

TP Statistiques 1

Charantonis Anastase & Brunel Nicolas & Julien Floquet

19 février 2018

Rappel: on considère que vous avez suivi l'introduction ? R: <http://tryr.codeschool.com/> dans son intégralité (d'où le QCM dans 10 minutes)

- Utilitaires et informations importantes:
nettoyer son espace de travail: `rm(list=ls())`
nettoyer sa console: `Ctrl +L`
retrouver le répertoire de travail: `getwd()`
changer d'emplacement de travail: `setwd()`
- Biblio pratique:
<http://www3.jouy.inra.fr/miaj/public/formation/initiationRv10.pdf>
- On travaillera sous Rmarkdown. Utilisez RStudio, et créez un fichier RMarkdown. Pour les rapports on attendra un pdf et un RMarkdown avec le même nom, du type `TPSTAT1_NOM_PRENOM_GROUPE_NUMERO.format` ou les formats sont Rmd et pdf. Le dépôt pédagogique sera ouvert à partir de la semaine prochaine. Nous allons évaluer, pour chaque étudiant, 2/5 des rendus de TP choisis aléatoirement.

Générer des données et les enregistrer

Dans cette partie on va apprendre à générer des échantillons issus d'une loi de probabilités.

Un échantillon d'une loi de probabilité est une suite de réalisations de cette loi. Il est très utile en statistique de pouvoir générer des variables aléatoires selon diverses lois de probabilité.

R peut le faire pour un grand nombre de lois via les fonctions de la forme `rfunc(n,p1,p2,...)` où *func* indique la loi de probabilité, *n* est le nombre de variables à générer et *p1*, *p2*, ... sont les paramètres de la loi. Pour ce faire on aura besoin de utiliser `help()` pour les fonctions suivantes:

Lois	Nom sous R
Gaussienne	<code>rnorm(n,mean=0,std=1)</code>
Uniforme	<code>runif(n,min=0,max=1)</code>
Poisson	<code>rpois(n,lambda)</code>
Exponentielle	<code>rexp(n,rate=1)</code>
χ^2	<code>rchisq(n,df)</code>
Binomiale	<code>rbinom(n,size,prob)</code>
Cauchy	<code>rcauchy(n,location=0,scale=1)</code>

Retrouvez ces fonctions dans vos notes de probabilités (ou sur internet), ça va vous être utile.

Pour chaque une de ces fonctions générer un échantillon de 40 données i.i.d. (indépendantes et identiquement distribuées), associez les à un vecteur inclus dans un `data.frame`, puis utilisez les fonctions `write.csv` et `write.table` pour les enregistrer. Il serait intelligent de noter les paramètres utilisés (moyenne,std,...) dans le nom de votre variable/fichier enregistré.

```
x1<-rnorm(40,mean=0,sd=1)
x2<-runif(40,min=0,max=1)
x3<-rpois(40,lambda=3)
```

```

x4<-rexp(40,rate=1)
x5<-rchisq(40,df=2)
x6<-rbinom(40,size = 36,prob=0.8)
x7<-rcauchy(40,location=0,scale=1)
data<-data.frame(N=x1,U=x2,P=x3,E=x4,C=x5,B=x6,CAU=x7)
write.csv(data,file="data_frame.csv")
write.table(data,file="data_table.txt")

```

Charger des donn?es depuis un fichier txt (texte) et csv (comma separated variables)

Nettoyez votre espace de travail. Utilisez les fonctions `read.csv` et `read.table`, pour charger la distribution Gaussienne que vous avez g?n?r?. Que remarquez-vous?

Pensez à utiliser `header=TRUE`.

```

rm(list = ls())

read.csv("data_frame.csv",header = TRUE)["N"]

```

```

##          N
## 1 -0.818701488
## 2  0.107009993
## 3 -0.928718425
## 4  0.794804004
## 5  0.615834158
## 6  1.746541991
## 7  1.043091379
## 8  0.702229673
## 9  0.029174510
## 10 1.796860909
## 11 -1.361827294
## 12 0.029696818
## 13 -0.593333470
## 14 -0.009648664
## 15 -0.251196458
## 16 2.185299291
## 17 0.249877538
## 18 0.023567343
## 19 -0.709990852
## 20 0.214840043
## 21 -0.558765179
## 22 0.357301647
## 23 1.223106756
## 24 -1.889748761
## 25 -0.021114639
## 26 -1.466023938
## 27 0.360196003
## 28 2.132370147
## 29 -2.394630329
## 30 0.306222571
## 31 -0.850054727
## 32 -0.396388181
## 33 0.783335882

```

```
## 34 -1.080315088
## 35 -1.602684685
## 36  0.297821048
## 37  0.552008591
## 38  0.014491838
## 39 -0.304710797
## 40  0.356885916
```

```
read.table("data_table.txt",header = TRUE)["N"]
```

```
##          N
## 1 -0.818701488
## 2  0.107009993
## 3 -0.928718425
## 4  0.794804004
## 5  0.615834158
## 6  1.746541991
## 7  1.043091379
## 8  0.702229673
## 9  0.029174510
## 10 1.796860909
## 11 -1.361827294
## 12  0.029696818
## 13 -0.593333470
## 14 -0.009648664
## 15 -0.251196458
## 16  2.185299291
## 17  0.249877538
## 18  0.023567343
## 19 -0.709990852
## 20  0.214840043
## 21 -0.558765179
## 22  0.357301647
## 23  1.223106756
## 24 -1.889748761
## 25 -0.021114639
## 26 -1.466023938
## 27  0.360196003
## 28  2.132370147
## 29 -2.394630329
## 30  0.306222571
## 31 -0.850054727
## 32 -0.396388181
## 33  0.783335882
## 34 -1.080315088
## 35 -1.602684685
## 36  0.297821048
## 37  0.552008591
## 38  0.014491838
## 39 -0.304710797
## 40  0.356885916
```

```
#fichier de csv n'a pas le premier colone des index
```

On remarque un décalage par rapport aux colonnes entre le fichier .txt et celui .csv

Tracer les données

Génerez un vecteur qui contient 10 réalisations de la loi normale $N(0,1)$. Tracez les points obtenus en utilisant 'plot', et mettant sur l'axe des x un vecteur séquentiel de la taille de votre vecteur.

Que remarquez-vous? (Utilisez la commande 'abline(h=0)')

On remarque que les valeurs se situent autour de 0

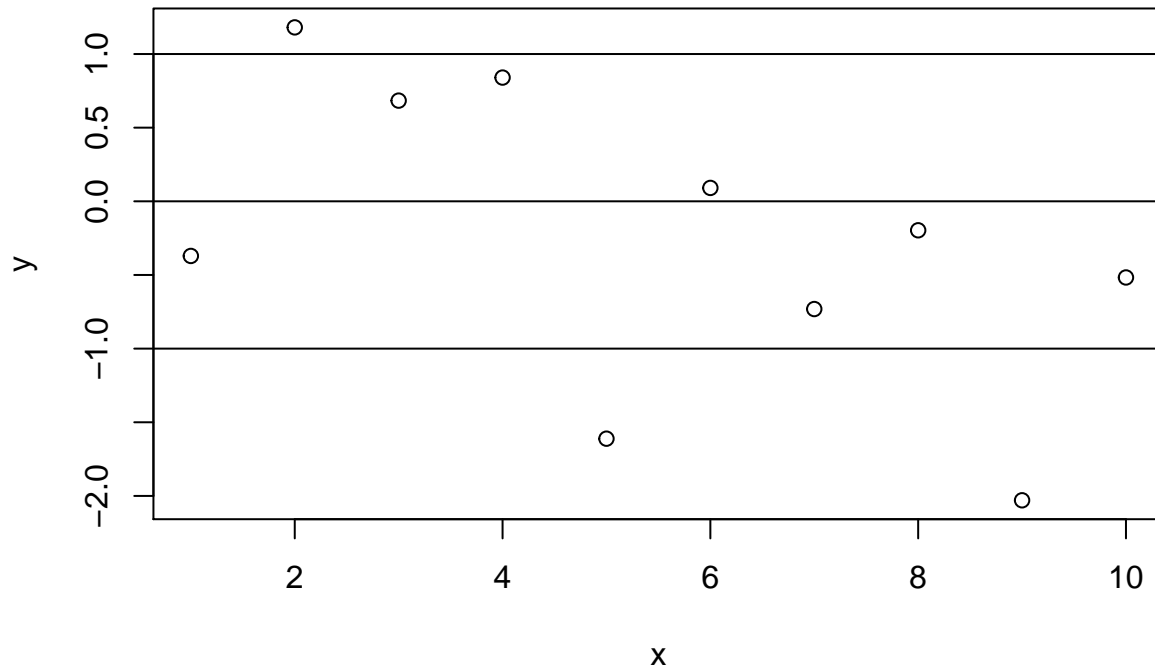
Tracez également les lignes horizontales 1 et -1. Que remarquez-vous? Combien de points sont en dehors de ces lignes? La même chose avec les lignes horizontales 2 et -2, 3 et -3. Que remarquez vous?

On remarque qu'il y a presque autant de valeurs supérieures à 1 que de valeurs inférieures à -1, de même pour 2 et -2 et 3 et -3.

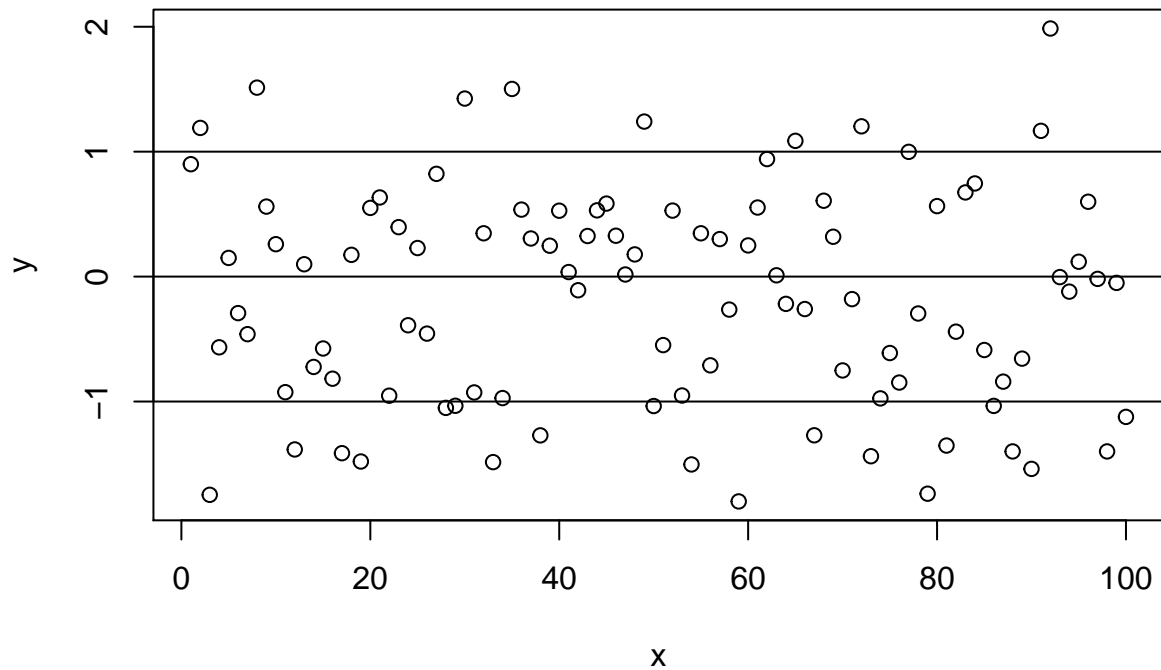
Effectuer la même chose avec des vecteurs contenant 100 et 1000 valeurs. Que remarquez vous?

```
#le fonction pour generer les vecteurs et les realisations de la loi normale
create_norme <- function(n) {
  x<-1:n
  y<-rnorm(n,0,1)
  plot(x,y)
  abline(h=0)
  abline(h=1)
  abline(h=-1)
}

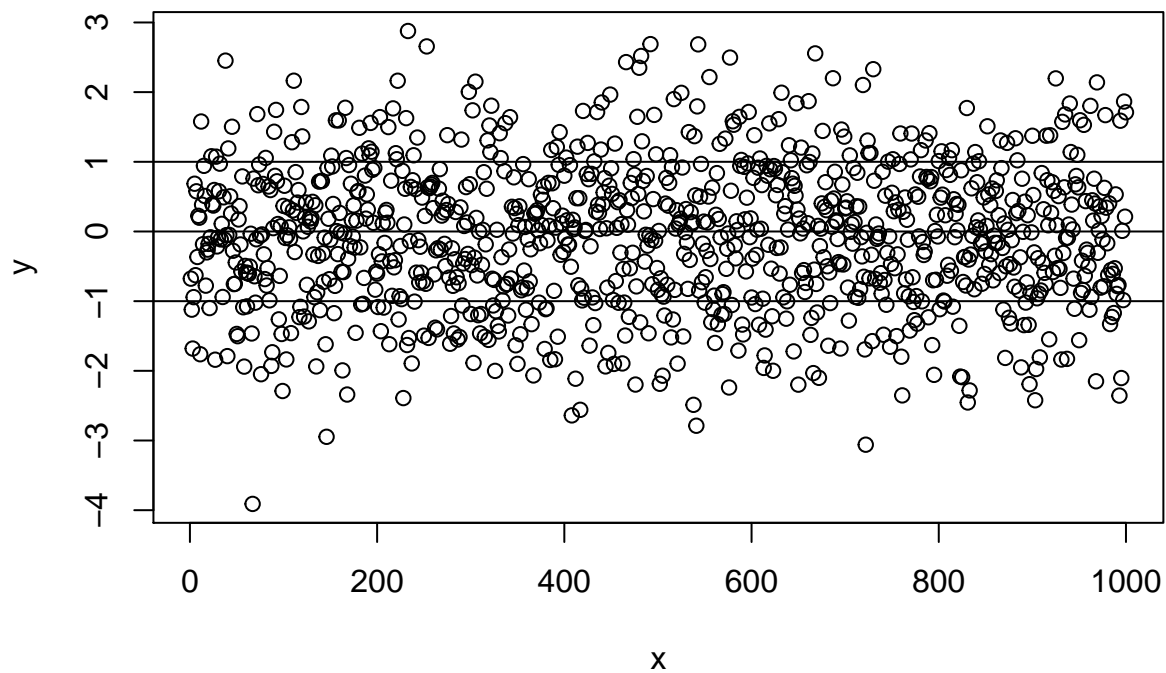
create_norme(10)
```



```
create_norme(100)
```



```
create_norme(1000)
```



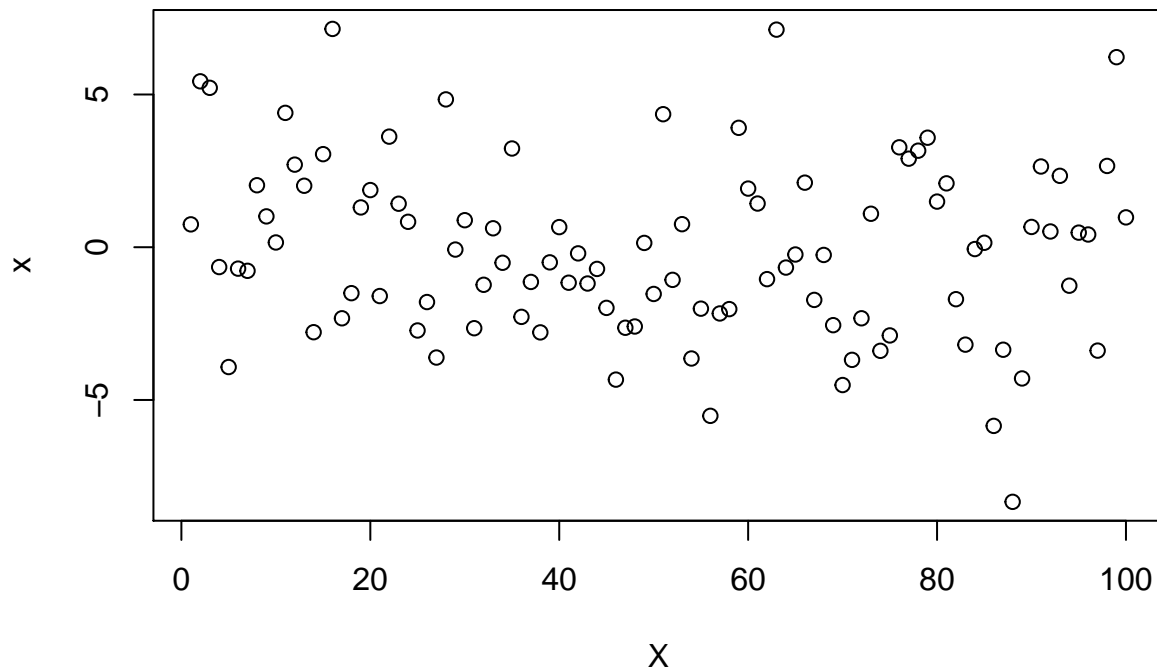
#j'ai esseyé ablin = 2 ou 3 , la majorité des points sont pendant $[-1,1]$ ou $[-2,2]$, $[-3,3]$

On remarque que l'on a des résultats similaires quelque soit le nombre de valeurs

Chargez le fichier 'distribution_inconnue_1_100_realisations.csv' que vous pouvez trouver dans le même emplacement que ce fichier.

Est-ce que vous pouvez conclure quelque chose sur cette distribution, ? partir d'une visualisation?

```
read.csv("distribution_inconue_1_100_realisations.csv",header = TRUE)->data
plot(data)
```



```
#pour calcule , on peut calcul la moyenne , et la variance
moyenne=sum(data[2])/100
m=(data[2]-moyenne)^2
variance=sqrt(sum(m)/100)
```

Testez avec d'autres distributions. Que remarquez-vous?

```
#tester 200 ,cest mienx qu'avant
y<-rnorm(200,0,1)
moyenne=sum(y)/200
m=(y-moyenne)^2
variance=sqrt(sum(m)/200)
```

avec les autre distributions suivants , On remarque qu'il semble plus probable que la distribution semble à priori suivre une loi uniforme dans $[0, 100]$ ### Histogrammes

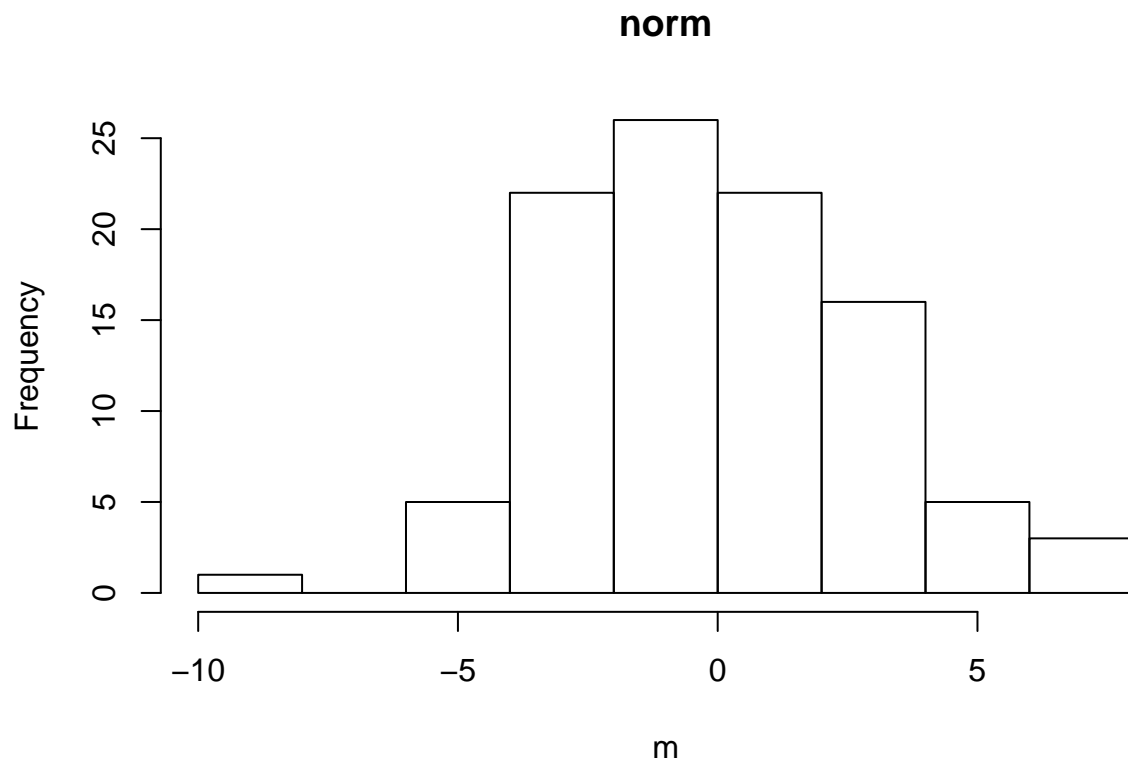
La visualisation des r?sultats precedents nous donnent certaines informations sur la distribution dont ils sont issus.

Les histogrammes sont une autre fa?on d'?valuer visuellement les donn?es d'un echantillon. Ils representent la densit? de distribution de valeurs de r?alisations de notre echantillon par segments.

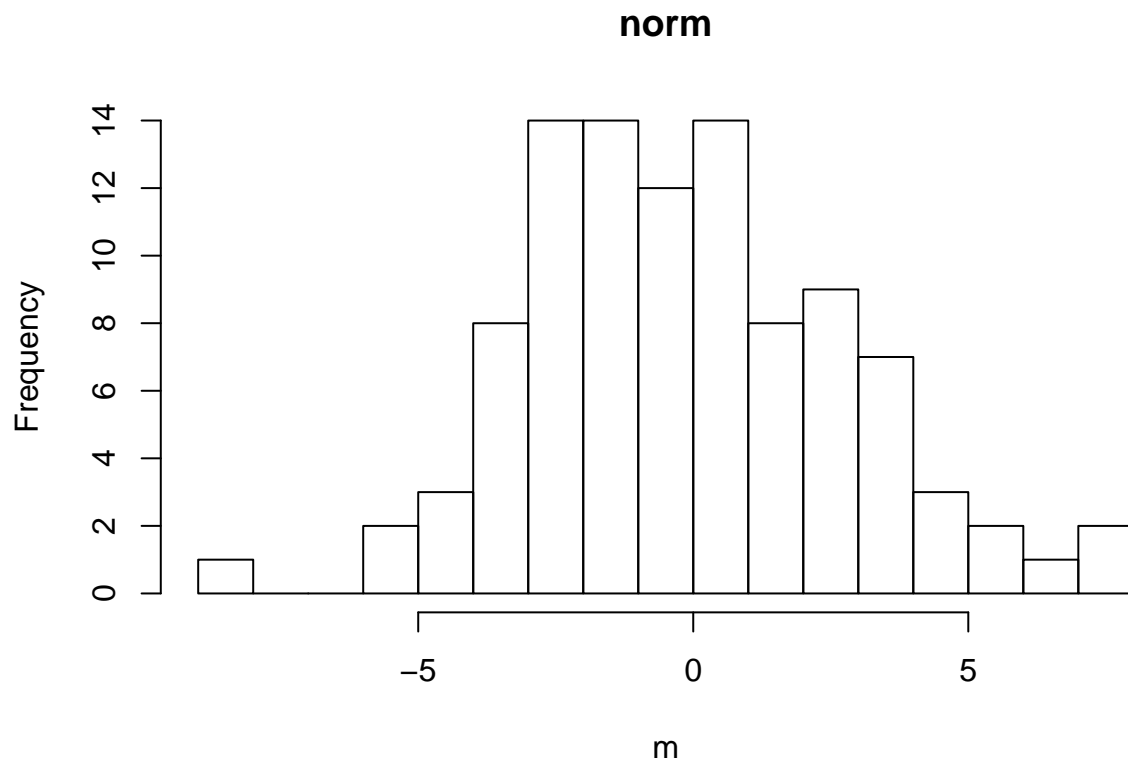
Utilisez `help()` pour la fonction `hist()`.

Appliquez la fonction pour l'echantillon de 100 r?alisations que vous avez cr??, et pour 'distribution_inconue_1_100_realisations.csv'. Que remarquez vous? Testez les differents param?tres de la fonction: `breaks` et `freq`.

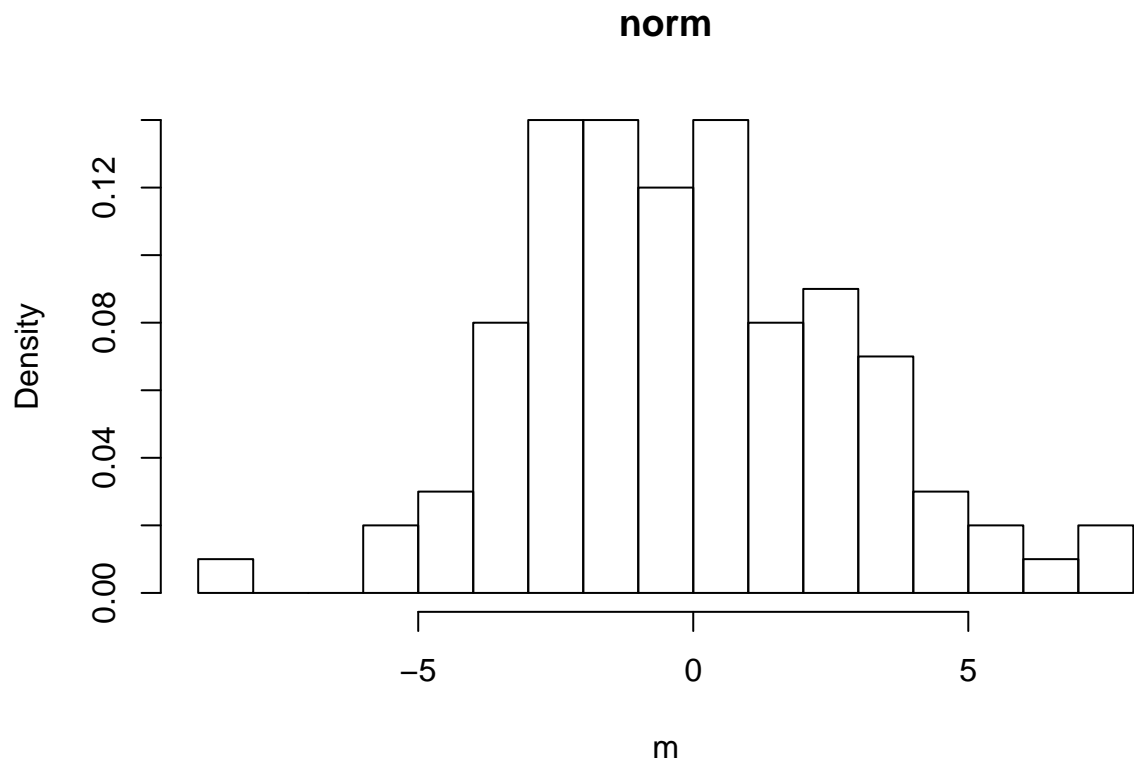
```
m<-data[,2]
hist(m,main="norm")
```



```
hist(m,breaks = 12,freq = TRUE,main="norm")
```



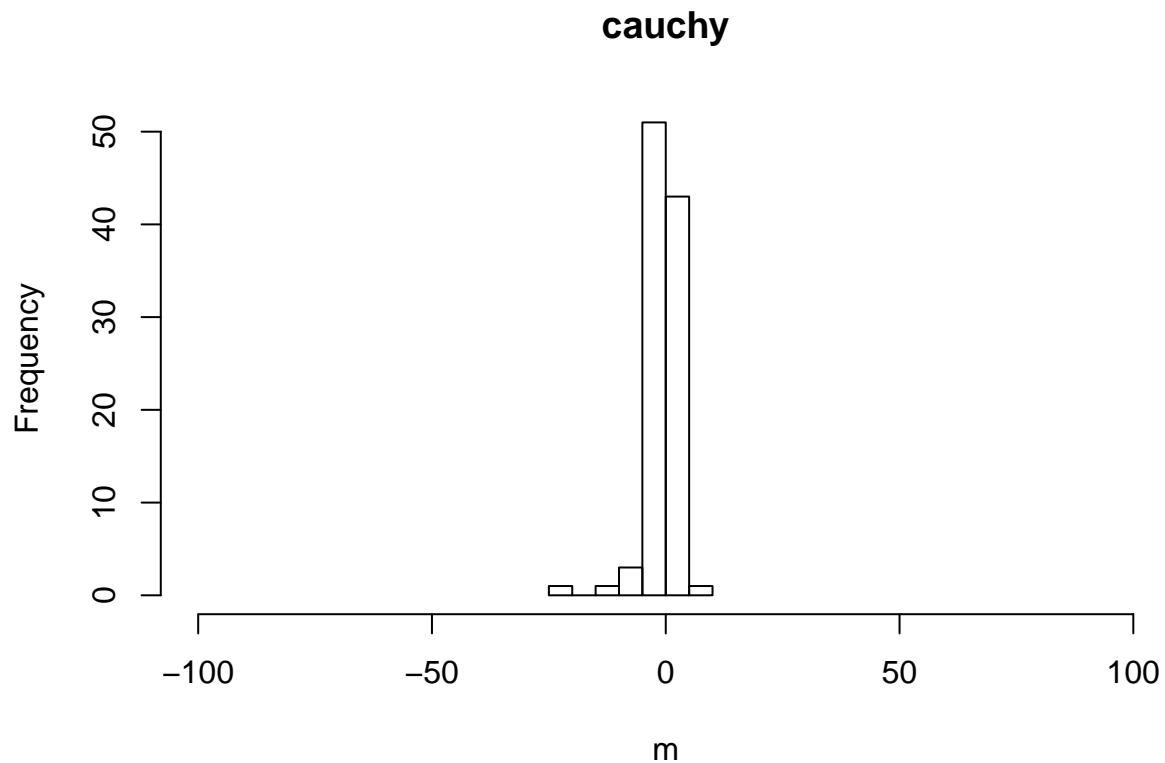
```
hist(m,breaks = 12,freq = FALSE,main="norm")
```



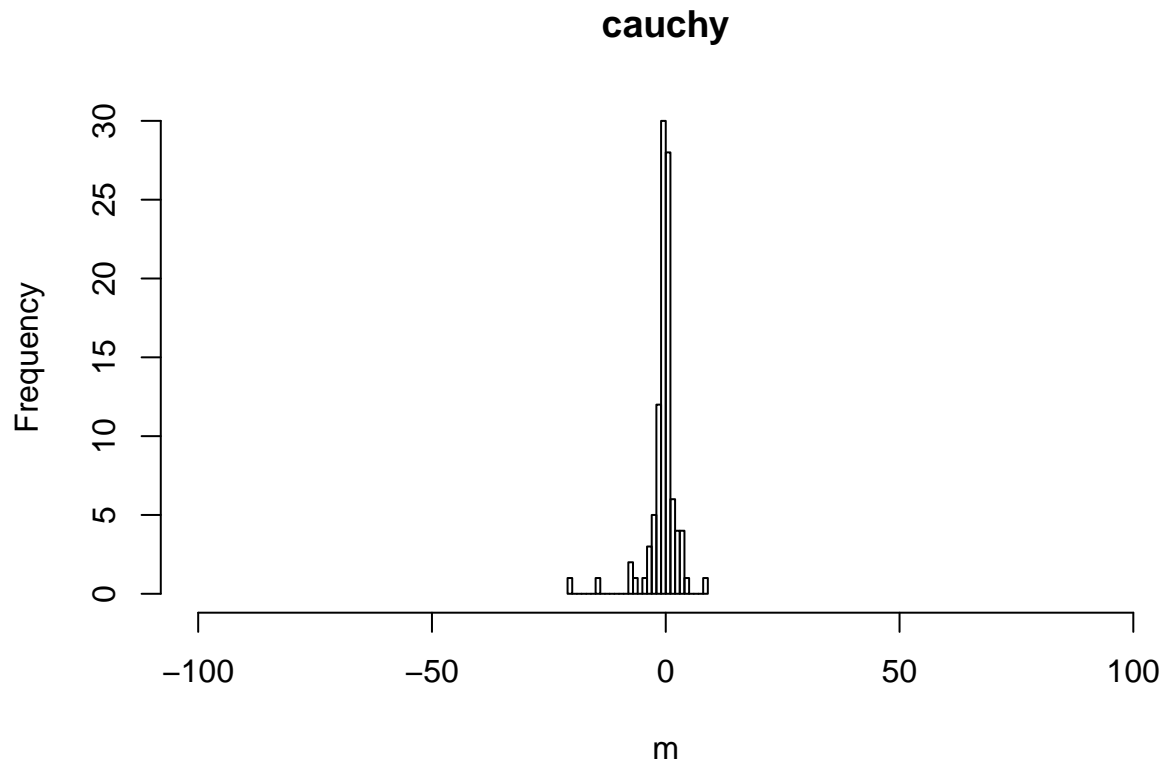
On remarque l'histogramme ressemble un peu à une loi normale centrée réduite.

Effectuez la même chose pour des distributions de Cauchy avec des parametrages differents.

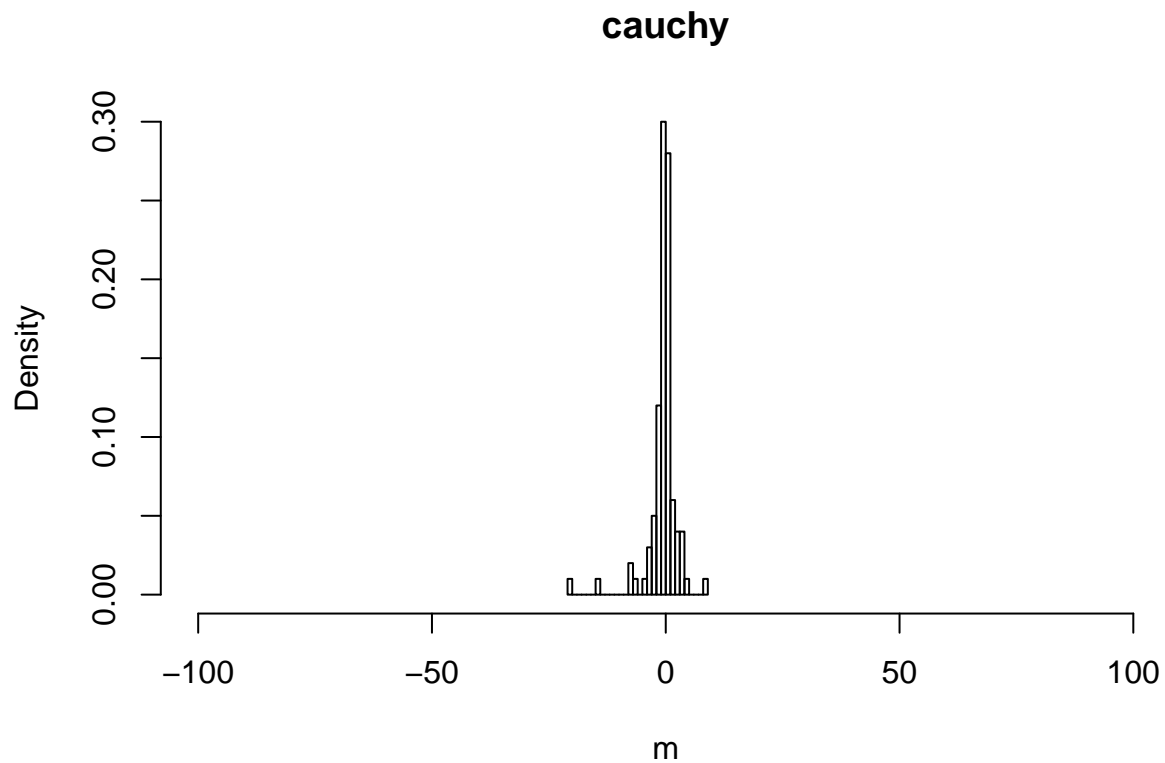
```
m<-rcauchy(100,0,1)
hist(m,main="cauchy",xlim=c(-100,100))
```




```
hist(m,breaks = 25,freq = TRUE,main="cauchy",xlim=c(-100,100))
```



```
hist(m,breaks = 25,freq = FALSE,main="cauchy",xlim=c(-100,100))
```



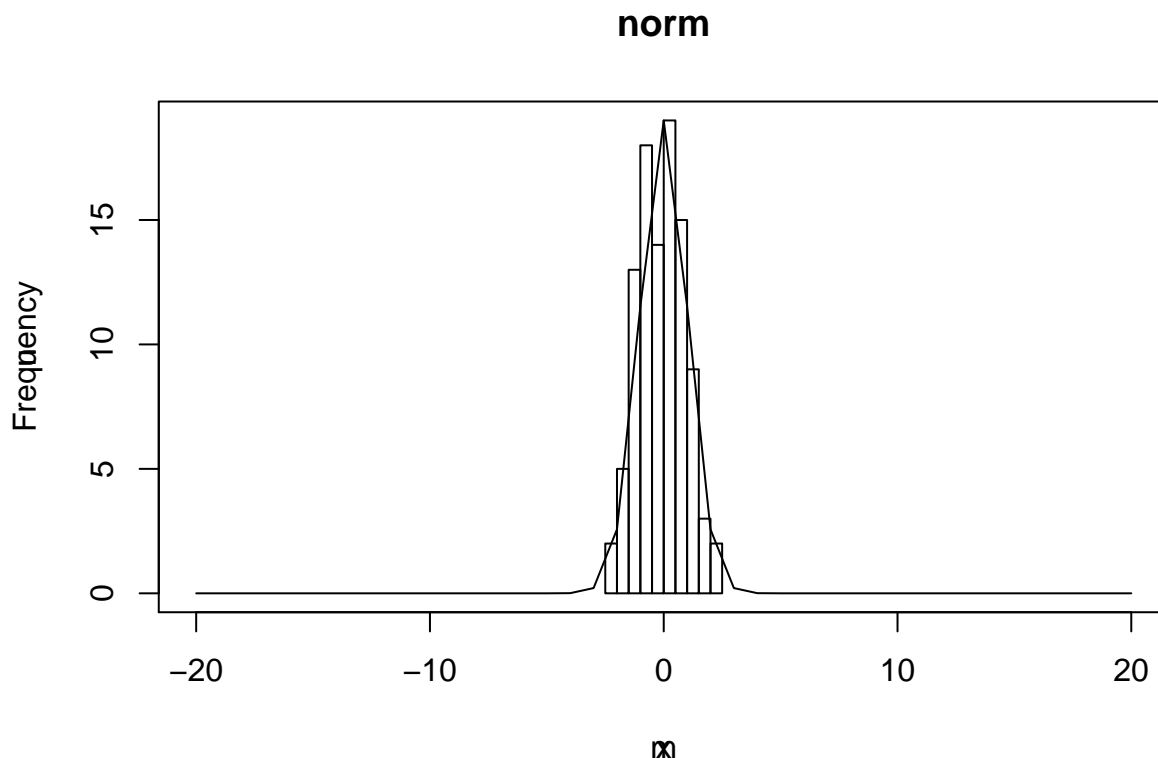
Par ailleurs, regardez les fonctions de type `dfunc(n,p1,p2,...)`. Elles peuvent vous donner la distribution

théorique que vous devriez obtenir. Superposez deux plots en utilisant `par(new=TRUE)` puis en plottant la distribution correspondante au histogramme que vous visualisez.

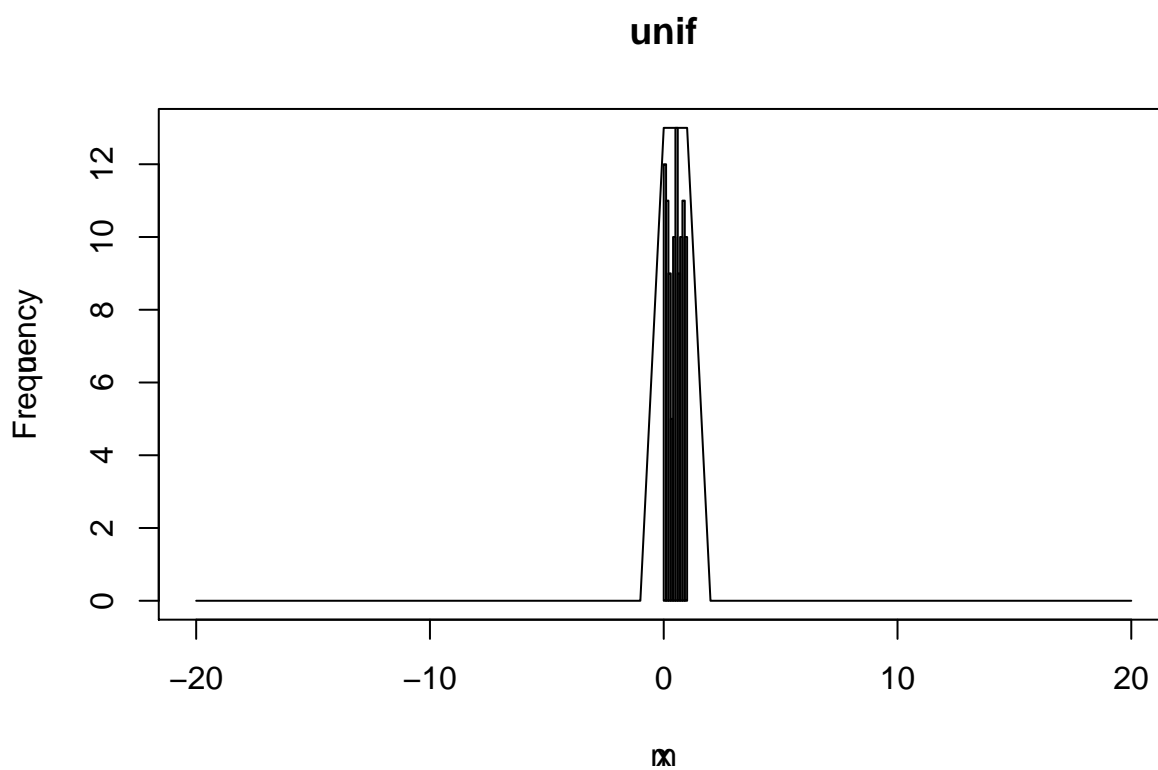
```
x=seq(-20,20)
x1<-rnorm(100,mean=0,sd=1)
x2<-runif(100,min=0,max=1)
x3<-rpois(100,lambda=3)
x4<-rexp(100,rate=1)
x5<-rchisq(100,df=2)
x6<-rbinom(100,size = 36,prob=0.8)
x7<-rcauchy(100,location=0,scale=1)
y1<-dnorm(x,mean=0,sd=1)
y2<-dunif(x,min=0,max=1)
y3<-dpois(x,lambda=3)
y4<-dexp(x,rate=1)
y5<-dchisq(x,df=2)
y6<-dbinom(x,size = 36,prob=0.8)
y7<-dcauchy(x,location=0,scale=1)
#cette fonction cest pour montrer le hist
dfunc <-function (m,n,s){
  x=seq(-20,20)
  hist(m,main=s,xlim=c(-20,20))

  par(new=TRUE)
  plot(x,n,type="l",xaxt="n",yaxt="n")
}

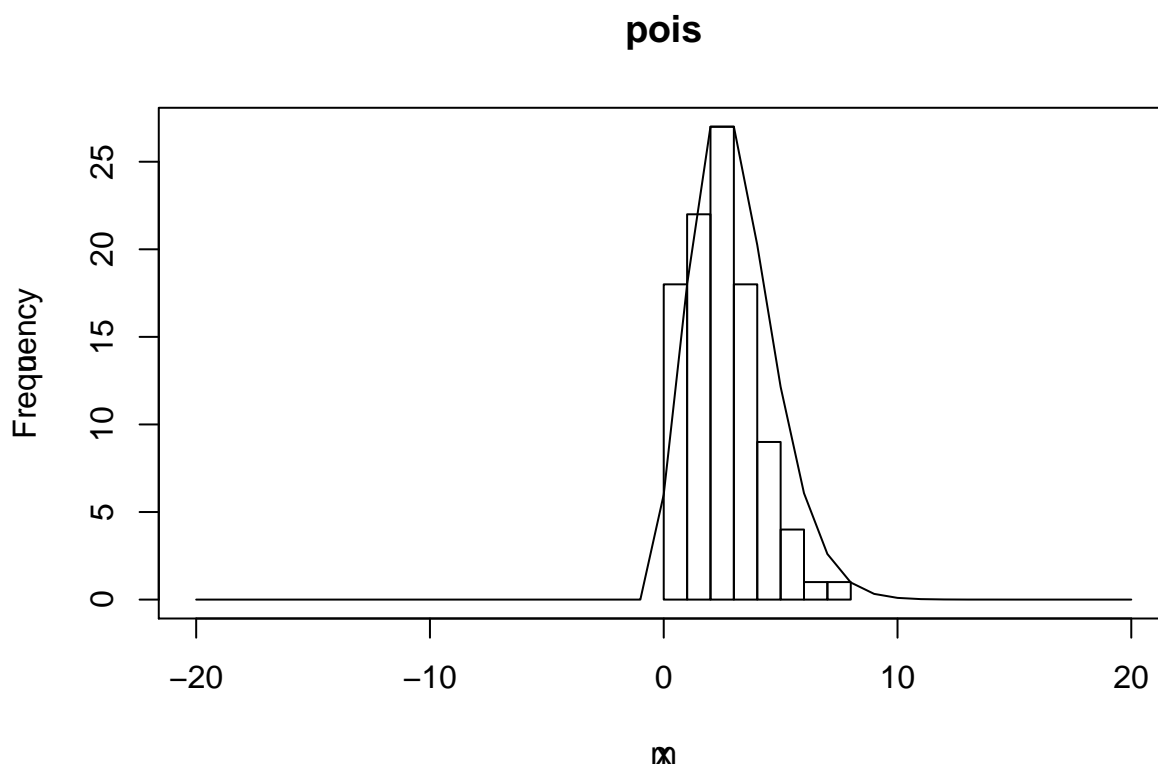
dfunc(x1,y1,"norm")
```



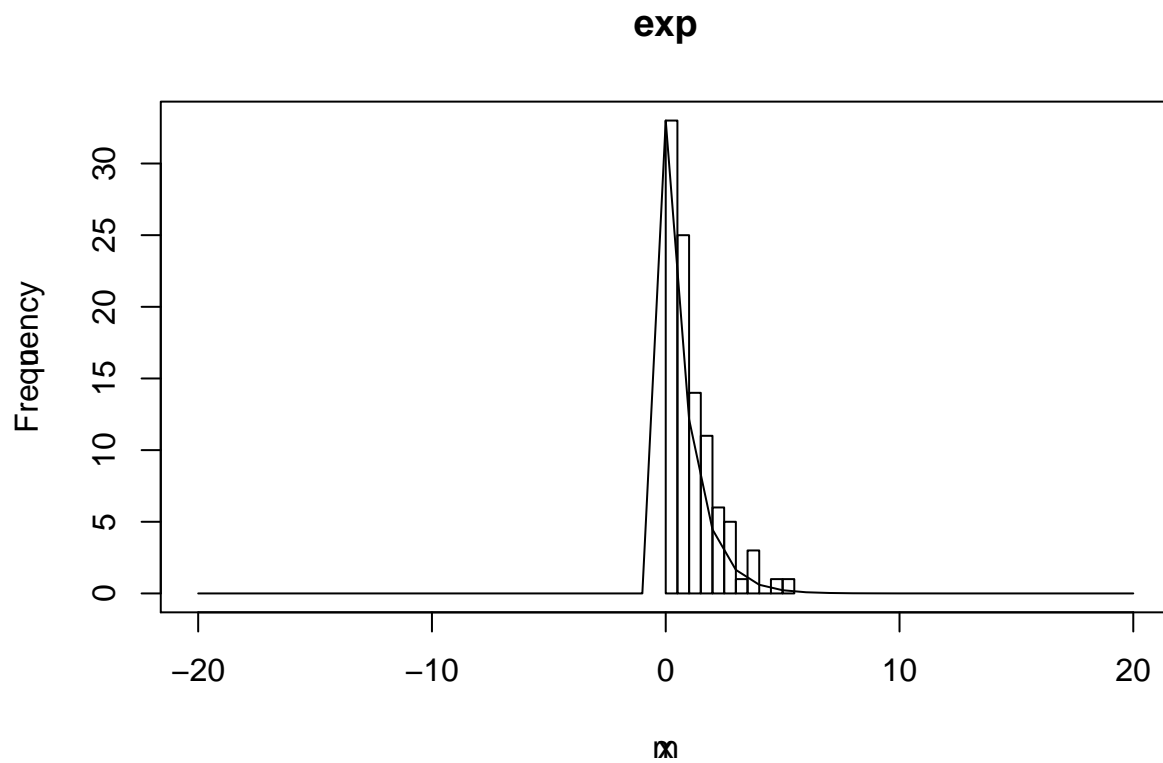
```
dfunc(x2,y2,"unif")
```



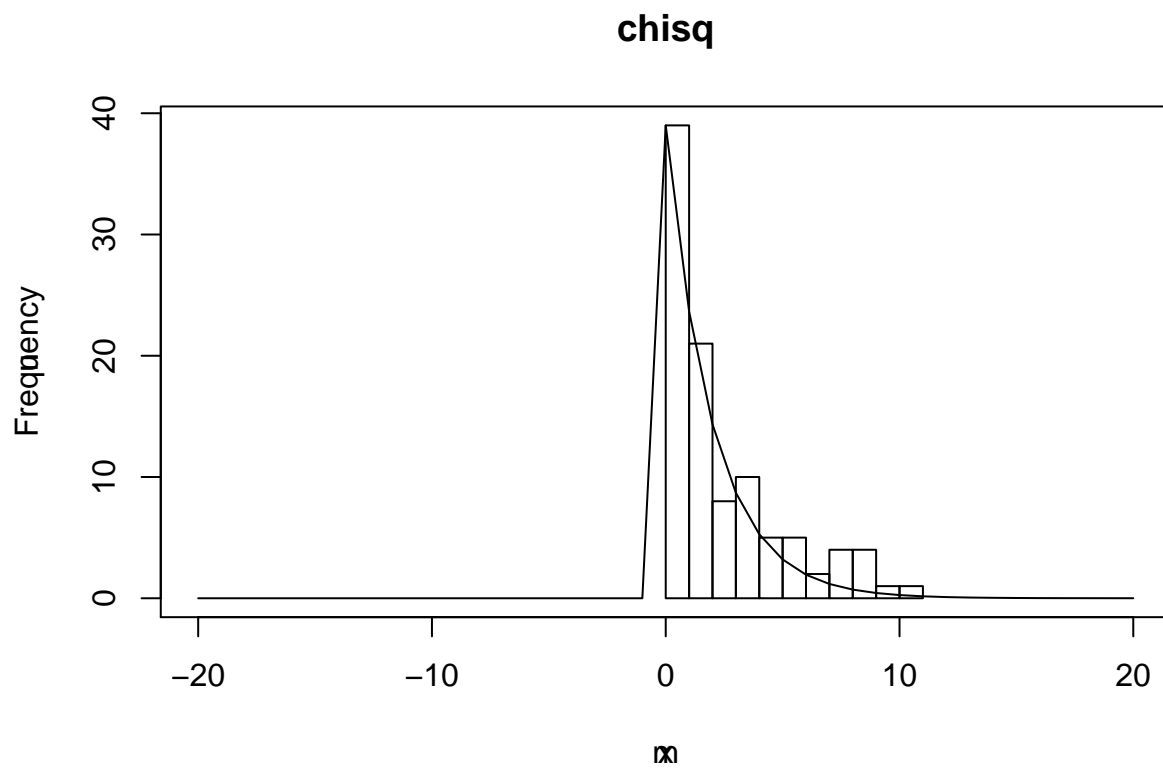
```
dfunc(x3,y3,"pois")
```



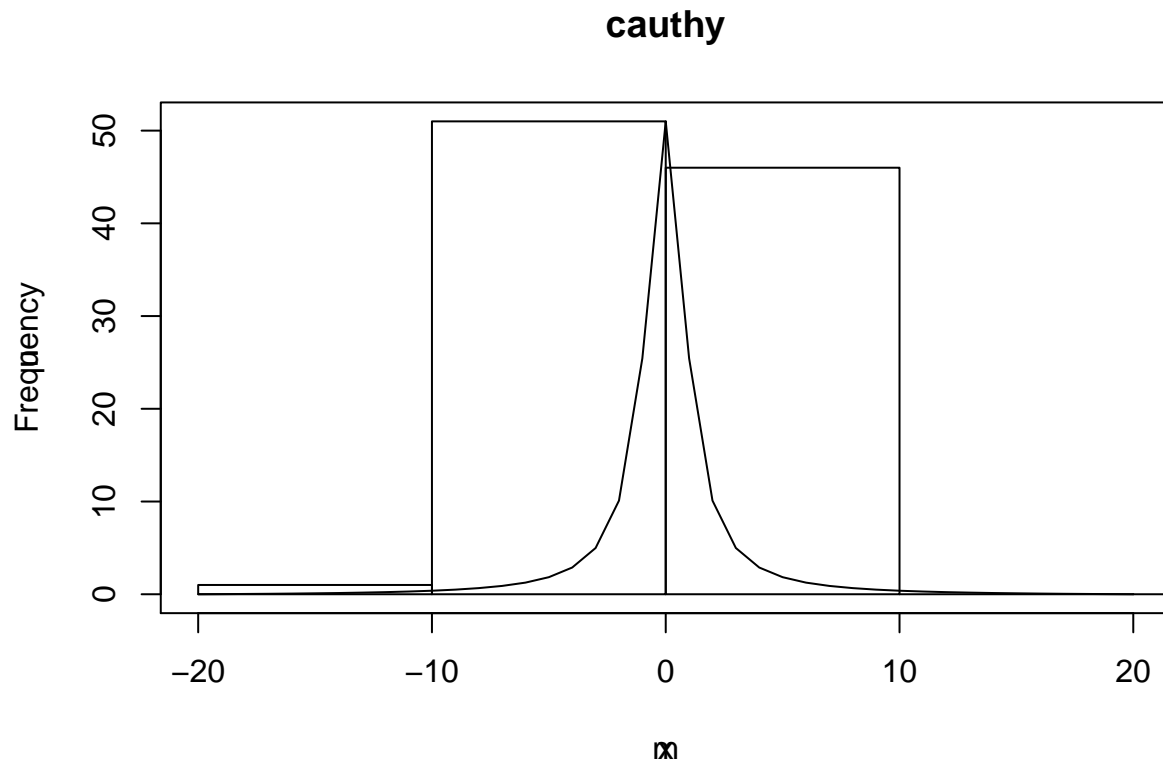
```
dfunc(x4,y4,"exp")
```



```
dfunc(x5,y5,"chisq")
```



```
dfunc(x7,y7,"cauchy")
```



```
rm(list = ls())
```

Moments d'ordre

Les moments d'ordre 1^{er} pour une distribution nous donnent des informations li^{és} à la forme des [?]cart[?] la moyenne. Si on connaît notre loi analytiquement, on peut calculer ses moments. Mais quand on a seulement un [?]chantillon i.i.d. d'une loi inconnue, nous devons les estimer.

- Empiriquement:
Skewness négatif \rightarrow plus notre densité est dissymétrique vers la gauche.
Kurtosis petit \rightarrow Plus l'extrémité de la densité va tendre rapidement vers 0.

Sous R il existe les fonctions `skewness()` et `kurtosis()`. Calculez les moments des 4 premiers ordres pour les [?]chantillons que vous avez gén^{ér}és et stockez les résultats dans une matrice. Commentez les résultats obtenus et comparez les valeurs théoriques de ces distributions.

```
library(fBasics)
```

```
## Loading required package: timeDate
```

```
## Loading required package: timeSeries
```

```
x1<-rnorm(400,mean=0,sd=1)
```

```
x2<-runif(400,min=0,max=1)
```

```
x3<-rpois(400,lambda=3)
```

```
x4<-rexp(400,rate=1)
```

```
x5<-rchisq(400,df=2)
```

```
x6<-rbinom(400,size = 36,prob=0.8)
```

```
x7<-rcauchy(400,location=0,scale=1)
```

```
#une fonction pour montrer les 4 resultats:moyenne ,variance,skewness,kurtosis
```

```

calcul <- function(x) {
moyenne=sum(x)/100
m=(x-moyenne)^2
variance=sqrt(sum(m)/100)
matrix <- matrix(c(moyenne,variance,skewness(x),kurtosis(x)), nrow = 4)
}

y1=calcul(x1)
y2=calcul(x2)
y3=calcul(x3)
y4=calcul(x4)
y5=calcul(x4)
y6=calcul(x4)
y7=calcul(x4)
data<-data.frame(N=y1,U=y2,P=y3,E=y4,C=y5,B=y6,CAU=y7)

write.table(data,file="Analyse_table.txt")
read.table("Analyse_table.txt",header = TRUE)

```

```

##          N          U          P          E          C          B          CAU
## 1  0.459269800  2.01684218 12.09000000 3.876404 3.876404 3.876404 3.876404
## 2  2.095597473  3.07995877 18.4284074 6.117008 6.117008 6.117008 6.117008
## 3 -0.069581043 -0.03461074  0.5152128 2.030869 2.030869 2.030869 2.030869
## 4  0.002777489 -1.21623362  0.2216498 6.324809 6.324809 6.324809 6.324809

```

Moment	Ordre	Formule	Estimateur
Moyenne	1	$E[X] = \int_{-\infty}^{\infty} x dF(x)$	$\bar{x} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i$
Variance	2	$E[X^2] = \int_{-\infty}^{\infty} x^2 dF(x)$	$\sigma_x^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2$
Skewness	3	$E[X^3] = \int_{-\infty}^{\infty} x^3 dF(x)$	$b_1 = \frac{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^3}{[\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2]^{3/2}}$
Kurtosis	4	$E[X^4] = \int_{-\infty}^{\infty} x^4 dF(x)$	$g_2 = \frac{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^4}{[\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2]^2} - 3$

Quantiles et Boxplot

Les moments (surtout de premier et second ordre) peuvent nous donner beaucoup d'informations sur les lois dont sont issus nos échantillons. Une autre façon de considérer cela correspond à ordonner nos données dans l'échantillon et de les évaluer en estimant quelle quantité de données sont inférieures ou supérieures à une valeur.

q-Quantile: si on segmente notre distribution de densité de probabilités en q parts de volume égal, la valeur en dessous de laquelle se situent p/q des données est nommée p -ième quantile. Typiquement on travaille avec des segmentations de notre distribution en quatre ou cent morceaux. Formellement :

Le quantile $x_{\frac{p}{q}}$ d'une variable aléatoire X est défini comme: $P(X \leq x_{\frac{p}{q}}) = \frac{p}{q}$

ou de façon équivalente: $P(X \geq x_{\frac{p}{q}}) = 1 - \frac{p}{q}$.

Comme avant, entre connaître la distribution réelle et essayer de “faire parler les données”, il y a une grande différence. On s’appuie sur notre échantillon pour essayer d’avoir plus d’informations sur nos distributions.

- Quantiles spécifiques:
 Q_1 : La valeur en dessous de laquelle on a le quart des valeurs de notre échantillon.
 Q_2 : La valeur en dessous de laquelle on a la moitié des valeurs de notre échantillon, aussi connue sous le nom de médiane.
 Q_3 : La valeur en dessous de laquelle on a les trois-quarts des valeurs de notre échantillon.

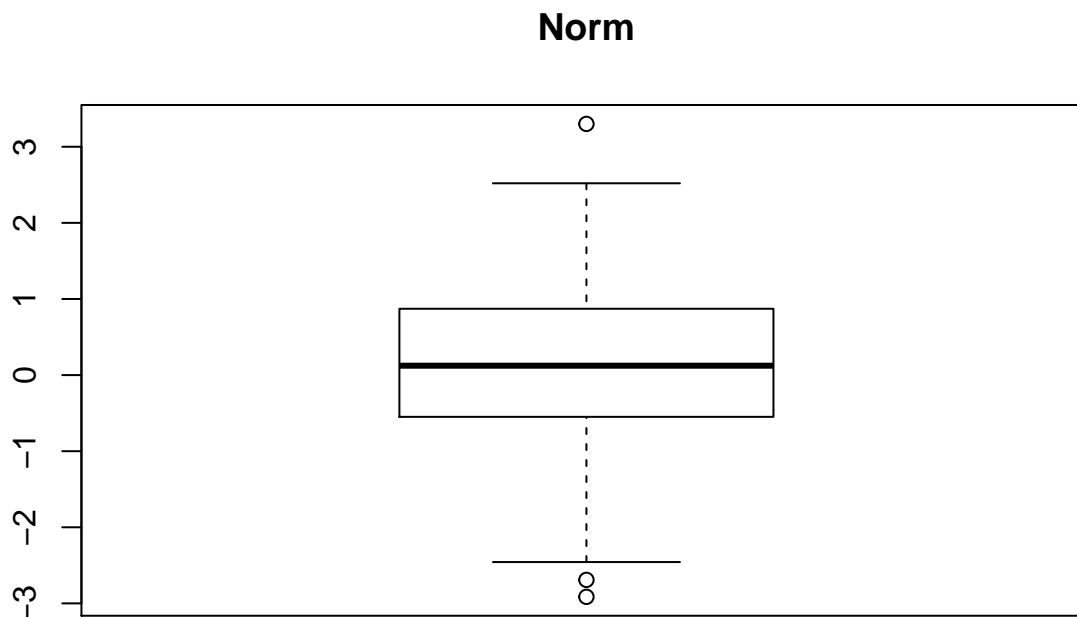
Le boxplot nous permet de voir les valeurs entre Q_1 et Q_2 , et Q_2 et Q_3 , ainsi que la moyenne et l’étendue de $\pm 3\sigma$. Toute valeur en dehors de ces $\pm 3\sigma$ est marquée avec des points individuels.

```
Q1=quantile(x1,c(0.25,0.5,0.75,1))
Q2=quantile(x2,c(0.25,0.5,0.75,1))
Q3=quantile(x3,c(0.25,0.5,0.75,1))
Q4=quantile(x4,c(0.25,0.5,0.75,1))
Q5=quantile(x5,c(0.25,0.5,0.75,1))
Q6=quantile(x6,c(0.25,0.5,0.75,1))
Q7=quantile(x7,c(0.25,0.5,0.75,1))
data2<-data.frame(N=Q1,U=Q2,P=Q3,E=Q4,C=Q5,B=Q6,CAU=Q7)
```

```
write.table(data,file="Analyse_table2.txt")
read.table("Analyse_table2.txt",header = TRUE)
```

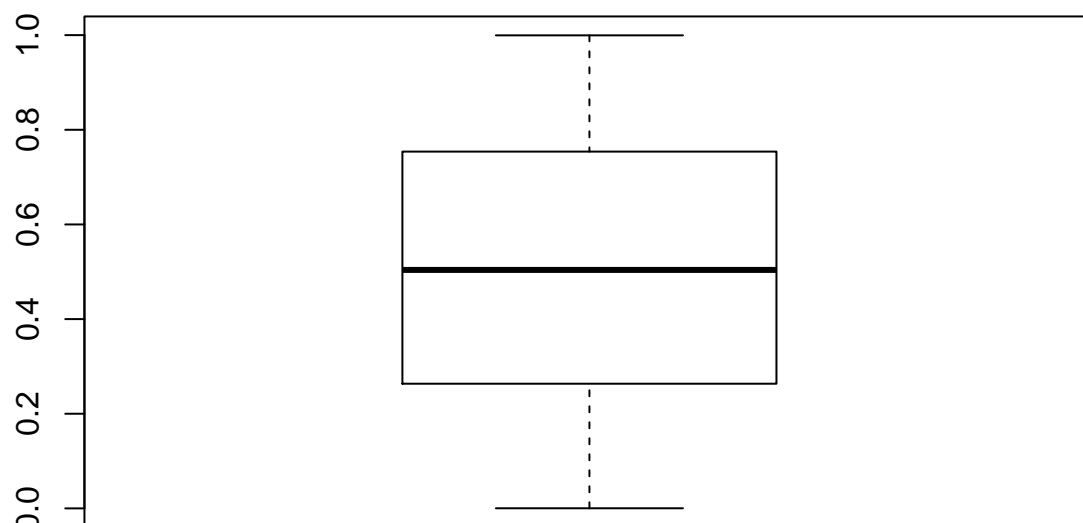
##	N	U	P	E	C	B	CAU
## 1	0.459269800	2.01684218	12.09000000	3.876404	3.876404	3.876404	3.876404
## 2	2.095597473	3.07995877	18.4284074	6.117008	6.117008	6.117008	6.117008
## 3	-0.069581043	-0.03461074	0.5152128	2.030869	2.030869	2.030869	2.030869
## 4	0.002777489	-1.21623362	0.2216498	6.324809	6.324809	6.324809	6.324809

```
boxplot(x1, main = "Norm")
```



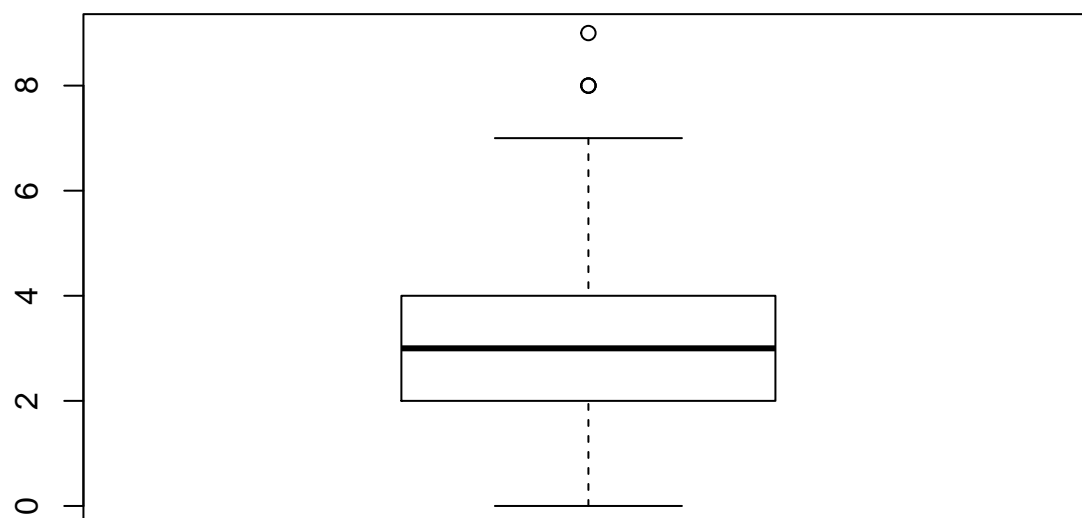
```
boxplot(x2, main = "Unif")
```

Unif



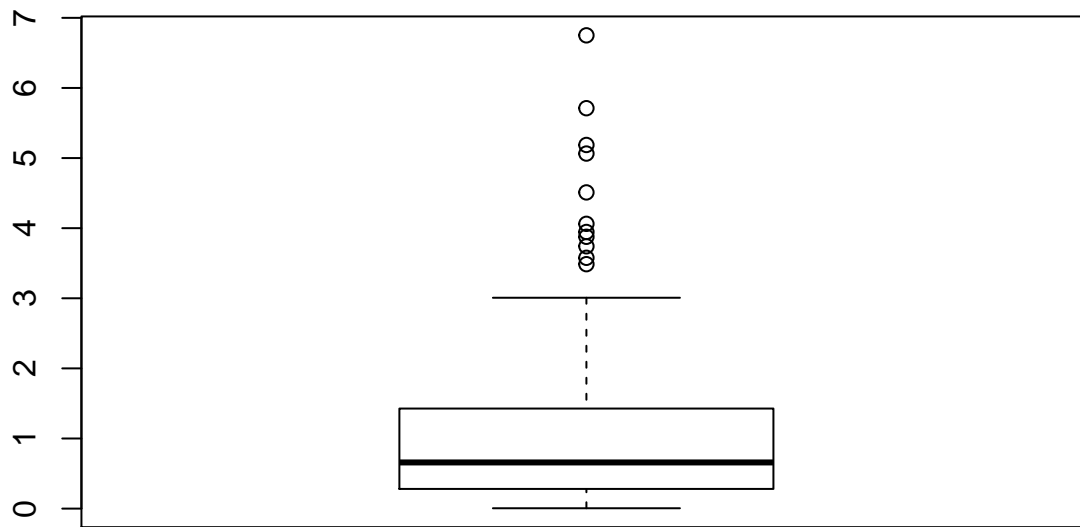
```
boxplot(x3, main = "Pois")
```

Pois



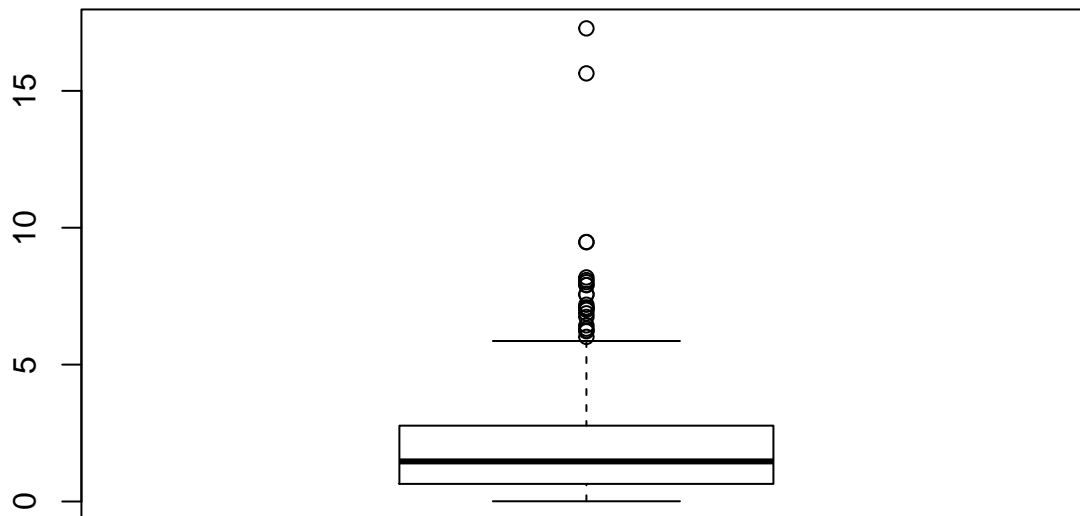
```
boxplot(x4, main = "Exp")
```


Exp



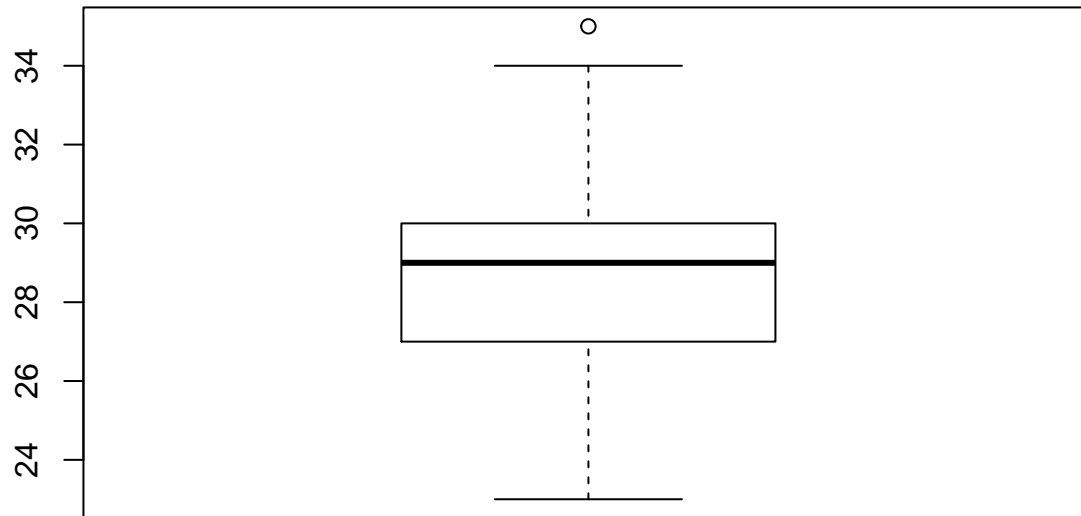
```
boxplot(x5, main = "C")
```

C



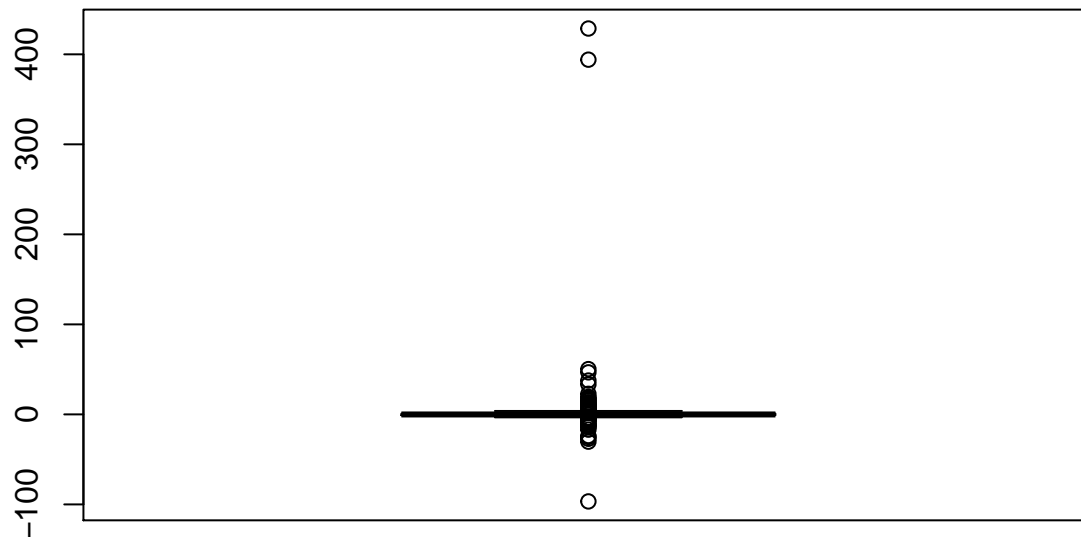
```
boxplot(x6, main = "Bounoli")
```

Bounoli



```
boxplot(x7, main = "Cauchy")
```

Cauchy



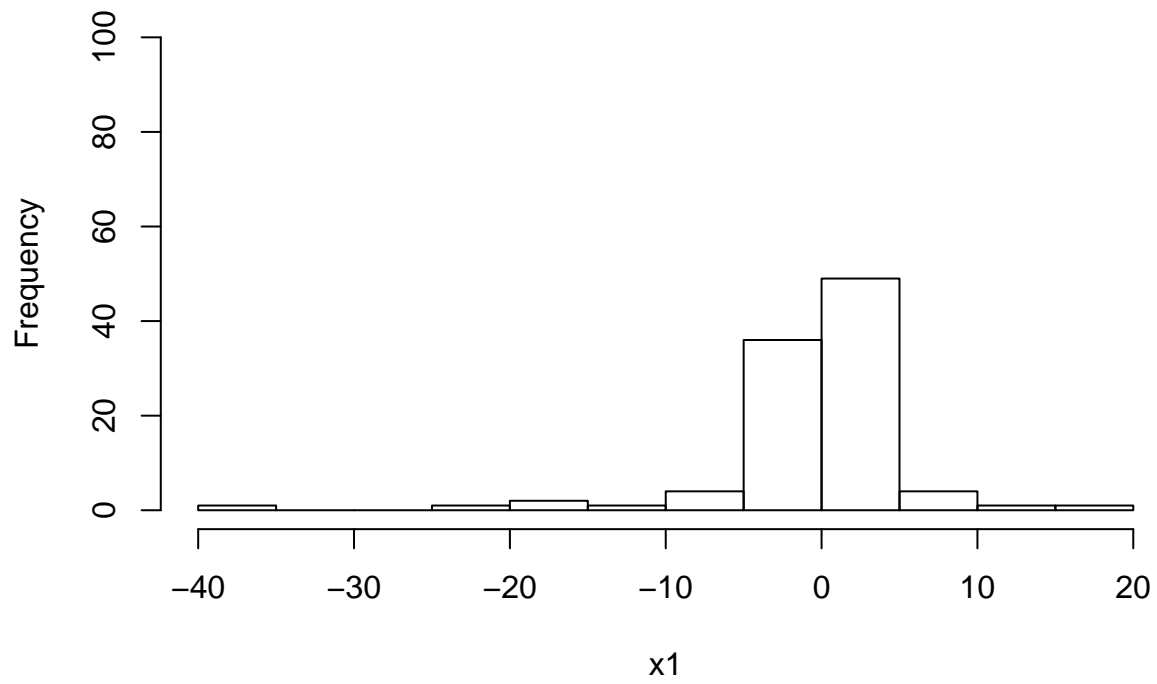
Regardez l'aide de la fonction `boxplot()` et appliquez la sur les different ensembles que vous avez g n r s. Pour le tableau precedent, contenant les moments de ordre 1   4, ajoutez 3 colonnes qui contiennent les 3 quantiles.

Interpr tation visuelle

G n rez 3 ensembles de 100 individus avec la loi de Cauchy avec des param trisations differentes. Effectuez toutes les demarches vues dans ce TP. Que remarquez-vous?

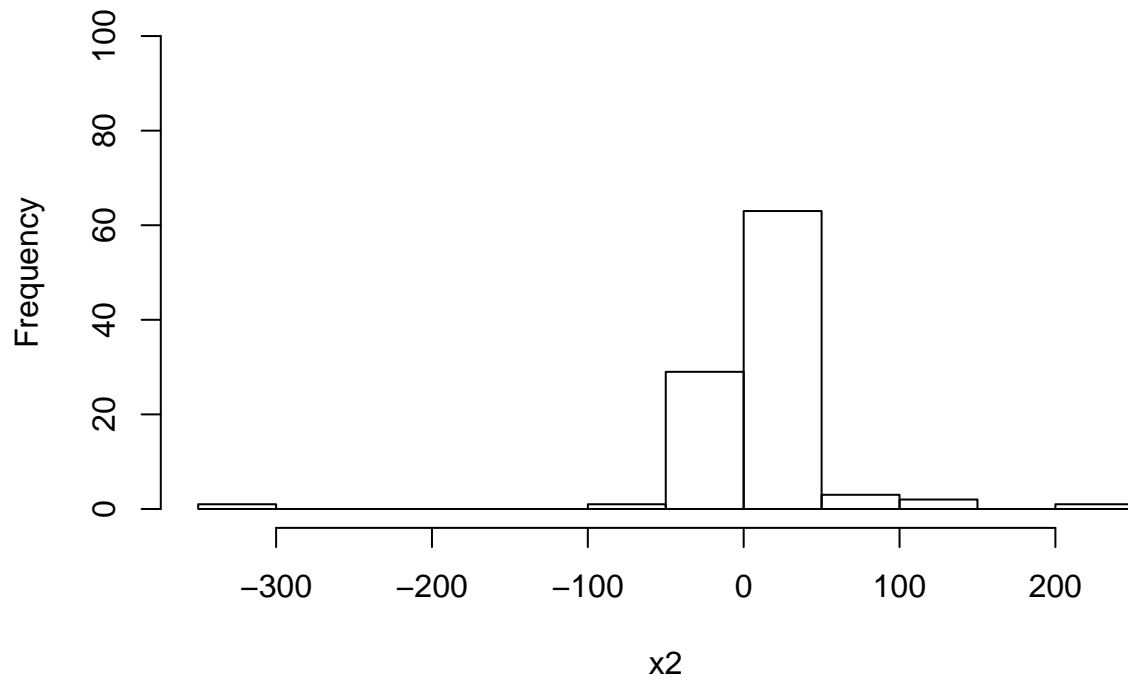
```
x1<-rcauchy(100,0,1)
hist(x1,main="Cauchy",ylim=c(0,100))
```

Cauchy



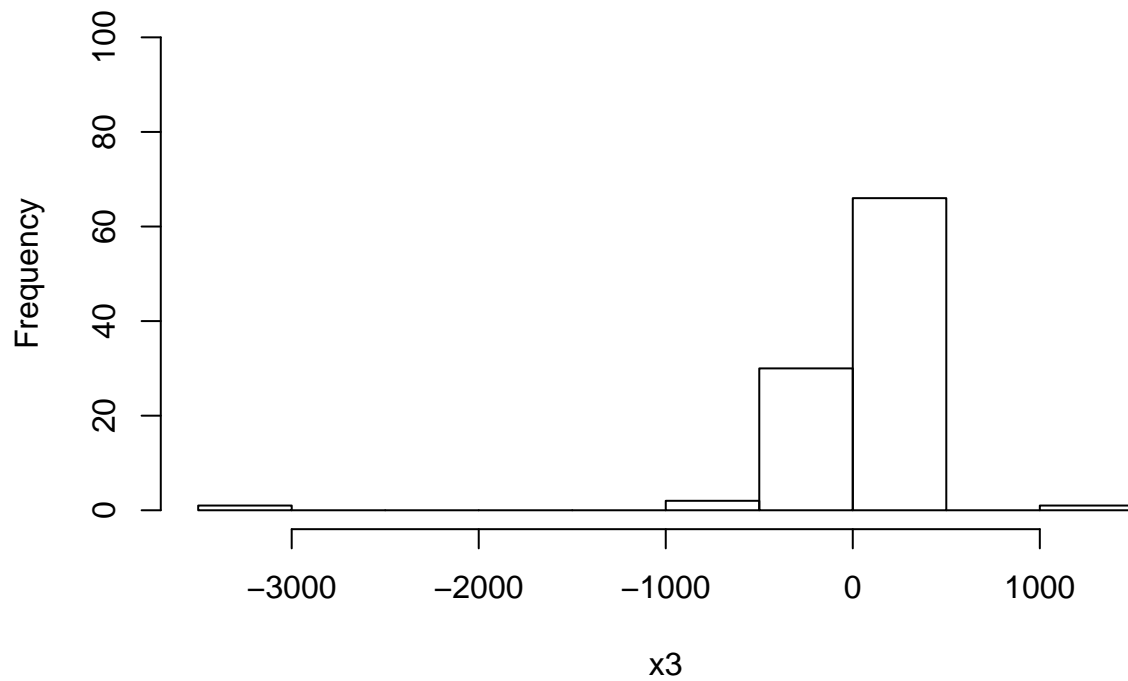
```
x2<-rcauchy(100,3,4)
hist(x2,main="Cauchy",ylim=c(0,100))
```

Cauchy



```
x3<-rcauchy(100,11,25)
hist(x3,main="Cauchy",ylim=c(0,100))
```

Cauchy



```
print(calcul(x1))
```

```
##          [,1]  
## [1,] -0.5294648  
## [2,]  6.0226310  
## [3,] -2.8142666  
## [4,] 15.2201453
```

```
print(calcul(x2))
```

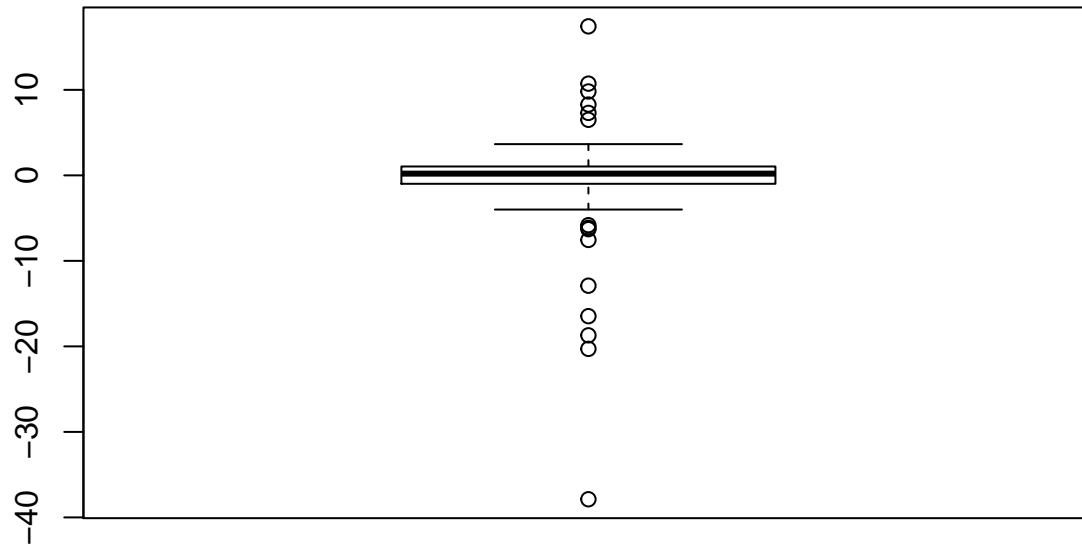
```
##          [,1]  
## [1,]  5.135147  
## [2,] 46.283789  
## [3,] -1.502045  
## [4,] 24.877302
```

```
print(calcul(x3))
```

```
##          [,1]  
## [1,] -30.401510  
## [2,] 371.147792  
## [3,] -5.855804  
## [4,] 52.053951
```

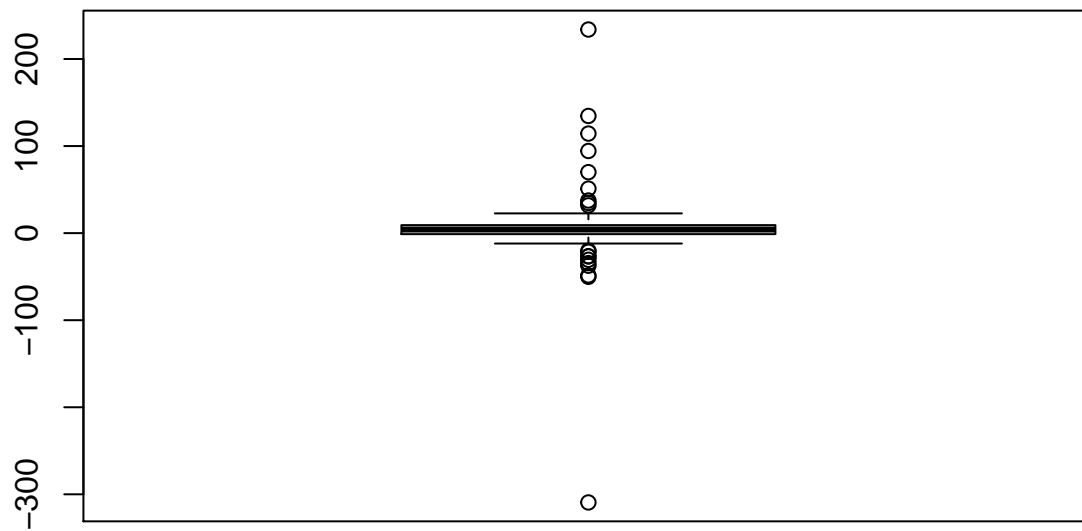
```
boxplot(x1, main = "Cauchy1")
```

Cauchy1



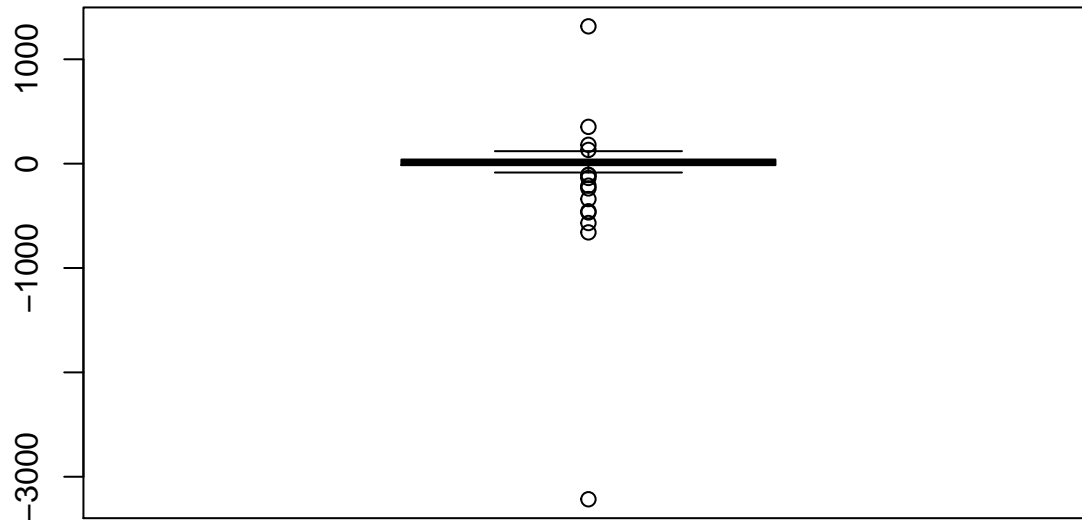
```
boxplot(x2, main = "Cauchy2")
```

Cauchy2



```
boxplot(x3, main = "Cauchy3")
```

Cauchy3



```
Q1=quantile(x1,c(0.25,0.5,0.75,1))
Q2=quantile(x2,c(0.25,0.5,0.75,1))
Q3=quantile(x3,c(0.25,0.5,0.75,1))
print(Q1)
```

```
##          25%          50%          75%          100%
## -0.9802297  0.2025043  1.0242382 17.4233225
```

```
print(Q2)
```

```
##          25%          50%          75%          100%
## -1.106956   4.129634   9.146870 233.834017
```

```
print(Q3)
```

```
##          25%          50%          75%          100%
## -14.23380   12.51329   39.52382 1315.49841
```

On remarque qu'une distribution de Cauchy(x , t) a une forte probabilité d'avoir des valeurs dans $[x - t, x + t]$.