

Julie Jacques

**METHODES D'ESTIMATION DE LA FONCTION
DE DEPENDANCE DES COPULES DE
VALEURS EXTREMES.**

Mémoire
présenté
à la Faculté des études supérieures
de l'Université Laval
pour l'obtention
du grade de maître ès sciences (M.Sc.)

Département de mathématiques et de statistique
FACULTÉ DES SCIENCES ET DE GÉNIE
UNIVERSITÉ LAVAL

FEVRIER 1998



National Library
of Canada

Acquisitions and
Bibliographic Services

395 Wellington Street
Ottawa ON K1A 0N4
Canada

Bibliothèque nationale
du Canada

Acquisitions et
services bibliographiques

395, rue Wellington
Ottawa ON K1A 0N4
Canada

Your file *Votre référence*

Our file *Notre référence*

The author has granted a non-exclusive licence allowing the National Library of Canada to reproduce, loan, distribute or sell copies of this thesis in microform, paper or electronic formats.

The author retains ownership of the copyright in this thesis. Neither the thesis nor substantial extracts from it may be printed or otherwise reproduced without the author's permission.

L'auteur a accordé une licence non exclusive permettant à la Bibliothèque nationale du Canada de reproduire, prêter, distribuer ou vendre des copies de cette thèse sous la forme de microfiche/film, de reproduction sur papier ou sur format électronique.

L'auteur conserve la propriété du droit d'auteur qui protège cette thèse. Ni la thèse ni des extraits substantiels de celle-ci ne doivent être imprimés ou autrement reproduits sans son autorisation.

0-612-26221-9

Canada

Résumé

Pour comprendre le comportement des valeurs extrêmes, il est nécessaire de s'intéresser à leur modélisation. Lorsque les valeurs extrêmes sont unidimensionnelles, l'ensemble de leurs lois possède une structure paramétrique. Par contre, lorsque les valeurs extrêmes sont bidimensionnelles, l'ensemble des lois ne possède pas de structure paramétrique. Ces lois sont caractérisées par leurs marginales et par une fonction appelée fonction de dépendance de la loi bivariée des valeurs extrêmes. Plusieurs méthodes paramétriques et non paramétriques ont été proposées pour estimer cette fonction. Dans ce mémoire, nous nous intéressons principalement à trois de ces méthodes non paramétriques. Nous comparerons ces estimateurs grâce à différentes simulations qui seront effectuées ainsi qu'à l'analyse d'un ensemble de données.

Remerciements

C'est avec un immense plaisir que je désire exprimer ma gratitude à mon directeur de recherche, le professeur Philippe Capéraà qui, grâce à sa patience, son encouragement, sa disponibilité et ses nombreuses connaissances, m'a permis de réaliser ce mémoire. Je tiens aussi à le remercier du financement qu'il m'a fourni par l'intermédiaire de subventions octroyées par le fonds FCAR du Québec.

Je voudrais souligner la précieuse collaboration de madame Anne-Laure Fougères, maître de conférence à l'Université Paul-Sabatier de Toulouse, en particulier pour les nombreux conseils ainsi que pour les programmes informatiques qu'elle a bien voulu mettre à ma disposition.

Je désire également remercier madame Louise Rémillard, de l'Alcan, ainsi que monsieur Luc Perreault, de l'INRS, qui m'ont fourni et autorisé à utiliser des données de l'Alcan.

Enfin qu'il me soit permis d'avoir une pensée pour les membres de ma famille, mes amis, et plus particulièrement mon conjoint François, qui ont su m'encourager tout au long de ce projet.

Table des matières

1	Introduction	1
2	Lois de valeurs extrêmes	3
2.1	Cas univarié	4
2.2	Cas bivarié	6
3	Estimation de la fonction de dépendance	13
3.1	Méthode d'estimation de Capéraà, Fougères et Genest	15
3.2	Méthode du seuil de Khoudraji	22
3.3	Méthode d'estimation de Joe, Smith et Weissman	24
4	Comparaison des estimateurs	26
4.1	Copules Archimax	27
4.2	Choix des estimateurs	29
4.2.1	Estimateur de Capéraà, Fougères et Genest	29
4.2.2	Méthode de Khoudraji	30

4.2.3	Méthode de Joe, Smith et Weissman	31
4.3	Analyse de variance	32
4.3.1	Analyse 1	33
4.3.2	Analyse 2	39
5	Analyse de données	45
5.1	Estimation par la méthode de Capéraà, Fougères et Genest sur les ap- ports naturels maximums des bassins de l'Alcan.	47
5.2	Estimation par les méthodes de Joe et al. et de Khoudraji sur l'ensemble des apports naturels journaliers des bassins de l'Alcan	50
5.2.1	Estimateur de Joe et al.	51
5.2.2	Estimateur de Khoudraji	53
5.2.3	Résultats sur l'ensemble des apports naturels journaliers	54
6	Conclusion	60
	Bibliographie	62

Liste des annexes

A Diagrammes en boîte pour l'analyse 1	65
B Graphiques des estimations de la fonction de dépendance pour l'analyse 1	74
C Diagrammes en boîte pour l'analyse 2	83
D Graphiques des estimations de la fonction de dépendance pour l'analyse 2	90
E Cartes représentant les réservoirs Chute du Diable et Lac St-Jean	97
F Programmes informatiques de fortran 77 utilisés pour l'analyse 1	100
G Programmes informatiques de fortran 77 utilisés pour l'analyse 2	112
H Programmes informatiques de fortran 77 utilisés pour l'analyse de données	121

Liste des figures

2.1	<i>Couples de loi bivariée ainsi que le couple de maxima sur les 2 composantes.</i>	7
2.2	<i>Graphique de la fonction de dépendance A de la copule de Gumbel de type B pour $r = 1.5$.</i>	11
2.3	<i>Graphique de la fonction de dépendance A de la copule de Galambos pour $\theta = 1.5$.</i>	11
2.4	<i>Graphique de la fonction de dépendance A de la copule de Cuadras-Augé généralisée pour $\theta = 0.25$ et $\beta = 0.25$.</i>	12
4.1	<i>Graphique des 200 valeurs $iT_{[i]}(99)$ pour un certain échantillon.</i>	32
5.1	<i>Estimation de la fonction de dépendance A calculée sur l'ensemble des maxima par la méthode de Capéraà et al.</i>	49
5.2	<i>Graphiques des valeurs $iT_{[i]}(99)$ calculées pour les échantillons 1, 2, 3 et 4.</i>	52
5.3	<i>Estimation de la fonction de dépendance, obtenue à partir de l'échantillon 1 d'apports naturels journaliers, par l'estimateur de Joe et al. et les estimateurs de Khoudraji.</i>	54

5.4	<i>Estimation de la fonction de dépendance, obtenue à partir de l'échantillon 2 d'apports naturels journaliers, par l'estimateur de Joe et al. et les estimateurs de Khoudraji.</i>	55
5.5	<i>Estimation de la fonction de dépendance, obtenue à partir de l'échantillon 3 d'apports naturels journaliers, par l'estimateur de Joe et al. et les estimateurs de Khoudraji.</i>	55
5.6	<i>Estimation de la fonction de dépendance, obtenue à partir de l'échantillon 4 d'apports naturels journaliers, par l'estimateur de Joe et al. et les estimateurs de Khoudraji.</i>	56

Liste des tableaux

4.1	<i>Valeurs du paramètre α des générateurs $\phi_{1,\alpha}$ et $\phi_{2,\alpha}$, et valeurs du tau de Kendall pour les copules Archimax correspondantes.</i>	35
4.2	<i>Comparaisons multiples des sept estimateurs de la fonction de dépendance A pour différentes copules Archimax, et pour $\log \hat{\tau}_{A^*} - \tau_{A^*}$.</i>	37
4.3	<i>Comparaisons multiples des sept estimateurs de la fonction de dépendance A pour différentes copules Archimax, à partir de $\log(L_1)$.</i>	38
4.4	<i>Valeurs des paramètres de la copule de Gumbel, A_r^*, et de la copule asymétrique de Tawn, $A_{\alpha,\beta,r}^*$, pour obtenir les différentes forces de dépendance.</i>	40
4.5	<i>Comparaisons multiples des cinq estimateurs de la fonction de dépendance A^* de différentes copules de valeurs extrêmes, pour différentes tailles d'échantillon N et pour $\log \hat{\tau}_{A^*} - \tau_{A^*}$.</i>	41
4.6	<i>Comparaisons multiples de cinq estimateurs de la fonction de dépendance A^* de différentes copules de valeurs extrêmes, pour différentes tailles d'échantillon N et pour $\log(L_1)$.</i>	43
5.1	<i>Valeurs \bar{n} du nombre représentant les 8% plus grandes pseudo-observations $T_i(\beta)$, ainsi que les valeurs \hat{n} du nombre d'observations conservées pour le calcul de la moyenne tronquée, et ce pour chaque taille d'échantillon n.</i>	51

5.2	<i>Valeurs du tau de Kendall τ calculé entre les W_i et les R_i, du niveau de signification observé $\hat{\alpha}$ pour le test $H_0 : \tau = 0$ avec $\alpha = 0.05$, ainsi que du nombre n^{**} de W_i tel que $R_i > nr$, pour chacun des 4 échantillons. .</i>	53
5.3	<i>Valeurs du tau de Kendall obtenues pour les différentes estimations de la fonction de dépendance effectuées à partir de l'échantillon 1 pour les méthodes de Joe et al. et de Khoudraji.</i>	57
5.4	<i>Valeurs du tau de Kendall obtenues pour les différentes estimations de la fonction de dépendance effectuées à partir de l'échantillon 2 pour les méthodes de Joe et al. et de Khoudraji.</i>	57
5.5	<i>Valeurs du tau de Kendall obtenues pour les différentes estimations de la fonction de dépendance effectuées à partir de l'échantillon 3 pour les méthodes de Joe et al. et de Khoudraji.</i>	57
5.6	<i>Valeurs du tau de Kendall obtenues pour les différentes estimations de la fonction de dépendance effectuées à partir de l'échantillon 4 pour les méthodes de Joe et al. et de Khoudraji.</i>	58

Chapitre 1

Introduction

Dans plusieurs domaines, tels l'hydrologie, l'étude de problèmes environnementaux, la fiabilité, etc., les événements auxquels on s'intéresse font intervenir des observations extrêmes, que ce soit des maxima ou des minima. Par exemple, lors de la construction d'un barrage hydroélectrique sur une rivière, il est nécessaire de s'intéresser à la hauteur maximale que peut atteindre le cours d'eau. De la même façon, lorsqu'on étudie la fiabilité de certains appareils, les observations sur les pièces les plus fragiles sont des données très importantes. Cependant, dans de nombreux cas, les données sont multidimensionnelles et les événements extrêmes d'intérêt montrent certaines formes de dépendance qu'il est utile de pouvoir modéliser. Ces données peuvent être, soit directement des maxima ou des minima, soit des données multidimensionnelles dont on cherche à modéliser la loi des valeurs extrêmes correspondantes. Nous limiterons ici notre étude au cas bivarié.

Lorsque les observations sont unidimensionnelles, la loi des valeurs extrêmes est complètement définie par trois paramètres réels. Par contre, dans le cas bivarié, la loi conjointe des extrêmes est caractérisée par les lois marginales et par une fonction convexe, définie sur $[0, 1]$, appelée fonction de dépendance de la loi bivariée des valeurs extrêmes. Plusieurs auteurs se sont intéressés à l'estimation de cette fonction de dépendance.

Certains ont utilisé une démarche basée sur différentes approches paramétriques, par exemple Tawn (1988), Tiago de Oliveira (1984), etc. D'autres auteurs ont proposé des estimateurs de la fonction de dépendance qui s'appuient sur une démarche non paramétrique. Citons par exemple Pickands (1981), Joe, Smith et Weissman (1992), Khoudraji (1995), ainsi que Capéraà, Fougères et Genest (1997a).

Le principal objectif de ce travail est de comparer certaines méthodes d'estimation non paramétriques de la fonction de dépendance, ainsi que leurs comportements pour de petits échantillons.

Après avoir présenté la loi des valeurs extrêmes ainsi que quelques résultats pour le cas univarié et bivarié au chapitre 2, nous exposerons au chapitre 3 quelques estimateurs non paramétriques de la fonction de dépendance. Le premier, qui est conçu pour des observations extrêmes, est une extension de celui de Capéraà et al. (1997a) au cas où les marges de la loi de ces observations ne sont pas connues. Les deux autres estimateurs considérés dans notre étude sont ceux de Khoudraji (1995) et de Joe et al. (1992). Au chapitre 4, nous aborderons deux analyses différentes pour comparer ces méthodes d'estimation. Dans un premier temps, nous comparerons les propriétés de ces estimateurs calculés à partir d'échantillons de lois bivariées. Dans un deuxième temps, ces comparaisons seront effectuées sur les mêmes estimateurs mais ceux-ci seront calculés à partir d'échantillons de valeurs extrêmes. Dans le dernier chapitre, nous appliquerons ces estimateurs à des données concernant des réservoirs d'eau utilisés pour la production d'électricité nécessaire à l'entreprise Alcan, et nous en comparerons les résultats.

Chapitre 2

Lois de valeurs extrêmes

Dans plusieurs domaines d'application, il est nécessaire de s'intéresser à la notion de valeurs extrêmes. La théorie des valeurs extrêmes a pour objet la modélisation et l'étude de problèmes où les observations sont des valeurs maximums ou minimums d'un certain échantillon. Il existe dans le cas univarié une vaste littérature sur le sujet. On peut citer par exemple les tous premiers travaux effectués par L. von Bortkiewicz (1922) et R. von Mises (1923). Ce sujet fut également étudié par Fisher et Tippett (1928) qui établirent les trois lois limites des valeurs extrêmes, et par R.von Mises (1954) qui proposa la notion de domaine d'attraction.

Contrairement au cas univarié, les travaux effectués dans le cas bivarié sont nettement moins nombreux. Parmi les auteurs qui se sont intéressés au cas bivarié, on peut citer Tiago de Oliveira (1984), Pickands (1981), Deheuvels (1984), Resnick (1987) et Galambos (1987).

Cette section est consacrée à la présentation de la loi des valeurs extrêmes ainsi que de quelques résultats classiques. Dans un premier temps, nous présenterons le cas univarié pour ensuite étendre ces définitions au cas bivarié.

2.1 Cas univarié

Considérons un échantillon X_1, \dots, X_n d'une loi F définie sur R , et posons

$$Z_n = \max(X_1, \dots, X_n),$$

c'est-à-dire Z_n est la plus grande observation de l'échantillon. S'il existe deux suites de réels $a_n > 0$ et b_n telles que

$$\lim_{n \rightarrow \infty} P\left(\frac{Z_n - b_n}{a_n} \leq x\right) = \lim_{n \rightarrow \infty} F^n(a_n x + b_n) = M(x), \quad (2.1)$$

où M est une fonction de répartition qui n'est pas dégénérée, on dit que M est une loi des valeurs extrêmes du maximum.

Si une fonction de répartition G est telle qu'il existe deux constantes $\alpha > 0$ et β telles que $G(x) = M(\alpha x + \beta)$, on dit que G est du même type que M .

Fisher et Tippett ont montré en 1928 que la fonction de répartition d'une loi des valeurs extrêmes associées au maximum appartenait à l'un des trois types suivants:

$$\begin{aligned} \Lambda(x) &= \exp\{-\exp(-x)\}, \quad -\infty < x < \infty, \\ \Phi_a(x) &= \exp(-x^{-a}), \quad x > 0, \quad a > 0, \\ \Psi_a(x) &= \exp\{-(-x)^a\}, \quad x \leq 0, \quad a > 0. \end{aligned} \quad (2.2)$$

Ces lois sont appelées respectivement, loi de Gumbel, loi de Fréchet et loi de Weibull standards. $\Phi_1(x)$ et $\Psi_1(x)$ sont les lois unités de Fréchet et de Weibull respectivement. Notons que si M n'est pas sous une de ces trois formes, aucune constante a_n et b_n ne satisfont (2.1).

Ces trois types de lois peuvent se mettre sous la forme d'une famille paramétrique appelée famille des distributions des valeurs extrêmes généralisées de von Mises (1954) définie par

$$M(x; \mu, \sigma, k) = \exp[-\{1 - k(x - \mu)/\sigma\}^{1/k}],$$

où $\sigma > 0$, $\mu, k \in R$ et pour tout x tel que $1 - k(x - \mu)/\sigma > 0$. Ainsi, lorsque k tend vers zéro, nous retrouvons une loi de Gumbel, pour k positif, nous avons une loi de Weibull et enfin, pour k négatif, une loi de Fréchet.

On peut définir de façon similaire la loi des valeurs extrêmes du minimum; si

$$W_n = \min(X_1, \dots, X_n).$$

est la plus petite observation de l'échantillon et s'il existe deux suites de réels $a_n > 0$ et b_n telles que

$$\lim_{n \rightarrow \infty} P\left(\frac{W_n - b_n}{a_n} \leq x\right) = \lim_{n \rightarrow \infty} \{1 - F(a_n x + b_n)\}^n = L(x),$$

où L est une fonction de répartition qui n'est pas dégénérée, on dit que L est une loi des valeurs extrêmes du minimum. Dans ce cas, L est de l'un des trois types suivants:

$$\Lambda^*(x) = 1 - \exp\{-\exp(x)\}, \quad -\infty < x < \infty,$$

$$\Phi_a^*(x) = 1 - \exp\{-(-x)^{-a}\}, \quad x < 0, \quad a > 0, \quad (2.3)$$

$$\Psi_a^*(x) = 1 - \exp(-x^a), \quad x \geq 0, \quad a > 0.$$

Ce résultat s'obtient aisément en remarquant que la loi du minimum d'un échantillon d'une loi F se déduit de la loi du maximum d'un échantillon de la loi symétrique de F par rapport à l'origine. Notons encore qu'une loi quelconque de (2.2) et (2.3) peut s'obtenir à partir d'une des autres par une simple transformation de la variable aléatoire X . Par exemple, si X suit la loi de Gumbel standard Λ , alors $Y = \exp(-X)$ suit la loi exponentielle Ψ_1^* .

L'existence des constantes a_n et b_n dans la définition d'une loi des valeurs extrêmes repose en fait sur des propriétés vérifiées par la loi F . Des conditions nécessaires et suffisantes sur F ont été obtenues pour l'existence de la loi limite M (voir par exemple Galambos, 1987, pp. 53-54 et 75-76). Lorsque cette limite existe, on dit alors que la loi F est dans le domaine d'attraction de M ou que M est l'attracteur de F .

Exemple 2.1: Soit X_1, \dots, X_n un échantillon d'une loi F continue. Considérons les variables aléatoires $Y_i = 1/\{1 - F(X_i)\}$, $i = 1, \dots, n$. Soit G la fonction de répartition définie par

$$G(x) = P(Y_i \leq x) = \begin{cases} 0 & \text{si } x < 1 \\ 1 - \frac{1}{x} & \text{si } x \geq 1. \end{cases}$$

On vérifie facilement que sa fonction de survie $1 - G$ est à variations régulières d'exposant -1 , c'est-à-dire, pour $x \geq 1$,

$$\lim_{t \rightarrow \infty} \frac{1 - G(tx)}{1 - G(t)} = x^{-1}$$

(voir par exemple Resnick, 1987, p.12). On déduit alors du Théorème 2.1.1 de Galambos (1987) que la loi limite du maximum des Y_i existe et qu'elle est une loi de Fréchet, les constantes a_n et b_n étant respectivement égales à n et 0 .

2.2 Cas bivarié

Comme pour le cas univarié, il est nécessaire dans le cas bivarié d'ordonner les couples de variables aléatoires. Cependant, puisqu'il est plutôt rare que les deux composantes d'un même couple soient des maxima ou des minima sur l'ensemble des composantes, on doit alors déterminer en quel sens les observations seront ordonnées. Contrairement au cas unidimensionnel, pour lequel le maximum ne pouvait être déterminé qu'en utilisant les définitions sur les statistiques d'ordre, il existe plusieurs choix possibles pour définir le concept d'ordre dans le cas bivarié. Selon Resnick (1987), chapitre 5, le choix communément adopté consiste à ordonner les vecteurs composante par composante, c'est-à-dire que le maximum sur la première composante des couples ainsi que le maximum sur la deuxième composante sont retenus. Notons que le couple formé de ces deux maxima n'est pas en général une observation de l'échantillon. En effet, si l'on examine la Figure 2.1 représentant les couples d'un échantillon bivarié, on s'aperçoit que le point qui représente le couple de maxima n'est pas une observation de l'échantillon. C'est cette principale différence qui rend difficile la généralisation du cas univarié au cas bivarié.

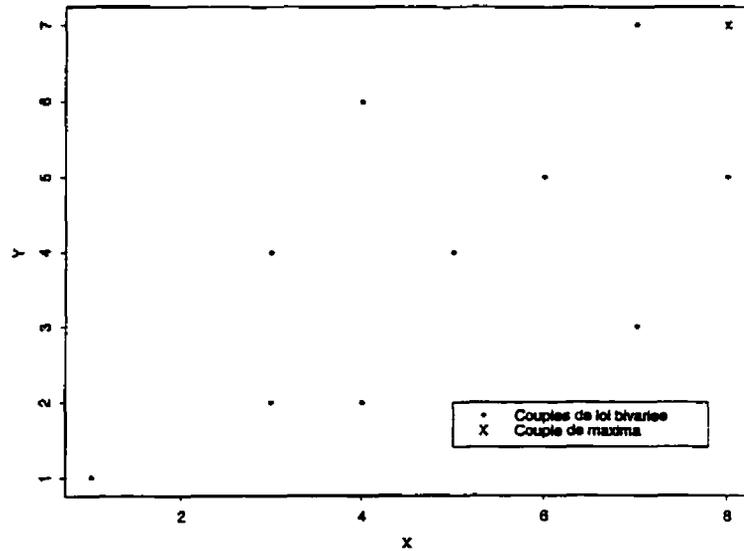


Figure 2.1: *Couples de loi bivariée ainsi que le couple de maxima sur les 2 composantes.*

Considérons l'échantillon bivarié $(X_1, Y_1), \dots, (X_n, Y_n)$ de fonction de répartition F définie sur R^2 , et posons

$$Z_{1n} = \max(X_1, \dots, X_n)$$

et

$$Z_{2n} = \max(Y_1, \dots, Y_n),$$

c'est-à-dire que Z_{1n} est la plus grande observation de l'échantillon X_1, \dots, X_n ; et Z_{2n} celle de l'échantillon Y_1, \dots, Y_n . S'il existe des suites de réels $a_{1n}, a_{2n} > 0$ et b_{1n}, b_{2n} telles que

$$\lim_{n \rightarrow \infty} P\left(\frac{Z_{1n} - b_{1n}}{a_{1n}} \leq x, \frac{Z_{2n} - b_{2n}}{a_{2n}} \leq y\right) = M(x, y), \quad (2.4)$$

où M est une fonction de répartition bivariée dont les lois marginales ne sont pas dégénérées, alors M est appelée loi bivariée des valeurs extrêmes du maximum.

Comme pour le cas univarié, on dit alors que la fonction de répartition F appartient au domaine d'attraction maximum de M .

De façon similaire, si

$$W_{1n} = \min(X_1, \dots, X_n)$$

et

$$W_{2n} = \min(Y_1, \dots, Y_n),$$

c'est-à-dire que W_{1n} est la plus petite observation de l'échantillon X_1, \dots, X_n et W_{2n} celle de l'échantillon Y_1, \dots, Y_n , et qu'ils existent des suites de réels $a_{1n}, a_{2n} > 0$ et b_{1n}, b_{2n} telles que

$$\lim_{n \rightarrow \infty} P\left(\frac{W_{1n} - b_{1n}}{a_{1n}} \leq x, \frac{W_{2n} - b_{2n}}{a_{2n}} \leq y\right) = L(x, y),$$

où L est une fonction de répartition bivariée, dont les lois marginales ne sont pas dégénérées, alors L est appelée loi bivariée des valeurs extrêmes du minimum.

Nous nous limiterons par la suite à exposer les résultats pour les lois des valeurs extrêmes du maximum seulement. Le théorème suivant (voir par exemple Galambos, 1987, p.293) précise quelques propriétés des lois bivariées des valeurs extrêmes.

Théorème 2.1. *Toute loi limite M vérifiant (2.4) est continue. De plus, ses lois marginales admettent un des trois types énumérés en (2.2).*

Puisque ces fonctions de répartition M sont continues, elles peuvent s'écrire de façon unique sous la forme

$$M(x, y) = C\{F(x), G(y)\},$$

où $C(u, v)$ est une fonction de répartition bidimensionnelle appelée copule (Sklar, 1959), définie sur le carré unité, et dont les lois marginales sont uniformes. Cette forme permet de séparer l'effet des marges de l'effet de la dépendance du couple (X, Y) .

Théorème 2.2. *Soit $(X_1, Y_1), \dots, (X_n, Y_n)$ un échantillon bidimensionnel d'une loi F . Alors, il existe des constantes réelles $a_{1n}, a_{2n} > 0$ et b_{1n}, b_{2n} telles que*

$$\lim_{n \rightarrow \infty} P\left(\frac{Z_{1n} - b_{1n}}{a_{1n}} \leq x, \frac{Z_{2n} - b_{2n}}{a_{2n}} \leq y\right) = M(x, y),$$

où M est une fonction de répartition qui n'est pas dégénérée, si et seulement si les lois marginales de M sont des lois de valeurs extrêmes univariées et si la copule C qui lui est associée satisfait pour tout $k \in \mathbb{N} \setminus \{0\}$, et pour tous $u, v \in [0, 1]$, l'équation

$$C(u, v) = C^k(u^{1/k}, v^{1/k}).$$

Ce dernier résultat, qui est une caractérisation de loi des valeurs extrêmes bivariée, ne fournit pas la forme générale de ces lois. Il existe d'autres caractérisations mettant en lumière cette forme qui, naturellement, dépend des lois marginales. Cependant, comme on l'a vu dans la section précédente, il est possible d'obtenir une loi des valeurs extrêmes univariée à partir d'une autre par un simple changement de variables. Ainsi, peut-on choisir un des trois types de lois marginales sans affecter sensiblement la représentation d'une fonction de valeurs extrêmes bivariée M .

La représentation suivante, due à Pickands (1981), est donnée dans le cas d'une loi M bidimensionnelle admettant des marges de Fréchet unités (pour d'autres cas, voir par exemple Pickands, 1981, Galambos, 1987, p. 309, et Resnick, 1987, p. 268 et 272).

Théorème 2.3. *Soit M une loi bidimensionnelle dont les lois marginales sont des lois de Fréchet unités. Soit $S(p)$ une mesure positive finie sur l'intervalle $[0, 1]$. Alors M est une loi des valeurs extrêmes bivariée si et seulement si, pour tout $x, y \in \mathbb{R}^+$*

$$M(x, y) = \exp\left[-\int_0^1 \max\{p/x, (1-p)/y\} dS(p)\right]$$

et

$$M(x, y) = 0, \text{ ailleurs.}$$

Remarquons que la contrainte imposée sur les lois marginales de M implique

$$\int_0^1 p dS(p) = \int_0^1 (1-p) dS(p) = 1,$$

d'où l'on déduit que $S/2$ est une loi de probabilité sur $(0, 1)$ de moyenne $1/2$. Pickands (1981) a montré que la loi M pouvait alors s'écrire sous la forme suivante:

$$\log M(x, y) = -\left(\frac{1}{x} + \frac{1}{y}\right) A\left(\frac{y}{x+y}\right), \quad (2.5)$$

où la fonction A , appelée fonction de dépendance, est liée à la loi $S/2$ par la relation suivante:

$$A(t) = \int_0^1 \max\{pt, (1-p)(1-t)\} dS(p). \quad (2.6)$$

La fonction A est une fonction définie sur l'intervalle $[0, 1]$, vérifiant $\max(t, 1-t) \leq A(t) \leq 1$. Puisque A est une fonction convexe, $A'(t)$ existe partout, sauf peut-être en un

nombre dénombrable de points, auquel cas les dérivées à gauche et à droite existent: $-1 \leq A'(t) \leq 1$, $\lim_{t \rightarrow 0^+} A'(t) \geq -1$, $\lim_{t \rightarrow 1^-} A'(t) \leq 1$. Enfin, $A(t)$ est symétrique par rapport à $1/2$ si et seulement si les variables aléatoires U et V sont échangeables, c'est-à-dire $C(u, v) = C(v, u)$. Notons que lorsque pour $0 \leq t \leq 1$, $A(t) = 1$ alors

$$M(x, y) = e^{-x^{-1}-y^{-1}},$$

ce qui correspond à l'indépendance entre X et Y .

De la relation (2.5), on déduit aisément que la copule $C(u, v)$ associée à la loi M a la forme suivante:

$$C(u, v) = \exp\left\{\log(uv) A\left\{\frac{\log(u)}{\log(uv)}\right\}\right\}, \quad \forall 0 \leq u, v \leq 1. \quad (2.7)$$

Cette copule ne dépend pas des lois marginales de la loi M et donc toutes les copules associées aux lois des valeurs extrêmes ont la forme (2.7). On les appelle les copules des valeurs extrêmes. Les exemples qui suivent présentent certaines copules de valeurs extrêmes ainsi que les graphiques représentant la fonction de dépendance associée à ces copules.

Exemple 2.2: La copule de Gumbel de type B

$$A(t) = \{(1-t)^r + t^r\}^{1/r}, \text{ pour } r \geq 1;$$

$$C(u, v) = \exp\{[-\log(u)]^r + [-\log(v)]^r\}^{1/r}.$$

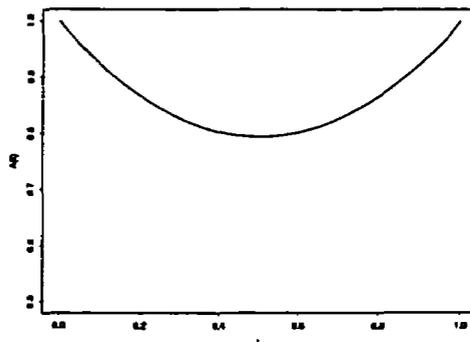


Figure 2.2: Graphique de la fonction de dépendance A de la copule de Gumbel de type B pour $r = 1.5$.

Exemple 2.3: La copule de Galambos

$$A(t) = 1 - \{(1-t)^{-\theta} + t^{-\theta}\}^{-1/\theta}, \text{ pour } \theta \geq 0;$$

$$C(u, v) = uv \exp\{[-\log(u)]^{-\theta} + [-\log(v)]^{-\theta}\}^{-1/\theta}.$$

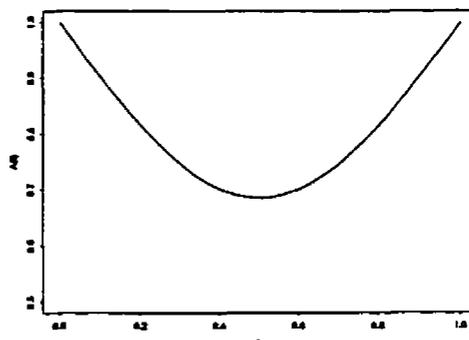


Figure 2.3: Graphique de la fonction de dépendance A de la copule de Galambos pour $\theta = 1.5$.

Exemple 2.4: La copule de Cuadras-Augé généralisée

$$A(t) = \max\{1 - \theta t, 1 - \beta(1 - t)\}, \text{ pour } 0 \leq \theta, \beta \leq 1;$$

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

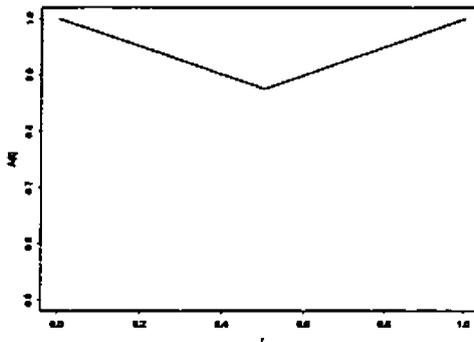


Figure 2.4: Graphique de la fonction de dépendance A de la copule de Cuadras-Augé généralisée pour $\theta = 0.25$ et $\beta = 0.25$.

Ainsi, lorsqu'une loi bivariée des valeurs extrêmes possède des marges connues, son expression ne dépend alors que de la fonction A . Dans le chapitre suivant, nous allons nous intéresser à l'estimation de cette fonction de dépendance A dans un cadre non paramétrique.

Chapitre 3

Estimation de la fonction de dépendance

Dans le chapitre précédent, nous avons décrit brièvement certaines caractérisations et représentations des lois bivariées des valeurs extrêmes liées aux maxima. Dans ce chapitre, nous allons nous intéresser à l'estimation de la fonction de dépendance de ces lois dans les deux situations suivantes.

Dans la première, on dispose d'un échantillon d'une loi bivariée de valeurs extrêmes. On rencontre cette situation en pratique lorsque, par exemple, on s'intéresse à des maxima annuels et que l'on possède des données bidimensionnelles journalières ou hebdomadaires, et ce sur plusieurs années. On peut alors, pour chaque ensemble de données d'une année, déterminer les valeurs extrêmes. Ainsi, possède-t-on un échantillon, dont la taille est égale au nombre d'années, que l'on peut considérer issu d'une loi de valeurs extrêmes bivariée.

Dans la deuxième situation, on dispose d'un échantillon d'une loi F bidimensionnelle et on cherche à estimer la loi asymptotique des maxima de ces données. Ceci se produit, par exemple, lorsqu'on ne dispose que d'un ensemble de données sur une année et que l'on s'intéresse aux maxima annuels.

Le premier estimateur que nous allons décrire, proposé par Capéraà, Fougères et Genest (1997a), est adapté à la première situation alors que les deux suivants, dûs à Khoudraji (1995) et à Joe, Smith et Weissman (1992), concernent la deuxième. Ces derniers s'appuient sur une approche de l'étude des lois des valeurs extrêmes multivariées basée sur les processus ponctuels (voir par exemple de Haan, 1985, ou Resnick, 1987, chapitre 5). Plus précisément, considérons un échantillon $(X_1, Y_1), \dots, (X_n, Y_n)$ d'une loi bidimensionnelle F appartenant au domaine d'attraction d'une loi de valeurs extrêmes bivariée M . Supposons que les marges de F soient des lois de Fréchet unités, ce qui peut toujours s'obtenir par un simple changement de variables, et considérons le processus ponctuel sur R^{2+} associé à $\{\frac{1}{n}(X_1, Y_1), \dots, \frac{1}{n}(X_n, Y_n)\}$, où la constante $1/n$ est due au fait que les marges sont de Fréchet (voir l'Exemple 2.1). Ce processus ponctuel converge en loi vers un processus de Poisson non-homogène sur $R^{+2} \setminus \{0, 0\}$, dont la mesure d'intensité μ^* , ou mesure moyenne, vérifie, pour tout Borélien B de $R^{+2} \setminus \{0, 0\}$ et pour tout t réel strictement positif,

$$\mu^*(tB) = t^{-1} \mu^*(B).$$

Posons $R_i = \frac{X_i + Y_i}{n}$ et $W_i = \frac{X_i}{nR_i}$, $i = 1, \dots, n$. Alors, avec ces nouvelles variables, la mesure d'intensité μ^* du processus limite s'exprime comme une mesure produit, soit

$$\mu^*(dr \times dw) = \frac{dr}{r^2} dS(w), \quad (3.1)$$

où S est une mesure positive finie sur $[0, 1]$ vérifiant les conditions

$$\int_0^1 w dS(w) = \int_0^1 (1-w) dS(w).$$

On déduit alors de la Proposition 5.11, chapitre 5 de Resnick (1987), que la relation entre μ^* et S est donnée par

$$-\log\{M(x, y)\} = \int_0^1 \max\left(\frac{w}{x}, \frac{1-w}{y}\right) dS(w) = \mu^*([0, x] \times [0, y]^c) = \mu(x, y),$$

d'où l'on tire d'après (2.5)

$$\mu(x, y) = \left(\frac{1}{x} + \frac{1}{y}\right) A\left(\frac{y}{x+y}\right), \quad (3.2)$$

A étant la fonction de dépendance de la loi M .

Nous terminons cette section par un résultat de de Haan (1985) qui sera utile dans la méthode d'estimation de Khoudraji.

Proposition 3.1. *Soit (X, Y) un couple de variables aléatoires de loi F , appartenant au domaine d'attraction d'une loi H , dont les marginales sont des lois de Fréchet unités, alors*

$$\lim_{u \rightarrow \infty} P\left(\frac{X}{X+Y} \leq w \mid X+Y > u\right) = \frac{S(w)}{2}.$$

De cette proposition, on déduit que $S/2$ est la fonction de répartition conditionnelle de la variable $X/(X+Y)$, sachant que $X+Y$ est supérieure à u , et ce lorsque u tend vers l'infini.

Dans les sections suivantes, nous allons décrire les trois méthodes d'estimation de la fonction de dépendance d'une loi de valeurs extrêmes bidimensionnelle. Ces méthodes seront comparées dans un chapitre ultérieur.

3.1 Méthode d'estimation de Capéraà, Fougères et Genest

Comme nous l'avons cité dans l'introduction de ce chapitre, la méthode d'estimation, due à Capéraà et al. (1997a), est définie à partir d'un échantillon d'une loi bivariée de valeurs extrêmes dont les marges sont connues. L'estimateur que nous proposons est une extension du précédent obtenu en remplaçant les observations par leur rang, et peut donc s'appliquer au cas où les marges de la loi bivariée sont inconnues.

Soit $(X_1, Y_1), \dots, (X_n, Y_n)$ un échantillon de loi bivariée de maxima, ayant comme fonction de répartition L et supposons tout d'abord que les lois marginales, F et G , soient connues. Nous savons que la fonction de répartition associée aux lois des valeurs extrêmes s'exprime sous la forme

$$M(x, y) = C\{F(x), G(y)\},$$

où

$$C(u, v) = P\{F(X) \leq u, G(Y) \leq v\} = \exp[\log(uv)A\{\frac{\log(u)}{\log(uv)}\}],$$

A satisfaisant les conditions énumérées au chapitre 2.

Posons $Z_i = \frac{\log(U_i)}{\log(U_i V_i)}$, $i = 1, \dots, n$. La proposition suivante due à Khoudraji (1995) donne la forme de la fonction de répartition des Z_i .

Proposition 3.2. *Soit C une copule aux valeurs extrêmes de fonction de dépendance A . La fonction de répartition de la variable aléatoire $Z = \log(U)/\log(UV)$ est donnée par $H(z) = z + z(1-z)D(z)$ où $D(z) = A'(z)/A(z)$, $0 \leq z \leq 1$.*

De cette proposition, on obtient la caractérisation suivante:

$$\frac{A(t)}{A(s)} = \exp\left\{\int_s^t \frac{H(z) - z}{z(1-z)} dz\right\}$$

où $0 \leq s \leq t \leq 1$. Ainsi, puisque $A(0) = A(1) = 1$, on obtient

$$A(t) = \exp\left\{\int_0^t \frac{H(z) - z}{z(1-z)} dz\right\} = \exp\left\{-\int_t^1 \frac{H(z) - z}{z(1-z)} dz\right\}. \quad (3.3)$$

Deux estimateurs non paramétriques possibles pour A sont obtenus en remplaçant H par H_n dans l'expression (3.3), soit

$$A_n^0(t) = \exp\left\{\int_0^t \frac{H_n(z) - z}{z(1-z)} dz\right\}$$

et

(3.4)

$$A_n^1(t) = \exp\left\{-\int_t^1 \frac{H_n(z) - z}{z(1-z)} dz\right\},$$

où H_n est la fonction de répartition empirique des pseudo-observations Z_i , $i = 1, \dots, n$.

Capéraà et al. (1997a) ont montré que la variance asymptotique de $\log\{A_n^0(t)\}$ était une fonction croissante de t et qu'à contrario celle de $\log\{A_n^1(t)\}$ était une fonction décroissante. Ainsi, puisque l'estimateur $\log\{A_n^0(t)\}$ apparait comme un estimateur de moins en moins fiable de $\log\{A(t)\}$ lorsque t tend vers 1, et que $\log\{A_n^1(t)\}$ devient également de moins en moins fiable lorsque t tend vers 0, il est alors raisonnable de considérer une combinaison de ces derniers comme estimateur de $\log(A)$, attribuant plus de poids à $\log\{A_n^0(t)\}$ au voisinage de 0 et à $\log\{A_n^1(t)\}$ à proximité de 1. Aussi ces auteurs ont-ils suggéré comme estimateur de $\log(A)$ la combinaison suivante:

$$\log\{A_n(t)\} = p(t)\log\{A_n^0(t)\} + \{1 - p(t)\}\log\{A_n^1(t)\},$$

où p est une fonction de poids bornée sur $[0, 1]$ prenant la valeur 1 en 0 et la valeur 0 en 1. Ainsi $A_n(t)$ prendra la valeur 1 pour $t = 0$ et $t = 1$, ce qui est une propriété de la fonction de dépendance A . Dans la suite, nous prendrons $p(t) = 1 - t$, $0 \leq t \leq 1$.

Cet estimateur de $\log(A)$ est sans biais et converge presque sûrement uniformément. Dans le cas où les pseudo-observations sont toutes distinctes, la proposition suivante (Capéraà et al., 1997a) donne une expression explicite de cet estimateur.

Proposition 3.3. Soient $Z_{(1)}, \dots, Z_{(n)}$ les statistiques d'ordre associées aux pseudo-observations Z_i , $i=1, \dots, n$, supposées distinctes, et soit

$$Q_i = \left\{ \prod_{k=1}^i Z_{(k)} / (1 - Z_{(k)}) \right\}^{1/n}, \quad 1 \leq i \leq n.$$

Soit p une application bornée, définie sur $[0, 1]$; l'estimateur A_n défini par

$$\log\{A_n(t)\} = p(t)\log\{A_n^0(t)\} + \{1 - p(t)\}\log\{A_n^1(t)\}$$

s'écrit de façon explicite sous la forme:

$$A_n(t) = \begin{cases} (1-t)Q_n^{1-p(t)} & \text{si } 0 \leq t \leq Z_{(1)} \\ t^{i/n}(1-t)^{1-i/n}Q_n^{1-p(t)}Q_i^{-1} & \text{si } Z_{(i)} < t \leq Z_{(i+1)}, i = 1, \dots, n-1 \\ tQ_n^{-p(t)} & \text{si } Z_{(n)} < t \leq 1. \end{cases}$$

Notons que ce nouvel estimateur, A_n , n'est pas sans biais pour A puisque, en vertu de l'inégalité de Jensen, $E(A_n) > \exp\{E\{\log(A_n)\}\} = A$. Mais A_n est un estimateur asymptotiquement sans biais pour A , fortement uniformément convergent, et ce pour une fonction de poids p bornée sur $[0, 1]$.

Lorsque les lois marginales ne sont pas connues, ce qui est très souvent le cas, on peut les estimer par les lois marginales empiriques. Les pseudo-observations deviennent alors

$$Z_{in}^* = \frac{\log\{F_n(X_i)\}}{\log\{F_n(X_i)G_n(Y_i)\}} \approx \frac{\log\left(\frac{i}{n+1}\right)}{\log\left\{\frac{iS_i}{(n+1)^2}\right\}},$$

où S_i représente le rang de Y_i lorsque les X_i sont ordonnées par ordre croissant. L'estimateur pour $\log(A)$ que nous proposons s'écrit alors

$$\log\{A_n^*(t)\} = p(t)\log\{A_n^{0*}(t)\} + \{1 - p(t)\}\log\{A_n^{1*}(t)\}$$

où $\log\{A_n^{0*}(t)\}$ et $\log\{A_n^{1*}(t)\}$ sont obtenus en remplaçant H_n par H_n^* dans l'expression (3.4), H_n^* étant la fonction de répartition empirique des Z_{in}^* . Cet estimateur est fortement uniformément convergent comme nous le montrons dans la proposition suivante.

Proposition 3.4. *La quantité $\log(A_n^*)$ est un estimateur fortement uniformément convergent, c'est-à-dire,*

$$\sup_{t \in [0,1]} |\log\{A_n^*(t)\} - \log\{A(t)\}| \rightarrow 0 \text{ p.s., si } n \rightarrow \infty.$$

Démonstration. Considérons (X, Y) suivant la loi $M(x, y)$ de copule C , c'est-à-dire que

$$M(x, y) = C\{F(x), G(y)\},$$

et $(X_1, Y_1), \dots, (X_n, Y_n)$ un échantillon issu de M . Soient F_n, G_n , les fonctions de répartition marginales empiriques renormalisées,

$$F_n(x) = \frac{1}{n+1} \sum_{i=1}^n I_{\{X_i \leq x\}} \text{ et } G_n(y) = \frac{1}{n+1} \sum_{i=1}^n I_{\{Y_i \leq y\}}.$$

Soit C_n la copule empirique "renormalisée", c'est-à-dire

$$C_n(u, v) = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n I_{\{F_n(X_k) \leq u\}} I_{\{G_n(Y_k) \leq v\}}.$$

Considérons également les variables aléatoires discrètes $Z_i^* = \frac{\log\{F_n(X_i)\}}{\log\{F_n(X_i)G_n(Y_i)\}}$, $i = 1, \dots, n$, possédant n^2 valeurs possibles, $z_{n,1,n} \leq \dots \leq z_{1,n,n}$, où

$$z_{n,1,n} = \frac{1}{1 + \frac{\log(\frac{1}{n+1})}{\log(\frac{n}{n+1})}} = \frac{\log(\frac{n}{n+1})}{\log\{\frac{n}{(n+1)^2}\}}.$$

Soit H_n^* la fonction de répartition empirique associée à ces Z_i^* ,

$$H_n^*(x) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n I_{\{Z_i^* \leq x\}}$$

et soit H la fonction de répartition de la variable aléatoire $Z = \frac{\log\{F(x)\}}{\log\{F(x)G(y)\}}$. On doit montrer que

$$|\log\{A_n^{0*}(t)\} - \log\{A(t)\}| \longrightarrow 0 \text{ p.s., si } n \rightarrow \infty, t \in [0, 1],$$

où $\log\{A_n^{0*}(t)\} = \int_0^t \frac{H_n^*(z)-z}{z(1-z)} dz$ et $\log\{A(t)\} = \int_0^t \frac{H(z)-z}{z(1-z)} dz$.

1) Considérons le cas où $t \in (0, 1/2]$.

On a

$$\begin{aligned} |\log\{A_n^{0*}(t)\} - \log\{A(t)\}| &= \left| \int_0^t \frac{(H_n^* - H)(z)}{z(1-z)} dz \right| \\ &\leq \int_0^{z_{n,1,n}} \frac{H(z)}{z(1-z)} dz + \frac{1}{1-t} \sup_{[z_{n,1,n}, t]} |H_n^* - H|(z) \int_{z_{n,1,n}}^t \frac{dz}{z} \end{aligned}$$

car $z_{n,1,n} \rightarrow 0$, donc à partir d'un certain rang on a $z_{n,1,n} \leq t$. Comme $H(z)/\{z(1-z)\}$ est une quantité bornée (voir démonstration de Proposition 3.1, Capéraà et al., 1997a), on peut écrire, $\forall \epsilon > 0$ et à partir d'un certain rang n_ϵ ,

$$|\log\{A_n^{0*}(t)\} - \log\{A(t)\}| \leq \epsilon + \frac{1}{1-t} \sup_{[z_{n,1,n}, t]} |H_n^* - H|(z) |\log(z_{n,1,n})|,$$

et puisque $t \in [0, 1/2]$

$$\sup_{[0, 1/2]} |\log\{A_n^{0*}(t)\} - \log\{A(t)\}| \leq \epsilon + 2 \sup_{[z_{n,1,n}, 1/2]} |H_n^* - H|(z) |\log(z_{n,1,n})|.$$

Premièrement, montrons que $\forall \alpha < 1/2$,

$$n^\alpha \sup_{[0, 1/2]} |H_n^* - H|(z) \longrightarrow 0 \text{ p.s., si } n \rightarrow \infty.$$

Exprimons tout d'abord H_n^* et H en terme de C_n et C .

$$\begin{aligned} H_n^*(z) &= \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n I\left[\frac{\log\{F_n(X_i)\}}{\log\{F_n(X_i)G_n(Y_i)\}} \leq z\right] \\ &= \int \int_{[0, 1]^2} I_{[0, z]}\left\{\frac{\log(u)}{\log(uv)}\right\} dC_n(u, v), \end{aligned}$$

et de même on a

$$H(z) = \int \int_{[0, 1]^2} I_{[0, z]}\left\{\frac{\log(u)}{\log(uv)}\right\} dC(u, v).$$

Ainsi,

$$\begin{aligned} (H_n^* - H)(z) &= \int \int_{[0,1]^2} I_{[0,z]} \left\{ \frac{\log(u)}{\log(uv)} \right\} d(C_n - C)(u, v) \\ &= \int \int I_{D_z}(u, v) d(C_n - C)(u, v) \end{aligned}$$

où $D_z = \{(u, v) \in (0, 1)^2 : v \leq u^{\frac{1-z}{z}}\}$.

Faisons une intégration par parties dont nous rappelons les conditions (Hildebrandt, 1963, Théorème 8.8, p.127).

Théorème. Soient 2 fonctions f et g de $[a, a'] \times [b, b']$ dans R telles que

$$\int_{[a,a'] \times [b,b']} \{f(x, y) - f(x, b) - f(a, y) + f(a, b)\} dg(x, y)$$

existe, alors

$$\int_{[a,a'] \times [b,b']} \{g(x, y) - g(x, b') - g(a', y) + g(a', b')\} df(x, y)$$

existe, et ces deux intégrales sont égales.

En posant $g_z(x, y) = I_{D_z}(x, y)$ et $f_n(x, y) = n^\alpha (C_n - C)(x, y)$ sur $[0, 1] \times [0, 1]$, et en appliquant le résultat de ce théorème, puisque $g_z(x, 1) = f_n(0, y) = f_n(x, 0) = f_n(0, 0) = 0$ et $g_z(1, y) = g_z(1, 1) = 1$, on obtient

$$\begin{aligned} \sup_{z \in [0,1]} \left| \int \int_{[0,1]^2} f_n(x, y) dg_z(x, y) \right| &\leq \sup_{[0,1]^2} |f_n(x, y)| V_g \\ &= n^\alpha \sup_{[0,1]^2} |C_n - C|(x, y) \end{aligned}$$

où $V_g = 1$ représente la variation totale de g . D'après le Théorème 3.1 de Deheuvels (1979), on a

$$\forall \alpha < 1/2, n^\alpha \sup_{[0,1]^2} |C_n - C|(x, y) \rightarrow 0 \text{ p.s.}$$

On en déduit d'après le Théorème 8.8 de Hildebrandt cité ci-haut que

$$n^\alpha \sup_{[0,1]} |H_n^* - H|(z) = \sup_{z \in [0,1]} \left| \int \int_{[0,1]^2} g_z(x, y) df_n(x, y) \right|$$

converge presque sûrement vers zéro uniformément.

Montrons maintenant que $\frac{|\log(z_{n,1,n})|}{n^\alpha}$ est une quantité bornée. En se servant de l'expression de $z_{n,1,n}$,

$$z_{n,1,n} = \frac{\log\left(\frac{n}{n+1}\right)}{\log\left\{\frac{n}{(n+1)^2}\right\}}$$

et en posant $x = \frac{1}{n+1}$, on obtient, pour n assez grand

$$\begin{aligned} \frac{1}{n^\alpha} \log(z_{n,1,n}) &= \frac{1}{n^\alpha} \log\left[\frac{\log\left(\frac{n}{n+1}\right)}{\log\left\{\frac{n}{(n+1)^2}\right\}}\right] \\ &\approx x^\alpha \log\left[\frac{\log(1-x)}{\log\{x(1-x)\}}\right] \\ &\approx x^\alpha [\log\{-\log(1-x)\} - \log\{-\log\{x(1-x)\}\}] \\ &\approx x^\alpha \log(x) - x^\alpha \log\{-\log(x)\}. \end{aligned}$$

Or, lorsque $x \rightarrow 0$,

$$x^\alpha \log(x) \rightarrow 0$$

et en posant $u = -\log(x)$, on obtient si $x \rightarrow 0$

$$x^\alpha \log\{-\log(x)\} = e^{-\alpha u} \log(u) \rightarrow 0.$$

On en déduit que pour $\alpha < 1/2$

$$\frac{|\log(z_{n,1,n})|}{n^\alpha} \rightarrow 0, \text{ si } n \rightarrow \infty.$$

Puisque

$$n^\alpha \sup_{[0,1]} |H_n^* - H|(z) \rightarrow 0 \text{ p.s., si } n \rightarrow \infty,$$

et que

$$\frac{|\log(z_{n,1,n})|}{n^\alpha} \rightarrow 0, \text{ si } n \rightarrow \infty,$$

alors

$$2 \sup_{[z_n, 1, n, 1/2]} |H_n^* - H|(z) |\log(z_{n,1,n})| \rightarrow 0 \text{ p.s., si } n \rightarrow \infty,$$

d'où

$$\sup_{[0,1/2]} |\log\{A_n^{0*}(t)\} - \log\{A(t)\}| \rightarrow 0 \text{ p.s., si } n \rightarrow \infty.$$

2) Soit maintenant $t \in (1/2, 1]$.

On a

$$|\log\{A_n^{0*}(t)\} - \log\{A(t)\}| \leq \sup_{[0,1/2]} |\log\{A_n^{0*}(t)\} - \log\{A(t)\}| + \left| \int_{1/2}^t \frac{(H_n^* - H)(z)}{z(1-z)} dz \right|.$$

De plus,

$$\begin{aligned} \left| \int_{1/2}^t \frac{(H_n^* - H)(z)}{z(1-z)} dz \right| &\leq 2 \sup_{[1/2,t]} |H_n^* - H|(z) \int_{1/2}^t \frac{dz}{1-z} \\ &\leq 2 \sup_{[1/2,t]} |H_n^* - H|(z) \log\left(\frac{1}{1-t}\right) \end{aligned}$$

Par ailleurs,

$$z_{1,n,n} = \frac{1}{1 + \frac{\log\{n/(n+1)\}}{\log\{1/(n+1)\}}} = \frac{\log(n+1)}{\log\{\frac{(n+1)^2}{n}\}} \rightarrow 1, \text{ si } n \rightarrow \infty,$$

donc $t < z_{1,n,n}$, à partir d'un certain rang.

Par suite,

$$\left| \int_{1/2}^t \frac{(H_n^* - H)(z)}{z(1-z)} dz \right| \leq 2 \sup_{[1/2,t]} |H_n^* - H|(z) \log\left(\frac{1}{1 - z_{1,n,n}}\right).$$

En faisant une intégration par parties comme précédemment, on obtient

$$n^\alpha \sup_{[1/2,t]} |H_n^* - H|(z) \rightarrow 0 \text{ p.s., si } n \rightarrow \infty.$$

De plus, on peut vérifier que

$$\frac{1}{1 - z_{1,n,n}} = \frac{1}{z_{n,1,n}}$$

donc

$$\log\left(\frac{1}{1 - z_{1,n,n}}\right) = \log(z_{n,1,n}),$$

et puisque $\frac{|\log(z_{n,1,n})|}{n^\alpha} \rightarrow 0$, on conclut:

$$\sup_{[1/2,1]} |\log\{A_n^{0*}(t)\} - \log\{A(t)\}| \rightarrow 0 \text{ p.s., si } n \rightarrow \infty.$$

De la même façon, on peut montrer que

$$\sup_{[1/2,1]} |\log\{A_n^{1*}(t)\} - \log\{A(t)\}| \rightarrow 0 \text{ p.s., si } n \rightarrow \infty,$$

ce qui complète la preuve.

3.2 Méthode du seuil de Khoudraji

Cette méthode d'estimation de la fonction de dépendance A a été esquissée par de Haan (1985). Supposons que (X_i, Y_i) , $i = 1, \dots, n$, suit une loi F dont les marginales F_1 et F_2 sont des lois de Fréchet unités. Considérons les variables $R_i = X_i + Y_i$ et $W_i = X_i/R_i$, $i = 1, \dots, n$, alors, d'après la relation (2.6), la fonction A est liée à la fonction S par

$$A(t) = \int_0^1 \max\{wt, (1-w)(1-t)\} dS(w). \quad (3.5)$$

De plus, d'après la Proposition 3.1, nous avons

$$\lim_{u \rightarrow \infty} P\left(\frac{X}{X+Y} \leq w \mid X+Y > u\right) = \frac{S(w)}{2}, \quad (3.6)$$

d'où l'on déduit que $S/2$ est la fonction de répartition conditionnelle de W_i , sachant que R_i est supérieur à u , et ce lorsque u tend vers l'infini. On peut alors estimer A en remplaçant dans (3.5) $S/2$ par $S_n/2$, la fonction de répartition empirique des W_i pour lesquels les R_i sont supérieurs à u . Le choix de u doit être fait en tenant compte, entre autres, de l'équation (3.6) qui implique que u doit être assez grand pour que les W_i et les R_i , tels que $R_i > u$, soient indépendants. Cependant, pour une taille d'échantillon fixée, on ne peut pas choisir u trop grand car on risque de ne pas avoir alors assez d'observations pour estimer convenablement A . Aussi cette valeur $u = u(n)$ dépendra de la taille n de l'échantillon et nous appellerons seuil de l'estimateur de Khoudraji la quantité $u(n)/n$. Dans les chapitres qui vont suivre nous considérerons plusieurs seuils possibles.

Nous avons vu plus haut que, dans cette approche, on faisait l'hypothèse que les lois marginales de la loi F des (X_i, Y_i) étaient des lois de Fréchet. Comme cette condition n'est pas en général vérifiée, on peut la satisfaire en effectuant le changement de variables suivant:

$$X_i^* = -\frac{1}{\log\{F_1(X_i)\}} \text{ et } Y_i^* = -\frac{1}{\log\{F_2(Y_i)\}}, \quad i = 1, \dots, n.$$

En effet on a, par exemple, pour X_i^* ,

$$P(X_i^* \leq x) = P[\log\{F_1(X_i)\} \leq -\frac{1}{x}] = P\{F_1(X_i) \leq e^{-1/x}\} = e^{-1/x}, \quad x \geq 0.$$

Comme les lois F_1 et F_2 ne sont pas connues, on peut les remplacer par les fonctions de répartition empiriques correspondantes. Ainsi, si n n'est pas trop petit, les nouvelles variables X_i^* et Y_i^* définies par

$$X_i^* = -\frac{1}{\log\left(\frac{Q_{xi}-1/2}{n}\right)}$$

et

$$Y_i^* = -\frac{1}{\log\left(\frac{Q_{yi}-1/2}{n}\right)}$$

où Q_{xi} et Q_{yi} sont les rangs de X_i et Y_i respectivement, suivent approximativement des lois de Fréchet unités. Considérons alors les variables

$$R_i = X_i^* + Y_i^*$$

et

$$W_i = X_i^*/R_i,$$

on obtient l'estimateur de A suivant:

$$\hat{A}_n(t) = \int \max\{wt, (1-w)(1-t)\} dS_n(w) = \frac{2}{n^*} \sum_{i=1}^{n^*} \max\{W_i t, (1-W_i)(1-t)\},$$

où n^* représente le nombre de W_i correspondant aux $R_i > u(n)$, et ce pour un choix de $u(n)$ assez grand pour que les W_i et les R_i soient indépendants.

3.3 Méthode d'estimation de Joe, Smith et Weissman

Supposons toujours que la loi F de (X_i, Y_i) , $i = 1, \dots, n$, a pour marginales des lois de Fréchet unités. Le processus ponctuel associé à $\{T_i(\beta) = n^{-1} \max(X_i, \beta^{-1} Y_i); i = 1, \dots, n\}$ tend vers un processus de Poisson non-homogène défini sur $(0, +\infty)$ et d'intensité μ vérifiant, pour $y > 0$ et $\beta > 0$,

$$\mu(y, \beta y) = y^{-1} \mu(1, \beta).$$

Ce résultat asymptotique ne peut s'appliquer que pour n assez grand et pour les $T_i(\beta)$ assez grands eux-aussi, c'est-à-dire supérieurs à un certain seuil T . Considérons les $T_i(\beta)$ supérieurs ou égaux à T . On déduit de ce résultat asymptotique que l'espérance de leur nombre est approximativement égal à $T^{-1} \mu(1, \beta)$. Si l'on prend maintenant $T = T_{[k]}(\beta)$, où $T_{[k]}(\beta)$ est le k ème plus grand $T_i(\beta)$, alors un estimateur de $\mu(1, \beta)$ est $kT_{[k]}(\beta)$ puisqu'il y a k pseudo-observations $T_i(\beta)$ plus grandes que $T_{[k]}(\beta)$. Puisque ce raisonnement peut-être fait pour tous les $T_i(\beta)$ plus grands ou égaux au seuil T , que l'on déterminera plus loin, on peut remplacer $kT_{[k]}(\beta)$ par une moyenne des $iT_{[i]}(\beta)$ à condition que ces derniers soient approximativement constants. Ceci devrait permettre de diminuer la variabilité de $\mu(1, \beta)$. D'après la relation (3.2), on a

$$\mu(1, \beta) = (1 + \beta^{-1}) A\left(\frac{\beta}{1 + \beta}\right),$$

et un estimateur de A sera alors,

$$\hat{A}\left(\frac{\beta}{1 + \beta}\right) = \sum_i \frac{iT_{[i]}(\beta)}{\hat{n}} \frac{1}{1 + \beta^{-1}}$$

où \tilde{n} est le nombre de $T_i(\beta)$ pour lesquels les $iT_{[i]}(\beta)$ sont approximativement constants.

Afin de vérifier que n et T sont assez grands pour pouvoir appliquer le résultat asymptotique, on peut s'appuyer sur la Proposition 5.17 de Resnick (1987) qui établit la relation suivante entre l'intensité μ du processus asymptotique et la loi F des (X_i, Y_i) , $i = 1, \dots, n$,

$$\lim_{t \rightarrow \infty} \frac{1 - F(tx, ty)}{1 - F(t, t)} = \frac{\mu(x, y)}{\mu(1, 1)}.$$

Considérons maintenant pour t assez grand, $y \geq t$ et en posant $x = y/t$,

$$\begin{aligned} P\{\max(X_i, \beta^{-1}Y_i) \geq y | \max(X_i, \beta^{-1}Y_i) \geq t\} &= \frac{1 - F(y, \beta y)}{1 - F(t, \beta t)} \\ &= \frac{1 - F(tx, \beta tx)}{1 - F(t, \beta t)} \\ &\approx \frac{\mu(x, \beta x)}{\mu(1, \beta)} \\ &= x^{-1} \\ &= \frac{t}{y}. \end{aligned}$$

Ainsi, lorsque T est assez grand et β fixé, on peut considérer que les $T_i(\beta)$ supérieurs ou égaux à T suivent, conditionnellement, la loi de densité $\frac{T}{y^2}$, $y \geq T$, qui est telle que $E(iT_{[i]}(\beta))$ est approximativement indépendante de i pour i pas trop voisin de 1. En effet, en supposant que $T_1(\beta), \dots, T_{\tilde{n}}(\beta)$ est un échantillon de la loi de densité $\frac{T}{y^2}$, $y \geq t$, \tilde{n} étant le nombre de $T_i(\beta)$ supérieurs ou égaux à T , on obtient $E(iT_{[i]}(\beta)) = \frac{i}{i-1} \tilde{n} T$. On peut donc choisir T de telle façon que les $iT_{[i]}(\beta)$ soient approximativement constants. C'est la solution suggérée par Joe et al. Afin de respecter l'hypothèse que les lois marginales de F sont des lois de Fréchet unités, on remplace les variables X_i et Y_i par X_i^* et Y_i^* définies à la Section 3.2.

En ce qui concerne les deux estimateurs proposés respectivement par Khoudraji et Joe et al., nous ne possédons malheureusement pas de propriétés asymptotiques, ni même pour de petits échantillons. Dans le chapitre suivant, nous allons essayer de combler ce manque à partir de simulations.

Chapitre 4

Comparaison des estimateurs

L'objectif principal de ce chapitre est de comparer au moyen de simulations, et ce pour de petits échantillons, les propriétés des estimateurs de la fonction de dépendance A^* présentées au chapitre précédent. Cette comparaison va porter essentiellement sur le biais possible des estimateurs que l'on va mesurer de deux façons différentes. Ayant fixé la fonction de dépendance A^* d'une copule extrême, nous allons déterminer la force de sa dépendance en calculant le tau de Kendall qui est donné par (Khoudraji, 1995)

$$\tau_{A^*} = \int_0^1 \frac{t(1-t)}{A^*(t)} dA^{*'}(t).$$

Pour chaque estimateur, nous calculerons premièrement les tau de Kendall obtenus à partir des estimations de A^* découlant des différents échantillons simulés, et deuxièmement, les distances L_1 entre A^* et ses estimations. Ainsi, ayant pour chaque échantillon simulé une estimation du tau de Kendall de A^* et une valeur de la distance L_1 , nous comparerons les estimateurs selon ces deux mesures ainsi que leur variabilité au moyen de diagrammes en boîte (box-plot).

Les simulations seront faites à partir de lois Archimax, définies par Capéraà et al. (1997b). Ces lois, appartenant au domaine d'attraction de différentes copules de valeurs extrêmes, seront choisies avec des forces de dépendance différentes. De plus, la fonction de dépendance qui leur est associée sera symétrique ou asymétrique.

Dans la Section 4.1, nous rappelons la définition des copules Archimax ainsi que leurs algorithmes de simulation. La section suivante est consacrée à la présentation des estimateurs retenus dans cette étude. Dans la Section 4.3, un plan factoriel est proposé pour générer les données provenant des simulations; des analyses de variance suivront pour étayer les comparaisons. Une conclusion générale termine ce chapitre.

4.1 Copules Archimax

Une copule bivariée est appelée copule Archimax si et seulement si elle peut s'écrire sous la forme

$$C_{\phi,A}(x,y) = \phi^{-1}[\{\phi(x) + \phi(y)\}A\{\frac{\phi(x)}{\phi(x) + \phi(y)}\}],$$

pour tout $0 \leq x, y \leq 1$, en terme d'une fonction convexe décroissante $\phi: (0, 1] \rightarrow [0, \infty)$, vérifiant $\phi(1) = 0$, et d'une fonction convexe $A: [0, 1] \rightarrow [1/2, 1]$, telle que $\max(t, 1-t) \leq A(t) \leq 1$, pour tout $0 \leq t \leq 1$, avec la convention que $\phi^{-1}(t) = 0$ lorsque $t \geq \lim_{s \rightarrow 0} \phi(s)$. La fonction ϕ est appelée générateur de la copule.

Exemple 4.1: Soit la fonction de dépendance du modèle mixte due à Tawn (1988) donnée par

$$A(t) = \theta t^2 - \theta t + 1, \quad 0 \leq t \leq 1, \quad 0 \leq \theta \leq 1,$$

et considérons le générateur de Clayton

$$\phi_{1,\alpha}(t) = \frac{1}{\alpha}(t^{-\alpha} - 1), \quad \alpha \geq 0,$$

et celui de Franck

$$\phi_{2,\alpha}(t) = -\log\left(\frac{1 - e^{-t\alpha}}{1 - e^{-\alpha}}\right), \quad \alpha \in \mathbb{R},$$

alors $C_{\phi_{1,\alpha},A}$ et $C_{\phi_{2,\alpha},A}$ sont des lois Archimax. Ces lois seront parmi celles utilisées lors des simulations présentées à la Section 4.3.

Il est important de remarquer que l'ensemble des copules Archimax $C_{\phi,A}$ contient les copules de valeurs extrêmes ainsi que les copules archimédiennes. En effet, si l'on pose $\phi(t) = \log(1/t)$, la copule $C_{\phi,A}$ est alors une copule de valeurs extrêmes, c'est-à-dire

que

$$C_{\phi,A} = C_A(x, y) = \exp\{\{\log(x) + \log(y)\}A\{\frac{\log(x)}{\log(x) + \log(y)}\}\}.$$

De même, si la fonction $A \equiv 1$ alors, on obtient une copule archimédienne:

$$C_{\phi,A} = C_{\phi}(x, y) = \phi^{-1}\{\phi(x) + \phi(y)\}.$$

La proposition suivante (Capéraà et al., 1997b), établit une relation entre la fonction de dépendance de la copule Archimax $C_{\phi,A}$ et la fonction de dépendance de son attracteur.

Proposition 4.1. *Soit $C_{\phi,A}$ une copule bivariée de fonction de dépendance A et de générateur ϕ tel que $\phi(1 - 1/t)$ est à variations régulières de degré $-m$, $m \geq 1$. Alors $C_{\phi,A}$ est située dans le domaine d'attraction d'une loi de valeurs extrêmes ayant comme fonction de dépendance*

$$A^*(t) = \{t^m + (1 - t)^m\}^{1/m} A^{1/m} \left\{ \frac{t^m}{t^m + (1 - t)^m} \right\}, \quad 0 \leq t \leq 1. \quad (4.1)$$

L'équation (4.1) nous permet d'obtenir A en fonction de A^* et de m , soit

$$A(t) = \{t^{1/m} + (1 - t)^{1/m}\}^m [A^* \left\{ \frac{t^{1/m}}{t^{1/m} + (1 - t)^{1/m}} \right\}]^m.$$

Ainsi, pour construire une famille paramétrique de copule Archimax bivariée ayant comme attracteur maximum C_{A^*} , il suffit de choisir une famille de copule archimédienne ayant un générateur ϕ tel que $\phi(1 - 1/t)$ est à variations régulières de degré $-m$, et de choisir $m \geq 1$ tel que A soit une fonction de dépendance. On montre que cette dernière condition est satisfaite si et seulement si il existe $l \geq m$ tel que $A^* \leq G_l$, où

$$G_l(t) = \{t^l + (1 - t)^l\}^{1/l}, \quad 0 \leq t \leq 1$$

est la fonction de dépendance d'une copule de valeurs extrêmes de Gumbel, de paramètre $l \geq 1$ (voir justification dans Capéraà et al., 1997b). Notons que $l = 1$ peut toujours être considéré comme une possibilité pour le choix de l mais, puisque $m \geq 1$, on en déduit alors que $m = 1$ et donc $A = A^*$. C'est le cas notamment des générateurs de Clayton et de Franck cités dans l'Exemple 4.1 pour lesquels on a $m = 1$.

Pour générer des observations d'une copule Archimax $C_{\phi,A}(x, y)$, deux méthodes simples nous sont proposées. La première suggère de générer X de loi uniforme $[0, 1]$ et

de générer Y de loi conditionnelle $\partial C_{\phi,A}(x,y)/\partial x$. Mais puisque cette dernière n'est généralement pas inversible, il sera nécessaire d'utiliser un deuxième algorithme dont la justification est donnée dans Capéraà et al. (1997b):

- i) Générer z de fonction de répartition: $H(z) = z + (1 - z) \frac{A'(z)}{A(z)}$, $0 \leq z \leq 1$;
- ii) Etant donné z , générer u de loi uniforme sur l'intervalle $[0, 1]$;
- iii) Si $u \leq p(z) = \frac{z(1-z)A''(z)}{h(z)A(z)}$, générer w de loi uniforme sur $[0, 1]$; sinon générer w de loi $K_{\phi}(t) = t - \lambda_{\phi}(t)$ où $\lambda_{\phi}(t) = \phi(t)/\phi'(t)$;
- iv) Déterminer x et y par $x = \phi^{-1}\{z\phi(w)/A(z)\}$ et $y = \phi^{-1}\{(1 - z)\phi(w)/A(z)\}$.

Lorsque la fonction de répartition H n'est pas inversible, on utilise alors pour déterminer z la méthode d'acceptation-rejet, la densité de H étant donnée par

$$h(z) = 1 + (1 - 2z)A'(z)/A(z) + z(1 - z)[A''(z)/A(z) - \{A'(z)/A(z)\}^2].$$

4.2 Choix des estimateurs

4.2.1 Estimateur de Capéraà, Fougères et Genest

Nous avons vu au chapitre précédent que l'estimation de la fonction de dépendance A^* sera considérée dans les deux situations suivantes. Dans la première, l'échantillon dont nous disposons est de loi F bidimensionnelle, c'est-à-dire que les observations ne sont pas des maxima. Dans la deuxième, l'estimation est faite à partir d'un échantillon d'une loi bivariée de valeurs extrêmes.

La méthode de Capéraà et al. s'appliquent à des lois de valeurs extrêmes. Si l'échantillon simulé ne provient pas de telles lois, il est nécessaire de générer, à partir de celui-ci, un échantillon d'observations pouvant être considéré comme extrêmes. Pour ce faire, nous utiliserons la méthode dite des "paquets", utilisée par plusieurs auteurs comme, par exemple, Pickands III (1975). Cette méthode consiste en la formation de sous-ensembles

(paquets) de couples (X_i, Y_i) de loi F , tous de même taille, et pour lesquels le maximum sur chacune des deux coordonnées sera seul retenu. Si par exemple, nous avons un échantillon de 2500 couples (X_i, Y_i) , on peut choisir de séparer les 2500 couples en 25 paquets de 100 couples (X_i, Y_i) , c'est-à-dire que le premier paquet sera formé des couples (X_i, Y_i) pour $i = 1, \dots, 100$, le 2e paquet, des couples (X_i, Y_i) pour $i = 101, \dots, 200$, et ainsi de suite. Sur chacun des 25 paquets, le maximum sur les X_i et le maximum sur les Y_i sont retenus, ce qui formera le couple $(\max X_i, \max Y_i)$. Nous aurons ainsi au total 25 couples de maxima. C'est ce nouvel échantillon qui sera alors utilisé pour calculer l'estimateur de Capéraà et al. dénoté dans la suite par CFG .

4.2.2 Méthode de Khoudraji

Nous avons vu à la Section 3.2 que, pour que l'estimateur proposé par Khoudraji soit valable, il est nécessaire de choisir un seuil r tel que les W_i et les R_i , où $R_i > nr$, soient indépendants, et tel que le nombre d'observations pour estimer convenablement A soit assez grand. Lors des simulations, nous avons remarqué que le nombre n^* d'observations (X_i, Y_i) pour lesquelles les R_i/n correspondants sont supérieurs à un seuil r était approximativement égal à $\frac{2}{r}$. Ceci peut s'expliquer de la manière suivante. Le processus ponctuel associé à $\{(\frac{X_i, Y_i}{n}, i = 1, \dots, n)\}$ tend vers un processus de Poisson non homogène sur $R^{+2} \setminus \{0, 0\}$ dont l'intensité μ est telle que, pour $a > 0$, (voir la Proposition 5.11 de Resnick, 1987)

$$\mu\{(x, y) \in R^{+2} : x + y > a\} = 2/a.$$

On en déduit alors que, pour n assez grand et r pas trop proche de 0, le nombre n^* de R_i/n supérieurs à r est approximativement égal à $\frac{2}{r}$.

Pour les simulations que nous avons effectuées, plusieurs niveaux de seuil ont été choisis. Pour la première analyse, ayant simulé des échantillons de taille 2500 de copules Archimax, nous avons choisi les seuils 0.01, 0.04 et 0.08. Pour ces trois seuils, le nombre d'observations pour estimer A^* devrait être approximativement de 200, 50 et 25 respectivement. Nous aurons donc 3 estimateurs différents dénotés K_1 , K_2 et K_3 correspondant au seuil 0.01, 0.04 et 0.08 respectivement. Dans la deuxième analyse, portant sur des échantillons de tailles 50 et 100 issus de lois de valeurs extrêmes, nous avons

choisi pour chacune de ces tailles les seuils 0.1 et 0.2. Ainsi, pour estimer A^* , on aura approximativement 10 et 20 observations pour les échantillons de taille 50, et 20 et 40 pour les échantillons de taille 100. Nous notons K_1^* l'estimateur correspondant au seuil 0.1 et K_2^* celui correspondant au seuil 0.2.

Enfin nous avons vérifié dans les deux situations, et sur quelques échantillons, l'indépendance entre les W_i et les R_i en calculant le tau de Kendall. Par exemple, pour un échantillon particulier de taille 2500, nous avons obtenu les tau de Kendall suivants: -0.00954 (seuil de 0.01), -0.00421 (seuil de 0.04) et 0.00167 (seuil de 0.08), ce qui nous permet d'accepter l'hypothèse d'indépendance entre les W_i et les R_i .

4.2.3 Méthode de Joe, Smith et Weissman

Dans la méthode de Joe et al. présentée à la Section 3.3, l'estimation de la fonction de dépendance A^* repose sur une moyenne des $iT_{[i]}(\beta)$ pour lesquels les $T_i(\beta)$ sont supérieurs à un certain seuil T . De plus, pour que cette méthode soit applicable, il est nécessaire que les valeurs $iT_{[i]}(\beta)$ utilisées pour calculer cette moyenne soient approximativement constantes. Dans la première analyse portant sur des échantillons de taille 2500, plutôt que de choisir 3 seuils différents, nous avons décidé de conserver les 200, 50 et 25 plus grandes pseudo-observations $T_i(\beta)$, quel que soit $\beta > 0$. Ensuite, nous avons vérifié dans quelques cas, quelles étaient les valeurs $iT_{[i]}(\beta)$ constantes. Par exemple, pour un échantillon particulier et pour $\beta = 99$, lorsque 200 pseudo-observations $T_i(99)$ sont retenues, on vérifie aisément sur le graphique suivant que les 15 dernières valeurs $iT_{[i]}(99)$ ne sont pas constantes.

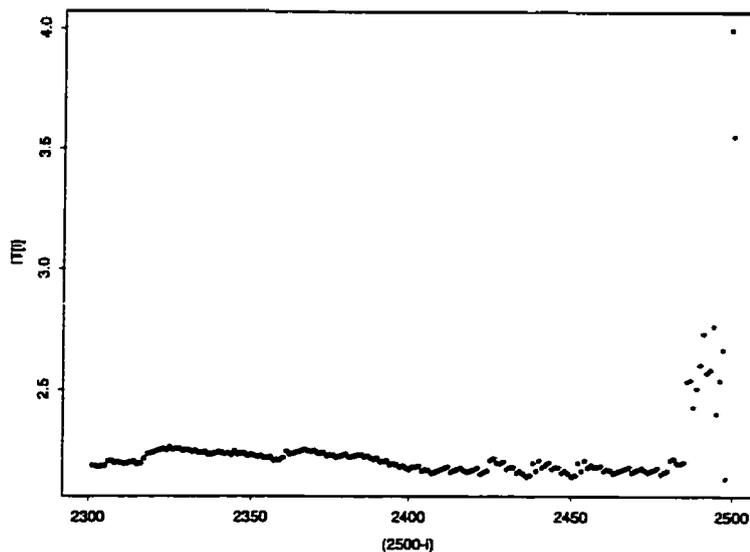


Figure 4.1: Graphique des 200 valeurs $iT_{[i]}(99)$ pour un certain échantillon.

Ainsi, les trois estimateurs choisis dans cette première analyse seront obtenus avec les moyennes tronquées suivantes $\frac{1}{185} \sum_{i=16}^{200} iT_{[i]}(\beta)$, $\frac{1}{35} \sum_{i=16}^{50} iT_{[i]}(\beta)$ et $\frac{1}{10} \sum_{i=16}^{25} iT_{[i]}(\beta)$. Ils seront dénotés J_1 , J_2 et J_3 respectivement. On peut remarquer que nous ne faisons pas dépendre de β le nombre de $iT_{[i]}(\beta)$ composant ces différentes moyennes tronquées, ce qui est la solution proposée par Joe et al. que nous adoptons ici.

Dans la deuxième analyse portant sur des échantillons de taille 50 et 100 issus de lois de valeurs extrêmes, nous avons décidé de retenir les 20 et 10 plus grandes pseudo-observations $T_i(\beta)$. En agissant comme précédemment nous choisissons les deux estimateurs obtenus avec les moyennes tronquées $\frac{1}{15} \sum_{i=6}^{20} iT_{[i]}(\beta)$ et $\frac{1}{5} \sum_{i=6}^{10} iT_{[i]}(\beta)$ pour chacune des deux tailles d'échantillon. Ces estimateurs seront dénotés J_1^* et J_2^* respectivement.

4.3 Analyse de variance

Pour comparer les 3 méthodes d'estimation, soit celle de Capéraà et al., de Khoudraji, et de Joe et al., nous procéderons à l'étude de 2 analyses différentes. La première analyse

utilisera des observations de copules Archimax, tandis que la deuxième utilisera des observations de copules de valeurs extrêmes.

4.3.1 Analyse 1

Dans cette analyse, les échantillons simulés proviennent de copules Archimax dont les fonctions de dépendance sont les mêmes que celles de leurs attracteurs C_{A^*} . Ces copules ont la forme suivante

$$C_{\phi, A^*}(x, y) = \phi^{-1}\left[\{\phi(x) + \phi(y)\}A^*\left\{\frac{\phi(x)}{\phi(x) + \phi(y)}\right\}\right],$$

où A^* est de l'un des 4 types suivants:

$$A_1^*(t) = \theta t^2 - \theta t + 1, \text{ avec } \theta = 0.3,$$

$$A_2^*(t) = \begin{cases} \frac{15}{8}t^2 - \frac{3}{4}t + 1 & \text{si } t \leq 1/5 \\ \frac{1}{128}(15t^2 - 6t + 119) & \text{si } t > 1/5, \end{cases}$$

$$A_3^*(t) = \theta t^2 - t + 1, \text{ avec } \theta = 0.668,$$

$$A_4^*(t) = \begin{cases} \frac{3}{2}t^2 - t + 1 & \text{si } t < 1/3 \\ \frac{1}{8}(3t^2 - 2t + 7) & \text{si } t \geq 1/3, \end{cases}$$

où A_1^* et A_3^* sont symétriques et A_2^* et A_4^* asymétriques. Les paramètres ont été choisis de telle façon que $\tau_{A_1^*} = \tau_{A_2^*} \approx 0.10$ et $\tau_{A_3^*} = \tau_{A_4^*} \approx 0.26$, ce qui donne deux forces de dépendance pour les attracteurs C_{A^*} .

Les générateurs ϕ sont ceux de Clayton (ϕ_1) et de Franck (ϕ_2) définis à l'Exemple 4.1. Le paramètre α a été calculé pour chacun de ces générateurs de telle façon que l'on

obtienne $\tau_{\phi_i, A_1^*} = 0.30$ et $\tau_{\phi_i, A_2^*} = 0.50$, pour $i = 1, 2$, où

$$\tau_{\phi, A^*} = \tau_{A^*} + (1 - \tau_{A^*})\tau_{\phi} \quad (4.2)$$

et

$$\tau_{\phi} = 1 + 4 \int_0^1 \frac{\phi}{\phi'}(t) dt.$$

Si l'on prend les mêmes valeurs de α pour les copules Archimax C_{ϕ, A_3^*} et C_{ϕ, A_4^*} que pour C_{ϕ, A_1^*} et C_{ϕ, A_2^*} , alors d'après (4.2) nous ne pouvons pas vérifier $\tau_{\phi_i, A_3^*} = 0.30$, $i = 1, 2$, et $\tau_{\phi_i, A_4^*} = 0.50$, $i = 1, 2$. Nous allons plutôt choisir ce paramètre α de façon à obtenir $\tau_{\phi_i, A_3^*} = 0.50$ et $\tau_{\phi_i, A_4^*} = 0.70$. Ceci va nous permettre de voir l'influence de la force de dépendance des copules Archimax sur les estimateurs de A^* , dans chacun des cas $\tau_{A^*} = 0.10$ et $\tau_{A^*} = 0.26$. Notons que les deux générateurs $\phi_{i, \alpha}$, $i = 1, 2$, étant tels que $\phi_{i, \alpha}(1 - 1/t)$ est à variations régulières de degré -1, les copules Archimax $C_{\phi_{i, \alpha}, A^*}$ sont dans le domaine d'attraction de C_{A^*} .

Le Tableau 4.1 résume tous ces choix.

τ_{A^*}	$A^*(t)$	$\phi(t)$	τ_{ϕ, A^*}
0.1	A_1^*	$\phi_{1,\alpha}$ avec $\alpha = 4/7$	0.30
0.1	A_1^*	$\phi_{1,\alpha}$ avec $\alpha = 1.6$	0.50
0.1	A_1^*	$\phi_{2,\alpha}$ avec $\alpha = 2.09$	0.30
0.1	A_1^*	$\phi_{2,\alpha}$ avec $\alpha = 4.8$	0.50
0.1	A_2^*	$\phi_{1,\alpha}$ avec $\alpha = 4/7$	0.30
0.1	A_2^*	$\phi_{1,\alpha}$ avec $\alpha = 1.6$	0.50
0.1	A_2^*	$\phi_{2,\alpha}$ avec $\alpha = 2.09$	0.30
0.1	A_2^*	$\phi_{2,\alpha}$ avec $\alpha = 4.8$	0.50
0.26	A_3^*	$\phi_{1,\alpha}$ avec $\alpha = 0.972$	0.50
0.26	A_3^*	$\phi_{1,\alpha}$ avec $\alpha = 2.953$	0.70
0.26	A_3^*	$\phi_{2,\alpha}$ avec $\alpha = 3.23$	0.50
0.26	A_3^*	$\phi_{2,\alpha}$ avec $\alpha = 7.83$	0.70
0.26	A_4^*	$\phi_{1,\alpha}$ avec $\alpha = 0.972$	0.50
0.26	A_4^*	$\phi_{1,\alpha}$ avec $\alpha = 2.953$	0.70
0.26	A_4^*	$\phi_{2,\alpha}$ avec $\alpha = 3.23$	0.50
0.26	A_4^*	$\phi_{2,\alpha}$ avec $\alpha = 7.83$	0.70

Tableau 4.1: Valeurs du paramètre α des générateurs $\phi_{1,\alpha}$ et $\phi_{2,\alpha}$, et valeurs du tau de Kendall pour les copules Archimax correspondantes.

Nous avons donc deux plans d'expérience à trois facteurs, l'un correspondant à $\tau_{A^*} = 0.10$ et l'autre à $\tau_{A^*} = 0.26$. Dans ces deux plans, les facteurs sont

- 1) Les 7 estimateurs retenus, les trois du type Khoudraji, les trois du type Joe et al. et celui de Capéraà et al.;
- 2) Deux fonctions de dépendance, l'une symétrique et l'autre asymétrique;
- 3) Les 2 générateurs avec chacun deux valeurs du paramètre α .

Ces trois facteurs sont considérés comme des facteurs fixes, et pour chaque combinaison des niveaux de ces facteurs, 100 échantillons de taille 2500 ont été générés indépendamment. Pour l'analyse des données, nous procéderons à deux analyses de variance: la première utilisant comme variable dépendante la valeur du logarithme de la différence en valeur absolue entre l'estimation du tau de Kendall et la valeur du tau théorique, tandis que la deuxième utilisera la valeur du logarithme de L_1 . L'utilisation de $\log|\hat{\tau}_{A^*} - \tau_{A^*}|$ et de $\log(L_1)$ plutôt que de $|\hat{\tau}_{A^*} - \tau_{A^*}|$ et de L_1 nous assure que l'on se trouve approximativement sous les hypothèses usuelles de l'analyse de variance. Remarquons toutefois que d'après les diagrammes en boîte de $\log(L_1)$ apparaissant à l'annexe A, l'estimateur K_1 n'a pas la même variabilité que les autres. Nous le conservons quand même dans l'analyse. Nous ne présentons pas les diagrammes en boîte de $\log|\hat{\tau}_{A^*} - \tau_{A^*}|$ qui sont semblables à ceux de $\log(L_1)$.

Les analyses de variance effectuées sur les variables $\log|\hat{\tau}_{A^*} - \tau_{A^*}|$ et $\log(L_1)$ montrent que les interactions de deuxième et troisième ordre, faisant intervenir le deuxième facteur, ne sont pas significatives au niveau 0.05 et que ce facteur n'a pas d'influence. Il existe par contre une interaction significative entre les estimateurs et les générateurs, $\phi_{i,\alpha}$, $i = 1, 2$, c'est-à-dire entre le premier et le troisième facteur (niveau de signification observé: 0.0001). Les résultats obtenus pour les comparaisons multiples effectuées au niveau 0.05 entre les 7 estimateurs, lorsque la variable dépendante est $\log|\hat{\tau}_{A^*} - \tau_{A^*}|$, sont résumés dans le Tableau 4.2, et ce pour chaque niveau du 3e facteur. Le symbole d'inégalité stricte signifie que les estimateurs sont significativement différents pour la variable réponse étudiée, tandis que le symbole \approx signifie que les estimateurs ne le sont pas.

ϕ de Clayton		
τ_{A^*}	$\alpha=4/7$	$\alpha=1.6$
0.10	$J_1 < K_3 < J_2 \approx J_3 \approx K_2 < CFG < K_1$	$J_1 < K_3 < J_2 < J_3 < K_2 < CFG < K_1$
τ_{A^*}	$\alpha=0.972$	$\alpha=2.953$
0.26	$J_1 \approx K_2 < K_3 < J_2 \approx J_3 < CFG \approx K_1$	$J_1 < K_2 \approx K_3 < J_2 \approx J_3 < CFG < K_1$
ϕ de Franck		
τ_{A^*}	$\alpha=2.09$	$\alpha=4.8$
0.10	$J_1 < J_3 \approx K_3 < J_2 \approx K_2 < CFG < K_1$	$J_1 \approx J_3 \approx K_3 < J_2 < CFG \approx K_2 < K_1$
τ_{A^*}	$\alpha=3.23$	$\alpha=7.83$
0.26	$J_1 \approx K_2 \approx K_3 < J_2 < J_3 < CFG < K_1$	$J_1 \approx J_2 \approx K_2 \approx K_3 < J_3 < CFG < K_1$

Tableau 4.2: Comparaisons multiples des sept estimateurs de la fonction de dépendance A pour différentes copules Archimax, et pour $\log|\hat{\tau}_{A^*} - \tau_{A^*}|$.

L'examen du tableau précédent permet immédiatement de constater que J_1 , l'estimateur de Joe et al. avec le plus grand nombre de $T_i(\beta)$ retenus, est le meilleur dans tous les cas examinés. Les autres estimateurs de Joe, J_2 et J_3 , semblent être comparables lorsque le générateur est de Clayton, à l'exception du cas où $\alpha = 1.6$, J_2 est alors plus précis que J_3 . Lorsque le générateur utilisé est celui de Franck, on remarque que pour une force de dépendance petite, $\tau_{A^*} = 0.10$, J_3 semble être meilleur que J_2 . Par contre, lorsque la force de dépendance devient plus grande, $\tau_{A^*} = 0.26$, J_2 domine J_3 .

Pour ce qui est des trois estimateurs de Khoudraji, K_1 , K_2 et K_3 , on peut souligner immédiatement que celui possédant le plus petit seuil, $\tau = 0.01$, n'est pas un bon estimateur. Les deux autres, K_2 et K_3 , semblent se comporter différemment lorsque la force de dépendance augmente. En effet, lorsque $\tau_{A^*} = 0.10$, l'estimateur K_3 est toujours meilleur que l'estimateur K_2 . Par contre, lorsque τ_{A^*} devient plus grand, $\tau_{A^*} = 0.26$, les 2 estimateurs sont comparables pour la majorité des générateurs, à l'exception du cas où on utilise un générateur de Clayton avec $\alpha = 0.972$, K_2 étant alors meilleur que K_3 . Si on compare maintenant ces deux derniers avec les estimateurs de Joe et al., on s'aperçoit qu'au moins un des estimateurs de Khoudraji, K_2 ou K_3 ,

est le plus performant après l'estimateur J_1 .

L'estimateur de Capéraà et al., CFG, ne donne pas de bons résultats comparativement aux autres à l'exception de K_1 .

Dans le tableau qui suit, on trouve les comparaisons multiples entre les 7 estimateurs pour chaque niveau du troisième facteur, lorsque la variable dépendante est $\log(L_1)$.

ϕ de Clayton		
τ_{A^*}	$\alpha=4/7$	$\alpha=1.6$
0.10	$J_1 < J_2 \approx K_2 \approx K_3 < J_3 < CFG \approx K_1$	$J_1 \approx J_2 \approx K_3 < J_3 \approx K_2 < CFG < K_1$
τ_{A^*}	$\alpha=0.972$	$\alpha=2.953$
0.26	$J_1 < K_2 < J_2 \approx K_1 \approx K_3 < CFG \approx J_3$	$J_1 \approx K_2 < J_2 \approx K_3 < CFG \approx J_3 < K_1$
ϕ de Franck		
τ_{A^*}	$\alpha=2.09$	$\alpha=4.8$
0.10	$J_1 < J_2 \approx K_2 \approx K_3 < J_3 < CFG < K_1$	$J_1 \approx J_2 \approx K_3 < J_3 < K_2 < CFG < K_1$
τ_{A^*}	$\alpha=3.23$	$\alpha=7.83$
0.26	$J_1 < J_2 \approx K_2 < K_3 < CFG \approx J_3 \approx K_1$	$J_1 \approx J_2 \approx K_2 \approx K_3 < J_3 < CFG < K_1$

Tableau 4.3: Comparaisons multiples des sept estimateurs de la fonction de dépendance A pour différentes copules Archimax, à partir de $\log(L_1)$.

En examinant le Tableau 4.3, il apparaît que J_1 est encore le meilleur estimateur. De plus, J_2 est, pour tous les attracteurs, meilleur que J_3 , celui-ci étant un estimateur pauvre dans la majorité des cas, en particulier lorsque $\tau_{A^*} = 0.26$. Ces résultats sont également soutenus par les diagrammes en boîte fournis à l'Annexe A. Encore ici, les estimateurs de Khoudraji, K_2 et K_3 , semblent avoir une certaine relation avec la force de dépendance. Lorsque $\tau_{A^*} = 0.10$, on remarque que K_3 domine K_2 dans la majorité des cas, tandis que pour $\tau_{A^*} = 0.26$, K_2 est meilleur que K_3 . On note encore que les estimateurs CFG et K_1 ne sont pas de bons estimateurs.

Les graphiques représentant les estimations de A pour J_1 , J_2 , J_3 , K_2 et K_3 ainsi que la fonction A théorique sont donnés à l'Annexe B. Ces graphiques confirment bel et bien

les conclusions précédentes sur ces estimateurs.

Suite à ces différentes analyses, on peut conclure que, lorsque l'échantillon d'observations n'est pas constitué de valeurs extrêmes, l'estimateur J_1 de Joe et al. utilisant les 8% plus grandes pseudo-observations est nettement le meilleur estimateur parmi ceux étudiés ici. L'estimateur de Khoudraji, utilisé avec un seuil assez grand, peut aussi nous donner de bons résultats. Contrairement à la méthode d'estimation de Joe et al., le choix du seuil de l'estimateur de Khoudraji semble être un peu plus compliqué. En effet, les différentes analyses montrent que, pour obtenir un bon estimateur, le choix du seuil devrait tenir compte de la force de dépendance de l'attracteur. De plus, pour un seuil petit (0.01), l'estimation de A semble très mauvaise. Notons également que la condition exigeant l'indépendance entre les W_i et les R_i , $R_i > nr$, n'est pas suffisante pour nous éclairer dans ce choix puisque, pour chaque valeur du seuil utilisée, cette condition avait été préalablement vérifiée.

4.3.2 Analyse 2

Pour la deuxième analyse, nous avons simulé des observations provenant de copules de valeurs extrêmes. Nous avons effectué cette analyse pour de nouveau comparer les 3 méthodes d'estimation, mais surtout pour vérifier si l'estimateur de Capéraà et al. donnait de meilleurs résultats que les deux autres, étant donné que l'échantillon provient de valeurs extrêmes directement.

Pour comparer les estimateurs, nous avons considéré deux copules de valeurs extrêmes C_{A^*} , soit celle de Gumbel, symétrique par rapport à 1/2, dont la fonction de dépendance est donnée par

$$A_r^*(t) = \{t^r + (1-t)^r\}^{1/r}, \quad r \geq 1,$$

et celle asymétrique de Tawn (1988), dont la fonction de dépendance est donnée par

$$A_{\alpha,\beta,r}^*(t) = 1 - \beta + (\beta - \alpha)t + \{\alpha^r t^r + \beta^r (1-t)^r\}^{1/r}, \quad 1 \leq \alpha, \beta \leq 1, \quad r \geq 1.$$

Plus précisément, les deux copules de valeurs extrêmes qui ont été simulées sont sous

la forme

$$C_{A^*}(x, y) = \exp\{\log(x) + \log(y)\} A^* \left\{ \frac{\log(x)}{\log(x) + \log(y)} \right\}$$

où les fonctions de dépendance sont données par A^*_τ ou encore $A^*_{\alpha, \beta, \tau}$.

Ensuite, nous avons choisi trois forces de dépendance pour ces A^* , soit $\tau_{A^*} = 1/4, 1/2$ et $3/4$, ainsi que deux tailles d'échantillon, 50 et 100. Afin d'obtenir les trois forces de dépendance voulues, nous avons déterminé les valeurs des paramètres τ , α et β que l'on peut trouver dans le tableau suivant.

τ_{A^*}	$A^*_\tau(t)$	$A^*_{\alpha, \beta, \tau}$	
1/4	$\tau=4/3$	$\tau=1.42$	$(\alpha, \beta) = (0.78, 0.97)$
1/2	$\tau=2$	$\tau=2.58$	$(\alpha, \beta) = (0.78, 0.97)$
3/4	$\tau=4$	$\tau=50$	$(\alpha, \beta) = (0.78, 0.97)$

Tableau 4.4: Valeurs des paramètres de la copule de Gumbel, A^*_τ , et de la copule asymétrique de Tawn, $A^*_{\alpha, \beta, \tau}$, pour obtenir les différentes forces de dépendance.

Rappelons que dans cette analyse, nous comparons pour les trois forces de dépendance 5 estimateurs soit, J^*_1 , J^*_2 , K^*_1 , K^*_2 et CFG (voir Section 4.2). Cette comparaison se fera selon un plan à quatre facteurs qui sont

- 1) Les 5 estimateurs, deux du type Khoudraji, deux du type Joe et al. et celui de Capéraà et al.;
- 2) Les 2 fonctions de dépendance, A^*_τ et $A^*_{\tau, \alpha, \beta}$;
- 3) Les 3 forces de dépendance, $\tau_{A^*} = 1/4$, $\tau_{A^*} = 1/2$ et $\tau_{A^*} = 3/4$;
- 4) Les 2 tailles d'échantillon, 50 et 100.

Ces quatre facteurs sont considérés comme des facteurs fixes, et pour chaque combinaison de niveaux de ces facteurs, 100 échantillons ont été générés indépendamment. Comme pour l'analyse 1, nous procéderons à deux analyses de variance: la première utilisant la valeur du logarithme de la différence en valeur absolue entre l'estimation

du tau de Kendall et la valeur du tau théorique comme variable dépendante, tandis que la deuxième utilisera la valeur du logarithme de L_1 . L'utilisation de $\log|\hat{\tau}_{A^*} - \tau_{A^*}|$ et de $\log(L_1)$ plutôt que de $|\hat{\tau}_{A^*} - \tau_{A^*}|$ et de L_1 nous assure que l'on se trouve approximativement sous les hypothèses usuelles de l'analyse de variance.

L'analyse de variance sur la variable $\log|\hat{\tau}_{A^*} - \tau_{A^*}|$ montre qu'il existe une interaction significative de troisième ordre (niveau de signification observé: 0.0101) entre le premier, le troisième et le quatrième facteur. De plus, l'interaction entre le deuxième et le troisième facteur est également significative (niveau de signification observé: 0.0001). L'analyse de variance sur la variable $\log(L_1)$ permet de voir qu'il existe une interaction significative de quatrième ordre. Les comparaisons des estimateurs seront effectuées sur chaque combinaison des niveaux des trois derniers facteurs.

Dans le Tableau 4.5, on trouve les résultats obtenus pour les comparaisons multiples au niveau 0.05 entre les 5 estimateurs, et ce pour chaque combinaison des niveaux des facteurs 2, 3 et 4, pour la variable dépendante $\log|\hat{\tau}_{A^*} - \tau_{A^*}|$.

<i>symétrie</i>		
τ_{A^*}	N=50	N=100
0.25	$CFG < J_1^* \approx J_2^* \approx K_2^* < K_1^*$	$CFG < J_1^* \approx J_2^* \approx K_1^* \approx K_2^*$
0.50	$CFG \approx K_1^* < J_1^* \approx J_2^* \approx K_2^*$	$CFG < K_1^* < J_1^* \approx J_2^* \approx K_2^*$
0.75	$CFG < K_1^* < J_1^* < J_2^* \approx K_2^*$	$CFG < J_1^* \approx K_1^* < J_2^* \approx K_2^*$
<i>asymétrie</i>		
τ_{A^*}	N=50	N=100
0.25	$CFG < J_1^* \approx J_2^* \approx K_1^* \approx K_2^*$	$CFG < J_1^* \approx J_2^* \approx K_1^* \approx K_2^*$
0.50	$CFG \approx K_1^* < J_1^* \approx K_2^* < J_2^*$	$CFG < J_1^* \approx K_1^* \approx K_2^* < J_2^*$
0.75	$CFG \approx K_1^* < J_1^* \approx J_2^* \approx K_2^*$	$CFG < J_1^* \approx J_2^* \approx K_1^* \approx K_2^*$

Tableau 4.5: Comparaisons multiples des cinq estimateurs de la fonction de dépendance A^* de différentes copules de valeurs extrêmes, pour différentes tailles d'échantillon N et pour $\log|\hat{\tau}_{A^*} - \tau_{A^*}|$.

L'étude du tableau précédent met clairement en évidence le fait que dans les cas con-

sidérés, l'estimateur *CFG* est le meilleur.

Pour ce qui est des estimateurs de Khoudraji, K_1^* et K_2^* , on remarque que, lorsque la force de dépendance est de 0.50 ou de 0.75, K_1^* est meilleur que K_2^* , à l'exception du cas où $N = 100$ avec une fonction de dépendance asymétrique. Pour ce cas, les estimateurs semblent être comparables. Par contre, lorsque la force de dépendance diminue, c'est-à-dire lorsque $\tau_{A^*} = 0.25$, on ne remarque pas de différence entre les 2 estimateurs, sauf peut-être lorsque $N = 50$ avec A^* symétrique, K_2^* étant alors meilleur que K_1^* . Encore ici, la performance des estimateurs de Khoudraji semble être reliée avec la force de dépendance. Soulignons également que le meilleur estimateur après celui de *CFG* est, pour tous les cas, un estimateur de Khoudraji.

Les estimateurs J_1^* et J_2^* donnent des résultats semblables pour tous les cas. Mentionnons par contre que, pour le cas où A^* est symétrique et $\tau_{A^*} = 0.75$, J_1^* est meilleur que J_2^* , de même que pour le cas où A^* est asymétrique et $\tau_{A^*} = 0.50$.

Les résultats obtenus pour les comparaisons multiples portant sur la variable $\log(L_1)$ sur chaque combinaison des niveaux des facteurs 2, 3 et 4 sont présentés dans le tableau suivant.

<i>symétrie</i>		
τ_{A^*}	N=50	N=100
0.25	$CFG < J_2^* \approx K_1^* \approx K_2^* < J_1^*$	$CFG < J_1^* \approx K_1^* \approx K_2^* < J_2^*$
0.50	$CFG < K_1^* < K_2^* < J_2^* < J_1^*$	$CFG < K_1^* < J_1^* \approx K_2^* < J_2^*$
0.75	$CFG < K_1^* < K_2^* < J_2^* < J_1^*$	$CFG < K_1^* < K_2^* < J_1^* < J_2^*$
<i>asymétrie</i>		
τ_{A^*}	N=50	N=100
0.25	$CFG < K_1^* \approx K_2^* < J_2^* < J_1^*$	$CFG < K_1^* < J_1^* \approx K_2^* < J_2^*$
0.50	$CFG < K_1^* < K_2^* < J_2^* < J_1^*$	$CFG < K_1^* < J_1^* \approx J_2^* \approx K_2^*$
0.75	$CFG < K_1^* < K_2^* < J_2^* < J_1^*$	$CFG < K_1^* < J_1^* \approx J_2^* \approx K_2^*$

Tableau 4.6: Comparaisons multiples de cinq estimateurs de la fonction de dépendance A^* de différentes copules de valeurs extrêmes, pour différentes tailles d'échantillon N et pour $\log(L_1)$.

Encore ici, il est évident que l'estimateur CFG est de loin le plus précis parmi les estimateurs étudiés. Ce résultat est également vérifié à partir des diagrammes en boîte des erreurs $\log(L_1)$ fournis à l'Annexe C ainsi que des graphiques représentant les estimations de la fonction de dépendance et la valeur théorique de A^* fournis à l'Annexe D.

Si on examine les estimateurs K_1^* et K_2^* , on s'aperçoit encore que K_1^* est meilleur que K_2^* lorsque la force de dépendance est de 0.50 ou de 0.75, mais qu'ils deviennent comparables lorsque la force de dépendance est de 0.25. De plus, ces deux estimateurs dominent ceux de Joe et al.

Pour ce qui est de J_1^* et de J_2^* , on s'aperçoit que lorsque la taille d'échantillon est de 50, J_2^* est toujours meilleur que J_1^* , tandis que pour une taille d'échantillon de 100, J_1^* domine J_2^* .

On peut conclure par cette analyse que l'estimateur de Capéraà et al. est le meilleur estimateur lorsque les observations sont des valeurs extrêmes. De plus, l'estimateur

de Khoudraji calculé avec un nombre suffisant d'observations peut aussi être un bon estimateur de la fonction de dépendance. Par contre, la méthode de Joe et al. est à proscrire pour ce type d'observations.

De ces deux analyses, portant sur des valeurs extrêmes et non extrêmes, nous retenons tout d'abord que l'estimateur de Capéraà et al. est l'estimateur à utiliser lorsque l'échantillon est constitué de valeurs extrêmes. Celui de Khoudraji peut aussi nous fournir de bonnes estimations pour ce cas, mais il est nécessaire de s'assurer que le nombre d'observations utilisées est suffisant.

Pour le cas où les observations ne sont pas extrêmes, l'estimateur de Joe et al. calculé avec les 8% plus grandes pseudo-observations T_i est sans aucun doute le meilleur. Celui de Khoudraji peut aussi nous permettre d'obtenir de bons résultats, mais le choix du seuil est difficile à déterminer puisqu'il semble que ce choix devrait être fait selon la force de dépendance de l'attracteur C_A .

Chapitre 5

Analyse de données

Dans le chapitre précédent, nous avons comparé différentes méthodes d'estimation de la fonction de dépendance, soit celles de Capéraà et al., de Joe et al., ainsi que de Khoudraji. Ces comparaisons ont été effectuées, dans un premier temps à partir de simulations d'échantillons provenant de lois bidimensionnelles ayant un attracteur donné, et dans un deuxième temps à partir de simulations d'échantillons de lois bivariées de valeurs extrêmes. Des deux analyses effectuées, nous avons conclu que l'estimateur de Capéraà et al. était nettement supérieur aux deux autres méthodes d'estimation, et ce lorsque l'échantillon de départ était constitué de valeurs extrêmes. Par contre, cet estimateur ne donnait pas de bons résultats lorsque l'échantillon utilisé était constitué de couples de lois bidimensionnelles. Pour ce cas, la première analyse du chapitre précédent a montré que l'estimateur de Joe construit avec les 200 plus grandes pseudo-observations $T_i(\beta)$ était le meilleur. De plus, lorsqu'on compare les trois estimateurs de Khoudraji, ceux utilisant un seuil de 0.08 et de 0.04 donnent de meilleurs résultats que celui construit avec un seuil de 0.01.

Dans ce chapitre, nous appliquons ces estimateurs à un ensemble de données concernant des réservoirs d'eau utilisés pour produire l'électricité nécessaire à l'entreprise Alcan. Nous allons expliquer brièvement la façon dont sont obtenues ces données telle qu'elle est présentée dans le rapport "Validation des apports non contrôlés historiques" rédigé

par l'Institut national de la recherche scientifique, INRS-Eau.

Les données représentent la quantité d'eau qu'un réservoir reçoit à l'état naturel durant un intervalle de temps déterminé. Cette quantité est appelée l'apport naturel. Cette valeur tient compte de différents paramètres comme les précipitations sur le réservoir, le ruissellement du bassin de drainage qui l'entoure, l'évaporation à sa surface et l'écoulement souterrain. Puisque ces différents paramètres ne peuvent être mesurés directement, Hydro-Québec utilise une équation qui permet de calculer l'apport naturel, A_n , appelée équation du bilan hydrique:

$$A_n = Q_{Av} - Q_{Am} + \delta S$$

où Q_{Av} représente les débits d'eau à la sortie du réservoir pendant 24 heures, Q_{Am} , les débits d'eau provenant d'un réservoir en amont pendant 24 heures et δS , la variation du volume stocké dans le réservoir pendant 24 heures.

Les apports naturels sont calculés sur près de 45 réservoirs majeurs, à des sites prédéterminés. Naturellement, ces mesures sont quelque peu entachées d'erreurs, qui peuvent être contrôlées par un procédé de filtrage des données, utilisé par Hydro-Québec. Pour notre étude, nous avons choisi d'utiliser les données des apports naturels sur les réservoirs Chute du Diable et Lac St-Jean car, selon Hydro-Québec, ces mesures contiennent moins d'erreurs que celles sur les autres bassins. Notre objectif est d'estimer non paramétriquement la fonction de dépendance de la loi bivariée des maxima des apports naturels de ces deux réservoirs. Cette estimation peut servir à choisir un modèle paramétrique pour cette loi. Les réservoirs sont représentés sur les cartes à l'Annexe E.

Les apports naturels sur ces deux bassins nous ont été fournis suivant deux ensembles. Le premier contient les maxima annuels des apports naturels pour une période allant de 1953 à 1994, tandis que le deuxième contient les valeurs journalières des apports naturels pour les années 1953 à 1993. Puisque les maxima des apports naturels ont été pris sur la période du printemps, soit du 1er avril au 30 juin, nous utiliserons seulement les valeurs journalières sur cette période.

A partir de ces données, nous utiliserons dans un premier temps, l'estimateur de Capéraà et al., qui sera calculé à partir de l'ensemble de données formé des maxi-

ma annuels des apports naturels. Nous obtiendrons ainsi l'estimation de la fonction de dépendance de la loi de ces maxima et également le tau de Kendall calculé à partir de cette estimation. Dans un deuxième temps, les estimateurs de Joe et al. et de Khoudraji seront appliqués à l'ensemble des données journalières des apports naturels. Nous obtiendrons ainsi les estimations de la fonction de dépendance de l'attracteur associé à ces données. Cependant, comme il est difficile de comparer graphiquement ces estimations, nous ferons ces comparaisons au moyen des tau de Kendall calculés à partir de ces estimations.

5.1 Estimation par la méthode de Capéraà, Fougères et Genest sur les apports naturels maximums des bassins de l'Alcan.

L'ensemble de données dont nous disposons est constitué des maxima annuels des apports naturels sur les années 1953 à 1994, ce qui forme donc un échantillon de 42 couples (X_i, Y_i) de valeurs extrêmes, où X_i représente le maximum sur les apports naturels journaliers pour l'année i sur le bassin "Lac St-Jean", et Y_i , le maximum pour la même année sur le bassin "Chute du Diable".

Nous allons estimer la fonction de dépendance de la loi de ces maxima bidimensionnels par la méthode proposée par Capéraà et al. Comme cette méthode est applicable essentiellement à des lois de valeurs extrêmes, nous allons tout d'abord vérifier que cet échantillon provient d'une des lois de ce type. Pour ce faire, nous utiliserons un test construit par Ghoudi, Khoudraji et Rivest (1997) décrit ci-dessous.

Soit $\{(X_i, Y_i) : i = 1, \dots, n\}$ un échantillon bivarié d'une loi H . Pour vérifier si H appartient à la famille des lois de valeurs extrêmes bidimensionnelles, il est nécessaire de s'assurer que la copule C , associée à H , appartient à la famille des copules de valeurs extrêmes, c'est-à-dire a la forme suivante

$$C(u, v) = \exp\{\log(u) + \log(v)\} A\left\{\frac{\log(u)}{\log(u) + \log(v)}\right\}, 0 < u, v < 1, \quad (5.1)$$

où A est la fonction de dépendance que l'on veut estimer. Posons $W = C(U, V)$. Si $C(x, y)$ a la forme (5.1), alors $8E(W) - 9E(W^2) - 1 = 0$. Soit S_n une estimation non-biaisée de $8E(W) - 9E(W^2) - 1$ (voir Ghoudi et al., 1997, pour l'expression de S_n). L'hypothèse $H_0 : C(x, y)$ a la forme (5.1), sera rejetée lorsque $|S_n|/\{\hat{V}_{jack}(S_n)\}^{1/2} > z_{1-\alpha/2}$, où $\hat{V}_{jack}(S_n)$ représente une estimation de la variance de S_n obtenue par la méthode du jackknife et $z_{1-\alpha}$, le quantile d'ordre $1 - \alpha$ de la loi normale centrée réduite. Ainsi, on peut conclure que si l'hypothèse H_0 n'est pas rejetée, la copule C appartient à la famille des copules de valeurs extrêmes. Pour obtenir les détails sur ce test, voir Ghoudi, Khoudraji et Rivest (1997).

En effectuant ce test sur l'ensemble de données composé des maxima annuels bidimensionnels des apports naturels journaliers, nous avons obtenu la valeur 1.95 pour $|S_n|/\{\hat{V}_{jack}(S_n)\}^{1/2}$, ce qui est légèrement inférieur au quantile d'ordre $1 - \alpha/2$ de la loi normale centrée réduite lorsque α est de 0.05. Ainsi n'ayant pas rejeté l'hypothèse H_0 , nous pouvons conclure que la copule C associée à la loi bivariée de l'échantillon est une copule de valeurs extrêmes.

Puisque les lois marginales de cet échantillon ne sont pas connues, nous avons utilisé l'estimateur $A_n^*(t)$ donné à la Section 3.1. Le graphique suivant montre l'estimation de la fonction de dépendance A .

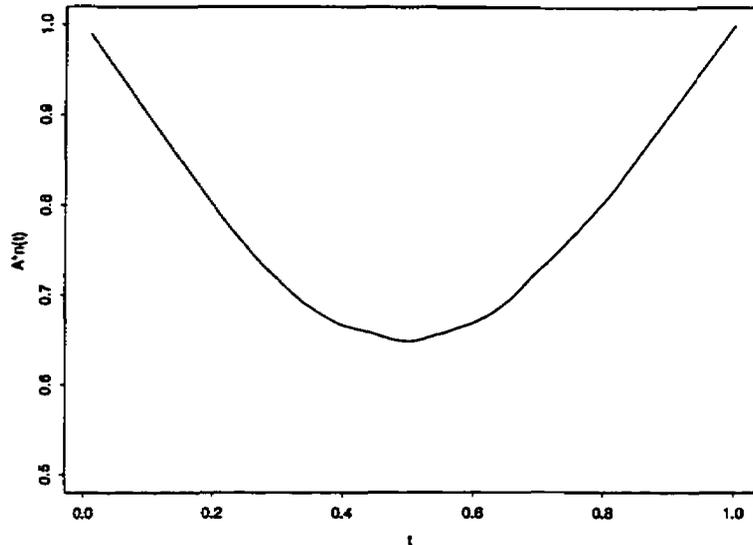


Figure 5.1: *Estimation de la fonction de dépendance A calculée sur l'ensemble des maxima par la méthode de Capéraà et al.*

Nous savons que $A_n^*(t)$ est un bon estimateur de la fonction de dépendance A d'une loi de valeurs extrêmes. Or le test effectué plus haut pour vérifier si l'échantillon des maxima provenait d'une copule extrême avait un seuil de signification observé très proche du seuil théorique de 0.05 que l'on s'était fixé. Aussi, ne savons-nous pas très bien si l'on a estimé la fonction de dépendance d'une loi des valeurs extrêmes. Cependant, on peut en avoir une idée en comparant les estimations du tau de Kendall obtenues, d'une part à partir de $A_n^*(t)$, et d'autre part à partir de l'échantillon des maxima. Denotons ces estimations par $\tau_{A_n^*}$ et $\hat{\tau}_n$ respectivement. On trouve $\tau_{A_n^*} = 0.6310$ et $\hat{\tau}_n = 0.7097$. Comment comparer ces deux valeurs? Connaissant la loi asymptotique de $\hat{\tau}_n$ (Genest et Rivest, 1993), il est possible de déterminer un intervalle de confiance pour la valeur théorique τ_A du tau de Kendall.

Cet intervalle, de niveau $1 - \alpha$, est construit de la façon suivante.

Soit (X_i, Y_i) , $i = 1, \dots, n$, les couples de valeurs extrêmes. Posons

$$V_i = \text{card}\{(X_j, Y_j) < (X_i, Y_i)\} / (n - 1)$$

et

$$W_i = \text{card}\{(X_j, Y_j) > (X_i, Y_i)\} / (n - 1).$$

L'intervalle de confiance est le suivant:

$$\hat{\tau}_n \pm z_{1-\alpha/2} \frac{\hat{\gamma}_n}{n^{1/2}}$$

où $\hat{\gamma}_n$ est l'estimateur de la variance de $\hat{\tau}_n$ donné par (voir Genest et Rivest, 1993) $\hat{\gamma}_n^2 = 16 \sum_{i=1}^n \frac{(V_i + W_i - 2\bar{V})^2}{n-1}$, avec $\bar{V} = \sum_{i=1}^n \frac{V_i}{n}$, et où $z_{1-\alpha}$ est le quantile d'ordre $1 - \alpha$ de la loi normale centrée réduite.

L'intervalle de niveau $1 - \alpha = 0.95$ est alors $[0.6155, 0.8040]$. Puisque $\tau_{A_n^*}$ est inclus dans cet intervalle, ceci suggère que l'estimation A_n^* est celle de la fonction de dépendance d'une loi des valeurs extrêmes. Cette estimation peut alors servir à ajuster un modèle paramétrique pour les maxima annuels.

5.2 Estimation par les méthodes de Joe et al. et de Khoudraji sur l'ensemble des apports naturels journaliers des bassins de l'Alcan

Dans cette section, nous allons calculer les estimateurs de Joe et al. et de Khoudraji sur les données journalières afin d'estimer la fonction de dépendance A des maxima annuels. Pour chaque année j , nous avons 91 données journalières (X_{ij}, Y_{ij}) s'étalant du 1er avril au 30 juin, où X_{ij} représente l'apport naturel journalier sur le bassin Lac St-Jean, et Y_{ij} , l'apport naturel journalier sur le bassin Chute du Diable, pour le jour i à l'année j . Les méthodes de Joe et al. et de Khoudraji nécessitant un assez grand nombre de données puisqu'elles n'utilisent que les données supérieures à certains seuils, nous avons regroupé les années en quatre ensembles. Ainsi, les trois premiers ensembles seront formés des couples (X_{ij}, Y_{ij}) représentant les données journalières du printemps pour les années 1953 à 1962, 1963 à 1972 et 1973 à 1982. Ces échantillons seront appelés respectivement échantillon 1, 2 et 3. Le nombre total d'observations par échantillon sera donc de 910 couples de données, c'est-à-dire 91 couples (X_{ij}, Y_{ij}) par année, et ce sur 10 ans. Le dernier échantillon, que l'on appellera échantillon 4, sera constitué des apports naturels journaliers pour les années 1983 à 1993, soit 91 couples (X_{ij}, Y_{ij}) sur 11 ans,

pour un total de 1001 couples de données. Les estimateurs de A seront donc calculés à partir de chacun des 4 échantillons de données pour chacune des méthodes d'estimation de Joe et al. et de Khoudraji.

5.2.1 Estimateur de Joe et al.

Nous avons vu au chapitre précédent que l'estimateur noté J_1 de Joe et al. utilisant les 8% plus grandes pseudo-observations $T_i(\beta)$, était le meilleur dans toutes les situations examinées. Aussi conservons-nous ici ce pourcentage. Le nombre \tilde{n} de $T_i(\beta)$ retenus pour les 4 échantillons est donné par le Tableau 5.1. Rappelons de plus qu'une condition essentielle pour obtenir un bon estimateur consiste à vérifier si les valeurs $iT_{[i]}(\beta)$ qui interviennent dans le calcul de la moyenne tronquée sont constantes. Ainsi le nombre \hat{n} d'observations que nous avons décidé de conserver pour calculer cette moyenne a été déterminé à partir des graphiques de la Figure (5.2) représentant les valeurs $iT_{[i]}(99)$, et ce pour les échantillons de couples 1, 2, 3 et 4 respectivement. Ce nombre \hat{n} apparaît dans le Tableau 5.1.

n	\tilde{n}	\hat{n}
910	73	63
1001	80	60

Tableau 5.1: Valeurs \tilde{n} du nombre représentant les 8% plus grandes pseudo-observations $T_i(\beta)$, ainsi que les valeurs \hat{n} du nombre d'observations conservées pour le calcul de la moyenne tronquée, et ce pour chaque taille d'échantillon n .

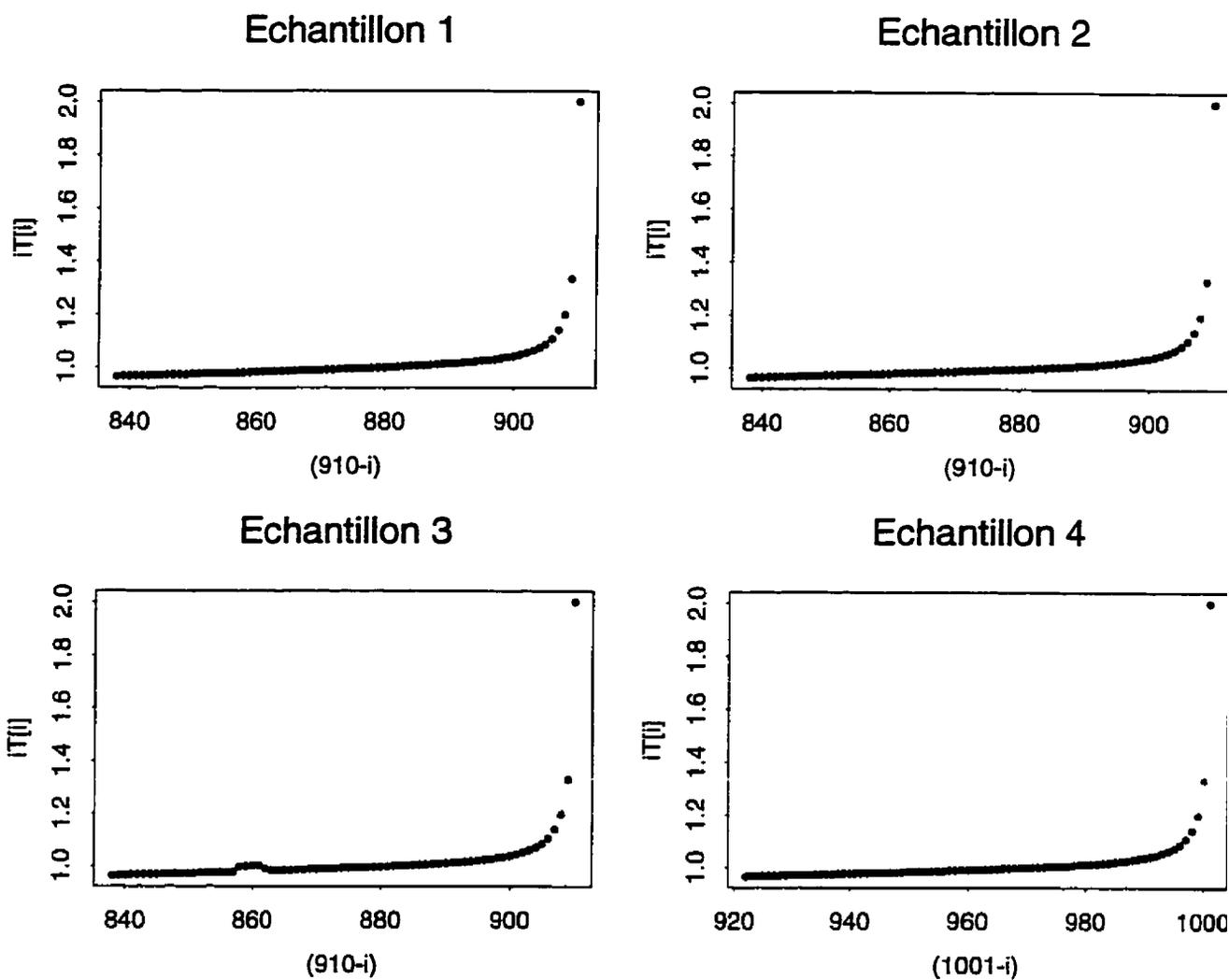


Figure 5.2: Graphiques des valeurs $iT_{[i]}(99)$ calculées pour les échantillons 1, 2, 3 et 4.

5.2.2 Estimateur de Khoudraji

Nous avons vu à la Section 3.2 que pour appliquer l'estimateur de Khoudraji, le seuil r devait être choisi de façon à ce que les W_i et les R_i , $R_i > nr$, soient indépendants. Pour chacun des 4 échantillons de couples bivariés et pour chaque seuil utilisé, nous avons vérifié que cette condition était respectée en calculant les valeurs du tau de Kendall et en effectuant un test sur l'hypothèse $H_0 : \tau = 0$ de niveau 0.05. Le Tableau 5.2 présente pour chacun des 4 échantillons, la valeur du tau de Kendall calculée entre les W_i et les R_i ainsi que le niveau de signification observé $\hat{\alpha}$ du test $H_0 : \tau = 0$, et ce pour chaque seuil que nous avons utilisé. Ce tableau présente également le nombre n^{**} de W_i supérieurs aux différents seuils.

numéro de l'échantillon	r	τ	$\hat{\alpha}$	n^{**}
1	25/910	-0.05021	0.5395	70
2	25/910	0.02777	0.7320	71
3	25/910	0.00108	0.9891	75
4	25/1001	-0.05485	0.4743	79
1	50/910	-0.07000	0.5376	38
2	50/910	-0.08254	0.4788	36
3	50/910	0.04453	0.6897	39
4	50/1001	0.00971	0.9250	43
1	100/910	-0.2223	0.2376	16
2	100/910	0.02924	0.8611	19
3	100/910	-0.06719	0.6534	23
4	100/1001	-0.07368	0.6497	20

Tableau 5.2: Valeurs du tau de Kendall τ calculé entre les W_i et les R_i , du niveau de signification observé $\hat{\alpha}$ pour le test $H_0 : \tau = 0$ avec $\alpha = 0.05$, ainsi que du nombre n^{**} de W_i tel que $R_i > nr$, pour chacun des 4 échantillons.

Puisque $\hat{\alpha}$ pour chaque seuil et pour chaque échantillon est nettement supérieur à 0.05,

on peut dire que les W_i et les R_i sont indépendants.

5.2.3 Résultats sur l'ensemble des apports naturels journaliers

Les graphiques présentés aux Figures 5.3 à 5.6 montrent les estimations de la fonction de dépendance obtenues par l'estimateur de Joe et al. et les trois estimateurs de Khoudraji, et ce sur les quatre échantillons respectivement.

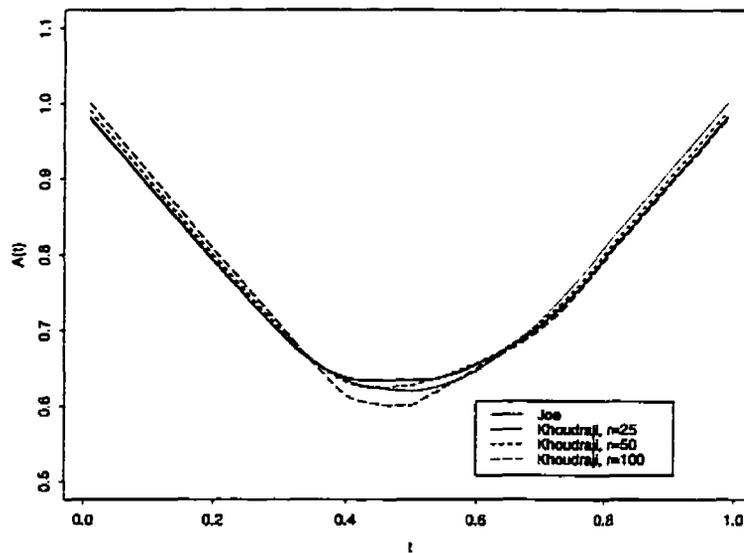


Figure 5.3: Estimation de la fonction de dépendance, obtenue à partir de l'échantillon 1 d'apports naturels journaliers, par l'estimateur de Joe et al. et les estimateurs de Khoudraji.

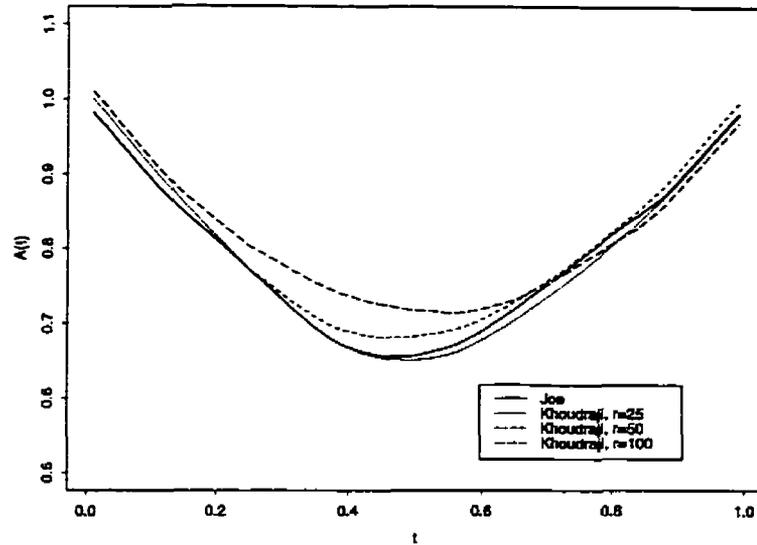


Figure 5.4: Estimation de la fonction de dépendance, obtenue à partir de l'échantillon 2 d'apports naturels journaliers, par l'estimateur de Joe et al. et les estimateurs de Khoudraji.

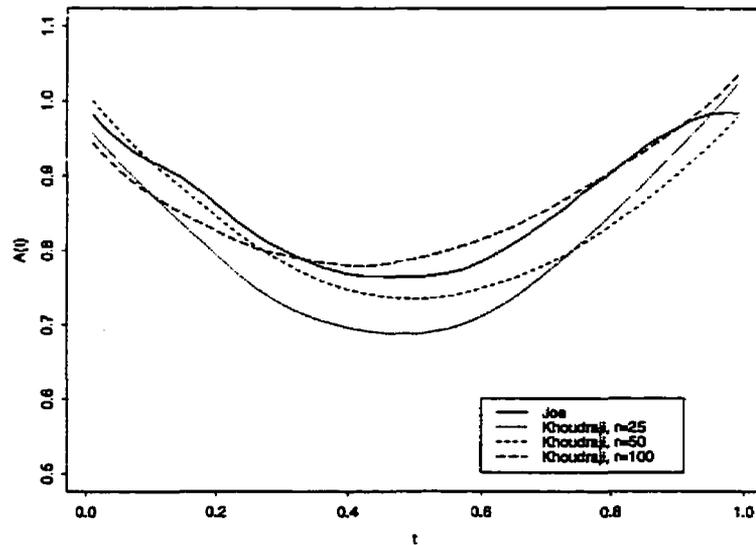


Figure 5.5: Estimation de la fonction de dépendance, obtenue à partir de l'échantillon 3 d'apports naturels journaliers, par l'estimateur de Joe et al. et les estimateurs de Khoudraji.

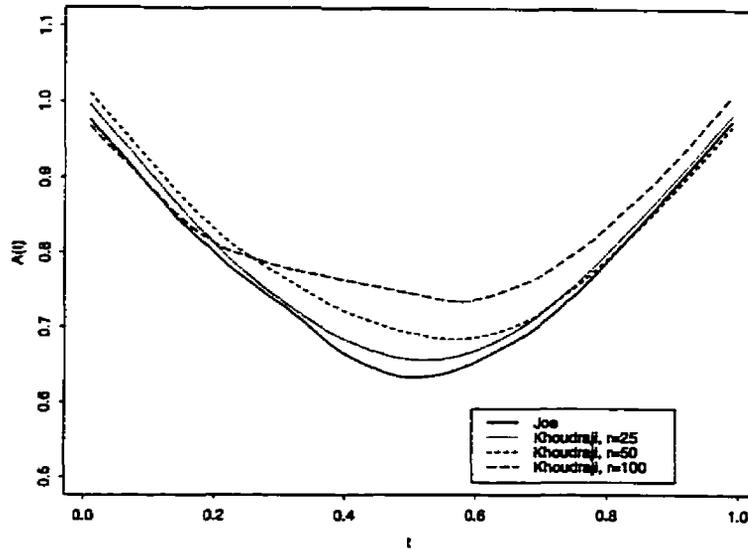


Figure 5.6: *Estimation de la fonction de dépendance, obtenue à partir de l'échantillon 4 d'apports naturels journaliers, par l'estimateur de Joe et al. et les estimateurs de Khoudraji.*

Par ces graphiques, on peut immédiatement remarquer que l'estimateur de Khoudraji fournissant l'estimation de la fonction de dépendance la plus comparable à celle obtenue par la méthode de Joe et al. n'est pas le même pour tous les échantillons. En effet, pour l'échantillon 1, l'estimateur de Khoudraji avec un seuil de 50/910 semble être celui qui fournit l'estimation la plus similaire à celle de Joe et al. Par contre, pour l'échantillon 2 et 4, celui utilisant un seuil de 25/910 semble être le meilleur et enfin, pour l'échantillon 3, l'estimateur utilisant un seuil de 100/910 est alors le plus comparable.

Les Tableaux 5.3 à 5.6 représentent respectivement les valeurs du tau de Kendall calculées sur les 4 échantillons pour les différents estimateurs de Joe et al. et de Khoudraji.

<i>Methode de Joe et al.</i>	<i>Methode de Khoudraji</i>	
$\tau_{\hat{A}}$	Γ	$\tau_{\hat{A}}$
0.674306187	25/910	0.7014584
	50/910	0.69319716
	100/910	0.74139605

Tableau 5.3: Valeurs du tau de Kendall obtenues pour les différentes estimations de la fonction de dépendance effectuées à partir de l'échantillon 1 pour les méthodes de Joe et al. et de Khoudraji.

<i>Methode de Joe et al.</i>	<i>Methode de Khoudraji</i>	
$\tau_{\hat{A}}$	Γ	$\tau_{\hat{A}}$
0.584366387	25/910	0.615610123
	50/910	0.552635004
	100/910	0.487820362

Tableau 5.4: Valeurs du tau de Kendall obtenues pour les différentes estimations de la fonction de dépendance effectuées à partir de l'échantillon 2 pour les méthodes de Joe et al. et de Khoudraji.

<i>Methode de Joe et al.</i>	<i>Methode de Khoudraji</i>	
$\tau_{\hat{A}}$	Γ	$\tau_{\hat{A}}$
0.336900572	25/910	0.538896002
	50/910	0.438216808
	100/910	0.3408514767

Tableau 5.5: Valeurs du tau de Kendall obtenues pour les différentes estimations de la fonction de dépendance effectuées à partir de l'échantillon 3 pour les méthodes de Joe et al. et de Khoudraji.

<i>Methode de Joe et al.</i>	<i>Methode de Khoudraji</i>	
$\tau_{\hat{A}}$	τ	$\tau_{\hat{A}}$
0.632425003	25/1001	0.609368303
	50/1001	0.5458161942
	100/1001	0.449695978

Tableau 5.6: Valeurs du tau de Kendall obtenues pour les différentes estimations de la fonction de dépendance effectuées à partir de l'échantillon 4 pour les méthodes de Joe et al. et de Khoudraji.

En examinant les tableaux précédents, on remarque que les estimations des tau de Kendall obtenues par la méthode de Joe et al. sont très différentes pour les 4 échantillons. La loi des maxima semble donc avoir changé au cours du temps, ce qui ne correspond en rien aux maxima annuels.

Pour ce qui est des estimateurs de Khoudraji, on peut voir que les tau de Kendall les plus proches de ceux obtenus par l'estimateur de Joe et al. ne sont pas les mêmes pour chaque échantillon. Ici encore, on remarque que les estimations des tau de Kendall les plus comparables à celles de Joe et al. sont atteintes lorsque le seuil est de 50/910 pour l'échantillon 1, 25/910 pour l'échantillon 2 et 4, et enfin 100/910 pour l'échantillon 3, ce que nous avons déjà noté à partir des graphiques précédents.

Nous remarquons aussi que plus la force de dépendance estimée par la méthode de Joe et al. semble être forte, plus l'estimation de A devient semblable pour les trois estimateurs de Khoudraji. A l'inverse, lorsque la force de dépendance diminue, les estimations de A par les méthodes de Khoudraji sont alors très différentes entre elles et de celle obtenue par la méthode de Joe et al.

En résumé, ayant pris l'estimateur J_1 de Joe et al. comme référence, puisque d'après les résultats des simulations présentés au chapitre précédent il dominait les autres dans toutes les situations examinées, nous lui avons comparé ceux de Khoudraji. Il ressort de cette étude sur les données de l'Alcan que le choix du seuil pour appliquer la méthode

de Khoudraji est très important mais difficile à faire. La raison en est que ce choix doit tenir compte de la force de dépendance de l'attracteur de la loi des observations, attracteur que l'on veut estimer. Aussi, tant que l'on n'aura pas trouvé une façon de choisir le seuil autre que celle s'appuyant sur l'indépendance entre les W_i et les R_i , nous suggérons d'estimer la fonction de dépendance A de l'attracteur par la méthode de Joe et al. utilisée dans la présente étude.

Chapitre 6

Conclusion

Dans ce travail, nous avons comparé trois méthodes d'estimation de la fonction de dépendance des copules de valeurs extrêmes bidimensionnelles, la première est une extension de celle de Capéraà et al., et les deux autres sont celles de Khoudraji et de Joe et al. Pour ceci nous avons envisagé les deux situations suivantes: soit nous disposons d'un échantillon d'une loi bidimensionnelle appartenant au domaine d'attraction d'une loi extrême, soit nous disposons d'observations de cette loi extrême. Dans la première situation, il ressort nettement de nos simulations que le meilleur estimateur est celui de Joe et al. utilisant les 8% plus grandes pseudo-observations $T_i(\beta)$. L'approche de Khoudraji donne de bons résultats mais on se heurte à la difficulté du choix du seuil qui doit être fait en fonction de la force de dépendance de la loi extrême que l'on ne connaît pas. Son utilisation n'est donc pas recommandée dans ces conditions. L'estimateur de Capéraà et al. ne donne pas de bons résultats tel qu'appliqué dans cette première situation. A l'inverse, lorsque les données sont des maxima, l'estimateur de Capéraà et al. est le meilleur pour tous les cas que nous avons envisagés. Le comportement de l'estimateur de Khoudraji dépend encore de la force de dépendance de la loi extrême, mais dans cette situation il peut être appliqué car il est possible d'estimer cette dépendance directement à partir des observations. Quant à l'estimateur de Joe et al. il ne donne pas de bons résultats, cela étant dû probablement aux petits nombres de pseudo-observations retenues pour le calculer. Enfin, l'application de ces estimateurs aux données de l'Alcan

a montré encore une fois que les résultats obtenus par la méthode de Khoudraji étaient très différents selon le choix du seuil. Aussi, est-il nécessaire d'étudier une autre façon de déterminer le seuil pour appliquer avec succès cet estimateur.

Bibliographie

- Bortkiewicz, L. von (1922). Variationsbreite und mittlerer Fehler. *Sitzungsberichte Berliner Math. Ges.* **21**.
- Capéraà, P., Fougères, A.-L. & Genest, C. (1997a). A Nonparametric Estimation Procedure for Bivariate Extreme Value Copulas. *Biometrika*, **84**, 3, 567–577.
- Capéraà, P., Fougères, A.-L. & Genest, C. (1997b). Bivariate distributions with extreme value attractors. Proposé au *Journal of the American Statistical Association* en février 1997.
- Deheuvels, P. (1979). La fonction de dépendance empirique et ses propriétés. Un test non paramétrique d'indépendance. *Bulletin de l'Académie royale de Belgique (Classe des Sciences)*.
- Deheuvels, P. (1984). Probabilistic aspects of multivariate extremes. In *Statistical Extremes and Applications*. J. Tiago de Oliveira (Ed.). Reidel, Dordrecht, 117–130.
- Fisher, R. A. & Tippett, L. H. C. (1928). Limiting forms of the frequency distributions of the largest or smallest member of a sample. *Proceedings of the Cambridge Philosophical Society*, 180–190.
- Galambos, J. (1987). *The Asymptotic Theory of Extreme Order Statistics*. 2nd ed., Kreir, Melbourne, FL.
- Genest, C. & Rivest, L.-P. (1993). Statistical inference procedures for bivariate archimedean copulas. *Journal of the American Statistical Association*, 1034–1043.

- Ghoudi, K., Khoudraji, A. & Rivest, L.-P. (1997). Propriétés statistiques des copules de valeurs extrêmes bidimensionnelles. *La Revue Canadienne de Statistique*, (sous-*presse*).
- Haan, L. de (1985). Extremes in Higher Dimensions: The Model and Some Statistics. *Proceedings of the 47th Session of the International Statistical Institute*, Amsterdam: Holland, 1–16.
- Hildebrandt, T. H. (1963). *Introduction to the theory of integration*. Academic Press, New York.
- Joe, H., Smith, R. L. & Weissman, I. (1992). Bivariate threshold methods for extremes. *Journal of the Royal Statistical Society, Series B*, **54**, 171–183.
- Khoudraji, A. (1995). Contributions à l'étude des copules et à la modélisation de valeurs extrêmes bivariées. *Thèse de doctorat, Université Laval, Québec, Canada*.
- Mises, R. von (1923). Über die Variationsbreite einer Beobachtungsreihe. *Sitzungsberichte Berlin. Math Ges.* **22**, 3.
- Mises, R. von (1954). La distribution de la plus grande de n valeurs. In *Selected Papers II*. Amer. Math. Soc., Providence, R.I., 271–294.
- Pickands III, J. (1981). Multivariate extreme value distributions. In *Proc. 43rd Session I.S.I. (Buenos Aires)*. 859–878.
- Pickands III, J. (1975). Statistical inference using extreme order statistics. *Ann. Statist.*, **3** 119–131.
- Resnick, S. I. (1987). *Extreme Values, Regular Variation and Point Processes*. Springer-Verlag, New York.
- Sklar, A. (1959). Fonctions de répartition à n dimensions et leurs marges. *Publications de l'Institut de statistique de l'Université de Paris*, **8**, 229–231.
- Tawn, J. A. (1988). Bivariate extreme value theory-models and estimation. *Biometrika*, **75**, 397–415.

Tiago de Oliveira, J. (1984). Bivariate models for extremes. J. Tiago de Oliveira (Ed.).
Reidel, Dordrecht, 859–878.

Annexe A

Diagrammes en boîte pour l'analyse

1

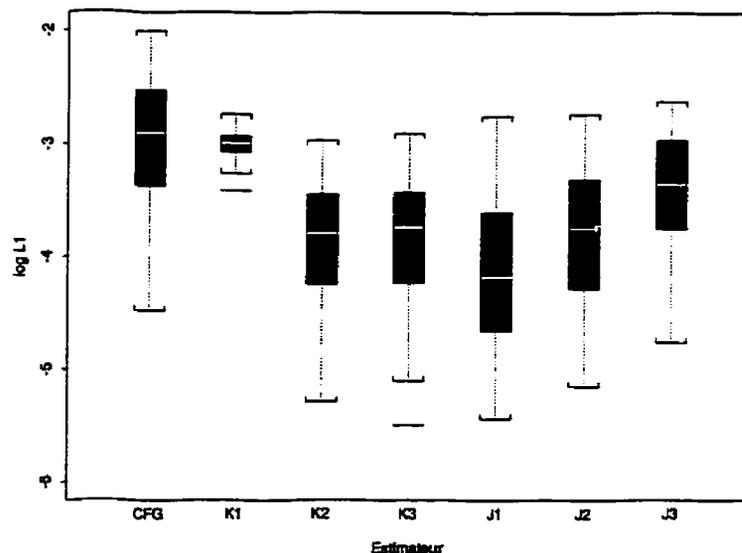


Figure A.1: Diagrammes en boîte des erreurs $\log(L_1)$ de 7 estimateurs de la fonction de dépendance d'une copule Archimax avec A_1^* et $\phi_{1,\alpha}$, $\alpha = 4/7$, obtenus à partir de 100 échantillons de taille 2500.

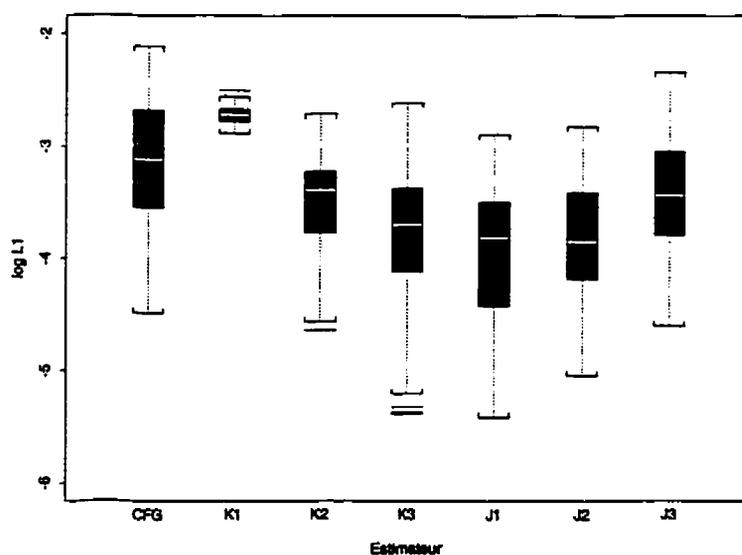


Figure A.2: Diagrammes en boîte des erreurs $\log(L_1)$ de 7 estimateurs de la fonction de dépendance d'une copule Archimax avec A_1^* et $\phi_{1,\alpha}$, $\alpha = 1.6$, obtenus à partir de 100 échantillons de taille 2500.

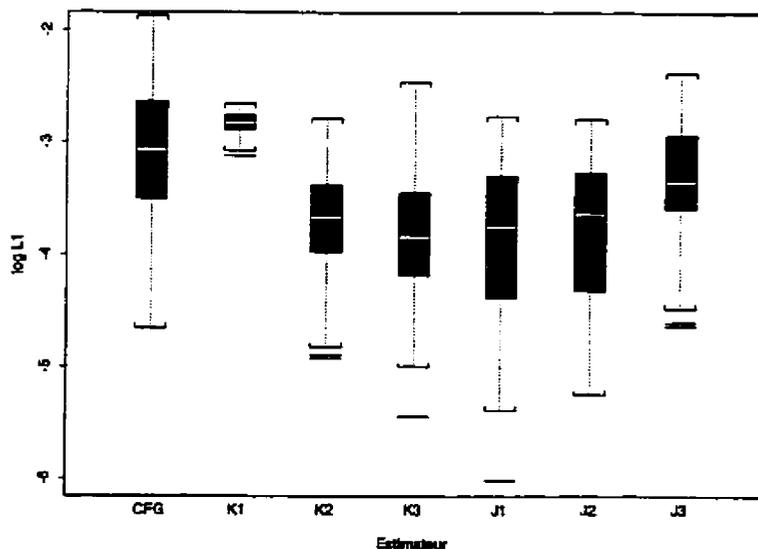


Figure A.3: Diagrammes en boîte des erreurs $\log(L_1)$ de 7 estimateurs de la fonction de dépendance d'une copule Archimax avec A_1^* et $\phi_{2,\alpha}$, $\alpha = 2.09$, obtenus à partir de 100 échantillons de taille 2500.

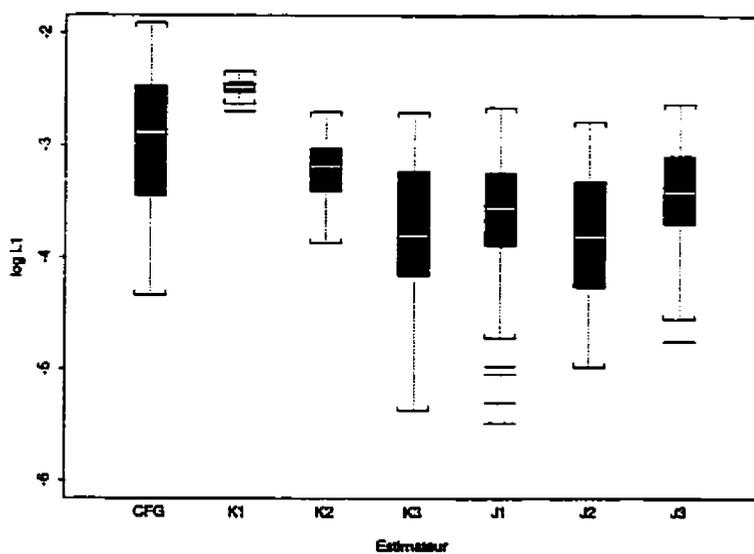


Figure A.4: Diagrammes en boîte des erreurs $\log(L_1)$ de 7 estimateurs de la fonction de dépendance d'une copule Archimax avec A_1^* et $\phi_{2,\alpha}$, $\alpha = 4.8$, obtenus à partir de 100 échantillons de taille 2500.

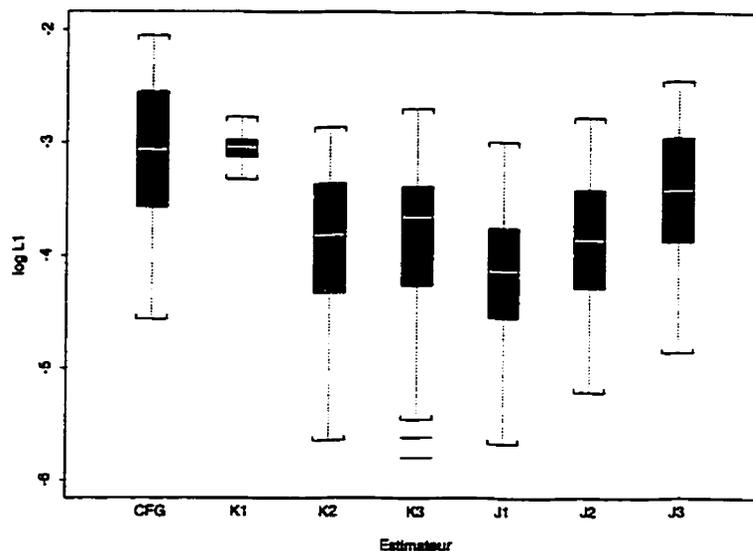


Figure A.5: Diagrammes en boîte des erreurs $\log(L_1)$ de 7 estimateurs de la fonction de dépendance d'une copule Archimax avec A_2^* et $\phi_{1,\alpha}$, $\alpha = 4/7$, obtenus à partir de 100 échantillons de taille 2500.

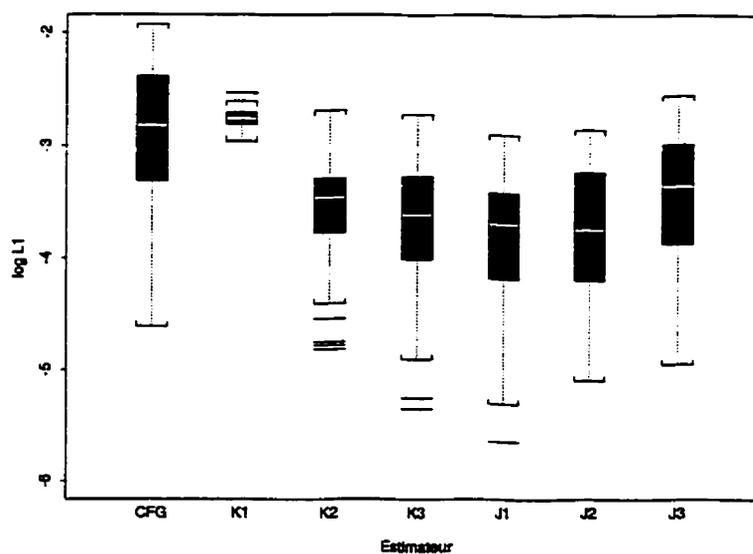


Figure A.6: Diagrammes en boîte des erreurs $\log(L_1)$ de 7 estimateurs de la fonction de dépendance d'une copule Archimax avec A_2^* et $\phi_{1,\alpha}$, $\alpha = 1.6$, obtenus à partir de 100 échantillons de taille 2500.

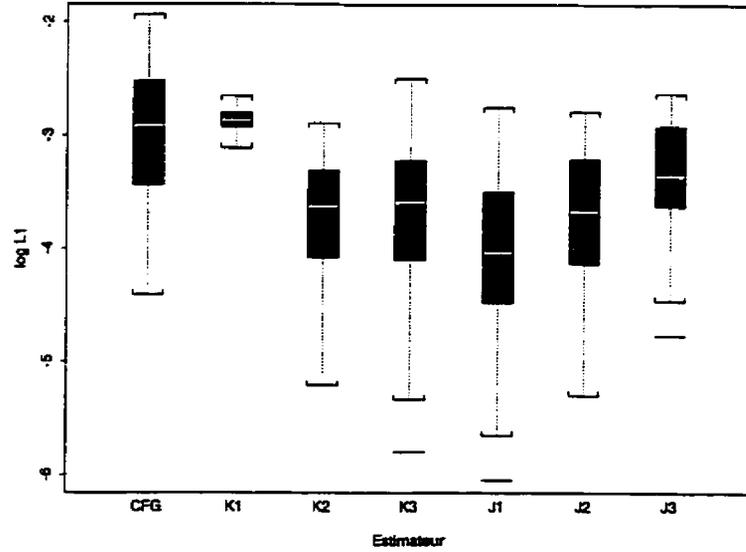


Figure A.7: Diagrammes en boîte des erreurs $\log(L_1)$ de 7 estimateurs de la fonction de dépendance d'une copule Archimax avec A_2^* et $\phi_{2,\alpha}$, $\alpha = 2.09$, obtenus à partir de 100 échantillons de taille 2500.

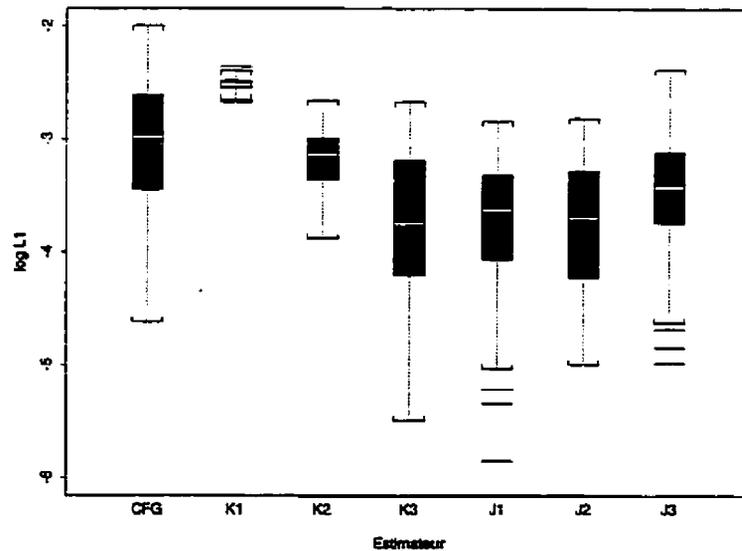


Figure A.8: Diagrammes en boîte des erreurs $\log(L_1)$ de 7 estimateurs de la fonction de dépendance d'une copule Archimax avec A_2^* et $\phi_{2,\alpha}$, $\alpha = 4.8$, obtenus à partir de 100 échantillons de taille 2500.

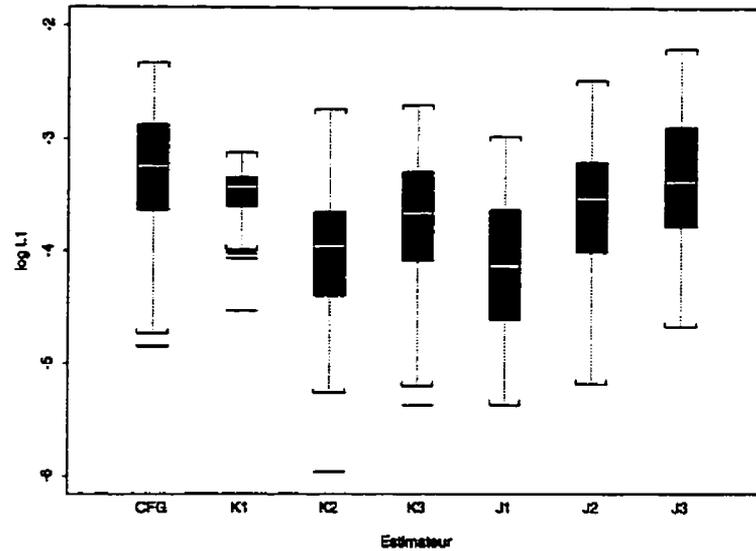


Figure A.9: Diagrammes en boîte des erreurs $\log(L_1)$ de 7 estimateurs de la fonction de dépendance d'une copule Archimax avec A_3^* et $\phi_{1,\alpha}$, $\alpha = 0.972$, obtenus à partir de 100 échantillons de taille 2500.

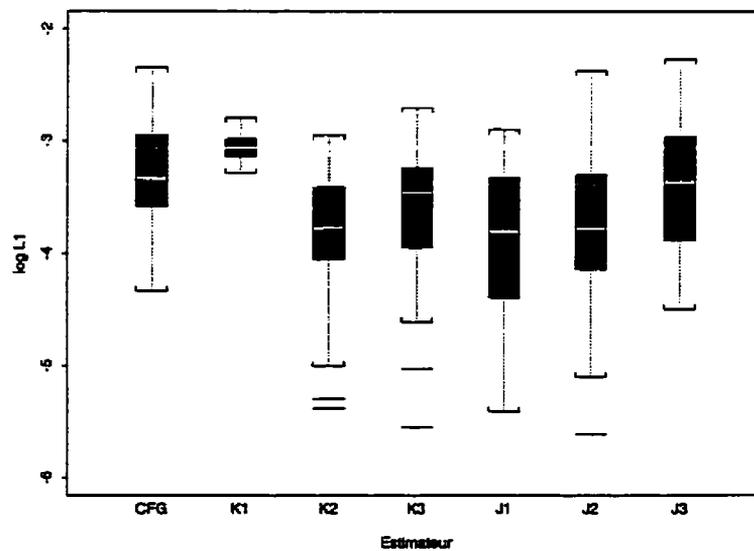


Figure A.10: Diagrammes en boîte des erreurs $\log(L_1)$ de 7 estimateurs de la fonction de dépendance d'une copule Archimax avec A_3^* et $\phi_{1,\alpha}$, $\alpha = 2.953$, obtenus à partir de 100 échantillons de taille 2500.

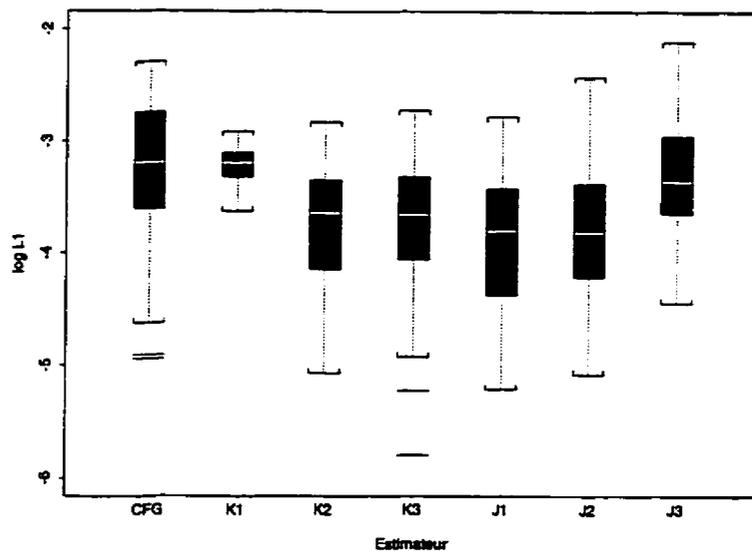


Figure A.11: Diagrammes en boîte des erreurs $\log(L_1)$ de 7 estimateurs de la fonction de dépendance d'une copule Archimax avec A_3^* et $\phi_{2,\alpha}$, $\alpha = 3.23$, obtenus à partir de 100 échantillons de taille 2500.

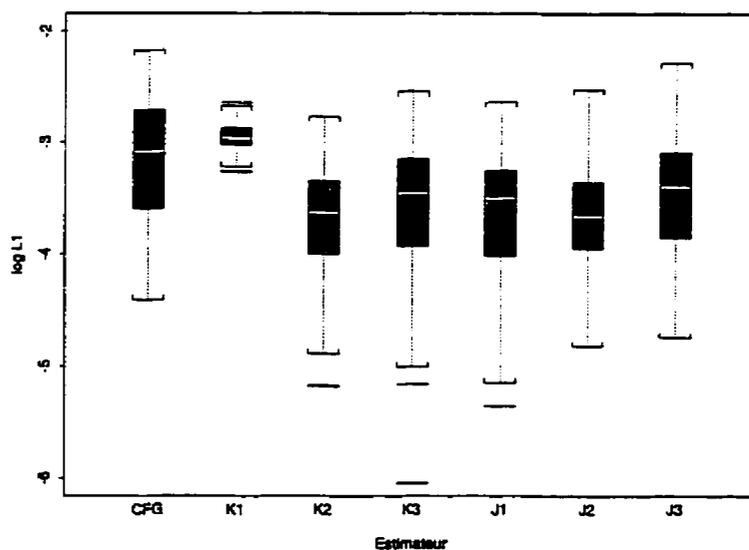


Figure A.12: Diagrammes en boîte des erreurs $\log(L_1)$ de 7 estimateurs de la fonction de dépendance d'une copule Archimax avec A_3^* et $\phi_{2,\alpha}$, $\alpha = 7.83$, obtenus à partir de 100 échantillons de taille 2500.

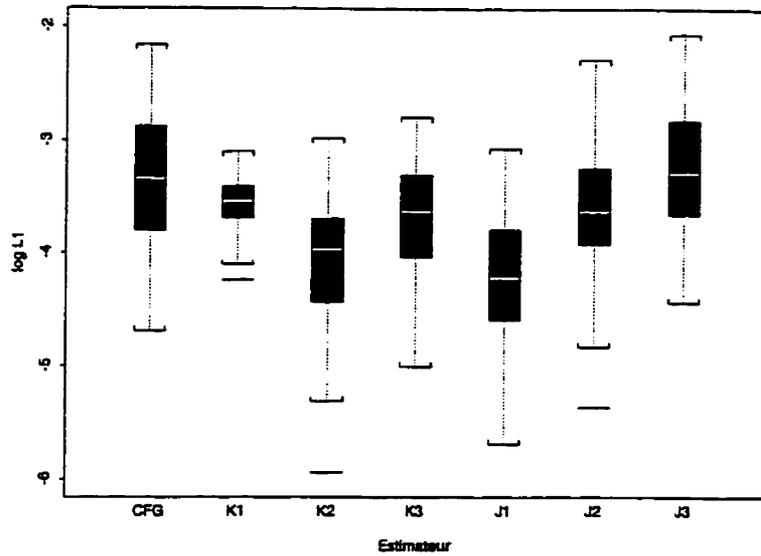


Figure A.13: Diagrammes en boîte des erreurs $\log(L_1)$ de 7 estimateurs de la fonction de dépendance d'une copule Archimax avec A_4^* et $\phi_{1,\alpha}$, $\alpha = 0.972$, obtenus à partir de 100 échantillons de taille 2500.

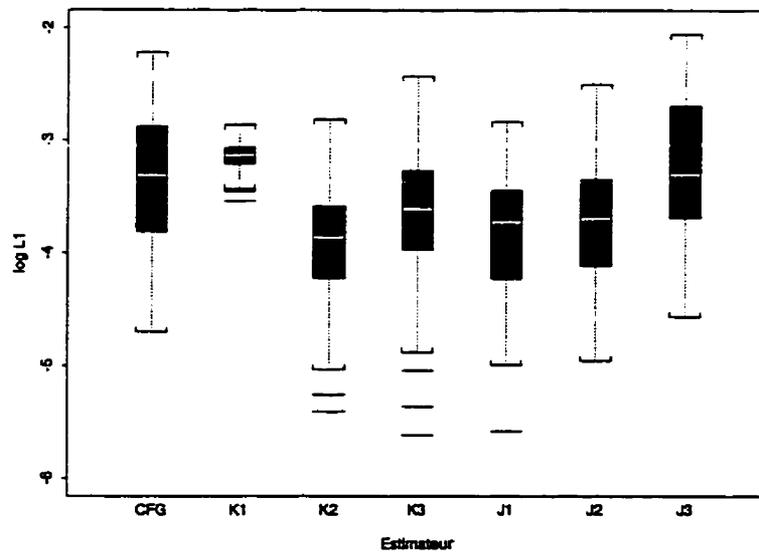


Figure A.14: Diagrammes en boîte des erreurs $\log(L_1)$ de 7 estimateurs de la fonction de dépendance d'une copule Archimax avec A_4^* et $\phi_{1,\alpha}$, $\alpha = 2.953$, obtenus à partir de 100 échantillons de taille 2500.

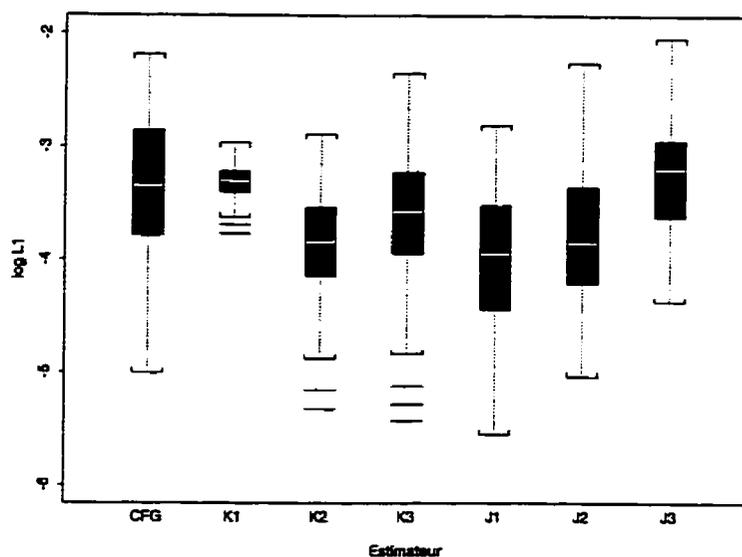


Figure A.15: Diagrammes en boîte des erreurs $\log(L_1)$ de 7 estimateurs de la fonction de dépendance d'une copule Archimax avec A_4^* et $\phi_{2,\alpha}$, $\alpha = 3.23$, obtenus à partir de 100 échantillons de taille 2500.

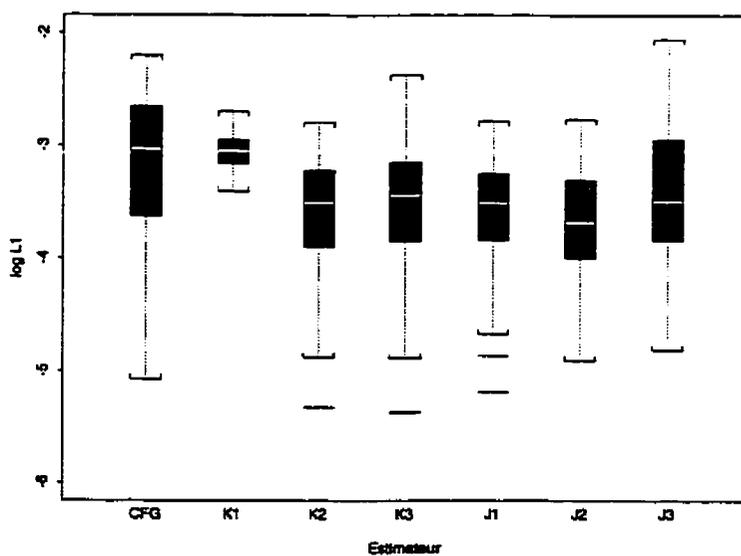


Figure A.16: Diagrammes en boîte des erreurs $\log(L_1)$ de 7 estimateurs de la fonction de dépendance d'une copule Archimax avec A_4^* et $\phi_{2,\alpha}$, $\alpha = 7.83$, obtenus à partir de 100 échantillons de taille 2500.

Annexe B

Graphiques des estimations de la fonction de dépendance pour l'analyse 1

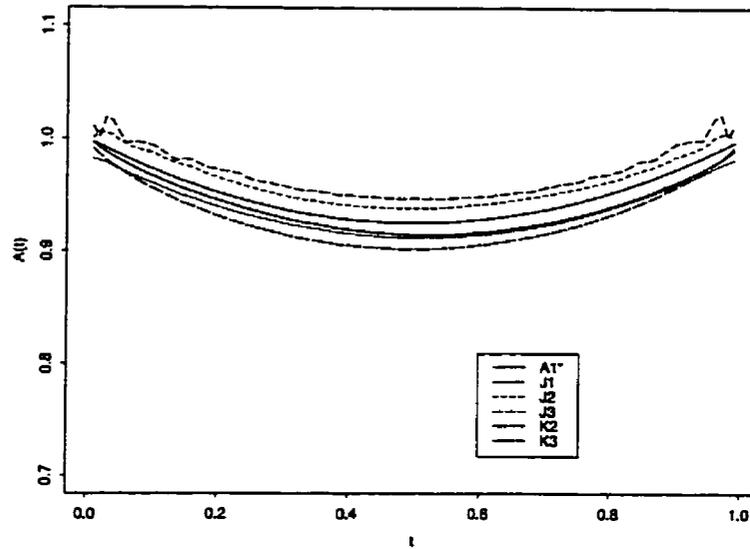


Figure B.1: *Estimation de la fonction de dépendance, obtenue à partir de 100 échantillons de taille 2500 d'une copule Archimax, où le générateur ϕ est celui de Clayton avec $\alpha = 4/7$, et où A^* est la fonction A_1^* , avec $\tau_{A^*} = 0.10$.*

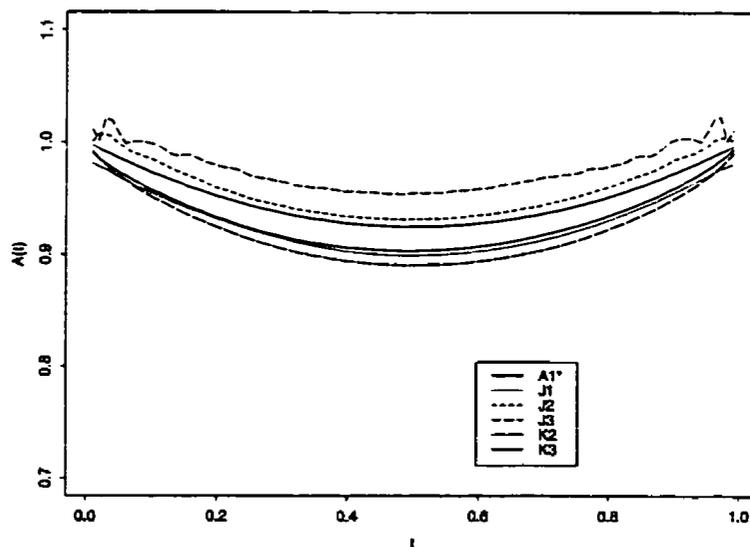


Figure B.2: *Estimation de la fonction de dépendance, obtenue à partir de 100 échantillons de taille 2500 d'une copule Archimax, où le générateur ϕ est celui de Clayton avec $\alpha = 1.6$, et où A^* est la fonction A_1^* , avec $\tau_{A^*} = 0.10$.*

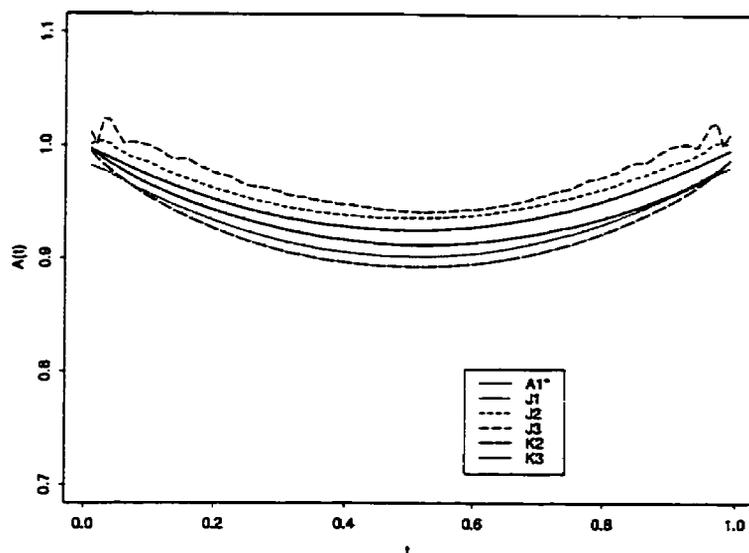


Figure B.3: Estimation de la fonction de dépendance, obtenue à partir de 100 échantillons de taille 2500 d'une copule Archimax, où le générateur ϕ est celui de Franck avec $\alpha = 2.09$, et où A^* est la fonction A_1^* , avec $\tau_{A^*} = 0.10$.

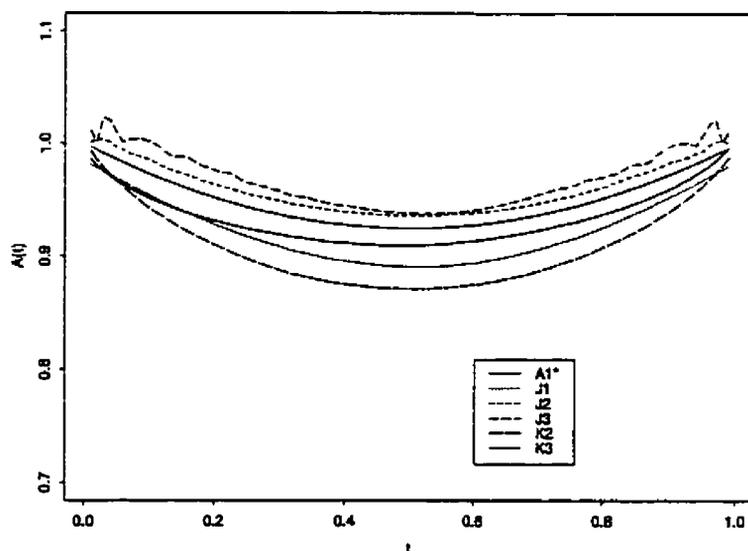


Figure B.4: Estimation de la fonction de dépendance, obtenue à partir de 100 échantillons de taille 2500 d'une copule Archimax, où le générateur ϕ est celui de Franck avec $\alpha = 4.8$, et où A^* est la fonction A_1^* , avec $\tau_{A^*} = 0.10$.

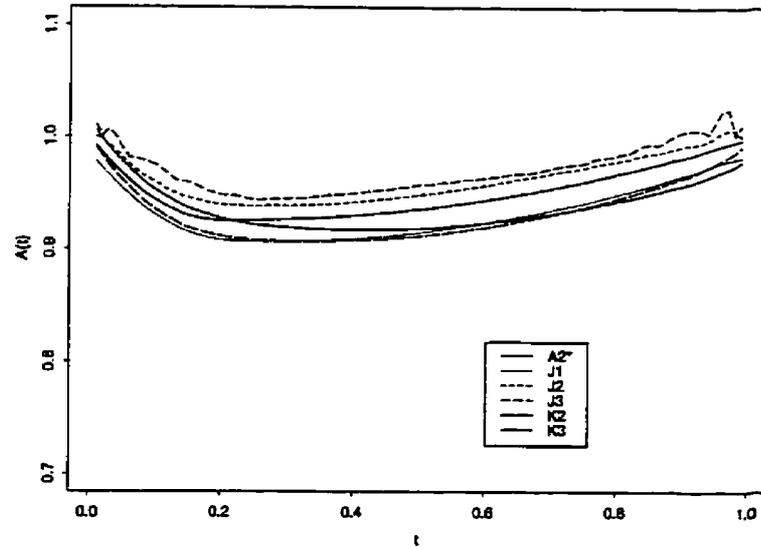


Figure B.5: *Estimation de la fonction de dépendance, obtenue à partir de 100 échantillons de taille 2500 d'une copule Archimax, où le générateur ϕ est celui de Clayton avec $\alpha = 4/7$, et où A^* est la fonction A_2^* , avec $\tau_{A^*} = 0.10$.*

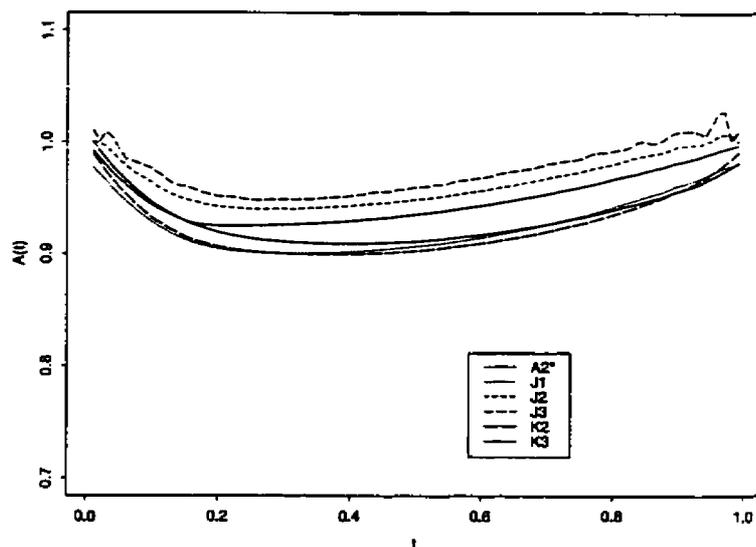


Figure B.6: *Estimation de la fonction de dépendance, obtenue à partir de 100 échantillons de taille 2500 d'une copule Archimax, où le générateur ϕ est celui de Clayton avec $\alpha = 1.6$, et où A^* est la fonction A_2^* , avec $\tau_{A^*} = 0.10$.*

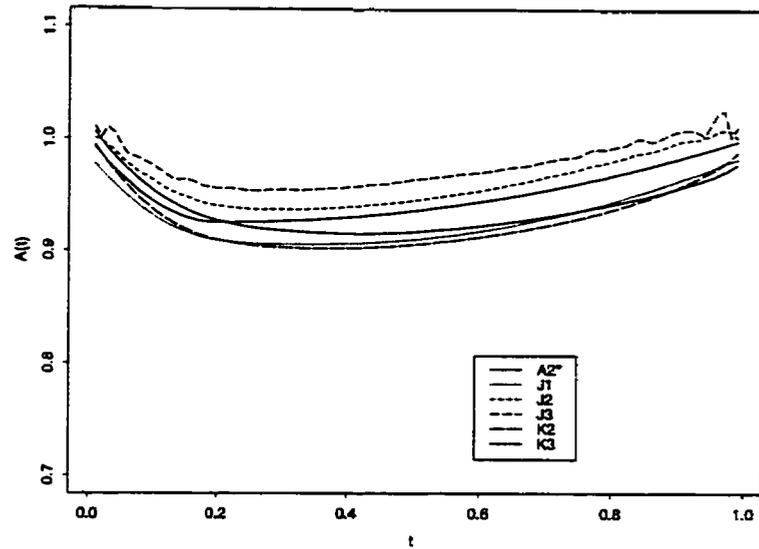


Figure B.7: *Estimation de la fonction de dépendance, obtenue à partir de 100 échantillons de taille 2500 d'une copule Archimax, où le générateur ϕ est celui de Franck avec $\alpha = 2.09$, et où A^* est la fonction A_2^* , avec $\tau_{A^*} = 0.10$.*

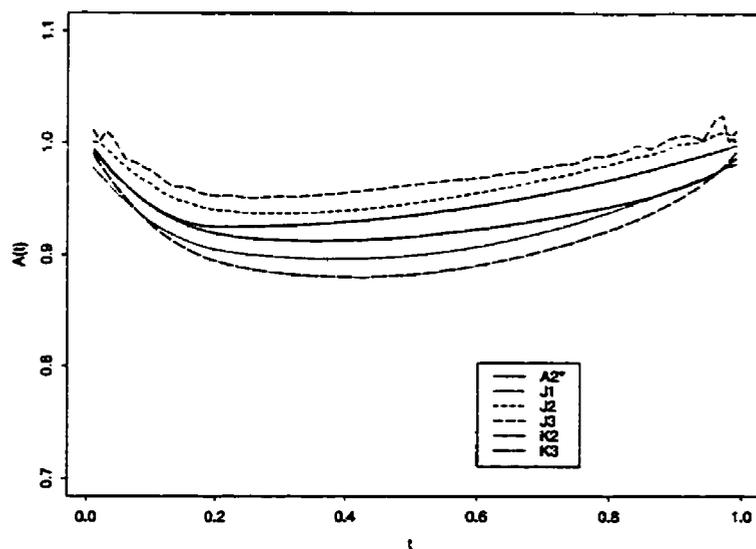


Figure B.8: *Estimation de la fonction de dépendance, obtenue à partir de 100 échantillons de taille 2500 d'une copule Archimax, où le générateur ϕ est celui de Franck avec $\alpha = 4.8$, et où A^* est la fonction A_2^* , avec $\tau_{A^*} = 0.10$.*

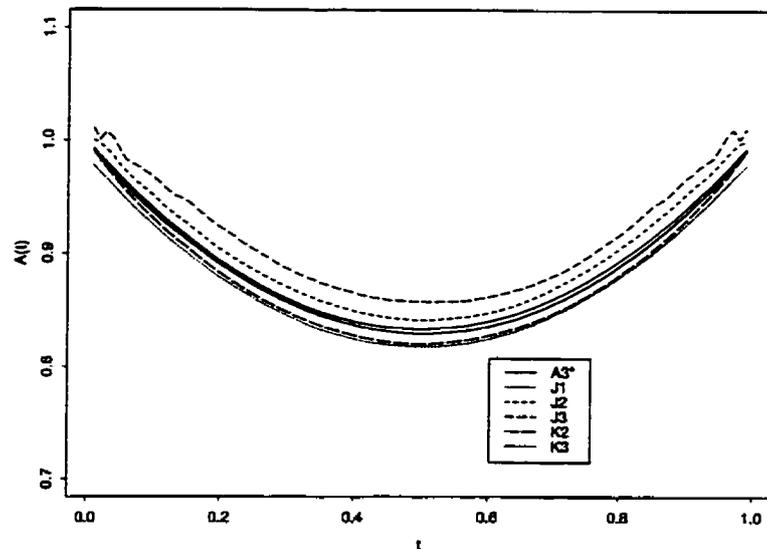


Figure B.9: *Estimation de la fonction de dépendance, obtenue à partir de 100 échantillons de taille 2500 d'une copule Archimax, où le générateur ϕ est celui de Clayton avec $\alpha = 0.972$, et où A^* est la fonction A_3^* , avec $\tau_{A^*} = 0.26$.*

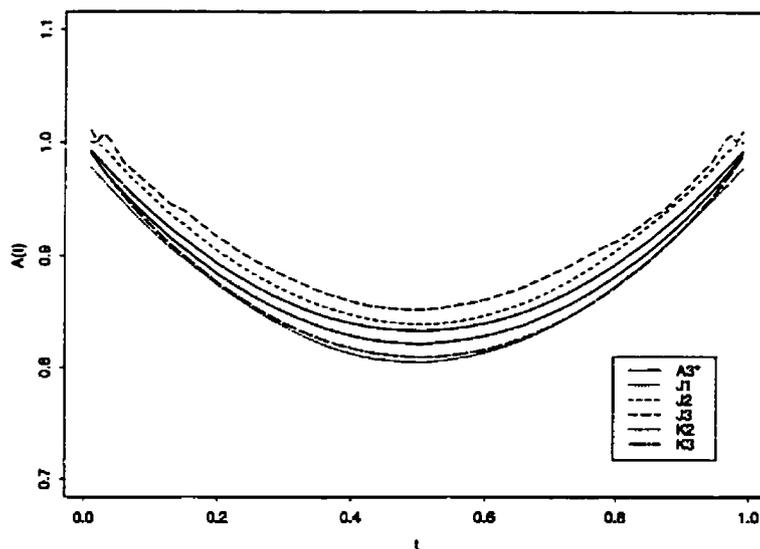


Figure B.10: *Estimation de la fonction de dépendance, obtenue à partir de 100 échantillons de taille 2500 d'une copule Archimax, où le générateur ϕ est celui de Clayton avec $\alpha = 2.953$, et où A^* est la fonction A_3^* , avec $\tau_{A^*} = 0.26$.*

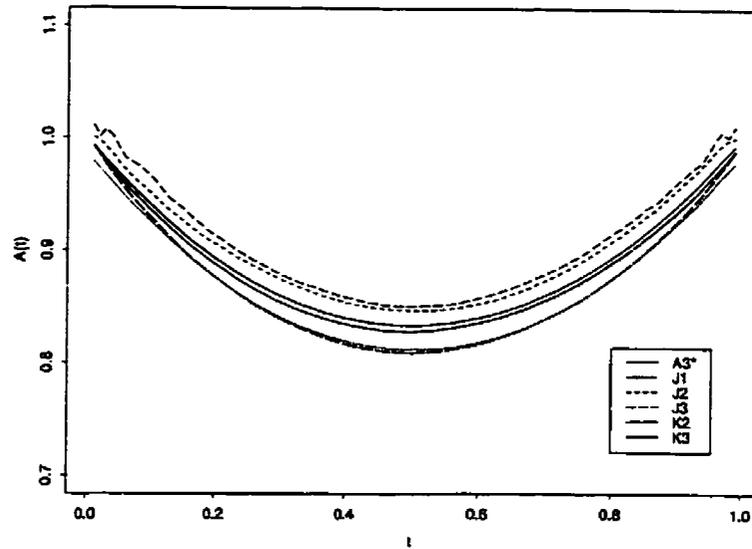


Figure B.11: Estimation de la fonction de dépendance, obtenue à partir de 100 échantillons de taille 2500 d'une copule Archimax, où le générateur ϕ est celui de Franck avec $\alpha = 3.23$, et où A^* est la fonction A_3^* , avec $\tau_{A^*} = 0.26$.

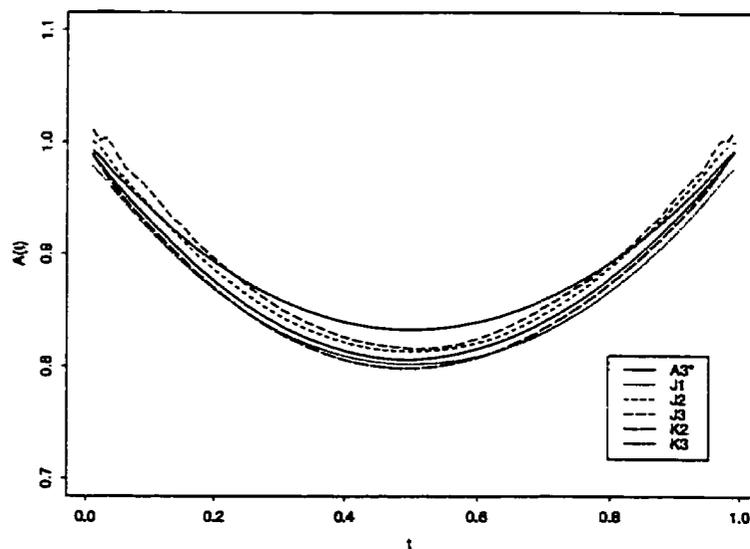


Figure B.12: Estimation de la fonction de dépendance, obtenue à partir de 100 échantillons de taille 2500 d'une copule Archimax, où le générateur ϕ est celui de Franck avec $\alpha = 7.83$, et où A^* est la fonction A_3^* , avec $\tau_{A^*} = 0.26$.

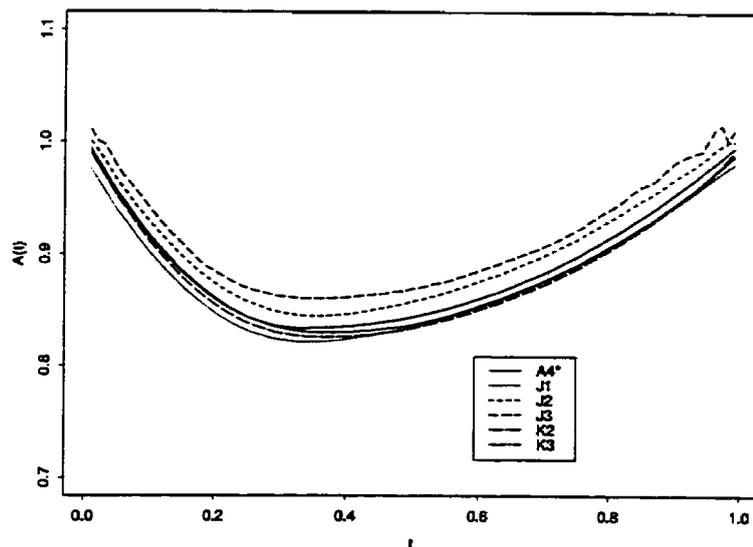


Figure B.13: Estimation de la fonction de dépendance, obtenue à partir de 100 échantillons de taille 2500 d'une copule Archimax, où le générateur ϕ est celui de Clayton avec $\alpha = 0.972$, et où A^* est la fonction A_4^* , avec $\tau_{A^*} = 0.26$.

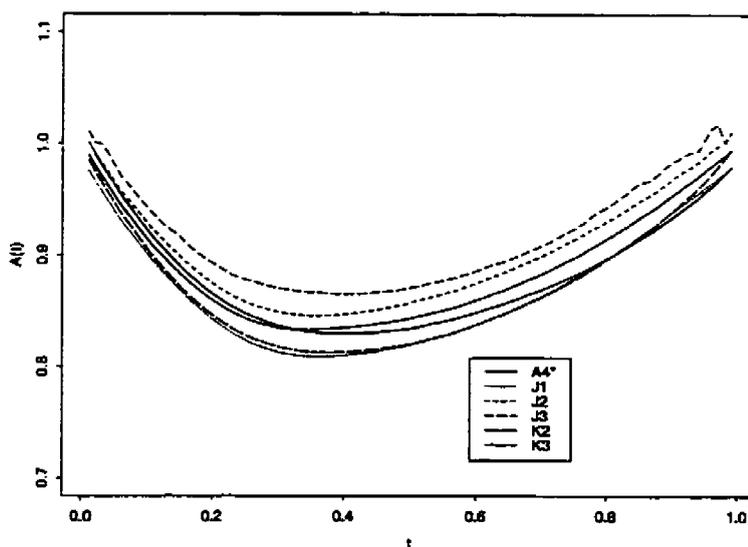


Figure B.14: Estimation de la fonction de dépendance, obtenue à partir de 100 échantillons de taille 2500 d'une copule Archimax, où le générateur ϕ est celui de Clayton avec $\alpha = 2.953$, et où A^* est la fonction A_4^* , avec $\tau_{A^*} = 0.26$.

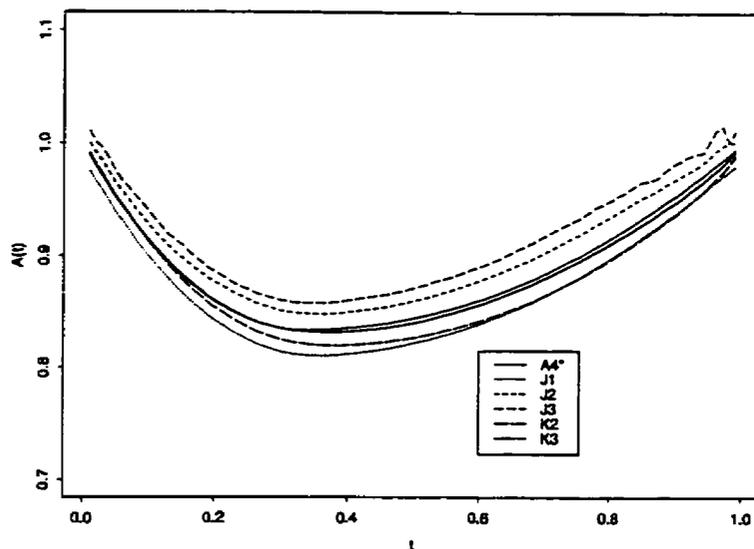


Figure B.15: Estimation de la fonction de dépendance, obtenue à partir de 100 échantillons de taille 2500 d'une copule Archimax, où le générateur ϕ est celui de Franck avec $\alpha = 3.23$, et où A^* est la fonction A_4^* , avec $\tau_{A^*} = 0.26$.

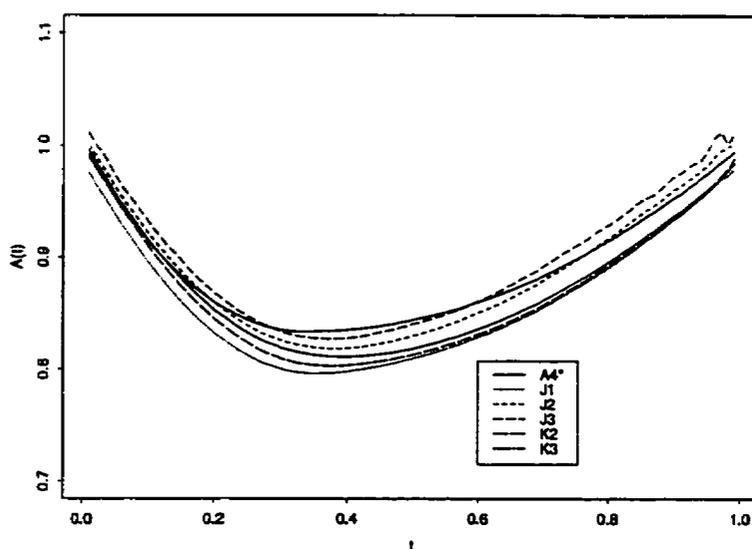


Figure B.16: Estimation de la fonction de dépendance, obtenue à partir de 100 échantillons de taille 2500 d'une copule Archimax, où le générateur ϕ est celui de Franck avec $\alpha = 7.83$, et où A^* est la fonction A_4^* , avec $\tau_{A^*} = 0.26$.

Annexe C

Diagrammes en boîte pour l'analyse

2

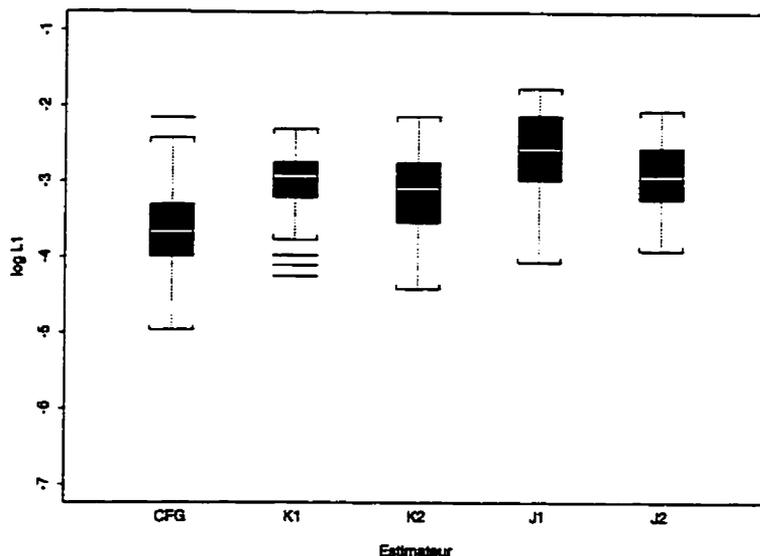


Figure C.1: Diagrammes en boîte des erreurs $\log(L_1)$ de cinq estimateurs de la fonction de dépendance, obtenue à partir de 100 échantillons de taille 50 d'une loi de valeurs extrêmes de Gumbel A_r^* , symétrique par rapport à $1/2$, où $r = 4/3$ avec $\tau_{A^*} = 0.25$.

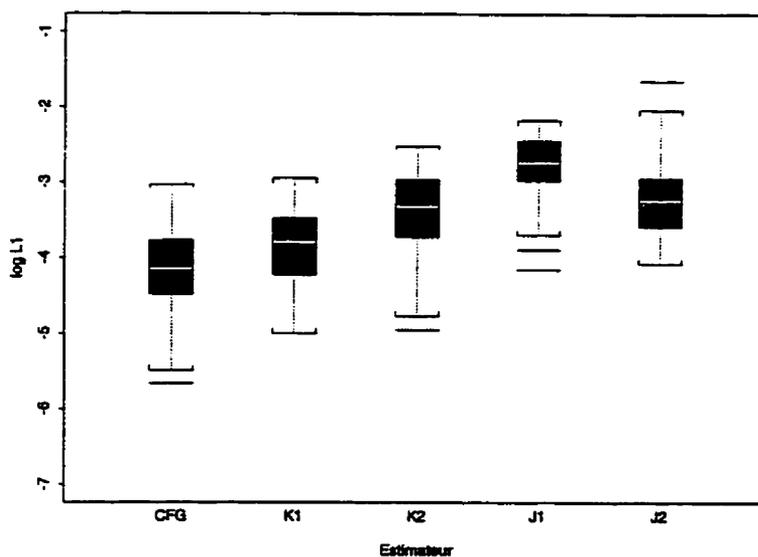


Figure C.2: Diagrammes en boîte des erreurs $\log(L_1)$ de cinq estimateurs de la fonction de dépendance, obtenue à partir de 100 échantillons de taille 50 d'une loi de valeurs extrêmes de Gumbel A_r^* , symétrique par rapport à $1/2$, où $r = 2$ avec $\tau_{A^*} = 0.50$.

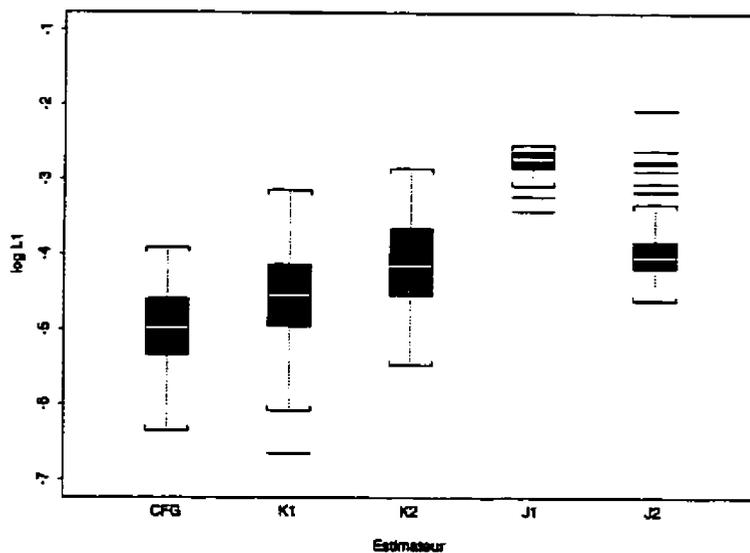


Figure C.3: Diagrammes en boîte des erreurs $\log(L_1)$ de cinq estimateurs de la fonction de dépendance, obtenue à partir de 100 échantillons de taille 50 d'une loi de valeurs extrêmes de Gumbel A_τ^* , symétrique par rapport à $1/2$, où $\tau = 4$ avec $\tau_{A^*} = 0.75$.

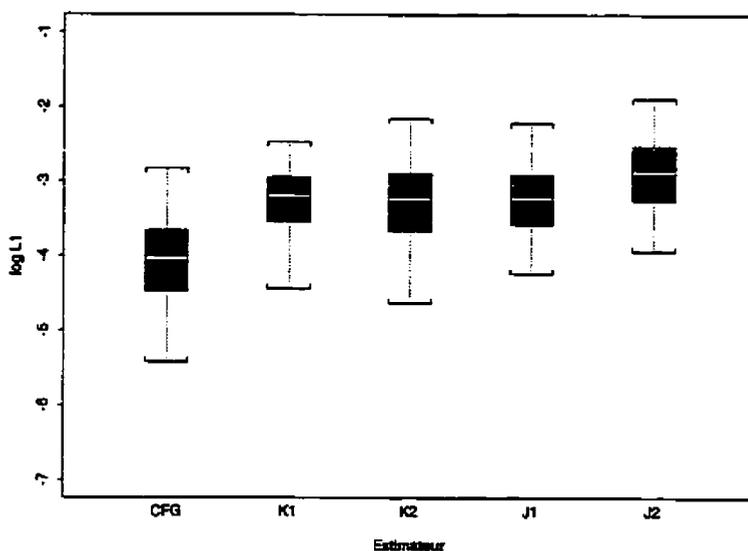


Figure C.4: Diagrammes en boîte des erreurs $\log(L_1)$ de cinq estimateurs de la fonction de dépendance, obtenue à partir de 100 échantillons de taille 100 d'une loi de valeurs extrêmes de Gumbel A_τ^* , symétrique par rapport à $1/2$, où $\tau = 4/3$ avec $\tau_{A^*} = 0.25$.

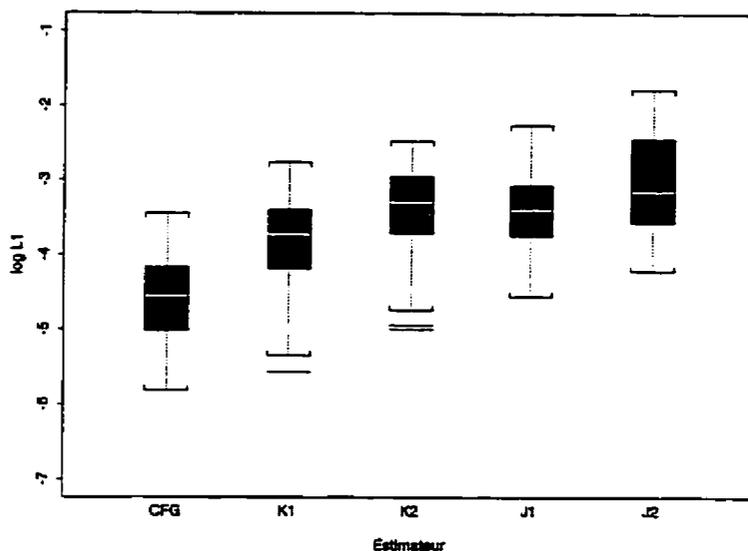


Figure C.5: Diagrammes en boîte des erreurs $\log(L_1)$ de cinq estimateurs de la fonction de dépendance, obtenue à partir de 100 échantillons de taille 100 d'une loi de valeurs extrêmes de Gumbel A_τ^* , symétrique par rapport à $1/2$, où $\tau = 2$ avec $\tau_{A^*} = 0.50$.

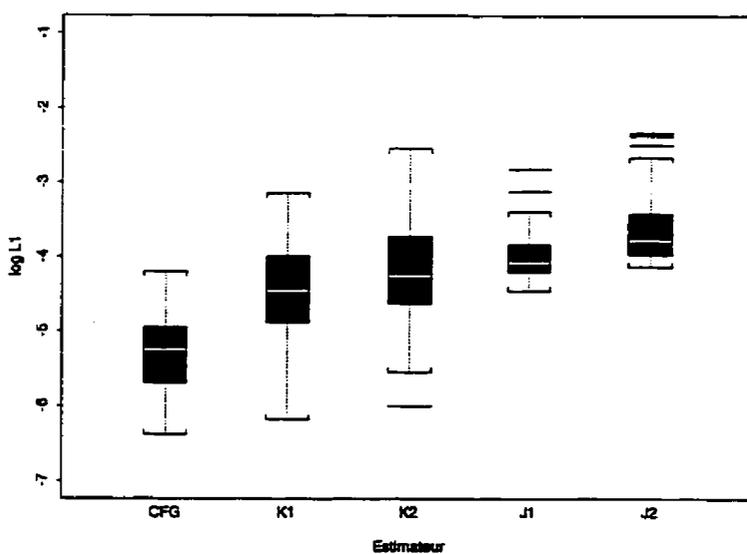


Figure C.6: Diagrammes en boîte des erreurs $\log(L_1)$ de cinq estimateurs de la fonction de dépendance, obtenue à partir de 100 échantillons de taille 100 d'une loi de valeurs extrêmes de Gumbel A_τ^* , symétrique par rapport à $1/2$, où $\tau = 4$ avec $\tau_{A^*} = 0.75$.

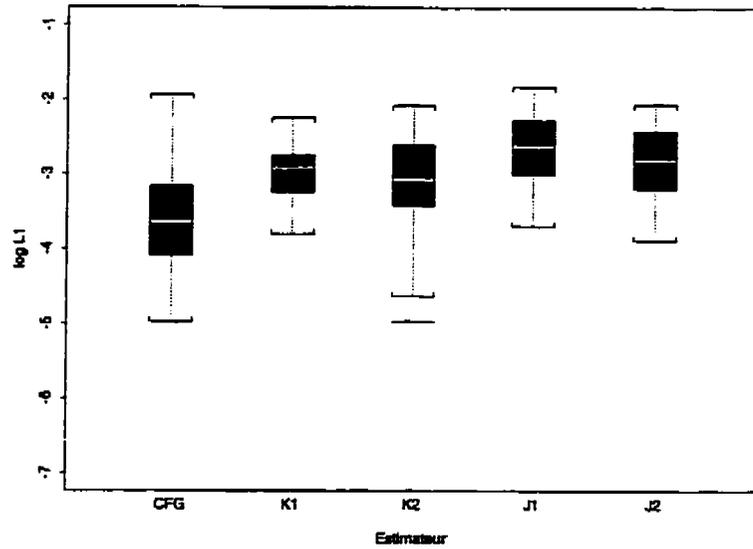


Figure C.7: Diagrammes en boîte des erreurs $\log(L_1)$ de cinq estimateurs de la fonction de dépendance, obtenue à partir de 100 échantillons de taille 50 d'une loi de valeurs extrêmes asymétrique $A_{\alpha,\beta,r}^*$, où $\alpha = 0.78$, $\beta = 0.97$ et $r = 1.42$, avec $\tau_{A^*} = 0.25$.

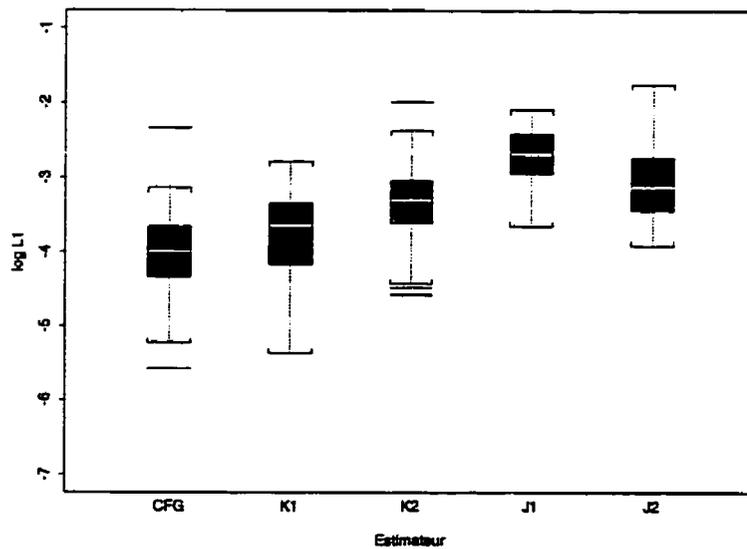


Figure C.8: Diagrammes en boîte des erreurs $\log(L_1)$ de cinq estimateurs de la fonction de dépendance, obtenue à partir de 100 échantillons de taille 50 d'une loi de valeurs extrêmes asymétrique $A_{\alpha,\beta,r}^*$, où $\alpha = 0.78$, $\beta = 0.97$ et $r = 2.58$, avec $\tau_{A^*} = 0.50$.

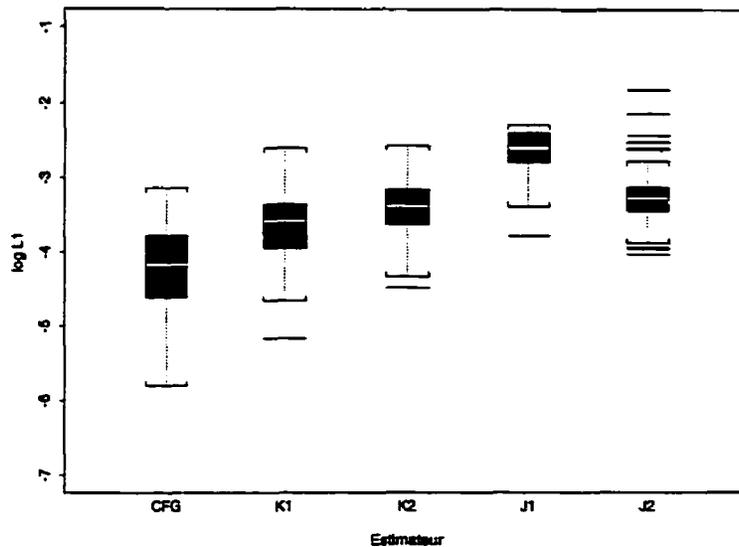


Figure C.9: Diagrammes en boîte des erreurs $\log(L_1)$ de cinq estimateurs de la fonction de dépendance, obtenue à partir de 100 échantillons de taille 50 d'une loi de valeurs extrêmes asymétrique $A_{\alpha,\beta,r}^*$, où $\alpha = 0.78$, $\beta = 0.97$ et $r = 50$, avec $\tau_{A^*} = 0.75$.

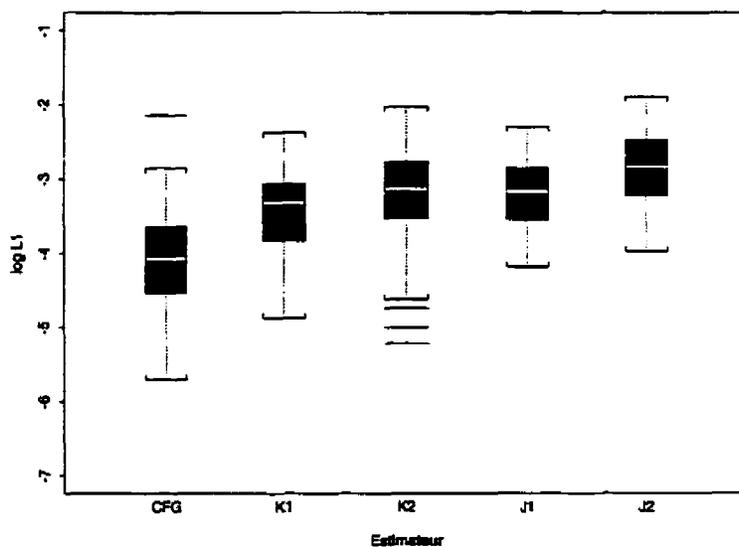


Figure C.10: Diagrammes en boîte des erreurs $\log(L_1)$ de cinq estimateurs de la fonction de dépendance, obtenue à partir de 100 échantillons de taille 100 d'une loi de valeurs extrêmes asymétrique $A_{\alpha,\beta,r}^*$, où $\alpha = 0.78$, $\beta = 0.97$ et $r = 1.42$, avec $\tau_{A^*} = 0.25$.

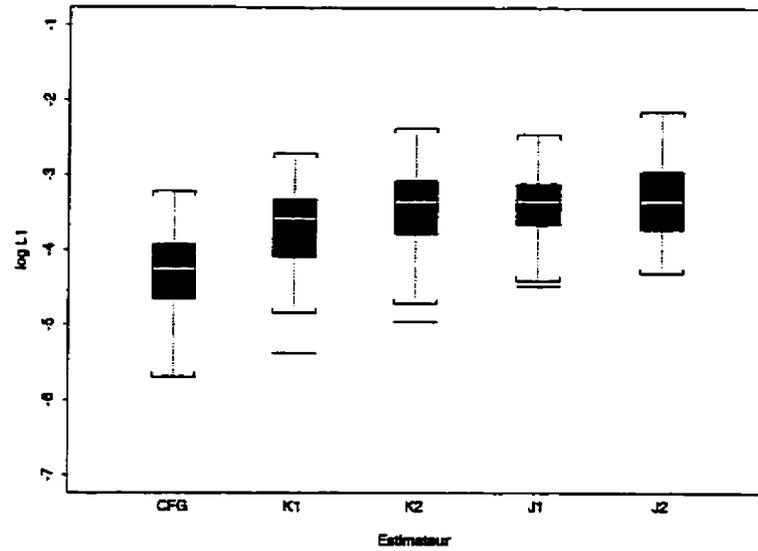


Figure C.11: Diagrammes en boîte des erreurs $\log(L_1)$ de cinq estimateurs de la fonction de dépendance, obtenue à partir de 100 échantillons de taille 100 d'une loi de valeurs extrêmes asymétrique $A_{\alpha,\beta,\tau}^*$, où $\alpha = 0.78$, $\beta = 0.97$ et $\tau = 2.58$, avec $\tau_{A^*} = 0.50$.

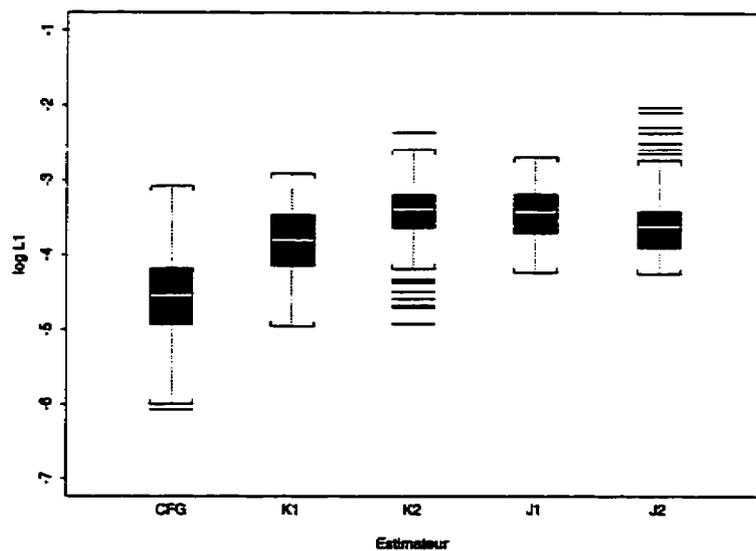


Figure C.12: Diagrammes en boîte des erreurs $\log(L_1)$ de cinq estimateurs de la fonction de dépendance, obtenue à partir de 100 échantillons de taille 100 d'une loi de valeurs extrêmes asymétrique $A_{\alpha,\beta,\tau}^*$, où $\alpha = 0.78$, $\beta = 0.97$ et $\tau = 50$, avec $\tau_{A^*} = 0.75$.

Annexe D

Graphiques des estimations de la fonction de dépendance pour l'analyse 2

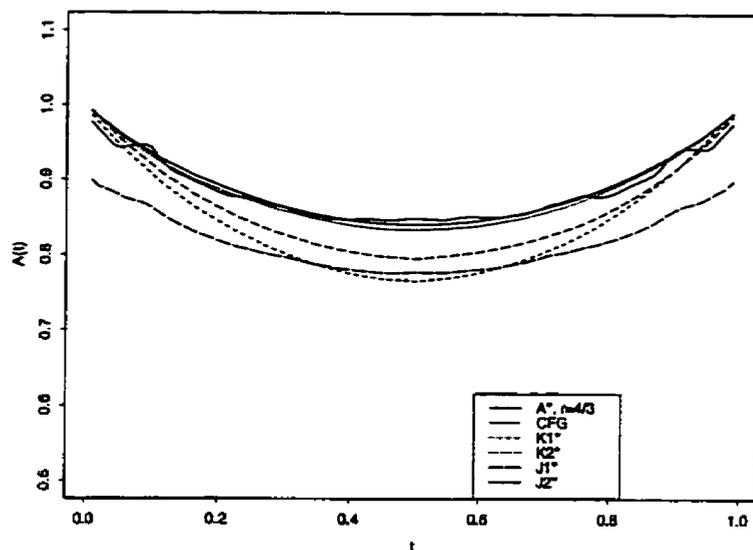


Figure D.1: Estimation de la fonction de dépendance, obtenue à partir de 100 échantillons de taille 50 d'une copule de valeurs extrêmes de Gumbel A_r^* , symétrique par rapport à $1/2$, où $r = 4/3$, avec $\tau_{A^*} = 0.25$.

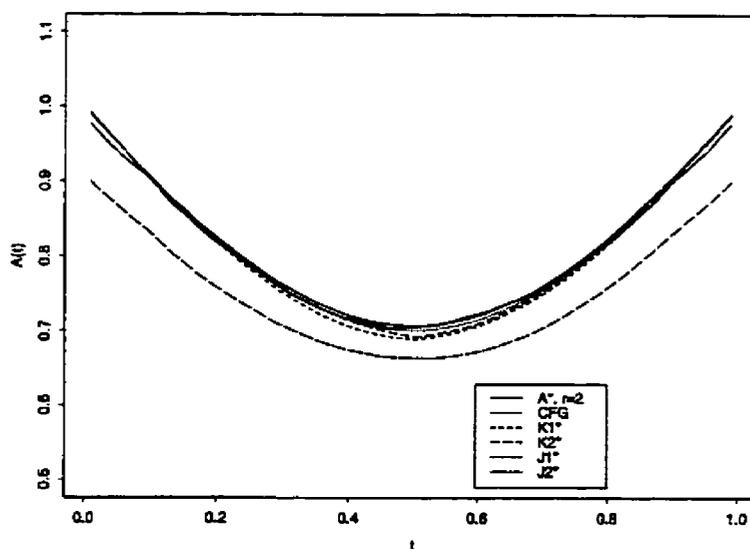


Figure D.2: Estimation de la fonction de dépendance, obtenue à partir de 100 échantillons de taille 50 d'une copule de valeurs extrêmes de Gumbel A_r^* , symétrique par rapport à $1/2$, où $r = 2$, avec $\tau_{A^*} = 0.50$.

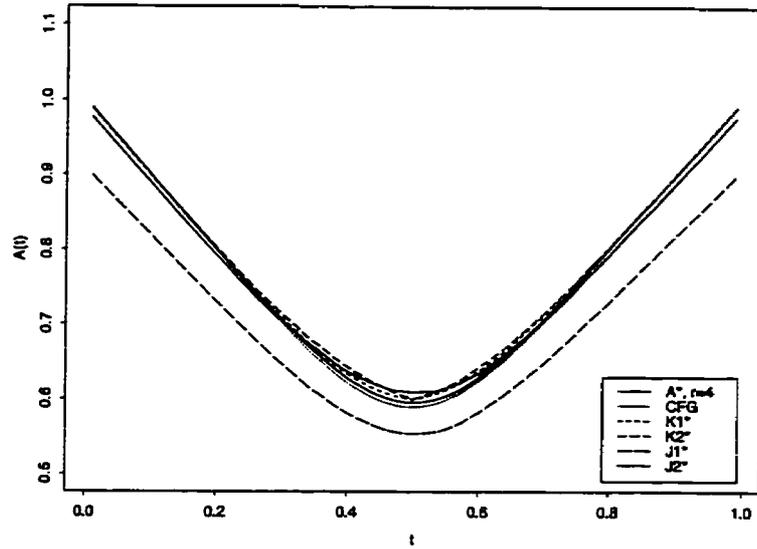


Figure D.3: Estimation de la fonction de dépendance, obtenue à partir de 100 échantillons de taille 50 d'une copule de valeurs extrêmes de Gumbel A_r^* , symétrique par rapport à $1/2$, où $r = 4$, avec $\tau_{A^*} = 0.75$.

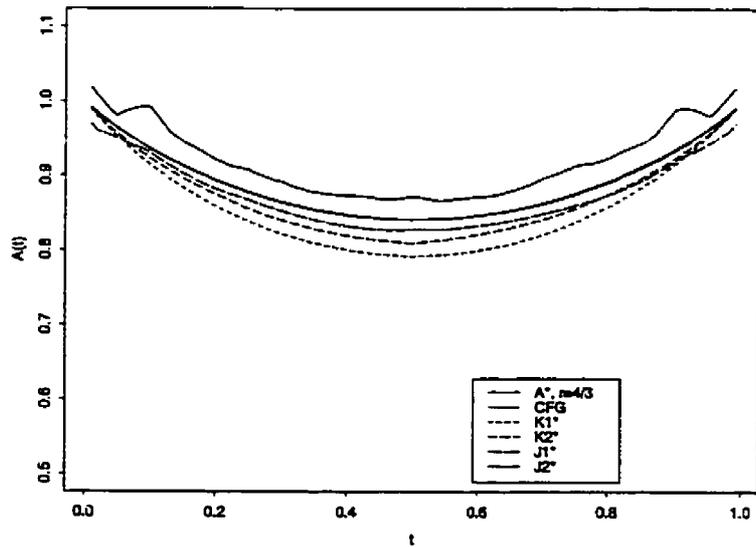


Figure D.4: Estimation de la fonction de dépendance, obtenue à partir de 100 échantillons de taille 100 d'une copule de valeurs extrêmes de Gumbel A_r^* , symétrique par rapport à $1/2$, où $r = 4/3$, avec $\tau_{A^*} = 0.25$.

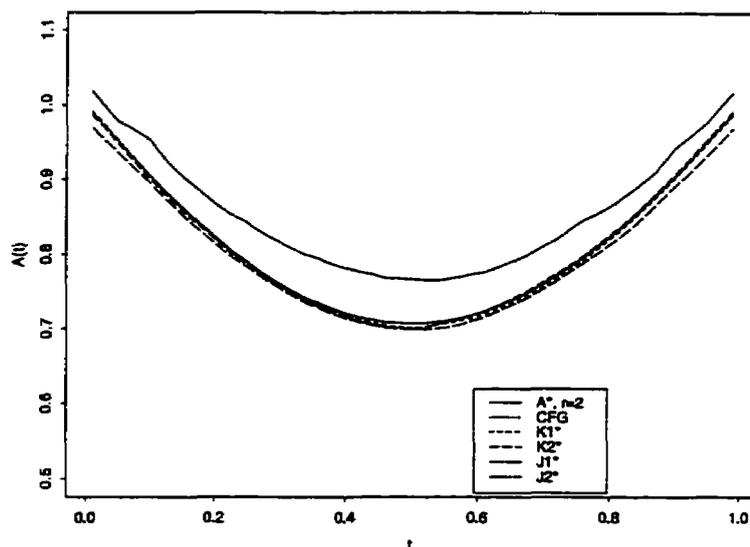


Figure D.5: Estimation de la fonction de dépendance, obtenue à partir de 100 échantillons de taille 100 d'une copule de valeurs extrêmes de Gumbel A^* , symétrique par rapport à $1/2$, où $\tau = 2$, avec $\tau_{A^*} = 0.50$.

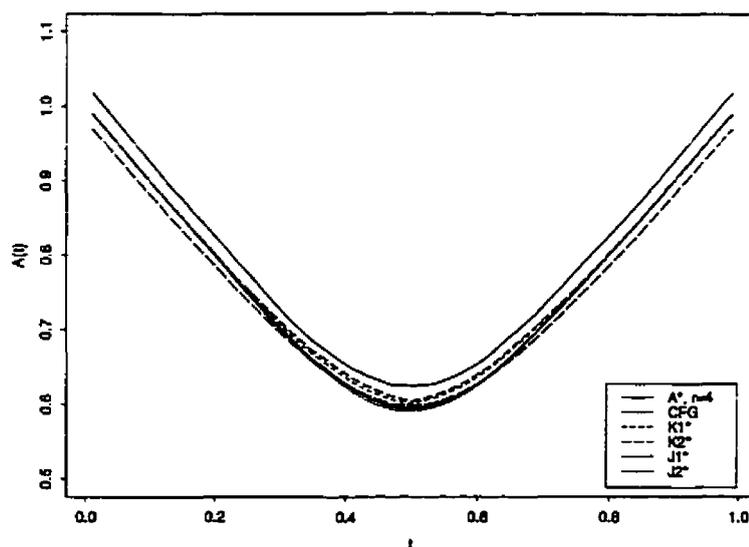


Figure D.6: Estimation de la fonction de dépendance, obtenue à partir de 100 échantillons de taille 100 d'une copule de valeurs extrêmes de Gumbel A^* , symétrique par rapport à $1/2$, où $\tau = 4$, avec $\tau_{A^*} = 0.75$.

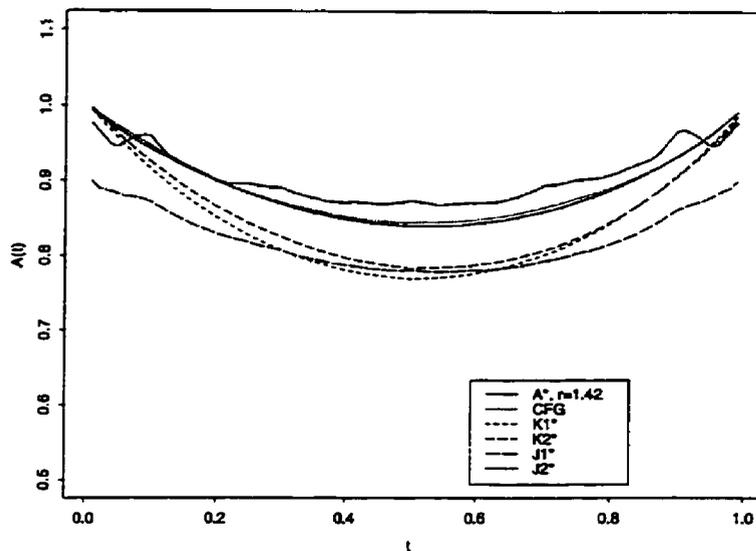


Figure D.7: *Estimation de la fonction de dépendance, obtenue à partir de 100 échantillons de taille 50 d'une copule de valeurs extrêmes asymétrique $A_{\alpha,\beta,r}^*$, où $\alpha = 0.78$, $\beta = 0.97$ et $r = 1.42$, avec $\tau_{A^*} = 0.25$.*

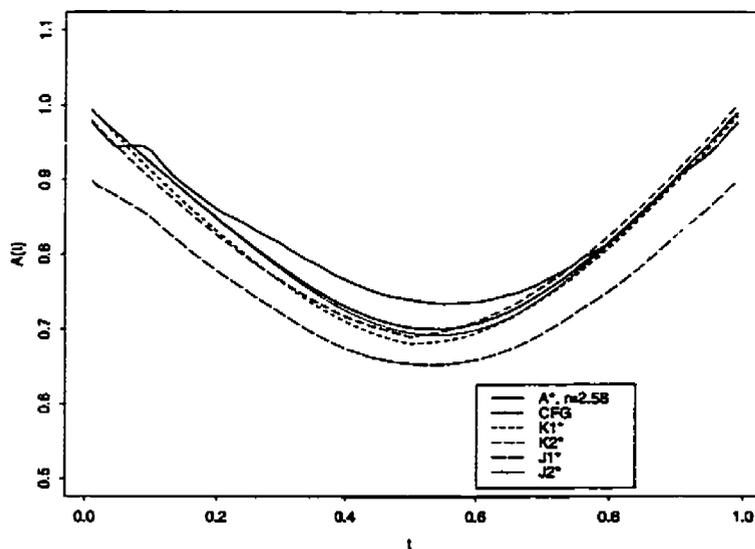


Figure D.8: *Estimation de la fonction de dépendance, obtenue à partir de 100 échantillons de taille 50 d'une copule de valeurs extrêmes asymétrique $A_{\alpha,\beta,r}^*$, où $\alpha = 0.78$, $\beta = 0.97$ et $r = 2.58$, avec $\tau_{A^*} = 0.50$.*

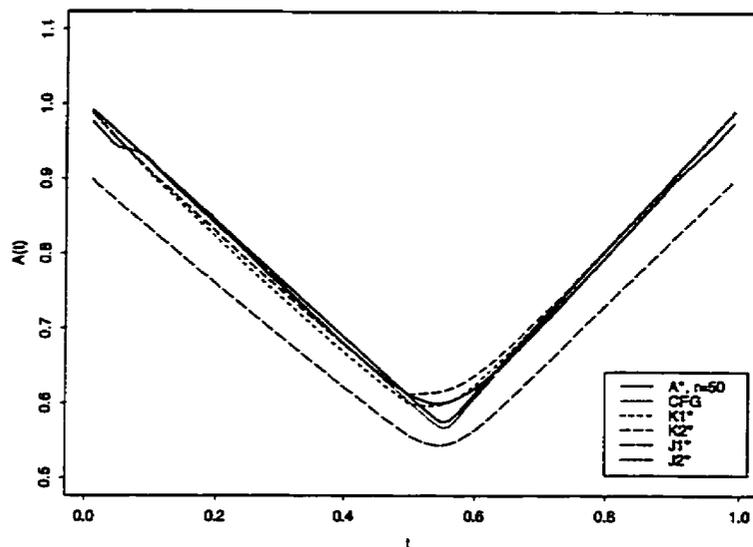


Figure D.9: Estimation de la fonction de dépendance, obtenue à partir de 100 échantillons de taille 50 d'une copule de valeurs extrêmes asymétrique $A_{\alpha,\beta,r}^*$, où $\alpha = 0.78$, $\beta = 0.97$ et $r = 50$, avec $\tau_{A^*} = 0.75$.

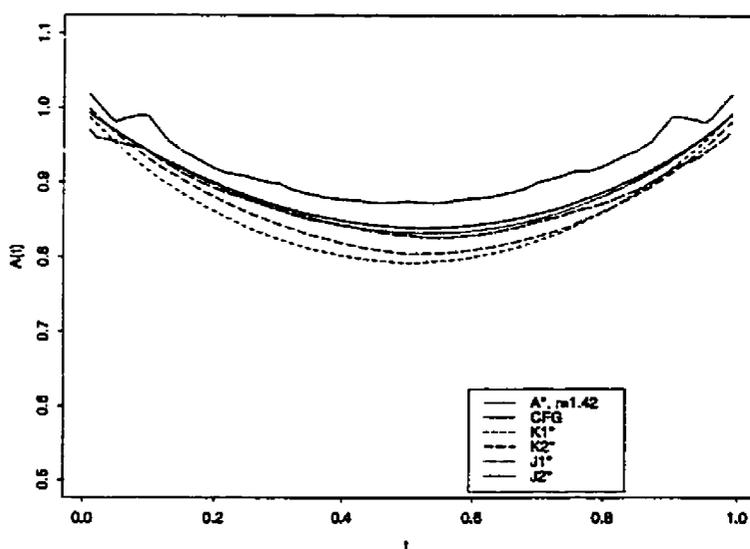


Figure D.10: Estimation de la fonction de dépendance, obtenue à partir de 100 échantillons de taille 100 d'une copule de valeurs extrêmes asymétrique $A_{\alpha,\beta,r}^*$, où $\alpha = 0.78$, $\beta = 0.97$ et $r = 1.42$, avec $\tau_{A^*} = 0.25$.

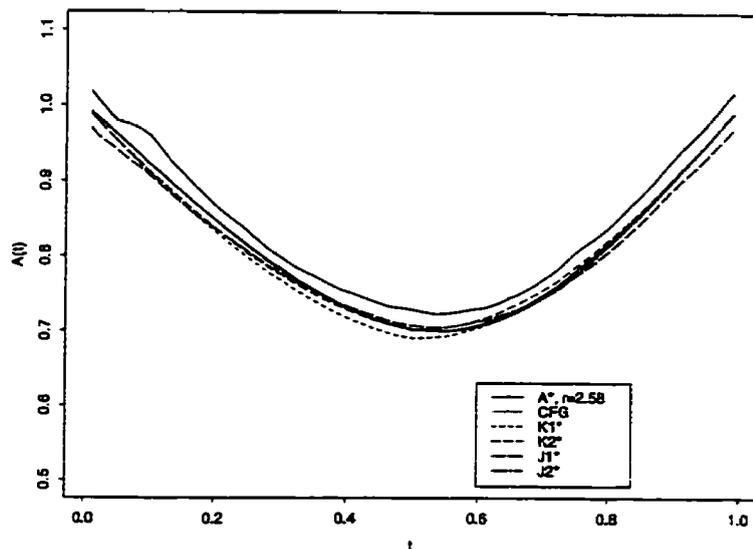


Figure D.11: Estimation de la fonction de dépendance, obtenue à partir de 100 échantillons de taille 100 d'une copule de valeurs extrêmes asymétrique $A_{\alpha,\beta,r}^*$, où $\alpha = 0.78$, $\beta = 0.97$ et $r = 2.58$, avec $\tau_{A^*} = 0.50$.

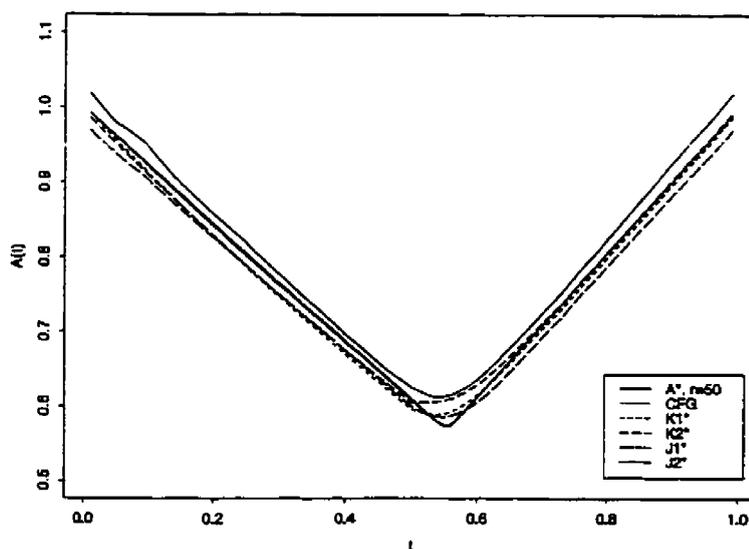
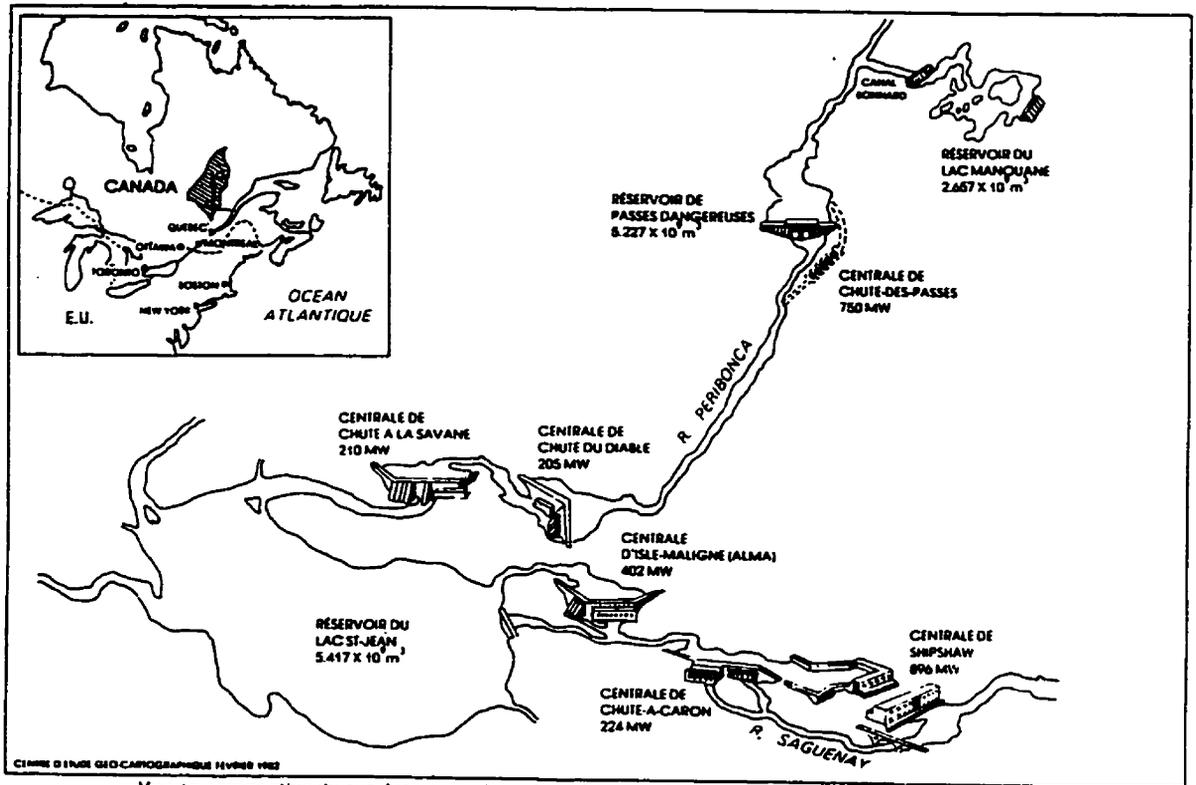


Figure D.12: Estimation de la fonction de dépendance, obtenue à partir de 100 échantillons de taille 100 d'une copule de valeurs extrêmes asymétrique $A_{\alpha,\beta,r}^*$, où $\alpha = 0.78$, $\beta = 0.97$ et $r = 50$, avec $\tau_{A^*} = 0.75$.

Annexe E

**Cartes représentant les réservoirs
Chute du Diable et Lac St-Jean**

Carte 1



Vue en perspective du système hydroélectrique Alcan au Saguenay - Lac-St-Jean.

Annexe F

**Programmes informatiques de
fortran 77 utilisés pour l'analyse 1**

PROGRAMME PRINCIPAL CALCULANT LES VALEURS DU TAU DE KENDALL ET DE L'INDEX LI
 POUR DES OBSERVATIONS DE LA FONCTION A PAR LES METHODES DE JUS ET AL., DE
 KENDRASKY, ET DE CAPRALLI ET AL., A PARTIR D'ECHANTILLONS DE TAILLE 1500 DE
 COUPES ANCHIMAX, OU LE TAU DE KENDALL THEORIQUE DE LA FONCTION A EST 0.1

```

program analyseal
include "common"
integer q
real*8 taustar
parameter (q=100,taustar=0.100)
integer nbobs,j,ind,1
real*8 depart, yvec(ind), yvec(n), tau(n), tau(d,d), erreurLi(d)
real*8 Astarn(d), Astarn1(d,d), erreurLi1(d,d)
real*8 ERM(d), errLiBer(d), errLiCar(d), tauBer(d)
depart=drand(1,11)
open(3,file='resul1')
open(2,file='resalim')
do 1=1,q
  j=1
  call AMPCal3(depart,yvec(nbobs),yvec(nbobs))
  call kbo200(yvec,yvec,tau(j,1),Astarn)
do ind=1,d-1
  Astarn1(ind,1)=Astarn(ind)
enddo
enddo
call errLi2(Astarn1,erreurLi)
do 1=1,q
  erreurLi1(j,1)=erreurLi(1)
enddo
do 1=1,q
  j=2
  call AMPCal3(depart,yvec(nbobs),yvec(nbobs))
  call kbo100(yvec,yvec,tau(j,1),Astarn)
do ind=1,d-1
  Astarn1(ind,1)=Astarn(ind)
enddo
enddo
call errLi2(Astarn1,erreurLi)
do 1=1,q
  erreurLi1(j,1)=erreurLi(1)
enddo
do 1=1,q
  j=3
  call AMPCal3(depart,yvec(nbobs),yvec(nbobs))
  call kbo25(yvec,yvec,tau(j,1),Astarn)
do ind=1,d-1
  Astarn1(ind,1)=Astarn(ind)
enddo
enddo
call errLi2(Astarn1,erreurLi)
do 1=1,q
  erreurLi1(j,1)=erreurLi(1)
enddo
do 1=1,q
  j=4
  call AMPCal3(depart,yvec(nbobs),yvec(nbobs))
  call CPQ25(yvec,yvec,tau(j,1),Astarn)
do ind=1,d-1
  Astarn1(ind,1)=Astarn(ind)
enddo
enddo
call errLi2(Astarn1,erreurLi)
do 1=1,q
  erreurLi1(j,1)=erreurLi(1)
enddo
do 1=1,q
  j=5
  call AMPCal3(depart,yvec(nbobs),yvec(nbobs))
  call j0e200(yvec,yvec,tau(j,1),Astarn)
do ind=1,d-1
  Astarn1(ind,1)=Astarn(ind)
enddo
enddo
call errLi2(Astarn1,erreurLi)
do 1=1,q
  erreurLi1(j,1)=erreurLi(1)
enddo
do 1=1,q
  j=6
  call AMPCal3(depart,yvec(nbobs),yvec(nbobs))
  call j0e50(yvec,yvec,tau(j,1),Astarn)
do ind=1,d-1
  Astarn1(ind,1)=Astarn(ind)
enddo
enddo
call errLi2(Astarn1,erreurLi)
do 1=1,q
  erreurLi1(j,1)=erreurLi(1)
enddo
do 1=1,q
  j=7
  call AMPCal3(depart,yvec(nbobs),yvec(nbobs))
  call j0e25(yvec,yvec,tau(j,1),Astarn)
do ind=1,d-1
  Astarn1(ind,1)=Astarn(ind)
enddo
enddo
call errLi2(Astarn1,erreurLi)
do 1=1,q
  erreurLi1(j,1)=erreurLi(1)
enddo
do 1=1,q
  j=8
  call AMPCal4(depart,yvec(nbobs),yvec(nbobs))
  call kbo200(yvec,yvec,tau(j,1),Astarn)
do ind=1,d-1
  Astarn1(ind,1)=Astarn(ind)
enddo
enddo
call errLi2(Astarn1,erreurLi)
do 1=1,q
  erreurLi1(j,1)=erreurLi(1)
enddo
do 1=1,q
  j=9
  call AMPCal4(depart,yvec(nbobs),yvec(nbobs))
  call kbo100(yvec,yvec,tau(j,1),Astarn)
do ind=1,d-1
  Astarn1(ind,1)=Astarn(ind)
enddo
enddo
call errLi2(Astarn1,erreurLi)
do 1=1,q
  erreurLi1(j,1)=erreurLi(1)
enddo
do 1=1,q
  j=10
  call AMPCal4(depart,yvec(nbobs),yvec(nbobs))
  call kbo25(yvec,yvec,tau(j,1),Astarn)
do ind=1,d-1
  Astarn1(ind,1)=Astarn(ind)
enddo
enddo
call errLi2(Astarn1,erreurLi)
do 1=1,q
  erreurLi1(j,1)=erreurLi(1)
enddo
do 1=1,q
  j=11
  call AMPCal4(depart,yvec(nbobs),yvec(nbobs))
  call CPQ25(yvec,yvec,tau(j,1),Astarn)
do ind=1,d-1
  Astarn1(ind,1)=Astarn(ind)
enddo
enddo
call errLi2(Astarn1,erreurLi)
do 1=1,q
  erreurLi1(j,1)=erreurLi(1)
enddo

```

```

do 1=1,q
  j=12
  call AMPCal4(depart,yvec(nbobs),yvec(nbobs))
  call j0e100(yvec,yvec,tau(j,1),Astarn)
do ind=1,d-1
  Astarn1(ind,1)=Astarn(ind)
enddo
enddo
call errLi2(Astarn1,erreurLi)
do 1=1,q
  erreurLi1(j,1)=erreurLi(1)
enddo
do 1=1,q
  j=13
  call AMPCal4(depart,yvec(nbobs),yvec(nbobs))
  call j0e50(yvec,yvec,tau(j,1),Astarn)
do ind=1,d-1
  Astarn1(ind,1)=Astarn(ind)
enddo
enddo
call errLi2(Astarn1,erreurLi)
do 1=1,q
  erreurLi1(j,1)=erreurLi(1)
enddo
do 1=1,q
  j=14
  call AMPCal4(depart,yvec(nbobs),yvec(nbobs))
  call j0e25(yvec,yvec,tau(j,1),Astarn)
do ind=1,d-1
  Astarn1(ind,1)=Astarn(ind)
enddo
enddo
call errLi2(Astarn1,erreurLi)
do 1=1,q
  erreurLi1(j,1)=erreurLi(1)
enddo
do 1=1,q
  j=15
  call AMFAl3(depart,yvec(nbobs),yvec(nbobs))
  call kbo200(yvec,yvec,tau(j,1),Astarn)
do ind=1,d-1
  Astarn1(ind,1)=Astarn(ind)
enddo
enddo
call errLi2(Astarn1,erreurLi)
do 1=1,q
  erreurLi1(j,1)=erreurLi(1)
enddo
do 1=1,q
  j=16
  call AMFAl3(depart,yvec(nbobs),yvec(nbobs))
  call kbo100(yvec,yvec,tau(j,1),Astarn)
do ind=1,d-1
  Astarn1(ind,1)=Astarn(ind)
enddo
enddo
call errLi2(Astarn1,erreurLi)
do 1=1,q
  erreurLi1(j,1)=erreurLi(1)
enddo
do 1=1,q
  j=17
  call AMFAl3(depart,yvec(nbobs),yvec(nbobs))
  call kbo25(yvec,yvec,tau(j,1),Astarn)
do ind=1,d-1
  Astarn1(ind,1)=Astarn(ind)
enddo
enddo
call errLi2(Astarn1,erreurLi)
do 1=1,q
  erreurLi1(j,1)=erreurLi(1)
enddo
do 1=1,q
  j=18
  call AMFAl3(depart,yvec(nbobs),yvec(nbobs))
  call CPQ25(yvec,yvec,tau(j,1),Astarn)
do ind=1,d-1
  Astarn1(ind,1)=Astarn(ind)
enddo
enddo
call errLi2(Astarn1,erreurLi)
do 1=1,q
  erreurLi1(j,1)=erreurLi(1)
enddo
do 1=1,q
  j=19
  call AMFAl3(depart,yvec(nbobs),yvec(nbobs))
  call j0e200(yvec,yvec,tau(j,1),Astarn)
do ind=1,d-1
  Astarn1(ind,1)=Astarn(ind)
enddo
enddo
call errLi2(Astarn1,erreurLi)
do 1=1,q
  erreurLi1(j,1)=erreurLi(1)
enddo
do 1=1,q
  j=20
  call AMFAl3(depart,yvec(nbobs),yvec(nbobs))
  call j0e50(yvec,yvec,tau(j,1),Astarn)
do ind=1,d-1
  Astarn1(ind,1)=Astarn(ind)
enddo
enddo
call errLi2(Astarn1,erreurLi)
do 1=1,q
  erreurLi1(j,1)=erreurLi(1)
enddo
do 1=1,q
  j=21
  call AMFAl3(depart,yvec(nbobs),yvec(nbobs))
  call j0e25(yvec,yvec,tau(j,1),Astarn)
do ind=1,d-1
  Astarn1(ind,1)=Astarn(ind)
enddo
enddo
call errLi2(Astarn1,erreurLi)
do 1=1,q
  erreurLi1(j,1)=erreurLi(1)
enddo
do 1=1,q
  j=22
  call AMFAl4(depart,yvec(nbobs),yvec(nbobs))
  call kbo200(yvec,yvec,tau(j,1),Astarn)
do ind=1,d-1
  Astarn1(ind,1)=Astarn(ind)
enddo
enddo
call errLi2(Astarn1,erreurLi)
do 1=1,q
  erreurLi1(j,1)=erreurLi(1)
enddo
do 1=1,q
  j=23
  call AMFAl4(depart,yvec(nbobs),yvec(nbobs))
  call kbo100(yvec,yvec,tau(j,1),Astarn)
do ind=1,d-1
  Astarn1(ind,1)=Astarn(ind)
enddo
enddo
call errLi2(Astarn1,erreurLi)
do 1=1,q
  erreurLi1(j,1)=erreurLi(1)
enddo
do 1=1,q
  j=24
  call AMFAl4(depart,yvec(nbobs),yvec(nbobs))
  call kbo25(yvec,yvec,tau(j,1),Astarn)
do ind=1,d-1

```



```

do ind=1,d-1
  Astarn(ind,1)=Astarn(ind)
enddo
enddo
call err13(Astarn,erreur1)
do l=1,q
  erreur11(j,1)=erreur1(1)
enddo
do l=1,q
  j=50
  call AlPa4(depart.yvec(nbobs).yvec(nbobs))
  call kbo100(xvec.yvec.tau(j,1),Astarn)
do ind=1,d-1
  Astarn(ind,1)=Astarn(ind)
enddo
enddo
call err13(Astarn,erreur1)
do l=1,q
  erreur11(j,1)=erreur1(1)
enddo
do l=1,q
  j=51
  call AlPa4(depart.yvec(nbobs).yvec(nbobs))
  call kbo100(xvec.yvec.tau(j,1),Astarn)
do ind=1,d-1
  Astarn(ind,1)=Astarn(ind)
enddo
enddo
call err13(Astarn,erreur1)
do l=1,q
  erreur11(j,1)=erreur1(1)
enddo
do l=1,q
  j=52
  call AlPa4(depart.yvec(nbobs).yvec(nbobs))
  call kbo25(xvec.yvec.tau(j,1),Astarn)
do ind=1,d-1
  Astarn(ind,1)=Astarn(ind)
enddo
enddo
call err13(Astarn,erreur1)
do l=1,q
  erreur11(j,1)=erreur1(1)
enddo
do l=1,q
  j=53
  call AlPa4(depart.yvec(nbobs).yvec(nbobs))
  call CPUS(xvec.yvec.tau(j,1),Astarn)
do ind=1,d-1
  Astarn(ind,1)=Astarn(ind)
enddo
enddo
call err13(Astarn,erreur1)
do l=1,q
  erreur11(j,1)=erreur1(1)
enddo
do l=1,q
  j=54
  call AlPa4(depart.yvec(nbobs).yvec(nbobs))
  call joo200(xvec.yvec.tau(j,1),Astarn)
do ind=1,d-1
  Astarn(ind,1)=Astarn(ind)
enddo
enddo
call err13(Astarn,erreur1)
do l=1,q
  erreur11(j,1)=erreur1(1)
enddo
do l=1,q
  j=55
  call AlPa4(depart.yvec(nbobs).yvec(nbobs))
  call joo50(xvec.yvec.tau(j,1),Astarn)
do ind=1,d-1
  Astarn(ind,1)=Astarn(ind)
enddo
enddo
call err13(Astarn,erreur1)
do l=1,q
  erreur11(j,1)=erreur1(1)
enddo
do l=1,q
  j=56
  call AlPa4(depart.yvec(nbobs).yvec(nbobs))
  call joo25(xvec.yvec.tau(j,1),Astarn)
do ind=1,d-1
  Astarn(ind,1)=Astarn(ind)
enddo
enddo
call err13(Astarn,erreur1)
do l=1,q
  erreur11(j,1)=erreur1(1)
enddo
do j=1,56
  errlibar(j)=0.d0
  errlicar(j)=0.d0
  tauar(j)=0.d0
  EQM(j)=0.d0
enddo
do j=1,56
  do l=1,q
    errlibar(j)=errlibar(j)+(erreur11(j,1))/q
    errlicar(j)=errlicar(j)+(tauar11(j,1)**2)
    tauar(j)=tauar(j)+(tau(j,1))/q
    EQM(j)=EQM(j)+(tau(1,1)-tauar)**2)/q
  enddo
enddo
do j=1,56
  write(1003) tauar(j),EQM(j),errlibar(j),errlicar(j)
  format(1X,F17.12,/)
enddo
do j=1,56
  do l=1,q
    write(1004) tau(j,1),erreur11(j,1)
    format(1X,F17.12,1X,F17.12)
  enddo
enddo
close(1)
close(2)
end

```

.....

PROGRAMME PRINCIPAL CALCULANT LES VALEURS DU TAU DE KENDALL ET DE L'ERREUR LI
POUR DES ESTIMATIONS DE LA FONCTION A PAR LES METHODES DE JOE ET AL., DE
KENDALL ET DE CHENEA ET AL., A PARTIR D'ECHECILLONS DE TAILLE 1500 DE
COUPLE ARCHIMAX, OU LE TAU DE KENDALL THEORIQUE A EST 0.257

.....

```

program analyseA2
include 'common'
integer q
real*8 tauar
parameter (q=100,tauar=0.257d0)
integer nbobs,j,ind,1
real*8 depart.yvec(n1,yvec(n1),tau,tau(d,d),erreur1(d)
real*8 Astarn(d),Astarn1(d,d),erreur11(d,d)
real*8 EQM(d),errlibar(d),errlicar(d),tauar(d)
depart=dend(112)
open(1,file='name2')
open(2,file='realnum')
do l=1,q
  j=1
  call ANPCall(depart.yvec(nbobs).yvec(nbobs))
  call kbo200(xvec.yvec.tau(j,1),Astarn)

```



```

external hmixd,simuAR,kphicV,phicV,phinvCJ
1000 if (nbobs.lt.n) then
  para=0.3d0
  alpha=1.6d0
  borne=1.d0+2.d0*para/(4.d0-para)
  z=simuAR(hmixd,borne)
  call depmixd(z,para,A)
  nump=2*para**2*(1.d0-s)*(para**2-para**+1.d0)
  denomp=para**2*(z**4-2*z**3+z**2)
  + 4*para*(z**2-z)*para-1.d0
  p=nump/denomp
  u=drand(0)
  if (u.le.p) then
    w=drand(0)
  else
    c=1.d0
    supCJ=1.d0+1.d0/(c*alpha)
    w=simuAR(kphicV,supCJ)
  endif
  auxil=phicV(w)/A
  x=phinvCJ(z*auxil)
  y=phinvCJ((1.d0-z)*auxil)
  nbobs=nbobs+1
  xvcc(nbobs)=x
  yvcc(nbobs)=y
  goto 1000
endif
end

.....
PROCEDURE GENERANT 2500 COUPLES (xvcc,yvcc) DE COUPLE ARCHIMAX, OU A EST
LA FONCTION DE DEPENDANCE MIXTE (A1) AVEC theta=0.3 ET OU PHI EST LE
GENERATEUR DE FRANK AVEC alpha=2.09
.....
subroutine ANFal3(depart,xvcc,yvcc)
include 'common'
integer nbobs,ic,ipl,jc,nml
real*8 xvcc(n),yvcc(n)
real*8 depart,borne,z,A,nump,denomp,p,u,w,auxil,x,y
real*8 hmixd,simuAR,kphicV,phicV,phinvCJ,fonc,fonc1,fonc2
real*8 kphifobs,phif,phinvF,somme,sgnx,sgny,tsum
external hmixd,simuAR,kphifobs,phif,phinvF
nbobs=0
1000 if (nbobs.lt.n) then
  para=0.3d0
  alpha=2.09d0
  borne=1.d0+2.d0*para/(4.d0-para)
  z=simuAR(hmixd,borne)
  call depmixd(z,para,A)
  nump=2*para**2*(1.d0-s)*(para**2-para**+1.d0)
  denomp=para**2*(z**4-2*z**3+z**2)
  + 4*para*(z**2-z)*para-1.d0
  p=nump/denomp
  u=drand(0)
  if (u.le.p) then
    w=drand(0)
  else
    c=1.d0
    w=kphifobs()
  endif
  auxil=phif(w)/A
  x=phinvF(z*auxil)
  y=phinvF((1.d0-z)*auxil)
  nbobs=nbobs+1
  xvcc(nbobs)=x
  yvcc(nbobs)=y
  goto 1000
endif
end

.....
PROCEDURE GENERANT 2500 COUPLES (xvcc,yvcc) DE COUPLE ARCHIMAX, OU A EST
LA FONCTION DE DEPENDANCE MIXTE (A1) AVEC theta=0.3 ET OU PHI EST LE
GENERATEUR DE FRANK AVEC alpha=4.8
.....
subroutine ANFal4(depart,xvcc,yvcc)
include 'common'
integer nbobs,ic,ipl,jc,nml
real*8 xvcc(n),yvcc(n)
real*8 depart,borne,z,A,nump,denomp,p,u,w,auxil,x,y
real*8 hmixd,simuAR,kphifobs,phif,phinvF
real*8 somme,sgnx,sgny,tsum
external hmixd,simuAR,kphifobs,phif,phinvF
nbobs=0
1000 if (nbobs.lt.n) then
  para=0.3d0
  alpha=4.8d0
  borne=1.d0+2.d0*para/(4.d0-para)
  z=simuAR(hmixd,borne)
  call depmixd(z,para,A)
  nump=2*para**2*(1.d0-s)*(para**2-para**+1.d0)
  denomp=para**2*(z**4-2*z**3+z**2)
  + 4*para*(z**2-z)*para-1.d0
  p=nump/denomp
  u=drand(0)
  if (u.le.p) then
    w=drand(0)
  else
    c=1.d0
    w=kphifobs()
  endif
  auxil=phif(w)/A
  x=phinvF(z*auxil)
  y=phinvF((1.d0-z)*auxil)
  nbobs=nbobs+1
  xvcc(nbobs)=x
  yvcc(nbobs)=y
  goto 1000
endif
end

.....
PROCEDURE GENERANT 2500 COUPLES (xvcc,yvcc) DE COUPLE ARCHIMAX, OU A EST
LA FONCTION DE DEPENDANCE ASYMETRIQUE (A2) ET OU PHI EST LE
GENERATEUR DE CLAYTON AVEC alpha=4.7
.....
subroutine AJPAl4(depart,xvcc,yvcc)
include 'common'
integer nbobs,ic,ipl,jc,nml
real*8 xvcc(n),yvcc(n)
real*8 depart,borne,z,A,nump,denomp,p,u,w,auxil,x,y
real*8 hmixd,simuAR,kphicV,phicV,phinvCJ,fonc,fonc1,fonc2
real*8 fconc3,fonc4
real*8 kphifobs,phif,phinvF,somme,sgnx,sgny,tsum
external hmixd,hAJ,simuAR,kphicV,phicV,phinvCJ
external kphifobs,phif,phinvF
nbobs=0
1004 if (nbobs.lt.n) then
  borne=1.64865d0
  z=simuAR(hAJ,borne)
  call depAJ(z,A)
  if (z.le.0.2d0) then
    nump=z*(1.d0-z)**3.75d0
    fonc1=.875d0*z**2-0.75d0*z+1.d0
    fonc2=.75d0*z-0.75d0
    fonc3=1.75d0
    fonc4=1.d0*(1.d0-2.d0*z)*fonc1/fonc
    fonc4=z*(1-z)*(fonc2/fonc-(fonc1/fonc)**2)
    denomp=(fonc3-fonc4)*fonc
  else
    nump=z*(1.d0-z)**0.234375d0
    fonc1=0.0078125d0*(15.d0*z**2-6.d0*z+119.d0)
    fonc2=0.0078125d0*(10.d0*z-6.d0)
    fonc3=1.d0*(1.d0-2.d0*z)*fonc1/fonc
    fonc4=z*(1-z)*(fonc2/fonc-(fonc1/fonc)**2)
    denomp=(fonc3-fonc4)*fonc
  endif
  p=nump/denomp
  u=drand(0)
  if (u.le.p) then
    w=drand(0)
  else
    alpha=2.09d0
    c=1.d0
    w=kphifobs()
  endif
  auxil=phif(w)/A
  x=phinvF(z*auxil)
  y=phinvF((1.d0-z)*auxil)
  nbobs=nbobs+1
  xvcc(nbobs)=x
  yvcc(nbobs)=y
  goto 1004
endif
end

.....
PROCEDURE GENERANT 2500 COUPLES (xvcc,yvcc) DE COUPLE ARCHIMAX, OU A EST
LA FONCTION DE DEPENDANCE ASYMETRIQUE (A2) ET OU PHI EST LE
GENERATEUR DE FRANK AVEC alpha=4.8
.....
subroutine AJPAl4(depart,xvcc,yvcc)
include 'common'
integer nbobs,ic,ipl,jc,nml
real*8 xvcc(n),yvcc(n)
real*8 depart,borne,z,A,nump,denomp,p,u,w,auxil,x,y
real*8 hmixd,simuAR,kphicV,phicV,phinvCJ,fonc,fonc1,fonc2
real*8 fconc3,fonc4
real*8 kphifobs,phif,phinvF,somme,sgnx,sgny,tsum
external hmixd,hAJ,simuAR,kphicV,phicV,phinvCJ
external kphifobs,phif,phinvF
nbobs=0
1004 if (nbobs.lt.n) then
  borne=1.64865d0
  z=simuAR(hAJ,borne)
  call depAJ(z,A)
  if (z.le.0.2d0) then
    nump=z*(1.d0-z)**3.75d0
    fonc1=.875d0*z**2-0.75d0*z+1.d0
    fonc2=.75d0*z-0.75d0
    fonc3=1.75d0
    fonc4=1.d0*(1.d0-2.d0*z)*fonc1/fonc
    fonc4=z*(1-z)*(fonc2/fonc-(fonc1/fonc)**2)
    denomp=(fonc3-fonc4)*fonc
  else
    nump=z*(1.d0-z)**0.234375d0
    fonc1=0.0078125d0*(15.d0*z**2-6.d0*z+119.d0)
    fonc2=0.0078125d0*(10.d0*z-6.d0)
    fonc3=1.d0*(1.d0-2.d0*z)*fonc1/fonc
    fonc4=z*(1-z)*(fonc2/fonc-(fonc1/fonc)**2)
    denomp=(fonc3-fonc4)*fonc
  endif
  p=nump/denomp
  u=drand(0)
  if (u.le.p) then
    w=drand(0)
  else
    alpha=1.6d0
    c=1.d0
    supCJ=1.d0+1.d0/(c*alpha)
    w=simuAR(kphicV,supCJ)
  endif
  auxil=phicV(w)/A
  x=phinvCJ(z*auxil)
  y=phinvCJ((1.d0-z)*auxil)
  nbobs=nbobs+1
  xvcc(nbobs)=x
  yvcc(nbobs)=y
  goto 1004
endif
end

```

```

else
  alpha=0.57142857d0
  c=1.d0
  supCJ=1.d0+1.d0/(c*alpha)
  w=simuAR(kphicV,supCJ)
endif
auxil=phicV(w)/A
x=phinvCJ(z*auxil)
y=phinvCJ((1.d0-z)*auxil)
nbobs=nbobs+1
xvcc(nbobs)=x
yvcc(nbobs)=y
goto 1004
endif
end

.....
PROCEDURE GENERANT 2500 COUPLES (xvcc,yvcc) DE COUPLE ARCHIMAX, OU A EST
LA FONCTION DE DEPENDANCE ASYMETRIQUE (A2) ET OU PHI EST LE
GENERATEUR DE CLAYTON AVEC alpha=1.6
.....
subroutine AJPAl4(depart,xvcc,yvcc)
include 'common'
integer nbobs,ic,ipl,jc,nml
real*8 xvcc(n),yvcc(n)
real*8 depart,borne,z,A,nump,denomp,p,u,w,auxil,x,y
real*8 hmixd,simuAR,kphicV,phicV,phinvCJ,fonc,fonc1,fonc2
real*8 fconc3,fonc4
real*8 kphifobs,phif,phinvF,somme,sgnx,sgny,tsum
external hmixd,hAJ,simuAR,kphicV,phicV,phinvCJ
external kphifobs,phif,phinvF
nbobs=0
1004 if (nbobs.lt.n) then
  borne=1.64865d0
  z=simuAR(hAJ,borne)
  call depAJ(z,A)
  if (z.le.0.2d0) then
    nump=z*(1.d0-z)**3.75d0
    fonc1=.875d0*z**2-0.75d0*z+1.d0
    fonc2=.75d0*z-0.75d0
    fonc3=1.75d0
    fonc4=1.d0*(1.d0-2.d0*z)*fonc1/fonc
    fonc4=z*(1-z)*(fonc2/fonc-(fonc1/fonc)**2)
    denomp=(fonc3-fonc4)*fonc
  else
    nump=z*(1.d0-z)**0.234375d0
    fonc1=0.0078125d0*(15.d0*z**2-6.d0*z+119.d0)
    fonc2=0.0078125d0*(10.d0*z-6.d0)
    fonc3=1.d0*(1.d0-2.d0*z)*fonc1/fonc
    fonc4=z*(1-z)*(fonc2/fonc-(fonc1/fonc)**2)
    denomp=(fonc3-fonc4)*fonc
  endif
  p=nump/denomp
  u=drand(0)
  if (u.le.p) then
    w=drand(0)
  else
    alpha=1.6d0
    c=1.d0
    supCJ=1.d0+1.d0/(c*alpha)
    w=simuAR(kphicV,supCJ)
  endif
  auxil=phicV(w)/A
  x=phinvCJ(z*auxil)
  y=phinvCJ((1.d0-z)*auxil)
  nbobs=nbobs+1
  xvcc(nbobs)=x
  yvcc(nbobs)=y
  goto 1004
endif
end

.....
PROCEDURE GENERANT 2500 COUPLES (xvcc,yvcc) DE COUPLE ARCHIMAX, OU A EST
LA FONCTION DE DEPENDANCE ASYMETRIQUE (A2) ET OU PHI EST LE
GENERATEUR DE FRANK AVEC alpha=2.09
.....
subroutine AJPAl3(depart,xvcc,yvcc)
include 'common'
integer nbobs,ic,ipl,jc,nml
real*8 xvcc(n),yvcc(n)
real*8 depart,borne,z,A,nump,denomp,p,u,w,auxil,x,y
real*8 hmixd,simuAR,kphicV,phicV,phinvCJ,fonc,fonc1,fonc2
real*8 fconc3,fonc4
real*8 kphifobs,phif,phinvF,somme,sgnx,sgny,tsum
external hmixd,hAJ,simuAR,kphicV,phicV,phinvCJ
external kphifobs,phif,phinvF
nbobs=0
1004 if (nbobs.lt.n) then
  borne=1.64865d0
  z=simuAR(hAJ,borne)
  call depAJ(z,A)
  if (z.le.0.2d0) then
    nump=z*(1.d0-z)**3.75d0
    fonc1=.875d0*z**2-0.75d0*z+1.d0
    fonc2=.75d0*z-0.75d0
    fonc3=1.75d0
    fonc4=1.d0*(1.d0-2.d0*z)*fonc1/fonc
    fonc4=z*(1-z)*(fonc2/fonc-(fonc1/fonc)**2)
    denomp=(fonc3-fonc4)*fonc
  else
    nump=z*(1.d0-z)**0.234375d0
    fonc1=0.0078125d0*(15.d0*z**2-6.d0*z+119.d0)
    fonc2=0.0078125d0*(10.d0*z-6.d0)
    fonc3=1.d0*(1.d0-2.d0*z)*fonc1/fonc
    fonc4=z*(1-z)*(fonc2/fonc-(fonc1/fonc)**2)
    denomp=(fonc3-fonc4)*fonc
  endif
  p=nump/denomp
  u=drand(0)
  if (u.le.p) then
    w=drand(0)
  else
    alpha=2.09d0
    c=1.d0
    w=kphifobs()
  endif
  auxil=phif(w)/A
  x=phinvF(z*auxil)
  y=phinvF((1.d0-z)*auxil)
  nbobs=nbobs+1
  xvcc(nbobs)=x
  yvcc(nbobs)=y
  goto 1004
endif
end

.....
PROCEDURE GENERANT 2500 COUPLES (xvcc,yvcc) DE COUPLE ARCHIMAX, OU A EST
LA FONCTION DE DEPENDANCE ASYMETRIQUE (A2) ET OU PHI EST LE
GENERATEUR DE FRANK AVEC alpha=4.8
.....
subroutine AJPAl4(depart,xvcc,yvcc)
include 'common'
integer nbobs,ic,ipl,jc,nml
real*8 xvcc(n),yvcc(n)
real*8 depart,borne,z,A,nump,denomp,p,u,w,auxil,x,y
real*8 hmixd,simuAR,kphicV,phicV,phinvCJ,fonc,fonc1,fonc2
real*8 fconc3,fonc4
real*8 kphifobs,phif,phinvF,somme,sgnx,sgny,tsum
external hmixd,hAJ,simuAR,kphicV,phicV,phinvCJ
external kphifobs,phif,phinvF
nbobs=0
1004 if (nbobs.lt.n) then
  borne=1.64865d0
  z=simuAR(hAJ,borne)
  call depAJ(z,A)
  if (z.le.0.2d0) then
    nump=z*(1.d0-z)**3.75d0
    fonc1=.875d0*z**2-0.75d0*z+1.d0
    fonc2=.75d0*z-0.75d0
    fonc3=1.75d0
    fonc4=1.d0*(1.d0-2.d0*z)*fonc1/fonc
    fonc4=z*(1-z)*(fonc2/fonc-(fonc1/fonc)**2)
    denomp=(fonc3-fonc4)*fonc
  else
    nump=z*(1.d0-z)**0.234375d0
    fonc1=0.0078125d0*(15.d0*z**2-6.d0*z+119.d0)
    fonc2=0.0078125d0*(10.d0*z-6.d0)
    fonc3=1.d0*(1.d0-2.d0*z)*fonc1/fonc
    fonc4=z*(1-z)*(fonc2/fonc-(fonc1/fonc)**2)
    denomp=(fonc3-fonc4)*fonc
  endif
  p=nump/denomp
  u=drand(0)
  if (u.le.p) then
    w=drand(0)
  else
    alpha=1.6d0
    c=1.d0
    supCJ=1.d0+1.d0/(c*alpha)
    w=simuAR(kphicV,supCJ)
  endif
  auxil=phicV(w)/A
  x=phinvCJ(z*auxil)
  y=phinvCJ((1.d0-z)*auxil)
  nbobs=nbobs+1
  xvcc(nbobs)=x
  yvcc(nbobs)=y
  goto 1004
endif
end

```

```

fonc3=1.d0*(1.d0-2.d0*x)*fonc1/fonc
fonc4=(1-u)*(fonc2/fonc-(fonc1/fonc)**2)
denomp=(fonc3+fonc4)*fonc
else
  nump=(1.d0-x)*0.234275d0
  fonc0=0.077125d0*(13.d0*x**2-6.d0*x+119.d0)
  fonc1=0.0078125d0*(30.d0*x**6-60.d0*x**4+35.d0*x**2)
  fonc2=0.0078125d0*(10.d0-x)
  fonc3=1.d0*(1.d0-2.d0*x)*fonc1/fonc
  fonc4=(1-x)*(fonc2/fonc-(fonc1/fonc)**2)
  denomp=(fonc3+fonc4)*fonc
endif
p=nump/denomp
u=drand(0)
if (u.le.p) then
  w=drand(0)
else
  alpha=4.d0d
  c=1.d0
  w=RphiFobs1)
endif
  auxil=phiF(w/A
  x=phiInvF(z*auxil)
  y=phiInvF((1.d0-z)*auxil)
  nbobs=nbobs+1
  xvec(nbobs)=x
  yvec(nbobs)=y
  goto 1004
endif
and
-----
PROCEDURE GENERANT 2500 COUPLES (xvec,yvec) DE COUPLE ARCHIMAX, OU A EST
LA FONCTION DE DEPENDANCE MIXTE (A3) AVEC theta=0.668 ET DU PHI EST LE
GENERATEUR DE CLAYTON AVEC alpha=0.972
-----
subroutine AMFCA11(depart,xvec,yvec)
include 'common'
integer nbobs,ic,ipl,jt,nml
real*8 xvec(n),yvec(n)
real*8 depart,borne,z,A,nump,denomp,p,u,w,supCJ,auxil,x,y
real*8 hmixad,simuar,kphiCJ,phiCJ,phiInvCJ
real*8 somme,sgnr,sgny,taus
external hmixad,simuar,kphiCJ,phiCJ,phiInvCJ
nbobs=0
1000 if (nbobs.lt.n) then
  para=0.668d0
  alpha=0.972d
  borne=1.d0+2.d0*para/(4.d0-para)
  z=simuar(hmixad,borne)
  call depaxad(z,para,A)
  nump=2*para*x*(1.d0-x)*(para*x**2-para*x+1.d0)
  denomp=para*x**2*(x**4-2*x**3+x**2)
  + 4*para*x**2-x-para-1.d0
  p=nump/denomp
  u=drand(0)
  if (u.le.p) then
    w=drand(0)
  else
    c=1.d0
    supCJ=1.d0+1.d0/(c*alpha)
    w=simuar(kphiCJ,supCJ)
  endif
  auxil=phiCJ(w/A
  x=phiInvCJ(z*auxil)
  y=phiInvCJ((1.d0-z)*auxil)
  nbobs=nbobs+1
  xvec(nbobs)=x
  yvec(nbobs)=y
  goto 1004
endif
and
-----
PROCEDURE GENERANT 2500 COUPLES (xvec,yvec) DE COUPLE ARCHIMAX, OU A EST
LA FONCTION DE DEPENDANCE MIXTE (A3) AVEC theta=0.668 ET DU PHI EST LE
GENERATEUR DE CLAYTON AVEC alpha=2.952
-----
subroutine AMFCA12(depart,xvec,yvec)
include 'common'
integer nbobs,ic,ipl,jt,nml
real*8 xvec(n),yvec(n)
real*8 depart,borne,z,A,nump,denomp,p,u,w,supCJ,auxil,x,y
real*8 hmixad,simuar,kphiCJ,phiCJ,phiInvCJ
real*8 somme,sgnr,sgny,taus
external hmixad,simuar,kphiCJ,phiCJ,phiInvCJ
nbobs=0
1000 if (nbobs.lt.n) then
  para=0.668d0
  alpha=2.952d
  borne=1.d0+2.d0*para/(4.d0-para)
  z=simuar(hmixad,borne)
  call depaxad(z,para,A)
  nump=2*para*x*(1.d0-x)*(para*x**2-para*x+1.d0)
  denomp=para*x**2*(x**4-2*x**3+x**2)
  + 4*para*x**2-x-para-1.d0
  p=nump/denomp
  u=drand(0)
  if (u.le.p) then
    w=drand(0)
  else
    c=1.d0
    supCJ=1.d0+1.d0/(c*alpha)
    w=simuar(kphiCJ,supCJ)
  endif
  auxil=phiCJ(w/A
  x=phiInvCJ(z*auxil)
  y=phiInvCJ((1.d0-z)*auxil)
  nbobs=nbobs+1
  xvec(nbobs)=x
  yvec(nbobs)=y
  goto 1004
endif
and
-----
PROCEDURE GENERANT 2500 COUPLES (xvec,yvec) DE COUPLE ARCHIMAX, OU A EST
LA FONCTION DE DEPENDANCE MIXTE (A3) AVEC theta=0.668 ET DU PHI EST LE
GENERATEUR DE CLAYTON AVEC alpha=3.23
-----
subroutine AMFCA13(depart,xvec,yvec)
include 'common'
integer nbobs,ic,ipl,jt,nml
real*8 xvec(n),yvec(n)
real*8 depart,borne,z,A,nump,denomp,p,u,w,supCJ,auxil,x,y
real*8 hmixad,simuar,kphiCJ,phiCJ,phiInvCJ
real*8 somme,sgnr,sgny,taus
external hmixad,simuar,kphiCJ,phiCJ,phiInvCJ
nbobs=0
1000 if (nbobs.lt.n) then
  para=0.668d0
  alpha=3.23d
  borne=1.d0+2.d0*para/(4.d0-para)
  z=simuar(hmixad,borne)
  call depaxad(z,para,A)
  nump=2*para*x*(1.d0-x)*(para*x**2-para*x+1.d0)
  denomp=para*x**2*(x**4-2*x**3+x**2)
  + 4*para*x**2-x-para-1.d0
  p=nump/denomp
  u=drand(0)
  if (u.le.p) then
    w=drand(0)
  else
    c=1.d0
    supCJ=1.d0+1.d0/(c*alpha)
    w=simuar(kphiCJ,supCJ)
  endif
  auxil=phiCJ(w/A
  x=phiInvCJ(z*auxil)
  y=phiInvCJ((1.d0-z)*auxil)
  nbobs=nbobs+1
  xvec(nbobs)=x
  yvec(nbobs)=y
  goto 1004
endif
and
-----

```

```

and
-----
PROCEDURE GENERANT 2500 COUPLES (xvec,yvec) DE COUPLE ARCHIMAX, OU A EST
LA FONCTION DE DEPENDANCE MIXTE (A3) AVEC theta=0.668 ET DU PHI EST LE
GENERATEUR DE CLAYTON AVEC alpha=7.23
-----
subroutine AMFCA14(depart,xvec,yvec)
include 'common'
integer nbobs,ic,ipl,jt,nml
real*8 xvec(n),yvec(n)
real*8 depart,borne,z,A,nump,denomp,p,u,w,supCJ,auxil,x,y
real*8 hmixad,simuar,kphiCJ,phiCJ,phiInvCJ
real*8 somme,sgnr,sgny,taus
external hmixad,simuar,kphiCJ,phiCJ,phiInvCJ
nbobs=0
1000 if (nbobs.lt.n) then
  para=0.668d0
  alpha=7.23d
  borne=1.d0+2.d0*para/(4.d0-para)
  z=simuar(hmixad,borne)
  call depaxad(z,para,A)
  nump=2*para*x*(1.d0-x)*(para*x**2-para*x+1.d0)
  denomp=para*x**2*(x**4-2*x**3+x**2)
  + 4*para*x**2-x-para-1.d0
  p=nump/denomp
  u=drand(0)
  if (u.le.p) then
    w=drand(0)
  else
    c=1.d0
    w=RphiFobs1)
  endif
  auxil=phiF(w/A
  x=phiInvF(z*auxil)
  y=phiInvF((1.d0-z)*auxil)
  nbobs=nbobs+1
  xvec(nbobs)=x
  yvec(nbobs)=y
  goto 1004
endif
and
-----
PROCEDURE GENERANT 2500 COUPLES (xvec,yvec) DE COUPLE ARCHIMAX, OU A EST
LA FONCTION DE DEPENDANCE ASYMETRIQUE (A4) ET DU PHI EST LE GENERATEUR
DE CLAYTON AVEC alpha=0.972
-----
subroutine A2FCA11(depart,xvec,yvec)
include 'common'
integer nbobs,ic,ipl,jt,nml
real*8 xvec(n),yvec(n)
real*8 depart,borne,z,A,nump,denomp,p,u,w,supCJ,auxil,x,y
real*8 hmixad,simuar,kphiCJ,phiCJ,phiInvCJ,func,func1,func2
real*8 fonc3,func4
real*8 RphiFobs,phiF,phiInvF,somme,sgnr,sgny,taus
external hmixad,hA2,simuar,kphiCJ,phiCJ,phiInvCJ
external RphiFobs,phiF,phiInvF
nbobs=0
1004 if (nbobs.lt.n) then
  borne=1.8
  z=simuar(hA2,borne)
  call depA2(z,A)
  if (z.lt.0.33333d0) then
    nump=x*(1.d0-x)*3.d0
    fonc1=5d0*x**2-x+1.d0
    fonc2=1.d0-x+1.d0
    fonc3=1.d0
    fonc4=1.d0*(1.d0-2.d0*x)*fonc1/fonc
    fonc5=x*(1-x)*(fonc2/fonc-(fonc1/fonc)**2)
    denomp=(fonc3+fonc4)*fonc
  else
    nump=x*(1.d0-x)*0.75d0
    fonc0=1.25d0*(3.d0*x**2-2.d0*x+7.d0)
    fonc1=0.125d0*(6.d0*x-2.d0)
    fonc2=0.125d0*6.d0
    fonc3=1.d0*(1.d0-2.d0*x)*fonc1/fonc
    fonc4=x*(1-x)*(fonc2/fonc-(fonc1/fonc)**2)
    denomp=(fonc3+fonc4)*fonc
  endif
  p=nump/denomp
  u=drand(0)
  if (u.le.p) then
    w=drand(0)
  else
    alpha=0.972
    c=1.d0
    supCJ=1.d0+1.d0/(c*alpha)
    w=simuar(kphiCJ,supCJ)
  endif
  auxil=phiCJ(w/A
  x=phiInvCJ(z*auxil)
  y=phiInvCJ((1.d0-z)*auxil)
  nbobs=nbobs+1
  xvec(nbobs)=x
  yvec(nbobs)=y
  goto 1004
endif
and
-----
PROCEDURE GENERANT 2500 COUPLES (xvec,yvec) DE COUPLE ARCHIMAX, OU A EST
LA FONCTION DE DEPENDANCE ASYMETRIQUE (A4) ET DU PHI EST LE GENERATEUR
DE CLAYTON AVEC alpha=2.952
-----
subroutine A2FCA12(depart,xvec,yvec)
include 'common'
integer nbobs,ic,ipl,jt,nml
real*8 xvec(n),yvec(n)
real*8 depart,borne,z,A,nump,denomp,p,u,w,supCJ,auxil,x,y
real*8 hmixad,simuar,kphiCJ,phiCJ,phiInvCJ,func,func1,func2
real*8 fonc3,func4
real*8 RphiFobs,phiF,phiInvF,somme,sgnr,sgny,taus
external hmixad,hA2,simuar,kphiCJ,phiCJ,phiInvCJ
external RphiFobs,phiF,phiInvF
nbobs=0
1004 if (nbobs.lt.n) then
  borne=1.8
  z=simuar(hA2,borne)
  call depA2(z,A)
  if (z.lt.0.33333d0) then
    nump=x*(1.d0-x)*3.d0
    fonc1=5d0*x**2-x+1.d0
    fonc2=1.d0-x+1.d0
    fonc3=1.d0*(1.d0-2.d0*x)*fonc1/fonc
    fonc4=x*(1-x)*(fonc2/fonc-(fonc1/fonc)**2)
    denomp=(fonc3+fonc4)*fonc
  else
    nump=x*(1.d0-x)*0.75d0
    fonc0=1.25d0*(3.d0*x**2-2.d0*x+7.d0)
    fonc1=0.125d0*(6.d0*x-2.d0)
    fonc2=0.125d0*6.d0
    fonc3=1.d0*(1.d0-2.d0*x)*fonc1/fonc
    fonc4=x*(1-x)*(fonc2/fonc-(fonc1/fonc)**2)
    denomp=(fonc3+fonc4)*fonc
  endif
  p=nump/denomp
  u=drand(0)
  if (u.le.p) then
    w=drand(0)
  else
    alpha=2.952
    c=1.d0
    supCJ=1.d0+1.d0/(c*alpha)
    w=simuar(kphiCJ,supCJ)
  endif
  auxil=phiCJ(w/A
  x=phiInvCJ(z*auxil)
  y=phiInvCJ((1.d0-z)*auxil)
  nbobs=nbobs+1
  xvec(nbobs)=x
  yvec(nbobs)=y
  goto 1004
endif
and
-----

```

```

.....
yvec(nbohs)=x
yvec(nbohs)=y
goto 1004
endif
endif
.....
PROCEDURE GENERANT 2500 COUPLES (AVEC YVEC) DE COUPLE ARCHIMAX, OU A EST
LA FONCTION DE DEPENDANCE ASYMETRIQUE (A4) ET OU PHI EST LE GENERATEUR
DE FRANK AVEC ALPHA=7.33
.....
SUBROUTINE A2FALL(DPART, YVEC, YVEC)
INCLUDE 'COMMON'
INTEGER NBOBS, I, IPI, J, NMI
REAL*8 XVEC(I), YVEC(I)
REAL*8 DPART, BORNE, X.A, NUMP, DENOMP, P.U.W, AUXIL, X.Y
REAL*8 HAINSD, SIMUAR, KPHICJ, PHICJ, PHINVJ, FONE, FONEC1, FONEC2
REAL*8 FONEC3, FONEC4
REAL*8 KPHIFOB, PHIF, PHINV, SOMME, SGRX, SGRY, TANG
EXTERNAL HAINSD, HAI, SIMUAR, KPHICJ, PHICJ, PHINVJ
EXTERNAL KPHIFOB, PHIF, PHINV
NBOBS=0
1004 IF (NBOBS.LT.N) THEN
BORNE=1.0
S=SIMUAR(HA2, BORNE)
CALL DEP2(X.A)
IF (X.LT.0.3333333) THEN
NUMP=(1.0-X)*1.0
FONEC1=1.00*X**2-X*1.0
FONEC2=1.0
FONEC3=1.00*(1.0-2.0*X)*FONEC1/FONEC2
FONEC4=X*(1-X)*FONEC2/FONEC1-FONEC1/FONEC2**2
DENOMP=(FONEC1+FONEC4)*FONEC2
ELSE
NUMP=(1.0-X)*0.750
FONEC1=1.250*(1.00*X**2-2.00*X*1.0)
FONEC2=0.1250*(6.00*X*1.0)
FONEC3=1.00*(1.0-2.0*X)*FONEC1/FONEC2
FONEC4=X*(1-X)*FONEC2/FONEC1-FONEC1/FONEC2**2
DENOMP=(FONEC1+FONEC4)*FONEC2
ENDIF
P=NUMP/DENOMP
W=DRAND(0)
IF (W.LE.P) THEN
W=DRAND(0)
ELSE
ALPHA=7.330
C=1.0
W=KPHIFOB(X)
ENDIF
AUXIL=PHIF(W)/A
X=PHINV(F)*AUXIL
Y=PHINV((1.0-X)*AUXIL)
NBOBS=NBOBS+1
YVEC(NBOBS)=X
YVEC(NBOBS)=Y
GOTO 1004
ENDIF
ENDIF
.....

```

```

.....
PROCEDURE GENERANT 2500 COUPLES (AVEC YVEC) DE COUPLE ARCHIMAX, OU A EST
LA FONCTION DE DEPENDANCE ASYMETRIQUE (A4) ET OU PHI EST LE GENERATEUR
DE FRANK AVEC ALPHA=7.33
.....
SUBROUTINE A2FALL(DPART, YVEC, YVEC)
INCLUDE 'COMMON'
INTEGER NBOBS, I, IPI, J, NMI
REAL*8 XVEC(I), YVEC(I)
REAL*8 DPART, BORNE, X.A, NUMP, DENOMP, P.U.W, AUXIL, X.Y
REAL*8 HAINSD, SIMUAR, KPHICJ, PHICJ, PHINVJ, FONE, FONEC1, FONEC2
REAL*8 FONEC3, FONEC4
REAL*8 KPHIFOB, PHIF, PHINV, SOMME, SGRX, SGRY, TANG
EXTERNAL HAINSD, HAI, SIMUAR, KPHICJ, PHICJ, PHINVJ
EXTERNAL KPHIFOB, PHIF, PHINV
NBOBS=0
1004 IF (NBOBS.LT.N) THEN
BORNE=1.0
S=SIMUAR(HA2, BORNE)
CALL DEP2(X.A)
IF (X.LT.0.3333333) THEN
NUMP=(1.0-X)*1.0
FONEC1=1.00*X**2-X*1.0
FONEC2=1.0
FONEC3=1.00*(1.0-2.0*X)*FONEC1/FONEC2
FONEC4=X*(1-X)*FONEC2/FONEC1-FONEC1/FONEC2**2
DENOMP=(FONEC1+FONEC4)*FONEC2
ELSE
NUMP=(1.0-X)*0.750
FONEC1=1.250*(1.00*X**2-2.00*X*1.0)
FONEC2=0.1250*(6.00*X*1.0)
FONEC3=1.00*(1.0-2.0*X)*FONEC1/FONEC2
FONEC4=X*(1-X)*FONEC2/FONEC1-FONEC1/FONEC2**2
DENOMP=(FONEC1+FONEC4)*FONEC2
ENDIF
P=NUMP/DENOMP
W=DRAND(0)
IF (W.LE.P) THEN
W=DRAND(0)
ELSE
ALPHA=7.330
C=1.0
W=KPHIFOB(X)
ENDIF
AUXIL=PHIF(W)/A
X=PHINV(F)*AUXIL
Y=PHINV((1.0-X)*AUXIL)
NBOBS=NBOBS+1
YVEC(NBOBS)=X
YVEC(NBOBS)=Y
GOTO 1004
ENDIF
ENDIF
.....

```

```

.....
PROCEDURE CALCULANT LE TAU DE KENDALL D'UNE DISTRIBUTION DE VE, DE FONCTION
DE DEPENDANCE AU CHOIX EN CHAQUE POINT D'UNE SUBDIVISION SUB DE PAS PAS
DE [0, 1], DE TAILLE D
.....
SUBROUTINE TAU(SUB, PAS, AV, TAUCRAP, TAUIMPON, AUX)
INCLUDE 'COMMON'
REAL*8 TAUCRAP, TAUIMPON, PAS
REAL*8 AV(D), SUB(D), AUX(D), DIAV(D)
INTEGER I, J
DO 11 I=1, D-2
DIAV(I)=(AV(I+1)-AV(I)-1)*2.0*AV(I))/PAS**2
AUX(I)=SUB(I+1)*SUB(I+1)*DIAV(I)/AV(I)
11 CONTINUE
AUX(I)=0.00
AUX(I+1)=0.00
AUX(I+2)=0.00
TAUCRAP=0.00
DO 12 J=I, D-2
TAUCRAP=TAUCRAP+PAS*(AUX(J)+AUX(J+1))/2.0
CONTINUE
12 J=I
TAUIMPON=0.00
IF (J.LT.D-1) THEN
TAUIMPON=TAUIMPON
+ PAS*(AUX(J)+4.0*AUX(J+1)+AUX(J+2))/3.0
J=J+1
GOTO 101
ENDIF
CLOSE(I)
END
.....

```

```

.....
PROCEDURE CALCULANT LE VECTEUR 'IRANK' DES RANGS D'UN VECTEUR DE TAILLE 'N' A
PARTIR DU VECTEUR 'INDX' DES ARTI-RANGS, RESULTAT DE LA PROCEDURE 'INDX'.
.....
SUBROUTINE RANK(N, INDX, IRANK)
INTEGER N, INDX(N), IRANK(N)
INTEGER J, I
DO 10 J=1, N
IRANK(INDX(J))-J
CONTINUE
END
.....
PROCEDURE QUI TRIE PAR ORDRE CROISSANT UN VECTEUR ARRI DE TAILLE NN, ET STOCKE
LES ARTI-RANGS DANS LE VECTEUR INDX.
.....
SUBROUTINE INDEXISM, ARRI, INDX
REAL*8 ARRI(N)
INTEGER NN, INDX(N), J, I, IINDX, L, I
DIMENSION INDX(NN)
REAL*8 C
DO 11 J=1, NN
INDX(J)=J
CONTINUE
L=NN/2+1
I=NN
10 CONTINUE
IF (L.GT.1) THEN
L=L-1
INDX=INDEX(L)
Q=ARRIS(INDX)
ELSE
INDX=INDEX(IR)
Q=ARRIS(INDX)
INDX(IR)=INDX(I)
I=IR-1
IF (IR.NE.1) THEN
INDX(I)=INDX(I)
RETURN
ENDIF
ENDIF
I=L
J=L
20 IF (J.LE.I) THEN
IF (ARRIS(INDX(J)) .LT. ARRIS(INDX(I))) J=J+1
ENDIF
IF (J.LT.I) THEN
IF (ARRIS(INDX(J)) .LT. ARRIS(INDX(I))) THEN
INDX(I)=INDX(J)
I=J
J=J+1
ELSE
J=J-1
ENDIF
GO TO 20
ENDIF
INDX(I)=INDX(I)
GO TO 10
END
.....

```

```

.....
FUNCTION RETOURNANT LA VALEUR DE LA FONCTION PHI EN T, OU PHI = (PSI)*C, AVEC
C = 1, ET OU PHI = GENERATEUR DE LA COUPLE ARCHIMEDIENNE DE COOK ET JOHNSON
DE PARAMETRE ALPHA, ALPHA > 0.
.....
REAL*8 FUNCTION PHIC(T)
REAL*8 T
INCLUDE 'COMMON'
PHIC=(C**(-ALPHA-1.00)/ALPHA)**C
END
.....
FUNCTION RETOURNANT LA VALEUR DE LA FONCTION PHI EN T, OU PHI = (PSI)*C, AVEC
C = 1, ET OU PHI = GENERATEUR DE LA COUPLE ARCHIMEDIENNE DE FRANK
DE PARAMETRE ALPHA LIS R.
.....
REAL*8 FUNCTION PHIF(T)
REAL*8 T
INCLUDE 'COMMON'
PHIF=(1-LOG(1.0-EXP(-C*ALPHA))/(1-EXP(-ALPHA)))**C
END
.....
FUNCTION RETOURNANT LA VALEUR DE L'INVERSE DE LA FONCTION PHI EN T, OU PHI
= (PSI)*C, AVEC C = 1, ET OU PHI = GENERATEUR DE LA COUPLE ARCHIMEDIENNE
DE COOK ET JOHNSON DE PARAMETRE ALPHA, ALPHA > 0.
.....
REAL*8 FUNCTION PHINV(T)
REAL*8 T
INCLUDE 'COMMON'
PHINV=(1.00+ALPHA*T**(-1.00/C))/(C*ALPHA)
END
.....
FUNCTION RETOURNANT LA VALEUR DE L'INVERSE DE LA FONCTION PHI EN T, OU PHI
= (PSI)*C, AVEC C = 1, ET OU PHI = GENERATEUR DE LA COUPLE ARCHIMEDIENNE
DE FRANK DE PARAMETRE ALPHA LIS R.
.....
REAL*8 FUNCTION PHINV(T)
REAL*8 T
INCLUDE 'COMMON'
PHINV=-1.00/ALPHA*LOG(1-EXP(-C**(-1.00/C)/(1-EXP(-ALPHA))))
END
.....
FUNCTION RETOURNANT LA VALEUR DE T DE LA DENSITE KPHI, OU PHI = (PSI)*C, AVEC
C = 1, ET PHI = GENERATEUR DE COOK & JOHNSON
KPHI(I)=1-(ALPHA+1)**ALPHA/(C*ALPHA)
.....

```

```

.....
FUNCTION DE REPARTITION KPHI, FUNCTION RETOURNANT UNE OBSERVATION ISSUE DE LA I
OU PHI = (PSI)*C, AVEC C = 1, ET PHI = GENERATEUR DE FRANK ON UTILISE LE FAIT
QUE SI (X, Y) = C, OU C EST UNE COUPLE ARCHIMEDIENNE DE GENERATEUR PHILORS
C(1, Y) = KPHI. POUR GENERER (X, Y), ON UTILISE L'ALGORITHME DE GENEST & MCKAY
(1984).
.....
REAL*8 FUNCTION KPHIFOB(I)
REAL*8 X1, X2, T1, T2
INCLUDE 'COMMON'
REAL*8 KPHIF, INVERSE, ABRANT
EXTERNAL KPHIF, INVERSE, ABRANT
S1=DRAND(0)
S2=DRAND(0)
ORD=0.00
I1=KPHIF(S1)
SOU=C1/S1
C2=INVERSE(SAUS)
KPHIFOB=C2
END
.....
REAL*8 FUNCTION INVERSE(I)
INTEGER NBITER
REAL*8 EPSILON, A, B, XQ, XD, U, Y, M1
EXTERNAL KPHIF
EPSILON=0.0-3
A=0.00
B=1.00
M1=0.00
M1=(A+B)/2
Y=KPHIF(M1)
XQ=0
XD=0
END
.....

```

```

10 IF ((ABS(Y-U).GE.EPILON).AND.(NBITER.LE.1000)) THEN
    IF (Y.GT.U) THEN
        MD=MI
    ELSE
        NG=MI
    ENDIF
    MI=(NG+MD)/2
    Y=DPHI(MI)
    NBITER=NBITER+1
    GOTO 10
ENDIF
IF (NBITER.GE.1000) THEN
    WRITE(6,*)'CRUP d iterations : '
ENDIF
INVER=MI
END

REAL*8 FUNCTION ZBRENT(FUNC,X1,X2,TOL)
INTEGER I,MAX,ITER
REAL*8 X1,X2,TOL,EPS,A,B,C,D,E,FA,FB,FC,GM,TOLI,S,
P,Q,R
REAL*8 FUNC
EXTERNAL FUNC
PARAMETER (ITMAX=100,EPS=.1D-8)
A=X1
B=X2
FA=FUNC(A)
FB=FUNC(B)
IF (FB*FA.GT.0.D0) PAUSE 'Root must be bracketed for ZBRENT.'
FC=FB
DO 11 ITER=1,ITMAX
    IF (FB*FC.GT.0.D0) THEN
        CA=FC
        FC=FA
        DB=FA
        B=D
    ENDIF
    IF (ABS(FC).LT.ABS(FB)) THEN
        AB=B
        B=C
        CA=FC
        FC=FB
        FB=FC
        FC=FA
    ENDIF
    TOLI=.5D0*EPS*ABS(B)+.5D0*TOL
    XE=.5D0*(C-B)
    IF (ABS(XE).LE.TOLI .OR. FB.EQ.0.D0) THEN
        ZBRENT=B
        RETURN
    ENDIF
    IF (ABS(B).GE.TOLI .AND. ABS(FA).GT.ABS(FB)) THEN
        S=FB/FA
        IF (A.EQ.C) THEN
            P=.7D0*XM*S
            Q=.1D0-S
        ELSE
            Q=FA/FC
            R=FB/FC
            P=(1.D0*XM*(Q-B)-(B-A)*(R-1.D0))
            Q=(Q-1.D0)*(R-1.D0)*(S-1.D0)
        ENDIF
        IF (P.GT.0.D0) Q=-Q
        P=ABS(P)
        IF (1.D0*P.LT. MIN(1.D0*XM*Q,ABS(TOLI*Q),ABS(*Q))) THEN
            B=D
            DB=P/Q
        ELSE
            D=XM
            B=D
        ENDIF
    ELSE
        D=XM
        B=D
    ENDIF
    IF (ABS(D).GT.TOLI) THEN
        B=B+D
    ELSE
        B=B-SIGN(TOLI,DM)
    ENDIF
    FB=FUNC(B)
11 CONTINUE
PAUSE 'ZBRENT exceeding maximum iterations.'
ZBRENT=B
RETURN
END

FUNCTION CALCULANT (-ORD = PHI'(1)), OU PHI' EST LA DERIVÉE EN UN POINT C DE
LA FONCTION 'PHI', OU PHI = PAI'C, AVEC 'PAI' = GENERATEUR DE FRANK, ET C
=>1.
REAL*8 FUNCTION DPHI(F)
REAL*8 C, S1, S2, AUX11
INCLUDE 'COMMON'
AUX11=EXP(-ALPHA)
S1=EXP(-C*ALPHA)
S2=(-LOG(1.D0-S1)/(1.D0-AUX11))**(-C-1.D0) *C*ALPHA*S1/(1.D0-S1)
DPHI=S2-ORD
END

```

```

AI=(6.D0*t-3.D0)/8.D0
A2=6/8
ENDIF
NAI=1+(1-2*t)**AI/AV*(1-t)**(A2/A-(AI/A)**2)
END
.....
FONCTION RETOURNANT LA VALEUR EN T DE LA DENSITE h DE LA V. A. 'Z', POUR UNE
FONCTION DE DEPENDANCE DU MODELE A2, A = A(t), 0 <= t <= 1.
.....
REAL*8 FUNCTION HAI(T)
REAL*8 C,A,AI,A2
INCLUDE 'COMMON'
IF (T.LE.0.25D0) THEN
    A=1.875D0*t**2-0.75D0*t+1.D0
    AI=1.75D0*t-0.75D0
    A2=1.75D0
ELSE
    A=(15.D0*t**2-6.D0*t+119.D0)/128.D0
    AI=(10.D0*t-6.D0)/128.D0
    A2=0.234375D0
ENDIF
NAI=1+(1-2*t)**AI/AV*(1-t)**(A2/A-(AI/A)**2)
END
.....
PROCEDURE CALCULANT LA VALEUR EN T DE A, OU A EST LA FONCTION DE DEPENDANCE DU
MODELE A2
.....
SUBROUTINE DEPAI(T,A1)
REAL*8 T,A1
INCLUDE 'COMMON'
IF (T.LE.0.25D0) THEN
    AI=1.875D0*t**2-0.75D0*t+1
ELSE
    AI=0.0078125D0*(15.D0*t**2-6.D0*t+119.D0)
ENDIF
END
.....
FONCTION RETOURNANT UNE OBSERVATION ISSUE D'UNE V. A. DE DENSITE f, BORNEE PAR
BORNE, EN UTILISANT LA METHODE D'ACCEPTATION/REJET.
.....
REAL*8 FUNCTION SIMUAR(F, BORNE)
INTEGER TEST
REAL*8 XI, BORNE, XSTAR, U1, AUX
INCLUDE 'COMMON'
REAL*8 F
EXTERNAL F
TEST=0
1001 IF (TEST.EQ.0) THEN
    XI=EXP(-BORNE)
    U1=DRAND(0)
    XSTAR=F(U1)
    IF (AUX.GE.BORNE*U1) THEN
        XI=XSTAR
        TEST=1
    ENDIF
    GOTO 1001
ENDIF
SIMUAR=XI
END
.....
PROCEDURE CALCULANT L'ESTIMATEUR DE JOE ET AL. AVEC UN SEUIL DE 100/2500
.....
SUBROUTINE JOE25(XVEC,YVEC,TAUC7,ASTAR)
INCLUDE 'COMMON'
INTEGER RPN(N), RPY(N), ANTIYR(N), ANTIYR(N), ANTIYR(N),
IND,NTAR,I,J
REAL*8 XVEC(N),YVEC(N),XORD(N),YORD(N),PAS,CORD(N)
REAL*8 ASTAR(D),C(D),S.(N)
REAL*8 SUM
REAL*8 TAUC7,TAUS,INTEG(D)
REAL*8 Q,S1(N),S2(N)
DO 199 IND=1,D
    C(IND)=DBLE(IND)/DBLE(D)
CONTINUE
PAS=C(2)-C(1)
NTAR=25.D0
CALL INDESN(XVEC,ANTIYR)
CALL INDESN(YVEC,ANTIYR)
DO 101 I=1,N
    XORD(I)=XVEC(ANTIYR(I))
    YORD(I)=YVEC(ANTIYR(I))
CONTINUE
CALL RANK(N,ANTIYR,RPN)
CALL RANK(N,ANTIYR,RPY)
DO 102 I=1,N
    S1(I)=1.D0/LOG(DBLE(N)/(DBLE(RPN(I))-0.5D0))
    S2(I)=1.D0/LOG(DBLE(N)/(DBLE(RPY(I))-0.5D0))
CONTINUE
DO 105 IND=1,D-1
    B=(1-C(IND))/C(IND)
DO 106 I=1,N
    Q=B**2(I)
    IF (S1(I).GT.Q) THEN
        S1(I)=Q/N
    ELSE
        S1(I)=S1(I)/N
    ENDIF
ENDDO
CALL INDESN(N,E,ANTIYR)
DO 103 I=1,N
    CORD(I)=E(ANTIYR(I))
CONTINUE
SUM=0.D0
J=25.D0
DO 104 I=2676,2475-10
    SUM=CORD(I)*SUM
    J=J-1.D0
ENDDO
ASTAR(IND)=C(IND)*SUM/10.D0
ENDDO
CALL TAU7(T,PAS,ASTAR,TAUC7,TAUS,INTEG)
END
.....
PROCEDURE CALCULANT L'ESTIMATEUR DE JOE ET AL. AVEC UN SEUIL DE 100/2500
.....
SUBROUTINE JOE50(XVEC,YVEC,TAUC7,ASTAR)
INCLUDE 'COMMON'
INTEGER RPN(N), RPY(N), ANTIYR(N), ANTIYR(N), ANTIYR(N),
IND,NTAR,I,J
REAL*8 XVEC(N),YVEC(N),XORD(N),YORD(N),PAS,CORD(N)
REAL*8 ASTAR(D),C(D),S.(N)
REAL*8 SUM
REAL*8 TAUC7,TAUS,INTEG(D)
REAL*8 Q,S1(N),S2(N)
DO 199 IND=1,D
    C(IND)=DBLE(IND)/DBLE(D)
CONTINUE
PAS=C(2)-C(1)
NTAR=50.D0
CALL INDESN(XVEC,ANTIYR)
CALL INDESN(YVEC,ANTIYR)
DO 101 I=1,N
    XORD(I)=XVEC(ANTIYR(I))
    YORD(I)=YVEC(ANTIYR(I))
CONTINUE
CALL RANK(N,ANTIYR,RPN)
CALL RANK(N,ANTIYR,RPY)
DO 102 I=1,N
    S1(I)=1.D0/LOG(DBLE(N)/(DBLE(RPN(I))-0.5D0))
    S2(I)=1.D0/LOG(DBLE(N)/(DBLE(RPY(I))-0.5D0))
CONTINUE
DO 105 IND=1,D-1
    B=(1-C(IND))/C(IND)
DO 106 I=1,N
    Q=B**2(I)
    IF (S1(I).GT.Q) THEN

```



```

real*8 covr, covm, cov, pas, tant, taua
real*8 x(d), auxAcfg(d), Acfg(d), lnzsq(d), pl(d),
  logA(d), logAl(d)
real*8 u(m), v(m), w(m), xord(m)
do 199 ind=1,d
  x(ind)=dble(ind)/dble(d)
199 continue
pas=w(1)-x(1)
do 10 ind=1,d
  pl(ind)=1-x(ind)
10 continue
covm=0.000
cov=0.000
do 12 ind=1,d
  auxAcfg(ind)=1.000
  Acfg(ind)=0.000
12 continue
do 13 i=1,m
  x(i)=log(u(i))/(log(u(i))+v(i))
13 continue
call indm(m, x, antirz)
do 77 i=1,m
  xord(i)=x(antirz(i))
77 continue
do ind=1,d
  logA(ind)=0.00
  logAl(ind)=0.00
  Acfg(ind)=0.00
  enddo
ind=1
if (x(ind) le x(antirz(1))) then
  logA(ind)=log(1-x(ind))
  do 17 i=1,m
    logAl(ind)=logAl(ind)-log(x(antirz(i)))
    -log(1-x(antirz(i)))
17 continue
logAl(ind)=logAl(ind)/dble(m) - log(1-x(ind))
Acfg(ind) = exp(pl(ind)*logA(ind)
  (1-pl(ind))*logAl(ind))
  ind=ind+1
  goto 700
endif
k2=1
auxv(antirz(m))
if (x(ind) le auxv then
  if (x(ind) le x(antirz(k2+1))) then
    do 26 i=1,k2
      logA(ind)=logA(ind)-log(1-x(antirz(i)))
      -log(x(antirz(i)))
26 continue
logA(ind)=logA(ind)/dble(m)
  = dble(k2)*log(x(ind))/dble(m)
  + (1-dble(k2)/dble(m))*log(1-x(ind))
  do 27 i=k2+1,m
    logAl(ind)=logAl(ind)+log(x(antirz(i)))
    -log(1-x(antirz(i)))
27 continue
logAl(ind)=logAl(ind)/dble(m)
  +dble(k2)*log(x(ind))/dble(m)
  + (1-dble(k2)/dble(m))*log(1-x(ind))
  Acfg(ind)=exp(pl(ind)*logA(ind)
  + (1-pl(ind))*logAl(ind))
  ind=ind+1
  goto 801
endif
k2=k2+1
goto 800
900 if (ind le d) then
  do 28 i=1,m
    logA(ind)=logA(ind)-log(1-x(antirz(i)))
    -log(x(antirz(i)))
28 continue
logA(ind)=logA(ind)/dble(m) - log(x(ind))
logAl(ind)=log(x(ind))
Acfg(ind)=exp(pl(ind)*logA(ind) + (1-pl(ind))*logAl(ind))
  goto 900
endif
call tau(x, pas, Acfg, taua, cov, integ)
end

```

.....
 PROCEDURE CALCULANT L'ERREUR LI ENTRE LA FONCTION A MIXTE (A3) AVEC
 THETA=0.648 ET L'ESTIMATION Astarn1.


```

subroutine err11(Astarn1, erreurL)
include 'commun'
integer ind,q
parameter(q=100)
integer l
real*8 Astarnbar(d), Astarn1(d,d), erreurL(d), j, erreurL(d)
j=0.01d0
do ind=1,d-1
  Astarnbar(ind)=0.648d0*(j)**2-0.648d0*(j)+1.00
  j=j+0.01d0
enddo
do i=1,q
  erreurL(i)=0.00
enddo
do i=1,q
  do ind=1,d-1
    erreurL(i)=erreurL(i)+abs(Astarnbar(ind)-Astarn1(ind,i))
  enddo
enddo
do i=1,q
  erreurL(i)=erreurL(i)*0.01d0
enddo
end

```

.....
 PROCEDURE CALCULANT L'ERREUR LI ENTRE LA FONCTION ASYMETRIQUE (A4) (Astarnbar/
 ET L'ESTIMATION Astarn1.


```

subroutine err12(Astarn1, erreurL)
include 'commun'
integer ind,q
parameter(q=100)
integer l
real*8 Astarnbar(d), Astarn1(d,d), erreurL(d), j, erreurL(d)
j=0.01d0

```

```

do ind=1,d-1
  if (j.lt.d.1331d0) then
    Astarnbar(ind)=1.50d0*(j)**2-j+1.00
  else
    Astarnbar(ind)=0.125d0*(j)**2-j+7
  endif
  j=j+0.01d0
enddo
do i=1,q
  erreurL(i)=0.00
enddo
do i=1,q
  do ind=1,d-1
    erreurL(i)=erreurL(i)+abs(Astarnbar(ind)-Astarn1(ind,i))
  enddo
enddo
do i=1,q
  erreurL(i)=erreurL(i)*0.01d0
enddo
end

```

.....
 PROCEDURE CALCULANT L'ERREUR LI ENTRE LA FONCTION A MIXTE (A1) AVEC
 THETA=0.3 ET L'ESTIMATION Astarn1.


```

subroutine err112(Astarn1, erreurL)
include 'commun'
integer ind,q
parameter(q=100)
integer l
real*8 Astarnbar(d), Astarn1(d,d), erreurL(d), j, erreurL(d)
j=0.01d0
do ind=1,d-1
  Astarnbar(ind)=0.1d0*(j)**2-0.1d0*(j)+1.00
  j=j+0.01d0
enddo
do i=1,q
  erreurL(i)=0.00
enddo
do i=1,q
  do ind=1,d-1
    erreurL(i)=erreurL(i)+abs(Astarnbar(ind)-Astarn1(ind,i))
  enddo
enddo
do i=1,q
  erreurL(i)=erreurL(i)*0.01d0
enddo
end

```

.....
 PROCEDURE CALCULANT L'ERREUR LI ENTRE LA FONCTION ASYMETRIQUE (A2) ET
 L'ESTIMATION Astarn1.


```

subroutine err13(Astarn1, erreurL)
include 'commun'
integer ind,q
parameter(q=100)
integer l
real*8 Astarnbar(d), Astarn1(d,d), erreurL(d), j, erreurL(d)
j=0.01d0
do ind=1,d-1
  if (j.le.0.2d0) then
    Astarnbar(ind)=1.875d0*(j)**2-q.75d0*j+1.00
  else
    Astarnbar(ind)=0.0078125d0*(j)**2-6*j+119
  endif
  j=j+0.01d0
enddo
do i=1,q
  erreurL(i)=0.00
enddo
do i=1,q
  do ind=1,d-1
    erreurL(i)=erreurL(i)+abs(Astarnbar(ind)-Astarn1(ind,i))
  enddo
enddo
do i=1,q
  erreurL(i)=erreurL(i)*0.01d0
enddo
end

```

.....
 FICHIER DE DECLARATIONS DE VARIABLES COMMUNES AUX DIFFERENTS PROGRAMMES ET
 SOUS-PROGRAMMES


```

implicit none
integer n, d, m, repli
parameter (n=2500, d=100, m=pl=50)
real*8 r, alpha, m, para, c, ord
real*8 grand
common /var1/ r
common /var2/ m, alpha, c, ord
common /var3/ para
external grand

```

Annexe G

**Programmes informatiques de
fortran 77 utilisés pour l'analyse 2**

PROGRAMME PRINCIPAL CALCULANT LES VALEURS DU TAU DE HENRI ET DE L'ENNERE LI
POUR DES ESTIMATIONS DE LA FONCTION A PAR LES METHODES DE JOE ET AL., DE
KHOUDRAI, ET DE CAPRARA ET AL., A PARTIR D'ECRANTELLONS DE TAILLE 50 ou 100 DE
COURBE DE COURSE, 2 DE DE COURBE ASYMETRIQUE DE TISS

```

program analyseA1
integer n,d,q,l,k,i
parametric (n=100,Al=100,d=100,q=100)
real*8 u,v(t),depart,A(t),tau(d,d),drand,A1(d)
real*8 Al(d,d),erreurL1(d,d),erreurL1(d),tau(d,d)
real*8 EQN(d),errlibar(d),errlibar(d),taubar(d)
external drand
depart=drand(1212)
open(1,file='analyseA1')
open(2,file='realAsum')
do l=1,q
  do i=1,d-1
    call gummy1(depart,u,v)
    call rho505(u,v,tau(j,i),A)
  do ind=1,d-1
    Al(ind,1)=A(ind)
  enddo
  call errIG1(Al,erreurL1)
  do l=1,q
    erreurL1(j,1)=erreurL1(1)
  enddo
  do l=1,q
    j=2
    call gummy1(depart,u,v)
    call rho510(u,v,tau(j,i),A)
  do ind=1,d-1
    Al(ind,1)=A(ind)
  enddo
  call errIG1(Al,erreurL1)
  do l=1,q
    erreurL1(j,1)=erreurL1(1)
  enddo
  do l=1,q
    j=3
    call gummy1(depart,u,v)
    call rho505(u,v,tau(j,i),A)
  do ind=1,d-1
    Al(ind,1)=A(ind)
  enddo
  call errIG1(Al,erreurL1)
  do l=1,q
    erreurL1(j,1)=erreurL1(1)
  enddo
  do l=1,q
    j=4
    call gummy1(depart,u,v)
    call rho510(u,v,tau(j,i),A)
  do ind=1,d-1
    Al(ind,1)=A(ind)
  enddo
  call errIG1(Al,erreurL1)
  do l=1,q
    erreurL1(j,1)=erreurL1(1)
  enddo
  do l=1,q
    j=5
    call gummy1(depart,u,v)
    call CP01(u,v,tau(j,i),A)
  do ind=1,d-1
    Al(ind,1)=A(ind)
  enddo
  call errIG1(Al,erreurL1)
  do l=1,q
    erreurL1(j,1)=erreurL1(1)
  enddo
  do l=1,q
    j=6
    call gummy2(depart,u,v)
    call rho505(u,v,tau(j,1),A)
  do ind=1,d-1
    Al(ind,1)=A(ind)
  enddo
  call errIG2(Al,erreurL1)
  do l=1,q
    erreurL1(j,1)=erreurL1(1)
  enddo
  do l=1,q
    j=7
    call gummy2(depart,u,v)
    call rho510(u,v,tau(j,1),A)
  do ind=1,d-1
    Al(ind,1)=A(ind)
  enddo
  call errIG2(Al,erreurL1)
  do l=1,q
    erreurL1(j,1)=erreurL1(1)
  enddo
  do l=1,q
    j=8
    call gummy2(depart,u,v)
    call rho505(u,v,tau(j,1),A)
  do ind=1,d-1
    Al(ind,1)=A(ind)
  enddo
  call errIG2(Al,erreurL1)
  do l=1,q
    erreurL1(j,1)=erreurL1(1)
  enddo
  do l=1,q
    j=9
    call gummy2(depart,u,v)
    call rho510(u,v,tau(j,1),A)
  do ind=1,d-1
    Al(ind,1)=A(ind)
  enddo
  call errIG2(Al,erreurL1)
  do l=1,q
    erreurL1(j,1)=erreurL1(1)
  enddo
  do l=1,q
    j=10
    call gummy2(depart,u,v)
    call CP01(u,v,tau(j,1),A)
  do ind=1,d-1
    Al(ind,1)=A(ind)
  enddo
  call errIG2(Al,erreurL1)
  do l=1,q
    erreurL1(j,1)=erreurL1(1)
  enddo
  do l=1,q
    j=11
    call gummy1(depart,u,v)
    call rho505(u,v,tau(j,1),A)
  do ind=1,d-1
    Al(ind,1)=A(ind)
  enddo
  call errIG1(Al,erreurL1)
  do l=1,q
    erreurL1(j,1)=erreurL1(1)
  enddo
  do l=1,q
    j=12

```

```

    call gummy3(depart,u,v)
    call rho510(u,v,tau(j,1),A)
  do ind=1,d-1
    Al(ind,1)=A(ind)
  enddo
  call errIG3(Al,erreurL1)
  do l=1,q
    erreurL1(j,1)=erreurL1(1)
  enddo
  do l=1,q
    j=13
    call gummy3(depart,u,v)
    call rho505(u,v,tau(j,1),A)
  do ind=1,d-1
    Al(ind,1)=A(ind)
  enddo
  call errIG3(Al,erreurL1)
  do l=1,q
    erreurL1(j,1)=erreurL1(1)
  enddo
  do l=1,q
    j=14
    call gummy1(depart,u,v)
    call rho510(u,v,tau(j,1),A)
  do ind=1,d-1
    Al(ind,1)=A(ind)
  enddo
  call errIG3(Al,erreurL1)
  do l=1,q
    erreurL1(j,1)=erreurL1(1)
  enddo
  do l=1,q
    j=15
    call gummy3(depart,u,v)
    call CP01(u,v,tau(j,1),A)
  do ind=1,d-1
    Al(ind,1)=A(ind)
  enddo
  do ind=1,d-1
    A(ind)=0.00
  enddo
  call errIG3(Al,erreurL1)
  do l=1,q
    erreurL1(j,1)=erreurL1(1)
  enddo
  do l=1,q
    j=16
    call gummy4(depart,u,v)
    call rho10010(u,v,tau(j,1),A)
  do ind=1,d-1
    Al(ind,1)=A(ind)
  enddo
  call errIG1(Al,erreurL1)
  do l=1,q
    erreurL1(j,1)=erreurL1(1)
  enddo
  do l=1,q
    j=17
    call gummy4(depart,u,v)
    call rho10020(u,v,tau(j,1),A)
  do ind=1,d-1
    Al(ind,1)=A(ind)
  enddo
  call errIG1(Al,erreurL1)
  do l=1,q
    erreurL1(j,1)=erreurL1(1)
  enddo
  do l=1,q
    j=18
    call gummy4(depart,u,v)
    call rho10010(u,v,tau(j,1),A)
  do ind=1,d-1
    Al(ind,1)=A(ind)
  enddo
  call errIG1(Al,erreurL1)
  do l=1,q
    erreurL1(j,1)=erreurL1(1)
  enddo
  do l=1,q
    j=19
    call gummy4(depart,u,v)
    call rho10020(u,v,tau(j,1),A)
  do ind=1,d-1
    Al(ind,1)=A(ind)
  enddo
  call errIG1(Al,erreurL1)
  do l=1,q
    erreurL1(j,1)=erreurL1(1)
  enddo
  do l=1,q
    j=20
    call gummy4(depart,u,v)
    call CP02(u,v,tau(j,2),A)
  do ind=1,d-1
    Al(ind,1)=A(ind)
  enddo
  call errIG1(Al,erreurL1)
  do l=1,q
    erreurL1(j,1)=erreurL1(1)
  enddo
  do l=1,q
    j=21
    call gummy5(depart,u,v)
    call rho10010(u,v,tau(j,1),A)
  do ind=1,d-1
    Al(ind,1)=A(ind)
  enddo
  call errIG2(Al,erreurL1)
  do l=1,q
    erreurL1(j,1)=erreurL1(1)
  enddo
  do l=1,q
    j=22
    call gummy5(depart,u,v)
    call rho10020(u,v,tau(j,1),A)
  do ind=1,d-1
    Al(ind,1)=A(ind)
  enddo
  call errIG2(Al,erreurL1)
  do l=1,q
    erreurL1(j,1)=erreurL1(1)
  enddo
  do l=1,q
    j=23
    call gummy5(depart,u,v)
    call rho10010(u,v,tau(j,1),A)
  do ind=1,d-1
    Al(ind,1)=A(ind)
  enddo
  call errIG2(Al,erreurL1)
  do l=1,q
    erreurL1(j,1)=erreurL1(1)
  enddo
  do l=1,q
    j=24
    call gummy5(depart,u,v)
    call rho10020(u,v,tau(j,1),A)
  do ind=1,d-1

```



```

parameter (n=50, d=100, m=500, k=1, kasy=1)
integer i
real*8 depart,
*   unil,unil2,unil3,unil4,unil5,suzqumb1,suzqumb2,r,
*   pt,drand,rand,
*   AfoncGB,AfoncGBasy
real*8 u(n),v(n)
common /var1/ r
common /var2/ al,be
common /subdi/pt
external drand,rand
external lgvralsasy,lgvrals
external phi,DOIAMP
external AfoncGB,AfoncGBasy
r=4.D0
do 211 i=1,n
unil=0.D0
unil2=0.D0
unil3=0.D0
unil4=0.D0
unil5=0.D0
112 if ((unil1.LE.0.D0).OR.(unil2.LE.0.D0).
*   OR.(unil3.LE.0.D0).OR.(unil4.LE.0.D0).
*   OR.(unil5.LE.0.D0).OR.(unil1.GE.1.D0).
*   OR.(unil2.GE.1.D0).
*   OR.(unil3.GE.1.D0).OR.(unil4.GE.1.D0).
*   OR.(unil5.GE.1.D0).EQ.1) then
unil=drand(0)
unil2=drand(0)
unil3=drand(0)
unil4=drand(0)
unil5=drand(0)
goto 112
endif
suzqumb1=unil5**(1/r)/(unil5**(1/r)+(1-unil5)**(1/r))
if(unil4.LE.1/r) then
suzqumb2=unil1*unil2
else
suzqumb2=unil3
endif
u(i)=suzqumb2**(suzqumb1/AfoncGB(suzqumb1))
v(i)=suzqumb2**(1-suzqumb1/AfoncGB(suzqumb1))
211 continue
end
*****
PROCEDURE GENERANT 100 COUPLES (u,v) DE COUPLE DE GUMBEL DE TYPE B AVEC r=4/3
*****
subroutine gumbelb(depart,u,v)
integer n,d,m,k,kasy
parameter (n=100,d=100,m=500,k=1,kasy=1)
integer i
real*8 depart,
*   unil,unil2,unil3,unil4,unil5,suzqumb1,suzqumb2,r,
*   pt,drand,rand,
*   AfoncGB,AfoncGBasy
real*8 u(n),v(n)
common /var1/ r
common /var2/ al,be
common /subdi/pt
external drand,rand
external lgvralsasy,lgvrals
external phi,DOIAMP
external AfoncGB,AfoncGBasy
r=1.3333333333333333
do 211 i=1,n
unil=0.D0
unil2=0.D0
unil3=0.D0
unil4=0.D0
unil5=0.D0
112 if ((unil1.LE.0.D0).OR.(unil2.LE.0.D0).
*   OR.(unil3.LE.0.D0).OR.(unil4.LE.0.D0).
*   OR.(unil5.LE.0.D0).OR.(unil1.GE.1.D0).
*   OR.(unil2.GE.1.D0).
*   OR.(unil3.GE.1.D0).OR.(unil4.GE.1.D0).
*   OR.(unil5.GE.1.D0).EQ.1) then
unil=drand(0)
unil2=drand(0)
unil3=drand(0)
unil4=drand(0)
unil5=drand(0)
goto 112
endif
suzqumb1=unil5**(1/r)/(unil5**(1/r)+(1-unil5)**(1/r))
if(unil4.LE.1/r) then
suzqumb2=unil1*unil2
else
suzqumb2=unil3
endif
u(i)=suzqumb2**(suzqumb1/AfoncGB(suzqumb1))
v(i)=suzqumb2**(1-suzqumb1/AfoncGB(suzqumb1))
211 continue
end
*****
PROCEDURE GENERANT 100 COUPLES (u,v) DE COUPLE DE GUMBEL DE TYPE B AVEC r=2
*****
subroutine gumbelb2(depart,u,v)
integer n,d,m,k,kasy
parameter (n=100,d=100,m=500,k=1,kasy=1)
integer i
real*8 depart,
*   unil,unil2,unil3,unil4,unil5,suzqumb1,suzqumb2,r,
*   pt,drand,rand,
*   AfoncGB,AfoncGBasy
real*8 u(n),v(n)
common /var1/ r
common /var2/ al,be
common /subdi/pt
external drand,rand
external lgvralsasy,lgvrals
external phi,DOIAMP
external AfoncGB,AfoncGBasy
r=2.D0
do 211 i=1,n
unil=0.D0
unil2=0.D0
unil3=0.D0
unil4=0.D0
unil5=0.D0
112 if ((unil1.LE.0.D0).OR.(unil2.LE.0.D0).
*   OR.(unil3.LE.0.D0).OR.(unil4.LE.0.D0).
*   OR.(unil5.LE.0.D0).OR.(unil1.GE.1.D0).
*   OR.(unil2.GE.1.D0).
*   OR.(unil3.GE.1.D0).OR.(unil4.GE.1.D0).
*   OR.(unil5.GE.1.D0).EQ.1) then
unil=drand(0)
unil2=drand(0)
unil3=drand(0)
unil4=drand(0)
unil5=drand(0)
goto 112
endif
suzqumb1=unil5**(1/r)/(unil5**(1/r)+(1-unil5)**(1/r))
if(unil4.LE.1/r) then
suzqumb2=unil1*unil2
else
suzqumb2=unil3
endif
u(i)=suzqumb2**(suzqumb1/AfoncGB(suzqumb1))
v(i)=suzqumb2**(1-suzqumb1/AfoncGB(suzqumb1))
211 continue
end
*****
PROCEDURE GENERANT 100 COUPLES (u,v) DE COUPLE ASYMETRIQUE DE TAMB AVEC
*****
subroutine gumbelc(depart,u,v)
integer n,d,m,k,kasy
parameter (n=50,d=100,m=500,k=1,kasy=1)
integer i
real*8 depart,
*   unil,unil2,unil3,unil4,unil5,suzqumb1,suzqumb2,r,
*   pt,drand,rand,
*   AfoncGB,AfoncGBasy,al,be
real*8 u(n),v(n)
common /var1/ r
common /var2/ al,be
common /subdi/pt
external drand,rand
external lgvralsasy,lgvrals
external phi,DOIAMP
external AfoncGB,AfoncGBasy
r=1.4220
al=0.78d0
be=0.97d0
do 211 i=1,n
unil=0.D0
unil2=0.D0
unil3=0.D0
unil4=0.D0
unil5=0.D0
113 if ((unil1.LE.0.D0).OR.(unil2.LE.0.D0).
*   OR.(unil3.LE.0.D0).OR.(unil4.LE.0.D0).
*   OR.(unil5.LE.0.D0).OR.(unil1.GE.1.D0).
*   OR.(unil2.GE.1.D0).
*   OR.(unil3.GE.1.D0).OR.(unil4.GE.1.D0).
*   OR.(unil5.GE.1.D0).EQ.1) then
unil=drand(0)
unil2=drand(0)
unil3=drand(0)
unil4=drand(0)
unil5=drand(0)
goto 113
endif
suzqumb1=exp(log(unil5)/r)/
*   (exp(log(unil5)/r) + exp(log(1-unil5)/r))
if(unil4.LE.1/r) then
suzqumb2=unil1*unil2
else
suzqumb2=unil3
endif
u(i)=suzqumb2*exp(suzqumb1*log(suzqumb2)/AfoncGB(suzqumb1))
v(i)=suzqumb2*exp((1-suzqumb1)*log(suzqumb1)/AfoncGB(suzqumb1))
v(i)indap=0.D0
v(i)indap=0.D0
114 if (u(i)indap.LE.0.D0.OR.v(i)indap.LE.0.D0)
*   OR.u(i)indap.GE.1.D0.OR.v(i)indap.GE.1.D0) then
u(i)indap=drand(0)
v(i)indap=drand(0)
goto 114
endif
u(i)=max(u(i)indap**(1/(1-al)),u(i))
v(i)=max(v(i)indap**(1/(1-be)),v(i))
211 continue
end
*****
PROCEDURE GENERANT 50 COUPLES (u,v) DE COUPLE ASYMETRIQUE DE TAMB AVEC
*****
subroutine gumbelc2(depart,u,v)
integer n,d,m,k,kasy
parameter (n=50,d=100,m=500,k=1,kasy=1)
integer i
real*8 depart,
*   unil,unil2,unil3,unil4,unil5,suzqumb1,suzqumb2,r,
*   pt,drand,rand,
*   AfoncGB,AfoncGBasy,al,be
real*8 u(n),v(n)
common /var1/ r
common /var2/ al,be
common /subdi/pt
external drand,rand
external lgvralsasy,lgvrals
external phi,DOIAMP
external AfoncGB,AfoncGBasy
r=2.5820
al=0.78d0
be=0.97d0
do 211 i=1,n
unil=0.D0
unil2=0.D0
unil3=0.D0
unil4=0.D0
unil5=0.D0
113 if ((unil1.LE.0.D0).OR.(unil2.LE.0.D0).
*   OR.(unil3.LE.0.D0).OR.(unil4.LE.0.D0).
*   OR.(unil5.LE.0.D0).OR.(unil1.GE.1.D0).
*   OR.(unil2.GE.1.D0).
*   OR.(unil3.GE.1.D0).OR.(unil4.GE.1.D0).
*   OR.(unil5.GE.1.D0).EQ.1) then
unil=drand(0)
unil2=drand(0)
unil3=drand(0)
unil4=drand(0)
unil5=drand(0)
goto 113
endif
suzqumb1=exp(log(unil5)/r)/
*   (exp(log(unil5)/r) + exp(log(1-unil5)/r))
if(unil4.LE.1/r) then
suzqumb2=unil1*unil2
else
suzqumb2=unil3
endif
u(i)=suzqumb2*exp(suzqumb1*log(suzqumb2)/AfoncGB(suzqumb1))
v(i)=suzqumb2*exp((1-suzqumb1)*log(suzqumb1)/AfoncGB(suzqumb1))
v(i)indap=0.D0
v(i)indap=0.D0
114 if (u(i)indap.LE.0.D0.OR.v(i)indap.LE.0.D0)
*   OR.u(i)indap.GE.1.D0.OR.v(i)indap.GE.1.D0) then
u(i)indap=drand(0)
v(i)indap=drand(0)
goto 114
endif
u(i)=max(u(i)indap**(1/(1-al)),u(i))
v(i)=max(v(i)indap**(1/(1-be)),v(i))
211 continue
end
*****
PROCEDURE GENERANT 100 COUPLES (u,v) DE COUPLE DE GUMBEL DE TYPE B AVEC r=4
*****
subroutine gumbelb3(depart,u,v)
integer n,d,m,k,kasy
parameter (n=100,d=100,m=500,k=1,kasy=1)
integer i
real*8 depart,
*   unil,unil2,unil3,unil4,unil5,suzqumb1,suzqumb2,r,
*   pt,drand,rand,
*   AfoncGB,AfoncGBasy
real*8 u(n),v(n)
common /var1/ r
common /var2/ al,be
common /subdi/pt
external drand,rand
external lgvralsasy,lgvrals
external phi,DOIAMP
external AfoncGB,AfoncGBasy
r=4.D0
do 211 i=1,n
unil=0.D0
unil2=0.D0
unil3=0.D0
unil4=0.D0
unil5=0.D0
112 if ((unil1.LE.0.D0).OR.(unil2.LE.0.D0).
*   OR.(unil3.LE.0.D0).OR.(unil4.LE.0.D0).
*   OR.(unil5.LE.0.D0).OR.(unil1.GE.1.D0).
*   OR.(unil2.GE.1.D0).
*   OR.(unil3.GE.1.D0).OR.(unil4.GE.1.D0).
*   OR.(unil5.GE.1.D0).EQ.1) then
unil=drand(0)
unil2=drand(0)
unil3=drand(0)
unil4=drand(0)
unil5=drand(0)
goto 112
endif
suzqumb1=unil5**(1/r)/(unil5**(1/r)+(1-unil5)**(1/r))
if(unil4.LE.1/r) then
suzqumb2=unil1*unil2
else
suzqumb2=unil3
endif
u(i)=suzqumb2**(suzqumb1/AfoncGB(suzqumb1))
v(i)=suzqumb2**(1-suzqumb1/AfoncGB(suzqumb1))
211 continue
end
*****

```

```

      else
        auxqumb2=un13
      endif
      vqumbel=exp(auxqumb1*log(auxqumb2)/afoncGB(auxqumb1))
      vqumbel=exp((1-auxqumb1)*log(auxqumb2)/afoncGB(auxqumb1))
      vindap=0.00
      vindap=0.00
114 * IF (vindap.LE.0.00.OR.vindap.LE.0.00)
      OR.vindap.GE.1.00.OR.vindap.GE.1.00) THEN
      vindap=drand(0)
      vindap=drand(0)
      goto 114
      endif
      u(1)=max(vindap**(1/(1-a1)),vqumbel**(1/a1))
      v(1)=max(vindap**(1/(1-b1)),vqumbel**(1/b1))
111 * continue
      end
-----
PROCEDURE GENERANT 50 COUPLES (u,v) DE COUPLE ASYMETRIQUE DE TAMB AVEC
alpha=0.78, beta=0.97 et r=50
-----
      subroutine gumbasym50(depart,u,v)
      integer n, d, m, k, kasya
      parameter (n=50, d=100, m=500, k=1, kasya=1)
      integer i
      real*8 depart
      * un1,un2,un3,un4,un5,auxqumb1,auxqumb2,r,
      * pt,drand,rand,vqumbel,vqumbel,vindap,vindap,
      * afoncGB,afoncGBasya,al,be
      real*8 u(n),v(n)
      common /var1/ r
      common /subd1/pt
      external drand,rand
      external lgvraisasya,lgvrais
      external phi,DOIAMP
      external afoncGB,afoncGBasya
      r=50.00
      al=0.78d0
      be=0.97d0
      do 111 i=1,n
      un1=0.00
      un2=0.00
      un3=0.00
      un4=0.00
      un5=0.00
113 * IF (un1.LE.0.00).OR.(un2.LE.0.00)
      * OR.(un3.LE.0.00).OR.(un4.LE.0.00)
      * OR.(un5.LE.0.00).OR.(un1.GE.1.00)
      * OR.(un2.GE.1.00)
      * OR.(un3.GE.1.00).OR.(un4.GE.1.00)
      * OR.(un5.GE.1.00) THEN
      un1=drand(0)
      un2=drand(0)
      un3=drand(0)
      un4=drand(0)
      un5=drand(0)
      goto 113
      endif
      auxqumb1=exp(log(un15)/r)/
      * (exp(log(un13)/r) + exp(log(1-un13)/r))
      IF (un14.LE.1/r) THEN
      auxqumb2=un11*un2
      else
      auxqumb2=un13
      endif
      vqumbel=exp(auxqumb1*log(auxqumb2)/afoncGB(auxqumb1))
      vqumbel=exp((1-auxqumb1)*log(auxqumb2)/afoncGB(auxqumb1))
      vindap=0.00
      vindap=0.00
114 * IF (vindap.LE.0.00.OR.vindap.LE.0.00)
      OR.vindap.GE.1.00.OR.vindap.GE.1.00) THEN
      vindap=drand(0)
      vindap=drand(0)
      goto 114
      endif
      u(1)=max(vindap**(1/(1-a1)),vqumbel**(1/a1))
      v(1)=max(vindap**(1/(1-b1)),vqumbel**(1/b1))
111 * continue
      end
-----
PROCEDURE GENERANT 100 COUPLES (u,v) DE COUPLE ASYMETRIQUE DE TAMB AVEC
alpha=0.78, beta=0.97 et r=1.42
-----
      subroutine gumbasym100(depart,u,v)
      integer n, d, m, k, kasya
      parameter (n=100, d=100, m=500, k=1, kasya=1)
      integer i
      real*8 depart
      * un1,un2,un3,un4,un5,auxqumb1,auxqumb2,r,
      * pt,drand,rand,vqumbel,vqumbel,vindap,vindap,
      * afoncGB,afoncGBasya,al,be
      real*8 u(n),v(n)
      common /var1/ r
      common /var2/ al,be
      common /subd1/pt
      external drand,rand
      external lgvraisasya,lgvrais
      external phi,DOIAMP
      external afoncGB,afoncGBasya
      r=1.42d0
      al=0.78d0
      be=0.97d0
      do 111 i=1,n
      un1=0.00
      un2=0.00
      un3=0.00
      un4=0.00
      un5=0.00
113 * IF (un1.LE.0.00).OR.(un2.LE.0.00)
      * OR.(un3.LE.0.00).OR.(un4.LE.0.00)
      * OR.(un5.LE.0.00).OR.(un1.GE.1.00)
      * OR.(un2.GE.1.00)
      * OR.(un3.GE.1.00).OR.(un4.GE.1.00)
      * OR.(un5.GE.1.00) THEN
      un1=drand(0)
      un2=drand(0)
      un3=drand(0)
      un4=drand(0)
      un5=drand(0)
      goto 113
      endif
      auxqumb1=exp(log(un15)/r)/
      * (exp(log(un13)/r) + exp(log(1-un13)/r))
      IF (un14.LE.1/r) THEN
      auxqumb2=un11*un2
      else
      auxqumb2=un13
      endif
      vqumbel=exp(auxqumb1*log(auxqumb2)/afoncGB(auxqumb1))
      vqumbel=exp((1-auxqumb1)*log(auxqumb2)/afoncGB(auxqumb1))
      vindap=0.00
      vindap=0.00
114 * IF (vindap.LE.0.00.OR.vindap.LE.0.00)
      OR.vindap.GE.1.00.OR.vindap.GE.1.00) THEN
      vindap=drand(0)
      vindap=drand(0)
      goto 114
      endif
      u(1)=max(vindap**(1/(1-a1)),vqumbel**(1/a1))
      v(1)=max(vindap**(1/(1-b1)),vqumbel**(1/b1))
111 * continue
      end
-----
PROCEDURE GENERANT 160 COUPLES (u,v) DE COUPLE ASYMETRIQUE DE TAMB AVEC
alpha=0.78, beta=0.97 et r=2.58
-----
      subroutine gumbasym160(depart,u,v)
      integer n, d, m, k, kasya
      parameter (n=160, d=100, m=500, k=1, kasya=1)

```

```

integer i
real*8 depart
* un1,un2,un3,un4,un5,auxqumb1,auxqumb2,r,
* pt,drand,rand,vqumbel,vqumbel,vindap,vindap,
* afoncGB,afoncGBasya,al,be
real*8 u(n),v(n)
common /var1/ r
common /var2/ al,be
common /subd1/pt
external drand,rand
external lgvraisasya,lgvrais
external phi,DOIAMP
external afoncGB,afoncGBasya
r=2.58d0
al=0.78d0
be=0.97d0
do 111 i=1,n
un1=0.00
un2=0.00
un3=0.00
un4=0.00
un5=0.00
113 * IF (un1.LE.0.00).OR.(un2.LE.0.00)
* OR.(un3.LE.0.00).OR.(un4.LE.0.00)
* OR.(un5.LE.0.00).OR.(un1.GE.1.00)
* OR.(un2.GE.1.00)
* OR.(un3.GE.1.00).OR.(un4.GE.1.00)
* OR.(un5.GE.1.00) THEN
un1=drand(0)
un2=drand(0)
un3=drand(0)
un4=drand(0)
un5=drand(0)
goto 113
endif
auxqumb1=exp(log(un15)/r)/
* (exp(log(un13)/r) + exp(log(1-un13)/r))
IF (un14.LE.1/r) THEN
auxqumb2=un11*un2
else
auxqumb2=un13
endif
vqumbel=exp(auxqumb1*log(auxqumb2)/afoncGB(auxqumb1))
vqumbel=exp((1-auxqumb1)*log(auxqumb2)/afoncGB(auxqumb1))
vindap=0.00
vindap=0.00
114 * IF (vindap.LE.0.00.OR.vindap.LE.0.00)
OR.vindap.GE.1.00.OR.vindap.GE.1.00) THEN
vindap=drand(0)
vindap=drand(0)
goto 114
endif
u(1)=max(vindap**(1/(1-a1)),vqumbel**(1/a1))
v(1)=max(vindap**(1/(1-b1)),vqumbel**(1/b1))
111 * continue
end
-----
PROCEDURE RETOURNANT LA VALEUR DE LA FONCTION DE DEPENDANCE D'UNE COUPLE DE TYPE
GUMBEL 8, DE PARAMETRE r=1
-----
      real*8 function afoncGB8(r)
      real*8 r,r
      common /var1/ r
      afoncGB8=((1-r)**r + r**r)**(1/r)
      end
-----
PROCEDURE RETOURNANT LA VALEUR DE LA FONCTION DE DEPENDANCE D'UNE COUPLE DE TYPE
ASYMETRIQUE DE TAMB, DE PARAMETRES r=1, et 0 <= a, b <= 1
-----
      real*8 function afoncGBasyt(r)
      real*8 r,r,al,be
      common /var1/ r
      common /var2/ al,be
      afoncGBasyt=1-be*(be-al)**r + (be*(1-r))**r + (al**r)**r**((1/r))
      end
-----
PROCEDURE CALCULANT L'ESTIMATEUR DE JOE ET AL. AVEC UN ECHIL DE 5/50 POUR UN
ECHANTILLON DE TAILLE 50
-----
      subroutine joe55(svec,yvec,tout7,Asatrn)
      include 'comman50'
      integer npx(n),qyx(n),antirp(n),entirp(n),
      * ind,nsatrn,i,j
      real*8 svec(n),yvec(n),srd(n),yord(n),pas,tord(n)
      real*8 Asatrn(d),cid,d,etin

```

```

real*8 sum
real*8 tau7,taus,integ(d)
real*8 Q,xi(n),z1(n)
do 199 ind=1,d
  t(ind)=dble(ind)/dble(d)
  continue
199 pas=c(2)-t(1)
  nstar=10.00
  call indscr(n,yvec,antirpx)
  call indscr(n,yvec,antiry)
  do 301 i=1,n
    xord(i)=yvec(antirpx(i))
    yord(i)=yvec(antiry(i))
  continue
101 call rank(n,antirpx,rpx)
  call rank(n,antiry,ryy)
  do 302 i=1,n
    z1(i)=1.00/log(dble(n)/(dble(rpx(i))-0.500))
    z2(i)=1.00/log(dble(n)/(dble(ryy(i))-0.500))
  continue
do 305 ind=1,d-1
  B=(1-t(ind))/t(ind)
  do 306 i=1,n
    Q=B*z2(i)
    if (z1(i).GT.Q) then
      e(i)=z1(i)/n
    else
      e(i)=Q/n
    endif
  enddo
  call indscr(n,e,antirgt)
  do 303 i=1,n
    tord(i)=e(antirgt(i))
  continue
  sum=0.00
  j=10.00
  do 304 i=1,45
    sum=tord(i)*sum
    j=j-1.00
  enddo
104 Astar(ind)=t(ind)*sum/15.00
  enddo
  call tau7,taus,integ(d)
  call tau7,taus,integ(d)
  end
*****
PROCEDURE CALCULANT L'ESTIMATEUR DE JOE ET AL. AVEC UN SEUIL DE 10/50 POUR UN
ECHANTILLON DE TAILLE 50
*****
subroutine joe50(d)(xvec,yvec,taus7,Astar)
  include 'commun50'
  integer rpx(n),ryy(n),antirpx(n),antiry(n),antirgt(n),
  ind,nstar,i,j
  real*8 yvec(n),yvec(n),xord(n),yord(n),pas,tord(n)
  real*8 Astar(d),t(d),B,e(n)
  real*8 sum

  real*8 tau7,taus,integ(d)
  real*8 Q,xi(n),z1(n)
  do 199 ind=1,d
    t(ind)=dble(ind)/dble(d)
  continue
199 pas=c(2)-t(1)
  nstar=10.00
  call indscr(n,yvec,antirpx)
  call indscr(n,yvec,antiry)
  do 301 i=1,n
    xord(i)=yvec(antirpx(i))
    yord(i)=yvec(antiry(i))
  continue
101 call rank(n,antirpx,rpx)
  call rank(n,antiry,ryy)
  do 302 i=1,n
    z1(i)=1.00/log(dble(n)/(dble(rpx(i))-0.500))
    z2(i)=1.00/log(dble(n)/(dble(ryy(i))-0.500))
  continue
do 305 ind=1,d-1
  B=(1-t(ind))/t(ind)
  do 306 i=1,n
    Q=B*z2(i)
    if (z1(i).GT.Q) then
      e(i)=z1(i)/n
    else
      e(i)=Q/n
    endif
  enddo
  call indscr(n,e,antirgt)
  do 303 i=1,n
    tord(i)=e(antirgt(i))
  continue
  sum=0.00
  j=10.00
  do 304 i=1,45
    sum=tord(i)*sum
    j=j-1.00
  enddo
104 Astar(ind)=t(ind)*sum/5.00
  enddo
  call tau7,taus,integ(d)
  call tau7,taus,integ(d)
  end
*****
PROCEDURE CALCULANT L'ESTIMATEUR DE JOE ET AL. AVEC UN SEUIL DE 10/100 POUR UN
ECHANTILLON DE TAILLE 100
*****
subroutine joe100(d)(xvec,yvec,taus7,Astar)
  include 'commun50'
  integer rpx(n),ryy(n),antirpx(n),antiry(n),antirgt(n),
  ind,nstar,i,j
  real*8 yvec(n),yvec(n),xord(n),yord(n),pas,tord(n)
  real*8 Astar(d),t(d),B,e(n)
  real*8 sum

  real*8 tau7,taus,integ(d)
  real*8 Q,xi(n),z1(n)
  do 199 ind=1,d
    t(ind)=dble(ind)/dble(d)
  continue
199 pas=c(2)-t(1)
  nstar=20.00
  call indscr(n,yvec,antirpx)
  call indscr(n,yvec,antiry)
  do 301 i=1,n
    xord(i)=yvec(antirpx(i))
    yord(i)=yvec(antiry(i))
  continue
101 call rank(n,antirpx,rpx)
  call rank(n,antiry,ryy)
  do 302 i=1,n
    z1(i)=1.00/log(dble(n)/(dble(rpx(i))-0.500))
    z2(i)=1.00/log(dble(n)/(dble(ryy(i))-0.500))
  continue
do 305 ind=1,d-1
  B=(1-t(ind))/t(ind)
  do 306 i=1,n
    Q=B*z2(i)
    if (z1(i).GT.Q) then
      e(i)=z1(i)/n
    else
      e(i)=Q/n
    endif
  enddo
  call indscr(n,e,antirgt)
  do 303 i=1,n
    tord(i)=e(antirgt(i))
  continue
  sum=0.00
  j=10.00
  do 304 i=1,95
    sum=tord(i)*sum
  enddo
104 Astar(ind)=t(ind)*sum/5.00
  enddo
  call tau7,taus,integ(d)
  call tau7,taus,integ(d)
  end
*****
PROCEDURE CALCULANT L'ESTIMATEUR DE KHOURAJI AVEC UN SEUIL DE 10/50 POUR UN
ECHANTILLON DE TAILLE 50
*****
subroutine khs50(d)(xvec,yvec,taus1,Astar)
  include 'commun50'
  integer rpx(n),ryy(n),antirpx(n),antiry(n),
  istar(n),k,ind,nstar,i
  real*8 yvec(n),yvec(n),xord(n),yord(n),pas,
  ystar(n),ystar(n),rvec(n),rvec(n),rstar21
  real*8 Astar(d),aux11,aux12,Astar(d),t(d)

  real*8 tau1,taus,integ(d)
  do 199 ind=1,d
    t(ind)=dble(ind)/dble(d)
  continue
199 pas=c(2)-t(1)
  rstar21=5.00
  nstar=0.00
  call indscr(n,yvec,antirpx)
  call indscr(n,yvec,antiry)
  do 301 i=1,n
    xord(i)=yvec(antirpx(i))
    yord(i)=yvec(antiry(i))
  continue
  call rank(n,antirpx,rpx)
  call rank(n,antiry,ryy)
  do 302 i=1,n
    rvec(i)=0.00
  enddo
  do 302 i=1,n
    xstar(i)=1.00/log(dble(n)/(dble(rpx(i))-0.500))
    ystar(i)=1.00/log(dble(n)/(dble(ryy(i))-0.500))
    rvec(i)=xstar(i)+ystar(i)
    if (rvec(i).GT.rstar21) then
      nstar=nstar+1
      istar(nstar)=i
    endif
  continue
  do 303 k=1,nstar
    yvec(k)=rvec(istar(k))/rvec(istar(k))
  continue
  do 304 ind=1,d-1
    Astar=0.00
    do 305 i=1,nstar
      aux11=yvec(k)*t(ind)
      aux12=(1.00-yvec(k))*t(ind)-t(ind)
      if (aux11.GE.aux12) then
        Astar=Astar+aux11
      else
        Astar=Astar+aux12
      endif
    continue
  enddo
  Astar(ind)=2.00*Astar/dble(nstar)
  continue
  call tau1,taus,integ(d)
  end
*****
PROCEDURE CALCULANT L'ESTIMATEUR DE KHOURAJI AVEC UN SEUIL DE 10/50 POUR UN
ECHANTILLON DE TAILLE 50
*****
subroutine khs50(d)(xvec,yvec,taus1,Astar)
  include 'commun50'
  integer rpx(n),ryy(n),antirpx(n),antiry(n),
  istar(n),k,ind,nstar,i
  real*8 yvec(n),yvec(n),xord(n),yord(n),pas,
  ystar(n),ystar(n),rvec(n),rvec(n),rstar21
  real*8 Astar,d),aux11,aux12,Astar(d),t(d)

  real*8 tau1,taus,integ(d)
  do 199 ind=1,d
    t(ind)=dble(ind)/dble(d)
  continue
199 pas=c(2)-t(1)
  rstar21=10.00
  nstar=0.00
  call indscr(n,yvec,antirpx)
  call indscr(n,yvec,antiry)
  do 301 i=1,n
    xord(i)=yvec(antirpx(i))
    yord(i)=yvec(antiry(i))
  continue
  call rank(n,antirpx,rpx)
  call rank(n,antiry,ryy)
  do 302 i=1,n
    rvec(i)=0.00
  enddo
  do 302 i=1,n
    xstar(i)=1.00/log(dble(n)/(dble(rpx(i))-0.500))
    ystar(i)=1.00/log(dble(n)/(dble(ryy(i))-0.500))
  continue
  do 303 ind=1,d-1
    Astar=0.00
  continue
  do 303 k=1,nstar
    yvec(k)=rvec(istar(k))/rvec(istar(k))
  continue
  do 304 ind=1,d-1
    Astar=0.00
    do 305 i=1,nstar
      aux11=yvec(k)*t(ind)
      aux12=(1.00-yvec(k))*t(ind)-t(ind)
      if (aux11.GE.aux12) then
        Astar=Astar+aux11
      else
        Astar=Astar+aux12
      endif
    continue
  enddo
  Astar(ind)=2.00*Astar/dble(nstar)
  continue
  call tau1,taus,integ(d)
  end
*****
PROCEDURE CALCULANT L'ESTIMATEUR DE KHOURAJI AVEC UN SEUIL DE 10/50 POUR UN
ECHANTILLON DE TAILLE 50
*****
subroutine khs50(d)(xvec,yvec,taus1,Astar)
  include 'commun50'
  integer rpx(n),ryy(n),antirpx(n),antiry(n),
  istar(n),k,ind,nstar,i
  real*8 yvec(n),yvec(n),xord(n),yord(n),pas,
  ystar(n),ystar(n),rvec(n),rvec(n),rstar21
  real*8 Astar,d),aux11,aux12,Astar(d),t(d)

  real*8 tau1,taus,integ(d)
  do 199 ind=1,d
    t(ind)=dble(ind)/dble(d)
  continue
199 pas=c(2)-t(1)
  rstar21=10.00
  nstar=0.00
  call indscr(n,yvec,antirpx)
  call indscr(n,yvec,antiry)
  do 301 i=1,n
    xord(i)=yvec(antirpx(i))
    yord(i)=yvec(antiry(i))
  continue
  call rank(n,antirpx,rpx)
  call rank(n,antiry,ryy)
  do 302 i=1,n
    rvec(i)=0.00
  enddo
  do 302 i=1,n
    xstar(i)=1.00/log(dble(n)/(dble(rpx(i))-0.500))
    ystar(i)=1.00/log(dble(n)/(dble(ryy(i))-0.500))
  continue
  do 303 ind=1,d-1
    Astar=0.00
  continue
  do 303 k=1,nstar
    yvec(k)=rvec(istar(k))/rvec(istar(k))
  continue
  do 304 ind=1,d-1
    Astar=0.00
    do 305 i=1,nstar
      aux11=yvec(k)*t(ind)
      aux12=(1.00-yvec(k))*t(ind)-t(ind)
      if (aux11.GE.aux12) then
        Astar=Astar+aux11
      else
        Astar=Astar+aux12
      endif
    continue
  enddo
  Astar(ind)=2.00*Astar/dble(nstar)
  continue
  call tau1,taus,integ(d)
  end
*****

```

```

      rstar(i)=1.d0/log(dble(n)/(dble(rpx(i))-0.5d0))
      ystar(i)=1.d0/log(dble(n)/(dble(ryy(i))-0.5d0))
      rvec(i)=rstar(i)+ystar(i)
      if (rvec(i).gt.rstar21) then
         nstar=nstar+1
         rstar(rstar)=i
         endif
102 continue
do 103 k=1,nstar
  wvec(k)=rstar(rstar(k))/rvec(rstar(k))
103 continue
do 104 ind=1,d-1
  Anaux=0.d0
  do 105 k=1,nstar
    aux11=wvec(k)*t(ind)
    aux12=(1.d0-wvec(k))*(1.d0-t(ind))
    if (aux11.ge.aux12) then
      Anaux=Anaux+aux11
    else
      Anaux=Anaux+aux12
    endif
105 continue
Astarn(ind)=2.d0*Anaux/dble(nstar)
104 continue
call tauK(t,pas,Astarn,tau1,taus,integ)
end
-----
PROCEDURE CALCULANT L'ESTIMATEUR DE KHOURBAJI AVEC UN SEUIL DE 10/100 POUR UN
ECHANTILLON DE TAILLE 100
-----
subroutine khol0010(rvec,yvec,tau1,Astarn)
include 'commun10'
integer rpx(n), ryy(n), antirpx(n), antiryy(n),
- istar(n),k,ind,nstar,i
real*8 rvec(n),yvec(n),sord(n),yord(n),pas,
- rstar(n),ystar(n),rvec21,rvec(n),wvec(n),rstar21
real*8 Anaux,aux11,aux12,Astarn(d),t(d)
real*8 tau1,taus,integ(d)
do 199 ind=1,d
  t(ind)=dble(ind)/dble(d)
199 continue
pas=c(2)-t(1)
rstar21=10.d0
nstar=0.d0
call indmax(n,rvec,antirpx)
call indmax(n,yvec,antiryy)
do 101 i=1,n
  sord(i)=rvec(antirpx(i))
  yord(i)=yvec(antiryy(i))
101 continue
call rank(n,antirpx,rpx)
call rank(n,antiryy,ryy)
do i=1,n
  rvec(i)=0.d0
enddo
do 102 i=1,n
  rstar(i)=1.d0/log(dble(n)/(dble(rpx(i))-0.5d0))
  ystar(i)=1.d0/log(dble(n)/(dble(ryy(i))-0.5d0))
  rvec(i)=rstar(i)+ystar(i)
  if (rvec(i).gt.rstar21) then
    nstar=nstar+1
    rstar(rstar)=i
    endif
102 continue
do 103 k=1,nstar
  wvec(k)=rstar(rstar(k))/rvec(rstar(k))
103 continue
do 104 ind=1,d-1
  Anaux=0.d0
  do 105 k=1,nstar
    aux11=wvec(k)*t(ind)
    aux12=(1.d0-wvec(k))*(1.d0-t(ind))
    if (aux11.ge.aux12) then
      Anaux=Anaux+aux11
    else
      Anaux=Anaux+aux12
    endif
105 continue
Astarn(ind)=2.d0*Anaux/dble(nstar)
104 continue
call tauK(t,pas,Astarn,tau1,taus,integ)
end
-----
PROCEDURE CALCULANT L'ESTIMATEUR DE KHOURBAJI AVEC UN SEUIL DE 20/100 POUR UN
ECHANTILLON DE TAILLE 100
-----
subroutine khol0020(rvec,yvec,tau1,Astarn)
include 'commun10'
integer rpx(n), ryy(n), antirpx(n), antiryy(n),
- istar(n),k,ind,nstar,i
real*8 rvec(n),yvec(n),sord(n),yord(n),pas,
- rstar(n),ystar(n),rvec21,rvec(n),wvec(n),rstar21
real*8 Anaux,aux11,aux12,Astarn(d),t(d)
real*8 tau1,taus,integ(d)
do 199 ind=1,d
  t(ind)=dble(ind)/dble(d)
199 continue
pas=c(2)-t(1)
rstar21=20.d0
nstar=0.d0
call indmax(n,rvec,antirpx)
call indmax(n,yvec,antiryy)
do 101 i=1,n
  sord(i)=rvec(antirpx(i))
  yord(i)=yvec(antiryy(i))
101 continue
call rank(n,antirpx,rpx)
call rank(n,antiryy,ryy)
do i=1,n
  rvec(i)=0.d0
enddo
do 102 i=1,n
  rstar(i)=1.d0/log(dble(n)/(dble(rpx(i))-0.5d0))
  ystar(i)=1.d0/log(dble(n)/(dble(ryy(i))-0.5d0))
  rvec(i)=rstar(i)+ystar(i)
  if (rvec(i).gt.rstar21) then
    nstar=nstar+1
    rstar(rstar)=i
    endif
102 continue
do 103 k=1,nstar
  wvec(k)=rstar(rstar(k))/rvec(rstar(k))
103 continue
do 104 ind=1,d-1
  Anaux=0.d0
  do 105 k=1,nstar
    aux11=wvec(k)*t(ind)
    aux12=(1.d0-wvec(k))*(1.d0-t(ind))
    if (aux11.ge.aux12) then
      Anaux=Anaux+aux11
    else
      Anaux=Anaux+aux12
    endif
105 continue
Astarn(ind)=2.d0*Anaux/dble(nstar)
104 continue
call tauK(t,pas,Astarn,tau1,taus,integ)
end
-----
PROCEDURE DE CALCUL DE L'ESTIMATEUR DE CAPERAA ET AL. POUR UN ECHANTILLON DE
TAILLE n=50
-----
subroutine CPU1(u,v,taus,nous1)
integer n, d
parameter (n=50, d=100)
integer i, ind, ind1, k2, antirpx(n)
real*8 sord, ssum, aux, pas, tau1, taus
real*8 w(d), auxAcfg(d), Acfg(d), integ(d), p1(d),
- rvec(n), v(n), w(n), sord(n)
do 199 ind=1,d
  x(ind)=dble(ind)/dble(d)
199 continue
pas=x(2)-x(1)
do 10 ind=1,d-1
  p1(ind)=1-x(ind)
10 continue
sord=0.d0
sord=0.d0
do 99 ind=1,d
  auxAcfg(ind)=1.d0
  Acfg(ind)=0.d0
99 continue
do 12 i=1,n
  x(i)=log(u(i))/(log(u(i))*v(i))
12 continue
call indmax(n,x,antirpx)
do 77 i=1,n
  sord(i)=x(antirpx(i))
77 continue
do ind=1,d
  logA0(ind)=0.d0
  logA1(ind)=0.d0
  Acfg(ind)=0.d0
enddo
ind=1
700 if (x(ind).le.x(antirpx(1))) then
  logA0(ind)=log(1-x(ind))
  do 37 i=1,n
    logA1(ind)=logA1(ind)+log(x(antirpx(i)))-
    log(1-x(antirpx(i)))
37 continue
  nous1(ind)=logA1(ind)/dble(n) + log(1-x(ind))
  nous2(ind)=exp(p1(ind)*logA0(ind) +
  (1-p1(ind))*logA1(ind) +
  nous2(ind)=exp(p2(ind)*logA0(ind) +
  (1-p2(ind))*logA1(ind)
  ind=ind+1
goto 700
endif
k2=1
sord=x(antirpx(n))
800 if (x(ind).le.sord) then
  801 if (x(ind).le.x(antirpx(k2+1))) then
    logA0(ind)=logA0(ind)+log(1-x(antirpx(i)))-
    log(x(antirpx(i)))
26 continue
  logA0(ind)=logA0(ind)/dble(n)
  + dble(k2)*log(x(ind))/dble(n)
  + (1-dble(k2)/dble(n))*log(1-x(ind))
  do 27 i=k2+1,n
    logA1(ind)=logA1(ind)+log(x(antirpx(i)))-
    log(1-x(antirpx(i)))
27 continue
  logA1(ind)=logA1(ind)/dble(n)
  + dble(k2)*log(x(ind))/dble(n)
  + (1-dble(k2)/dble(n))*log(1-x(ind))
  nous1(ind)=exp(p1(ind)*logA0(ind) +
  (1-p1(ind))*logA1(ind)
  nous2(ind)=exp(p2(ind)*logA0(ind) +
  (1-p2(ind))*logA1(ind)
  ind=ind+1
goto 801
endif
k2=k2+1
goto 800
endif
if (ind.le.d) then
  do 28 i=1,n
    logA0(ind)=logA0(ind)+log(1-x(antirpx(i)))-
    log(x(antirpx(i)))
28 continue
  logA0(ind)=logA0(ind)/dble(n) + log(x(ind))
  logA1(ind)=log(x(ind))
  nous1(ind)=exp(p1(ind)*logA0(ind) + (1-p1(ind))*logA1(ind)
  nous2(ind)=exp(p2(ind)*logA0(ind) + (1-p2(ind))*logA1(ind)
  ind=ind+1
goto 900
endif
call tauK(x,pas,nous1,taus,integ)
end
-----
PROCEDURE DE CALCUL DE L'ESTIMATEUR DE CAPERAA ET AL. POUR UN ECHANTILLON DE
TAILLE n=50
-----
subroutine CPU2(u,v,taus,nous1)
integer n, d
parameter (n=100, d=100)
integer i, ind, ind1, k2, antirpx(n)
real*8 sord, ssum, aux, pas, tau1, taus
real*8 w(d), auxAcfg(d), Acfg(d), integ(d), p1(d),
- rvec(n), v(n), w(n), sord(n)
do 199 ind=1,d
  x(ind)=dble(ind)/dble(d)
199 continue
pas=x(2)-x(1)
do 10 ind=1,d-1
  p1(ind)=1-x(ind)
10 continue
sord=0.d0
sord=0.d0
do 99 ind=1,d
  auxAcfg(ind)=1.d0
  Acfg(ind)=0.d0
99 continue
do 12 i=1,n
  x(i)=log(u(i))/(log(u(i))*v(i))
12 continue
call indmax(n,x,antirpx)
do 77 i=1,n
  sord(i)=x(antirpx(i))
77 continue
do ind=1,d
  logA0(ind)=0.d0
  logA1(ind)=0.d0
  Acfg(ind)=0.d0
enddo
ind=1
700 if (x(ind).le.x(antirpx(1))) then
  logA0(ind)=log(1-x(ind))
  do 37 i=1,n
    logA1(ind)=logA1(ind)+log(x(antirpx(i)))-
    log(1-x(antirpx(i)))
37 continue
  nous1(ind)=logA1(ind)/dble(n) + log(1-x(ind))
  nous2(ind)=exp(p1(ind)*logA0(ind) +
  (1-p1(ind))*logA1(ind)
  nous2(ind)=exp(p2(ind)*logA0(ind) +
  (1-p2(ind))*logA1(ind)
  ind=ind+1
goto 700
endif
k2=1
sord=x(antirpx(n))
800 if (x(ind).le.sord) then
  801 if (x(ind).le.x(antirpx(k2+1))) then
    logA0(ind)=logA0(ind)+log(1-x(antirpx(i)))-
    log(x(antirpx(i)))
26 continue
  logA0(ind)=logA0(ind)/dble(n)
  + dble(k2)*log(x(ind))/dble(n)
  + (1-dble(k2)/dble(n))*log(1-x(ind))
  do 27 i=k2+1,n
    logA1(ind)=logA1(ind)+log(x(antirpx(i)))-
    log(1-x(antirpx(i)))

```

```

      rstar(i)=1.d0/log(dble(n)/(dble(rpx(i))-0.5d0))
      ystar(i)=1.d0/log(dble(n)/(dble(ryy(i))-0.5d0))
      rvec(i)=rstar(i)+ystar(i)
      if (rvec(i).gt.rstar21) then
         nstar=nstar+1
         rstar(rstar)=i
         endif
102 continue
do 103 k=1,nstar
  wvec(k)=rstar(rstar(k))/rvec(rstar(k))
103 continue
do 104 ind=1,d-1
  Anaux=0.d0
  do 105 k=1,nstar
    aux11=wvec(k)*t(ind)
    aux12=(1.d0-wvec(k))*(1.d0-t(ind))
    if (aux11.ge.aux12) then
      Anaux=Anaux+aux11
    else
      Anaux=Anaux+aux12
    endif
105 continue
Astarn(ind)=2.d0*Anaux/dble(nstar)
104 continue
call tauK(t,pas,Astarn,tau1,taus,integ)
end
-----
PROCEDURE CALCULANT L'ESTIMATEUR DE KHOURBAJI AVEC UN SEUIL DE 10/100 POUR UN
ECHANTILLON DE TAILLE 100
-----
subroutine khol0010(rvec,yvec,tau1,Astarn)
include 'commun10'
integer rpx(n), ryy(n), antirpx(n), antiryy(n),
- istar(n),k,ind,nstar,i
real*8 rvec(n),yvec(n),sord(n),yord(n),pas,
- rstar(n),ystar(n),rvec21,rvec(n),wvec(n),rstar21
real*8 Anaux,aux11,aux12,Astarn(d),t(d)
real*8 tau1,taus,integ(d)
do 199 ind=1,d
  t(ind)=dble(ind)/dble(d)
199 continue
pas=c(2)-t(1)
rstar21=10.d0
nstar=0.d0
call indmax(n,rvec,antirpx)
call indmax(n,yvec,antiryy)
do 101 i=1,n
  sord(i)=rvec(antirpx(i))
  yord(i)=yvec(antiryy(i))
101 continue
call rank(n,antirpx,rpx)
call rank(n,antiryy,ryy)
do i=1,n
  rvec(i)=0.d0
enddo
do 102 i=1,n
  rstar(i)=1.d0/log(dble(n)/(dble(rpx(i))-0.5d0))
  ystar(i)=1.d0/log(dble(n)/(dble(ryy(i))-0.5d0))
  rvec(i)=rstar(i)+ystar(i)
  if (rvec(i).gt.rstar21) then
    nstar=nstar+1
    rstar(rstar)=i
    endif
102 continue
do 103 k=1,nstar
  wvec(k)=rstar(rstar(k))/rvec(rstar(k))
103 continue
do 104 ind=1,d-1
  Anaux=0.d0
  do 105 k=1,nstar
    aux11=wvec(k)*t(ind)
    aux12=(1.d0-wvec(k))*(1.d0-t(ind))
    if (aux11.ge.aux12) then
      Anaux=Anaux+aux11
    else
      Anaux=Anaux+aux12
    endif
105 continue
Astarn(ind)=2.d0*Anaux/dble(nstar)
104 continue
call tauK(t,pas,Astarn,tau1,taus,integ)
end
-----
PROCEDURE CALCULANT L'ESTIMATEUR DE KHOURBAJI AVEC UN SEUIL DE 20/100 POUR UN
ECHANTILLON DE TAILLE 100
-----
subroutine khol0020(rvec,yvec,tau1,Astarn)
include 'commun10'
integer rpx(n), ryy(n), antirpx(n), antiryy(n),
- istar(n),k,ind,nstar,i
real*8 rvec(n),yvec(n),sord(n),yord(n),pas,
- rstar(n),ystar(n),rvec21,rvec(n),wvec(n),rstar21
real*8 Anaux,aux11,aux12,Astarn(d),t(d)
real*8 tau1,taus,integ(d)
do 199 ind=1,d
  t(ind)=dble(ind)/dble(d)
199 continue
pas=c(2)-t(1)
rstar21=20.d0
nstar=0.d0
call indmax(n,rvec,antirpx)
call indmax(n,yvec,antiryy)
do 101 i=1,n
  sord(i)=rvec(antirpx(i))
  yord(i)=yvec(antiryy(i))
101 continue
call rank(n,antirpx,rpx)
call rank(n,antiryy,ryy)
do i=1,n
  rvec(i)=0.d0
enddo
do 102 i=1,n
  rstar(i)=1.d0/log(dble(n)/(dble(rpx(i))-0.5d0))
  ystar(i)=1.d0/log(dble(n)/(dble(ryy(i))-0.5d0))
  rvec(i)=rstar(i)+ystar(i)
  if (rvec(i).gt.rstar21) then
    nstar=nstar+1
    rstar(rstar)=i
    endif
102 continue
do 103 k=1,nstar
  wvec(k)=rstar(rstar(k))/rvec(rstar(k))
103 continue
do 104 ind=1,d-1
  Anaux=0.d0
  do 105 k=1,nstar
    aux11=wvec(k)*t(ind)
    aux12=(1.d0-wvec(k))*(1.d0-t(ind))
    if (aux11.ge.aux12) then
      Anaux=Anaux+aux11
    else
      Anaux=Anaux+aux12
    endif
105 continue
Astarn(ind)=2.d0*Anaux/dble(nstar)
104 continue
call tauK(t,pas,Astarn,tau1,taus,integ)
end
-----
PROCEDURE DE CALCUL DE L'ESTIMATEUR DE CAPERAA ET AL. POUR UN ECHANTILLON DE
TAILLE n=50
-----
subroutine CPU1(u,v,taus,nous1)
integer n, d
parameter (n=50, d=100)
integer i, ind, ind1, k2, antirpx(n)
real*8 sord, ssum, aux, pas, tau1, taus
real*8 w(d), auxAcfg(d), Acfg(d), integ(d), p1(d),
- rvec(n), v(n), w(n), sord(n)
do 199 ind=1,d
  x(ind)=dble(ind)/dble(d)
199 continue
pas=x(2)-x(1)
do 10 ind=1,d-1
  p1(ind)=1-x(ind)
10 continue
sord=0.d0
sord=0.d0
do 99 ind=1,d
  auxAcfg(ind)=1.d0
  Acfg(ind)=0.d0
99 continue
do 12 i=1,n
  x(i)=log(u(i))/(log(u(i))*v(i))
12 continue
call indmax(n,x,antirpx)
do 77 i=1,n
  sord(i)=x(antirpx(i))
77 continue
do ind=1,d
  logA0(ind)=0.d0
  logA1(ind)=0.d0
  Acfg(ind)=0.d0
enddo
ind=1
700 if (x(ind).le.x(antirpx(1))) then
  logA0(ind)=log(1-x(ind))
  do 37 i=1,n
    logA1(ind)=logA1(ind)+log(x(antirpx(i)))-
    log(1-x(antirpx(i)))
37 continue
  nous1(ind)=logA1(ind)/dble(n) + log(1-x(ind))
  nous2(ind)=exp(p1(ind)*logA0(ind) +
  (1-p1(ind))*logA1(ind)
  nous2(ind)=exp(p2(ind)*logA0(ind) +
  (1-p2(ind))*logA1(ind)
  ind=ind+1
goto 700
endif
k2=1
sord=x(antirpx(n))
800 if (x(ind).le.sord) then
  801 if (x(ind).le.x(antirpx(k2+1))) then
    logA0(ind)=logA0(ind)+log(1-x(antirpx(i)))-
    log(x(antirpx(i)))
26 continue
  logA0(ind)=logA0(ind)/dble(n)
  + dble(k2)*log(x(ind))/dble(n)
  + (1-dble(k2)/dble(n))*log(1-x(ind))
  do 27 i=k2+1,n
    logA1(ind)=logA1(ind)+log(x(antirpx(i)))-
    log(1-x(antirpx(i)))

```


Annexe H

Programmes informatiques de fortran 77 utilisés pour l'analyse de données


```

103 continue
    sum=0.00
    j=40.00
    do 104 i=22.981
        sum=ord(i)*sum
        j=j-1.00
104 enddo
    Astarn(ind)*t(ind)*sum/60.00
    print, ind, Astarn(ind)
105 enddo
    call tauK(t.pas, Astarn, tau3, taus, integ)
end

*****
SOUS-PROGRAMME CALCULANT L'ESTIMATEUR DE KHOURAJI AVEC UN SEUIL DE 25/10
*****
subroutine kha125(vvec, yvec, tau3)
include 'commun10'
integer rpx(n), rpy(n), antirpx(n), antirpy(n),
    istar(n), k, ind, nstar, i
real*8 vvec(n), yvec(n), word(n), yord(n), pas,
    xstar(n), ystar(n), rvec(n), vvec(n), rstar21
real*8 Anaux, aux11, aux12, Astarn(d), t(d)

real*8 tau3, taus, integ(d)
do 199 ind=1, d
    t(ind)=dble(ind)/dble(d)
199 continue
    pas=c(2)-t(i)
    rstar21=25.00
    nstar=0.00
    call indaux(n, vvec, antirpx)
    call indaux(n, yvec, antirpy)
    do 101 i=1, n
        word(i)=vvec(antirpx(i))
        yord(i)=yvec(antirpy(i))
101 call rank(n, antirpx, rpx)
    call rank(n, antirpy, rpy)
    do i=1, n
        rvec(i)=0.00
    enddo
    do 102 i=1, n
        xstar(i)=1.00/log(dble(n)/(dble(rpx(i))-0.50d0))
        ystar(i)=1.00/log(dble(n)/(dble(rpy(i))-0.50d0))
        rvec(i)=xstar(i)*ystar(i)
        if (rvec(i).gt.rstar21) then
            nstar=nstar+1
            istar(nstar)=i
        endif
102 continue
    do 103 k=1, nstar
        vvec(k)=xstar(istar(k))/rvec(istar(k))
103 continue
    do 104 ind=1, d-1
        Anaux=0.00
        do 105 k=1, nstar
            aux11=vvec(k)*t(ind)
            aux12=(1.00-vvec(k))*(1.00-t(ind))
            if (aux11.ge.aux12) then
                Anaux=Anaux+aux11
            else
                Anaux=Anaux+aux12
            endif
105 continue
        Astarn(ind)=2.00*Anaux/dble(nstar)
104 continue
    call tauK(t.pas, Astarn, tau3, taus, integ)
end

*****
SOUS-PROGRAMME CALCULANT L'ESTIMATEUR DE KHOURAJI AVEC UN SEUIL DE 25/1001
*****
subroutine kha225(vvec, yvec, tau3)
include 'commun1001'
integer rpx(n), rpy(n), antirpx(n), antirpy(n),
    istar(n), k, ind, nstar, i
real*8 vvec(n), yvec(n), word(n), yord(n), pas,
    xstar(n), ystar(n), rvec(n), vvec(n), rstar21
real*8 Anaux, aux11, aux12, Astarn(d), t(d)

real*8 tau3, taus, integ(d)
do 199 ind=1, d
    t(ind)=dble(ind)/dble(d)
199 continue
    pas=c(2)-t(i)
    rstar21=25.00
    nstar=0.00
    call indaux(n, vvec, antirpx)
    call indaux(n, yvec, antirpy)
    do 101 i=1, n
        word(i)=vvec(antirpx(i))
        yord(i)=yvec(antirpy(i))
101 call rank(n, antirpx, rpx)
    call rank(n, antirpy, rpy)
    do i=1, n
        rvec(i)=0.00
    enddo
    do 102 i=1, n
        xstar(i)=1.00/log(dble(n)/(dble(rpx(i))-0.50d0))
        ystar(i)=1.00/log(dble(n)/(dble(rpy(i))-0.50d0))
        rvec(i)=xstar(i)*ystar(i)
        if (rvec(i).gt.rstar21) then
            nstar=nstar+1
            istar(nstar)=i
        endif
102 continue
    do 103 k=1, nstar
        vvec(k)=xstar(istar(k))/rvec(istar(k))
103 continue
    do 104 ind=1, d-1
        Anaux=0.00
        do 105 k=1, nstar
            aux11=vvec(k)*t(ind)
            aux12=(1.00-vvec(k))*(1.00-t(ind))
            if (aux11.ge.aux12) then
                Anaux=Anaux+aux11
            else
                Anaux=Anaux+aux12
            endif
105 continue
        Astarn(ind)=2.00*Anaux/dble(nstar)
104 continue
    call tauK(t.pas, Astarn, tau3, taus, integ)
end

*****
SOUS-PROGRAMME CALCULANT L'ESTIMATEUR DE KHOURAJI AVEC UN SEUIL DE 50/10
*****
subroutine kha1100(vvec, yvec, tau3)
include 'commun10'
integer rpx(n), rpy(n), antirpx(n), antirpy(n),
    istar(n), k, ind, nstar, i
real*8 vvec(n), yvec(n), word(n), yord(n), pas,
    xstar(n), ystar(n), rvec(n), vvec(n), rstar21
real*8 Anaux, aux11, aux12, Astarn(d), t(d)

real*8 tau3, taus, integ(d)
do 199 ind=1, d
    t(ind)=dble(ind)/dble(d)
199 continue
    pas=c(2)-t(i)
    rstar21=50.00
    nstar=0.00
    call indaux(n, vvec, antirpx)
    call indaux(n, yvec, antirpy)
101 continue
    do 102 i=1, n
        word(i)=vvec(antirpx(i))
        yord(i)=yvec(antirpy(i))
102 call rank(n, antirpx, rpx)
    call rank(n, antirpy, rpy)
    do i=1, n
        rvec(i)=0.00
    enddo
    do 103 i=1, n
        xstar(i)=1.00/log(dble(n)/(dble(rpx(i))-0.50d0))
        ystar(i)=1.00/log(dble(n)/(dble(rpy(i))-0.50d0))
        rvec(i)=xstar(i)*ystar(i)
        if (rvec(i).gt.rstar21) then
            nstar=nstar+1
            istar(nstar)=i
        endif
103 continue
    do 104 k=1, nstar
        vvec(k)=xstar(istar(k))/rvec(istar(k))
104 continue
    do 104 ind=1, d-1
        Anaux=0.00
        do 105 k=1, nstar
            aux11=vvec(k)*t(ind)
            aux12=(1.00-vvec(k))*(1.00-t(ind))
            if (aux11.ge.aux12) then
                Anaux=Anaux+aux11
            else
                Anaux=Anaux+aux12
            endif
105 continue
        Astarn(ind)=2.00*Anaux/dble(nstar)
104 continue
end

```

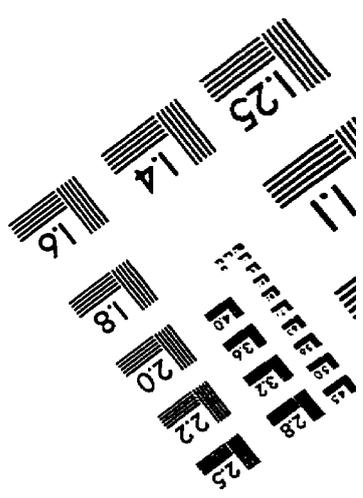
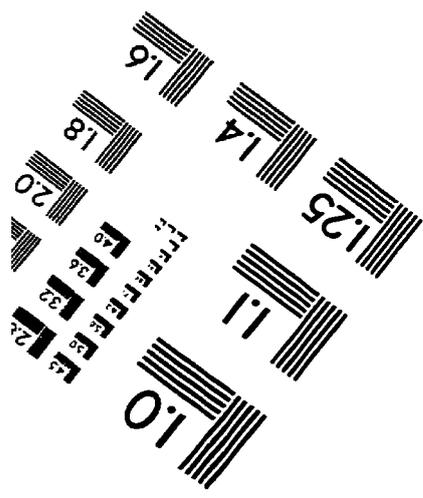
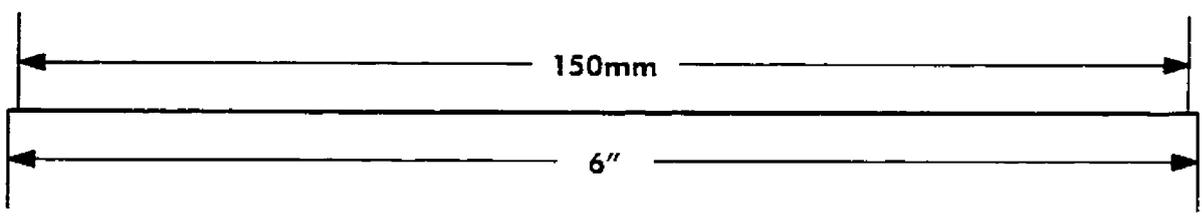
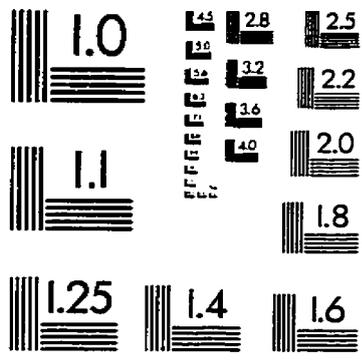
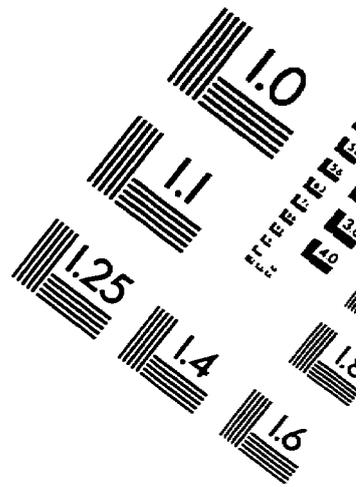
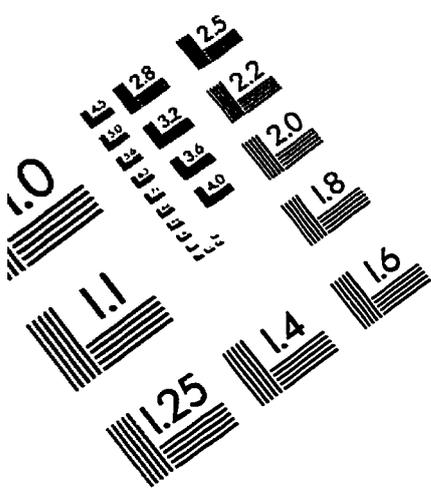
```

call tauK(t,pa,Astarn,tcut,caus,integ)
and
.....
Sous-programme CALCULANT L'ESTIMATEUR DE BROWNIEN AVEC UN SEUIL DE 100/100
.....
subroutine hba2200(rvec,yvec,tcut3)
include 'common001'
integer rpx(n), rpy(n), astirpx(n), astirpy(n),
* istar(n), k, ind, nstar, i
real*8 rvec(n), yvec(n), xord(n), yord(n), pa,
* xstar(n), ystar(n), rvec(n), yvec(n), rstar21
real*8 Anaux,aux11,aux12,Astarn(d),t(d)

real*8 tcut3,caus,integ(d)
do 199 ind=1,d
t(ind)=dble(ind)/dble(d)
199 continue
pa=c(2)-t(i)
rstar21=100.d0
nstar=0.d0
call index(n,rvec,astirpx)
call index(n,yvec,astirpy)
do 101 i=1,n
xord(i)=rvec(astirpx(i))
yord(i)=yvec(astirpy(i))
101 continue
call rank(n,astirpx,rpx)
call rank(n,astirpy,rpy)
do i=1,n
rvec(i)=0.d0
enddo
do 102 i=1,n
nstar(i)=1.d0/log(dble(n)/(dble(rpx(i))-0.5d0))
ystar(i)=1.d0/log(dble(n)/(dble(rpy(i))-0.5d0))
rvec(i)=nstar(i)+ystar(i)
if (rvec(i).gt.rstar21) then
nstar=nstar+1
istar(nstar)=i
endif
102 continue
do 103 k=1,nstar
yvec(k)=nstar(istar(k))/rvec(istar(k))
103 continue
do 104 ind=1,d-1
Anaux=0.d0
do 105 k=1,nstar
aux11=rvec(k)*t(ind)
aux12=(1.d0-rvec(k))*(1.d0-t(ind))
if (aux11.ge.aux12) then
Anaux=Anaux+aux11
else
Anaux=Anaux+aux12
endif
105 continue
Astarn(ind)=2.d0*Anaux/dble(nstar)
104 continue
call tauK(t,pa,Astarn,tcut,caus,integ)
and
.....
FICHIER DE DECLARATIONS DE VARIABLES COMMUNES AUX DIFFERENTS PROGRAMMES
ET
Sous-programmes
.....
implicit none
integer n, d, nrepli
parameter (n=100,d=100, nrepli=50)
real*8 r, alpha, m, para, c, ord
common /var1/ r
common /var2/ m, alpha, c, ord
external drand
.....
FICHIER DE DECLARATIONS DE VARIABLES COMMUNES AUX DIFFERENTS PROGRAMMES
ET
Sous-programmes
.....
implicit none
integer n, d, nrepli
parameter (n=100,d=100, nrepli=50)
real*8 r, alpha, m, para, c, ord
real*8 drand
common /var1/ r
common /var2/ m, alpha, c, ord
common /var3/ para
external drand
.....
POUR LES PROCEDURES INDEX, RANK, TAU, VOIR ANNEXE E
.....

```

IMAGE EVALUATION TEST TARGET (QA-3)



APPLIED IMAGE, Inc
1653 East Main Street
Rochester, NY 14609 USA
Phone: 716/482-0300
Fax: 716/288-5989

© 1993, Applied Image, Inc., All Rights Reserved