

# LGN/TCL trafiqués

Soit  $(X_k)_{k \in \mathbb{N}^*}$  une suite de v.a.r.s indépendantes identiquement distribuées selon une loi de Bernoulli :

$$\forall k \in \mathbb{N}^*, \quad X_k \rightsquigarrow \text{Ber}(p) \quad \text{avec} \quad p \in ]0, 1[$$

$$\hookrightarrow \mu := \mathbb{E}(\text{Ber}(p)) = p \quad \text{et} \quad \sigma^2 := \text{Var}(\text{Ber}(p)) = p(1-p)$$

Notons  $\forall n \in \mathbb{N}^*$ ,  $\hat{X}_n := \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n X_k$  la moyenne empirique, à valeurs dans  $[0, 1]$  car les  $X_k$  sont dans  $\{0, 1\}$ .

On considère la variable aléatoire à valeurs dans  $\bar{\mathbb{R}}$  (qui ressemble beaucoup au  $Z_n$  du TCL)

$$Y_n := \sqrt{\frac{n}{\hat{X}_n(1-\hat{X}_n)}} (\hat{X}_n - \mu) = f(Z_n, V_n) \quad \text{avec} \quad \begin{array}{l} f: \mathbb{R} \times \mathbb{R}_+ \longrightarrow \bar{\mathbb{R}} \\ (u, v) \longmapsto \frac{u}{\sqrt{v}} \end{array}$$

$$Z_n := \frac{\sqrt{n}}{\sigma} (\hat{X}_n - \mu) \quad \text{et} \quad V_n := \frac{1}{\sigma^2} \hat{X}_n (1 - \hat{X}_n) \quad \begin{array}{l} \text{à valeurs dans } \mathbb{R}_+ \\ \text{car } 0 \leq \hat{X}_n \leq 1 \end{array}$$

→ On a  $V_n \xrightarrow[n \rightarrow \infty]{\mathbb{P}} \mathbf{1}$ . En effet, la loi faible des grands nombres ( $(X_k)_{k \in \mathbb{N}^*}$  IID intégrables) donne la convergence en probabilités de la moyenne empirique  $\hat{X}_n \xrightarrow[n \rightarrow \infty]{\mathbb{P}} \mu \mathbf{1}$ . De plus, on a

$$V_n = g(\hat{X}_n) \quad \text{avec} \quad g: x \longmapsto x(1-x)\sigma^{-2} \quad \text{continue sur } \mathbb{R}$$

donc par le théorème de l'application continue pour la convergence en probabilités, on a

$$V_n = g(\hat{X}_n) \xrightarrow[n \rightarrow \infty]{\mathbb{P}} g(\mu \mathbf{1}) = \frac{p(1-p)}{\sigma^2} \mathbf{1} = \mathbf{1}$$

→ Le théorème central limite ( $(X_k)_{k \in \mathbb{N}^*}$  IID carré-intégrables) donne la convergence en loi

$$Z_n = \frac{\sqrt{n}}{\sigma} (\hat{X}_n - \mu) \underset{n \rightarrow \infty}{\rightsquigarrow} N \quad \text{avec} \quad N \rightsquigarrow \mathcal{N}(0, 1)$$

→ Le lemme de Slutsky donne alors la convergence en loi du couple

$$(Z_n, V_n) \underset{n \rightarrow \infty}{\rightsquigarrow} (N, \mathbf{1})$$

→ Finalement, le théorème de l'application continue pour la convergence en loi donne

$$Y_n = f(Z_n, V_n) \underset{n \rightarrow \infty}{\rightsquigarrow} f(N, \mathbf{1}) = \frac{N}{\sqrt{\mathbf{1}}} = N$$

$$\text{car } \mathbb{P}[(N, \mathbf{1}) \in \text{Discont}_f] = \mathbb{P}[(N, \mathbf{1}) \in \mathbb{R} \times \{0\}] = \mathbb{P}[\mathbf{1} \in \{0\}] = 0.$$

$$\boxed{\sqrt{\frac{n}{\hat{X}_n(1-\hat{X}_n)}} (\hat{X}_n - \mu) \underset{n \rightarrow \infty}{\rightsquigarrow} \mathcal{N}(0, 1)}$$

**Remarque.** On aurait le même résultat si on se ramenait à une variable dans  $\mathbb{R}$  en multipliant par l'indicatrice  $\mathbb{1}_{[\hat{X}_n(1-\hat{X}_n) \neq 0]}$  qui converge en probabilité vers  $\mathbf{1}$  (ce qui ne changerait donc pas la limite) car

$$\mathbb{P}[\hat{X}_n(1-\hat{X}_n) = 0] = \mathbb{P}[\hat{X}_n = 0 \text{ ou } 1 - \hat{X}_n = 0] = \mathbb{P}[\hat{X}_n = 0] + \mathbb{P}[\hat{X}_n = 1] = (1-p)^n + p^n \xrightarrow[n \rightarrow \infty]{} 0$$

car, puisque les  $\mathbf{X}_k$  sont à valeurs dans  $\{0, 1\}$  et sont IID Bernoulli,

$$\mathbb{P}[\hat{\mathbf{X}}_n = 0] = \mathbb{P}\left[\sum_{k=1}^n \mathbf{X}_k = 0\right] = \mathbb{P}[\forall k \in [1, n], \mathbf{X}_k = 0] = \mathbb{P}\left(\bigcap_{k=1}^n [\mathbf{X}_k = 0]\right) = \prod_{k=1}^n \mathbb{P}[\mathbf{X}_k = 0] = (1-p)^n$$

Soit  $(\mathbf{X}_k)_{k \in \mathbb{N}^*}$  une suite de v.a.r.s indépendantes (pas forcément identiquement distribuées) de carrés intégrables, telle que la suite des variances  $(\text{Var}(\mathbf{X}_k))_{k \in \mathbb{N}^*}$  est bornée :

$$\exists C \in \mathbb{R}_+ : \forall k \in \mathbb{N}^*, \text{Var}(\mathbf{X}_k) \leq C$$

On considère la variable aléatoire réelle  $\forall n \in \mathbb{N}^*, \mathbf{M}_n := \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n (\mathbf{X}_k - \mathbb{E}(\mathbf{X}_k))$ , qui est une moyenne de variables centrées  $\mathbf{X}_k - \mathbb{E}(\mathbf{X}_k)$  : on s'attend donc à une convergence vers 0.

En effet, il y a convergence  $L^2$  (donc  $L^1$ , en probabilité et en loi) :

$$\mathbb{E}(\mathbf{M}_n) = \mathbb{E}\left(\frac{1}{n} \sum_{k=1}^n (\mathbf{X}_k - \mathbb{E}(\mathbf{X}_k))\right) = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n \underbrace{\mathbb{E}(\mathbf{X}_k - \mathbb{E}(\mathbf{X}_k))}_{=0} = 0$$

Donc

$$\begin{aligned} \mathbb{E}(\mathbf{M}_n^2) = \text{Var}(\mathbf{M}_n) &= \text{Var}\left(\frac{1}{n} \sum_{k=1}^n (\mathbf{X}_k - \mathbb{E}(\mathbf{X}_k))\right) \\ \text{[ indépendance des } (\mathbf{X}_k - \mathbb{E}(\mathbf{X}_k))_{k \in \mathbb{N}^*} \text{]} &= \frac{1}{n^2} \sum_{k=1}^n \text{Var}(\mathbf{X}_k - \mathbb{E}(\mathbf{X}_k)) \\ \text{[ variance invariante par translation ]} &= \frac{1}{n^2} \sum_{k=1}^n \text{Var}(\mathbf{X}_k) \\ \text{[ variance bornée ]} &\leq \frac{1}{n^2} n C = \frac{C}{n} \xrightarrow{n \rightarrow \infty} 0 \end{aligned}$$

Donc on a une sorte de loi faible des grands nombres généralisée :

$$\boxed{\mathbf{M}_n = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n (\mathbf{X}_k - \mathbb{E}(\mathbf{X}_k)) \xrightarrow[n \rightarrow \infty]{L^2, \mathbb{P}} \mathbf{0}}$$

Soit  $(\mathbf{X}_k)_{k \in \mathbb{N}^*}$  une suite de v.a.r.s indépendantes de Bernoulli :

$$\forall k \in \mathbb{N}^*, \mathbf{X}_k \rightsquigarrow \text{Ber}(p_k) \text{ avec } (p_k)_{k \in \mathbb{N}^*} \in ]0, 1[^{\mathbb{N}^*}$$

$$\hookrightarrow \mu_k := \mathbb{E}(\mathbf{X}_k) = p_k \text{ et } \sigma_k^2 := \text{Var}(\mathbf{X}_k) = p_k(1-p_k)$$

On est dans la situation précédente puisque  $\text{Var}(\mathbf{X}_k) = p_k(1-p_k) \leq 1/4$ .

Posons  $\forall n \in \mathbb{N}^*$ ,

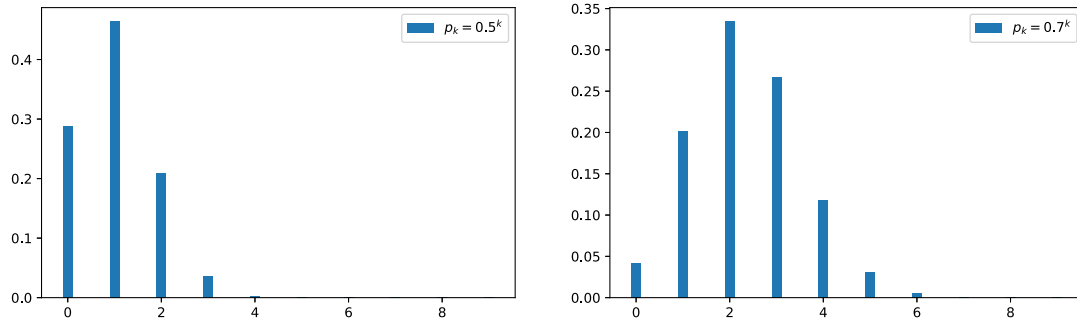
$$\mathbf{Z}_n := \frac{\sum_{k=1}^n (\mathbf{X}_k - \mu_k)}{\sqrt{\sum_{k=1}^n \sigma_k^2}} = \frac{\mathbf{M}_n}{\bar{\sigma}_n}$$

avec (même  $\mathbf{M}_n$  que précédemment)  $\bar{\sigma}_n^2 = \text{Var}(\mathbf{M}_n) = \frac{1}{n^2} \sum_{k=1}^n \sigma_k^2$ . On est dans une situation proche du TCL, mais sans distribution unique. On s'attend à une convergence en loi vers  $\mathcal{N}(0, 1)$ .

**Premier cas :**  $\sum_{k=1}^{\infty} \sigma_k^2 < +\infty$ . On n'a pas convergence vers une loi normale en général :

Distribution de  $\sum_{k=1}^{100} \mathbf{X}_k$  lorsque  $p_k = a^k$  (et donc  $\sum_{k=1}^{\infty} \sigma_k^2 = \sum_{k=1}^{\infty} a^k(1-a^k) = \frac{a}{1-a^2} < \infty$ ) :

```
def do (a, ax):
    P = [1]
    for k in range(1,100):
        P = np.convolve(P, [1-a**k, a**k])
    ax.bar(np.arange(0,10), P[:10], width=0.2, label=r"$p_k={}\^k$".format(a))
    ax.legend()
fig, (ax1, ax2) = plt.subplots(1,2, figsize=(14,4))
do(0.5, ax1); do(0.7, ax2)
```



Ce qui n'est clairement pas une loi binomiale (mais s'en approche lorsque  $a \rightarrow 1$ ).

**Second cas :**  $\sum_{k=1}^{\infty} \sigma_k^2 = +\infty$ . Posons  $a_n^2 := \sum_{k=1}^n \sigma_k^2$ . Calculons la fonction caractéristique :  $\forall n \in \mathbb{N}^*$ ,

$$\begin{aligned} \forall u \in \mathbb{R}, \quad \Phi(\mathbf{Z}_n)(u) &= \Phi\left(\frac{M_n}{\bar{\sigma}_n}\right)(u) = \Phi\left(\sum_{k=1}^n (\mathbf{X}_k - \mu_k)\right)\left(\frac{u}{a_n}\right) \\ \text{[ indépendance des } (\mathbf{X}_k - \mathbb{E}(\mathbf{X}_k))_{k \in \mathbb{N}^*} \text{ ]} &= \prod_{k=1}^n \Phi(\mathbf{X}_k - \mu_k)\left(\frac{u}{a_n}\right) \\ \text{[ formellement ]} &= \exp\left(\sum_{k=1}^n \ln\left(\Phi(\mathbf{X}_k - \mu_k)\left(\frac{u}{a_n}\right)\right)\right) \end{aligned}$$

On calcule et on effectue un développement limité uniforme en  $k$  de  $\ln(\Phi(\mathbf{X}_k - \mu_k)(v))$  :

$$\begin{aligned} \Phi(\mathbf{X}_k - \mu_k)(v) &= \mathbb{E}(e^{iv(\mathbf{X}_k - p_k)}) \\ \text{[ théorème de transfert ]} &= e^{iv(0-p_k)} \mathbb{P}[\mathbf{X}_k = 0] + e^{iv(1-p_k)} \mathbb{P}[\mathbf{X}_k = 1] \\ &= e^{-ivp_k} (1-p_k) + e^{iv(1-p_k)} p_k =: g(p_k, v) \end{aligned}$$

Posons  $f : (p, v) \mapsto \ln(e^{-ivp}(1-p) + e^{iv(1-p)}p)$ , qui est de classe  $\mathcal{C}^\infty$  sur  $[0, 1] \times V$ , avec  $V$  voisinage compact de 0 ( $\subset ]-\pi, \pi[$  en fait), car  $g(p, v)$  n'atteint pas  $\mathbb{R}_-$  sur ce voisinage :

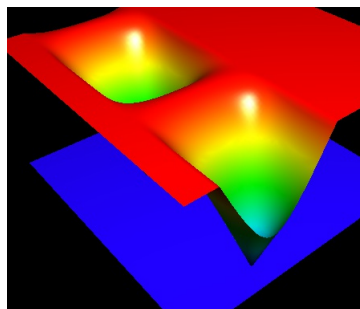
```
Sage] var('v p'); g = maxima(exp(-i*p*v)*(1-p)+exp(i*(1-p)*v)*p); f = log(g)
Sage] g.taylor(v,0,2)
```

$$1 - \frac{p(p-1)v^2}{2} + \dots$$

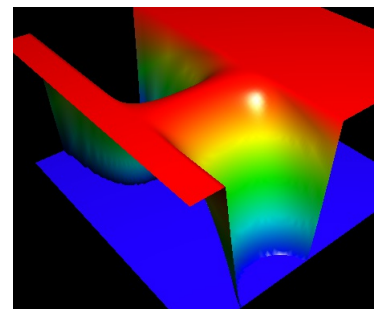
(strictement positif lorsque  $v \in V$  voisinage de 0)

```
Sage] f.taylor(v,0,2)
```

$$-\frac{p(p-1)v^2}{2} + \dots$$



$|e^{-ivp}(1-p) + e^{iv(1-p)}p|$



$1 - \frac{1}{2} v^2 p(1-p)$

```
Sage] ( f.diff(v,3) / (p*(1-p)) * g^3 ).factor()
```

$$i(p e^{iv} + p - 1) e^{iv-3ipv}$$

Donc le développement de Taylor de  $f$  en  $v$  avec reste intégral est :  $\forall p \in [0, 1], \forall v \in V$ ,

$$f(p, v) = -\frac{1}{2}v^2 p(1-p) + x^3 \int_0^1 \frac{\partial_x^3 f(p, tv)}{2} \frac{(1-t)^2}{2} dt =: -\frac{1}{2}v^2 p(1-p) + r_p(u)$$

De plus, on a

$$\frac{\partial_x^3 f(p, v)}{p(1-p)} = \frac{\text{fonction continue}(p, v)}{g(p, v)^3} \quad \text{continue (car } g(p, v) \neq 0 \text{) sur le compact } [0, 1] \times V$$

donc, après avoir sorti le  $p(1-p)$  (qui servira pour la suite) on peut majorer uniformément en  $p$  le reste :

$$|r_p(u)| \leq |x|^3 p(1-p) \int_0^1 \left| \frac{\partial_x^3 f(p, tv)}{p(1-p)} \right| \frac{(1-t)^2}{2} dt \leq \frac{|x|^3}{6} p(1-p) C \quad \text{avec} \quad C = \max_{\substack{p \in [0, 1] \\ v \in V}} \left| \frac{\partial_x^3 f(p, v)}{p(1-p)} \right|$$

Soit  $u \in \mathbb{R}$ . De plus, on a  $\frac{u}{a_n} = \left( \sum_{k=1}^n \sigma_k^2 \right)^{-1/2} u \xrightarrow{n \rightarrow \infty} 0$  par hypothèse.

Donc  $\exists N \in \mathbb{N}^* : \forall n \geq N, \frac{u}{a_n} \in V$  (l'argument des fonctions caractéristiques se retrouve dans  $V$ ). Ainsi,

$$\begin{aligned} \forall n \geq N, \Phi(\mathbf{Z}_n)(u) &= \exp\left(\sum_{k=1}^n f\left(p_k, \frac{u}{a_n}\right)\right) \\ \text{[ développement limité ]} &= \exp\left(\sum_{k=1}^n -\frac{1}{2} \frac{u^2}{a_n^2} \underbrace{p_k(1-p_k)}_{=\sigma_k^2} + \sum_{k=1}^n r_{p_k}\left(\frac{u}{a_n}\right)\right) \\ &= \exp\left(-\frac{u^2}{2} \frac{1}{a_n^2} \sum_{k=1}^n \sigma_k^2 + \sum_{k=1}^n r_{p_k}\left(\frac{u}{a_n}\right)\right) \\ \text{[ définition de } a_n^2 \text{ ]} &= \exp\left(-\frac{u^2}{2} + \sum_{k=1}^n r_{p_k}\left(\frac{u}{a_n}\right)\right) = e^{-\frac{u^2}{2}} e^{\text{restes}} \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \text{Alors } \forall n \geq N, \left| \frac{\Phi(\mathbf{Z}_n)(u)}{e^{-\frac{u^2}{2}}} \right| &= \left| \exp\left(\sum_{k=1}^n r_{p_k}\left(\frac{u}{a_n}\right)\right) \right| \\ \text{[ } |e^z| = e^{\Re(z)} \leq e^{|z|} \text{ ]} &\leq \exp\left(\sum_{k=1}^n \left| r_{p_k}\left(\frac{u}{a_n}\right) \right| \right) \\ \text{[ uniformité du développement limité ]} &\leq \exp\left(\frac{C}{6} \frac{|u|^3}{a_n^3} \sum_{k=1}^n p_k(1-p_k)\right) \\ \text{[ définition de } a_n^2 \text{ ]} &= \exp\left(\frac{C}{6} \frac{|u|^3}{a_n}\right) \xrightarrow{n \rightarrow \infty} 1 \quad \text{car } a_n \xrightarrow{n \rightarrow \infty} +\infty \end{aligned}$$

On peut donc affirmer que  $\forall u \in \mathbb{R}$ ,

$$\Phi(\mathbf{Z}_n)(u) \xrightarrow{n \rightarrow \infty} e^{-\frac{u^2}{2}} = \Phi(\mathbf{N})(u) \quad \text{avec } \mathbf{N} \rightsquigarrow \mathcal{N}(0, 1)$$

Donc d'après le théorème de Lévy, on a la convergence en loi :

$$\mathbf{Z}_n = \frac{\sum_{k=1}^n (\mathbf{X}_k - \mu_k)}{\sqrt{\sum_{k=1}^n \sigma_k^2}} \xrightarrow[n \rightarrow \infty]{\rightsquigarrow} \mathcal{N}(0, 1)$$