-w)^2/(4*kappa))*(1+log(w)) / (2*kappa);
65     end
66     f2(j) = sum(IW) / T;
67 end
68 %Calcul de l'intégrale de beta1(x-y) p/r à (1+ln(x))*(1+ln(y))
69 epsilon = 0.0001;
70 I_tilde = dblquad(@(x,y)exp(-(x-y).^2/(4*kappa))
71                   .*(1+log(x)).*(1+log(y)),epsilon,1,epsilon,1);
72
73 %Calcul de la matrice V
74 V = zeros(n,n);
75 for j=1:n
76     for k=j:n
77         %Calcul de chacune des parties de V
78         T1 = exp(-(W(j)-W(k))^2/(4*kappa));
79
80         T2=0; T3=0; T4=0; T5=0; T6=0; T7=0; T8=0; T9=0;
81         for l=1:n
82             T2 = T2 + R(k,l)*(W(j)-W(l))
83                         *exp(-(W(j)-W(l))^2/(4*kappa))/(2*kappa);
84             T3 = T3 + R(j,l)*(W(k)-W(l))
85                         *exp(-(W(k)-W(l))^2/(4*kappa))/(2*kappa);
86             T4 = T4 + (R(k,l) + R(l,k)) * f1( int16(n*W(j)) );
87             T5 = T5 + (R(j,l) + R(l,j)) * f1( int16(n*W(k)) );
88             for lp=1:n
89                 T6 = T6 + R(j,l) * R(k,lp) * (2*kappa-(W(l)-W(lp))^2)
90                             * exp(-(W(l)-W(lp))^2/(4*kappa)) / (4*kappa^2);
91                 T7 = T7 + (R(k,lp) + R(lp,k)) * R(j,l) * f2( int16( n*W(l) ) );
92                 T8 = T8 + (R(j,lp) + R(lp,j)) * R(k,lp) * f2( int16( n*W(lp) ) );
93                 T9 = T9 + (R(j,l) + R(l,j)) * (R(k,lp) + R(lp,k));
94             end
95         end
96     end
97     V(j,k) = T1 + (T2+T3)/n - 4*(T4+T5)/n + T6/n^2
98             + 4*(T7+T8)/n^2 + 16*I_tilde*T9/n^2;
99     V(k,j) = V(j,k);

```

```
100      end
101  end
102
103 % Versions multiplicateurs de la statistique Sn
104 Shat = zeros(M,1);
105 parfor i=1:M
106     g = exprnd(1,n,1);
107     xi = g / mean(g) - 1;
108     Shat(i) = xi.' * V * xi;
109 end
110 Shat = Shat / n;
111
112 % Calcul de la p-valeur
113 pv = sum(Shat > Sn) / M;
114
115 testSn = 0;
116 if pv < .05
117     testSn = 1;
118 end
```

A.2.2 Évaluation de la puissance du nouveau test

```
1 function POWER = Power_Ouimet(n,model,tau,M,IT,kappa,N)
2
3 testSn = zeros(IT,1);
4
5 parfor i=1:IT
6     X = sim_copula(n,model,tau);
7     [~,~,testSn(i),~] = Test_Ouimet(X,M,kappa,N);
8 end
9 POWER = sum(testSn) / IT;
```

A.2.3 Création d'un tableau avec les résultats de puissance

```
1 function Power = Tableau_Ouimet(n, model, kendall, kappa, M, IT, N)
2
3 a = length(kendall);
4 b = length(model);
5
6 Power = zeros(a,b);
7
8 for p=1:a
9     for q=1:b
10         Power(p,q) = Power_Ouimet(n,model(q),kendall(p),M,IT,kappa,N);
11     end
12 end
```

A.2.4 Évaluation de la fonction K_τ au point w

```
1 function K = K_extreme(kendall ,t)
2
3 if (t==0)
4     K = 0;
5 else
6     K = t - (1-kendall)*t*log(t);
7 end
```

A.2.5 Simulation de données de la loi K_τ

```
1 function W = sim_K_extreme(n,kendall)
2 % Génération de n variables aléatoires de loi
3 % K(w) = w - (1-kendall)*w*log(w) par la
4 % méthode du rejet
5
6 W = zeros(n,1);
7
8 for i=1:n
9     U=1; temp=0;
10    while (U > temp)
11        % Génération d'une v.a. de densité g(w) = 1 / 2*sqrt(w)
12        Y = rand()^2;
13        temp = sqrt(Y)*(kendall-(1-kendall)*log(Y));
14        U = rand();
15    end
16    W(i) = Y;
17 end
```