Université Dr.Moulay Tahar de Saida. Faculté des Sciences. Département de mathématiques. Année 2015/2016. Module Statistique et Application. 3-ème cycle.

## Solution du Sujet 3 de Statistique Non Paramétrique

## Solution d'Exercice 1

Comme K est d'intégrale qui vaut 1, on a:

$$(f * K_{h_n})(x) - f(x) = \int f(x - y) K_{h_n}(y) dy - f(x) \int K_{h_n}(y) dy$$

$$= \int (f(x - y) - f(x)) K_{h_n}(y) dy$$

$$= \int_{|y| \le \delta} (f(x - y) - f(x)) K_{h_n}(y) dy$$

$$- \int_{|y| > \delta} (f(x - y) - f(x)) K_{h_n}(y) dy$$

Ainsi, pour tout  $\delta > 0$ :

$$|(f * K_{h_n})(x) - f(x)| \leq \sup_{|y| \leq \delta} |f(x - y) - f(x)| \int_{|y| \leq \delta} K_{h_n}(y) dy$$

$$+ \int_{|y| > \delta} (f(x - y) - f(x)) K_{h_n}(y) dy$$

$$\leq \sup_{|y| \leq \delta} |f(x - y) - f(x)| \int_{|t| \leq \delta |h_n|^{-1}} K(t) dt$$

$$+ \int_{|y| > \delta} \frac{|f(x - y)|}{|y|} \left| \frac{y}{h_n} K\left(\frac{y}{h_n}\right) dy + |f(x)| \int_{|t| > \delta |h_n|^{-1}} K(t) dt$$

On obtient donc pour  $h_n$  fixé et  $\delta \longrightarrow 0$  le premier terme du membre droite de cette inégalité tend vers 0 à cause de la continuité de f, le second terme est majoré par  $\delta^{-1} \int_{\mathbb{R}} |f| \sup_{|t| > \delta |h_n|^{-1}} |t| |K(t)| dt$  qui tend vers 0 quand  $h_n \longrightarrow 0$  et le troisième terme  $|f(x)| \int_{|t| > \delta |h_n|^{-1}} K(t) dt \longrightarrow 0$  quand  $h_n \longrightarrow 0$ . Ainsi, on a si f est continue en x

$$\left|\left(f\ast K_{h_{n}}\right)\left(x\right)-f(x)\right|\underset{h_{n}\longrightarrow0}{\longrightarrow}0\implies\underset{h_{n}\longrightarrow0}{\lim}\left(f\ast K_{h_{n}}\right)\left(x\right)=f(x).$$

## Solution d'Exercice 2

(1) (a) Soit t un réel quelconque. Pour tout  $|x| \ge 1$ , on a

$$\frac{1-x}{2} \in [0,1], \quad \frac{1+x}{2} \in [0,1], \text{ et } \frac{1-x}{2} + \frac{1-x}{2} = 1.$$

Puisque on a l'égalité  $tx = \frac{1-x}{2}(-t) + \frac{1+x}{2}(t)$ , la fonction,  $x \mapsto e^{tx}$  étant convexe, on a pour tout  $t \in [0,1]$ ,

$$e^{tx} \le \frac{1-x}{2}e^{-t} + \frac{1+x}{2}e^{t}.$$

(b) La v.a. X étant bornée par 1, la v.a.  $\exp(tX)$  est bornée et admet donc une espérance. On a donc

$$\exp(tX) \le \frac{1-X}{2}e^{-t} + \frac{1+X}{2}e^{t}.$$

On a donc

$$\mathbb{E}\exp(tX) \le \frac{\mathbb{E}(1-X)}{2}e^{-t} + \frac{\mathbb{E}(1+X)}{2}e^{t} \le \frac{e^{-t} + e^{t}}{2} = \text{ch}t.$$

Or, on a

$$cht = \sum_{n>0} \frac{t^{2n}}{(2n)!} \text{ et } \exp\left(\frac{t^2}{2}\right) = \sum_{n>0} \frac{t^{2n}}{n!2^n}$$

et comme  $\forall n \in \mathbb{N}, \ n!2^n \leq (2n)!,$  on a  $\mathrm{ch}(t) \leq \exp\left(\frac{t^2}{2}\right)$ . On a donc

$$\mathbb{E}\exp(tX) \le \exp\left(\frac{t^2}{2}\right)$$

(2)

(a) Soit t quel conque. On applique l'inégalité précédente à l a v.a.  $\frac{X_n}{c_n},$  on a alors

$$\forall t' \in \mathbb{R}, \ \mathbb{E} \exp\left(t' \frac{X_n}{c_n}\right) \le \exp\left(\frac{t'^2}{2}\right),$$

puis en particulier pour  $t' = tc_n$ , on a

$$\mathbb{E}\exp(tX_n) \le \exp\left(\frac{t^2}{2}c_n^2\right).$$

Or les v.a.r.  $\exp(tX_n)$  sont indépendantes donc

$$\forall t \in \mathbb{R}, \ \mathbb{E} \exp(tS_n) \le \exp\left(\frac{t^2}{2} \sum_{j=1}^n c_j^2\right).$$

(b) Soient t > 0 et  $\varepsilon > 0$ . La fonction  $x \mapsto e^{tx}$  est croissante, on a donc  $(S_n > \varepsilon) \subset (\exp(tS_n) > \exp(t\varepsilon))$  et donc d'après l'inégalité de Markov,

$$\mathbb{P}(S_n > \varepsilon) \le \mathbb{P}(\exp(tS_n) > \exp(t\varepsilon)) \le \frac{\mathbb{E}\exp(tS_n)}{\exp(t\varepsilon)}.$$

D'où

$$\mathbb{P}(S_n > \varepsilon) \le \exp\left(-t\varepsilon + \frac{t^2}{2}\sum_{j=1}^n c_j^2\right).$$

En appliquant ceci à  $-X_n$ , on a

$$\mathbb{P}(-S_n > \varepsilon) \le \exp\left(-\frac{\varepsilon^2}{2\sum_{j=1}^n c_j^2}\right).$$

(c) Soit  $\varepsilon > 0$  et soit  $a = \sum_{j=1}^{n} c_j^2$ . La fonction  $t \mapsto a \frac{t^2}{2} - t \varepsilon$  atteint son minimum pour  $t = \frac{\varepsilon}{a} > 0$  et ce minimum vaut  $-\frac{\varepsilon^2}{2a}$ . D'où

$$\mathbb{P}(S_n > \varepsilon) \le \exp\left(\min_{t>0}(-t\varepsilon + \frac{t^2}{2}\sum_{j=1}^n c_j^2)\right) = \exp\left(-\frac{\varepsilon^2}{2\sum_{j=1}^n c_j^2}\right).$$

(d) Soit  $\varepsilon > 0$ . On a  $(|S_n| > \varepsilon) = (S_n > \varepsilon) \cup (-S_n > \varepsilon)$  et ainsi

$$\mathbb{P}\left(\left|S_{n}\right|>\varepsilon\right)\leq\mathbb{P}\left(S_{n}>\varepsilon\right)+\mathbb{P}\left(-S_{n}>\varepsilon\right).$$

D'où

$$\mathbb{P}(|S_n| > \varepsilon) \le 2 \exp\left(-\frac{\varepsilon^2}{2\sum_{j=1}^n c_j^2}\right)$$