

# TP\_1

EL\_Hadrami\_N'DOYE\_Ismael\_Ramde

15/01/2021

## Exercice 1

```
# importation du fichier ScriptEtud.R
source("scriptsEtud.R")
```

```
n <- 500
P <- 1 / 10
theta <- 0.8
n.sim <- 1000
set.seed(2001)
piaw <- questDelicateMeth1(n,P,theta,n.sim)
```

a. Calcul de la moyenne et l'écart type estimés

```
probaoui1 <- P * (2 * theta - 1) - theta + 1
# X est une loi Binomiale
X <- rbinom(n.sim,n,probaoui1)
a <- (theta - 1) / ((2 * theta) - 1)
b <- 1 / (n * ((2 * theta) - 1))
moyenneEst1 <- a + (b * n * probaoui1)
varX <- n * probaoui1 * (1 - probaoui1)
ecarttype1 <- sqrt(b^2 * varX)
```

b. Les valeurs theoriques correspondantes

```
mean(piaw)
```

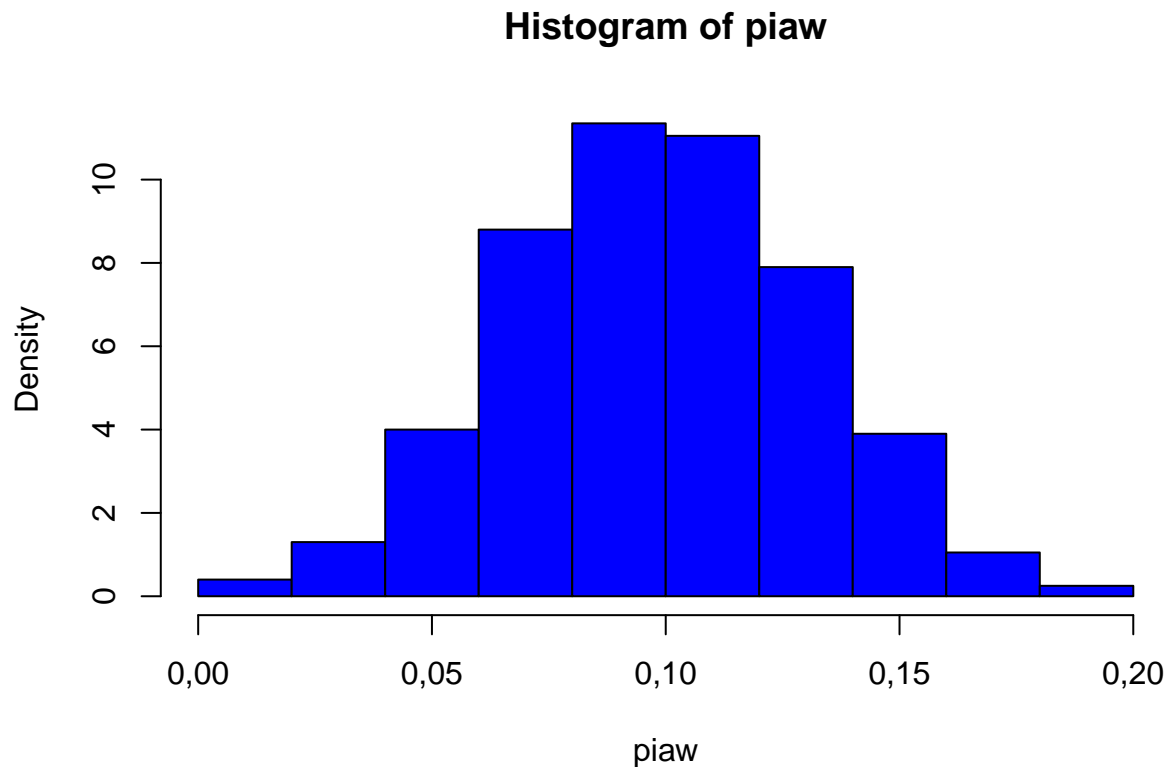
```
## [1] 0,1007333
```

```
sd(piaw)
```

```
## [1] 0,03225096
```

c.

```
hist(piaw,probability = TRUE,col = "blue")
```



#### 2. Methode 2

```
alpha <- 0.217
pia <- questDelicateMeth2(n, P, theta, alpha, n.sim)
```

##### a. Calcul de la moyenne et l'ecart type estimés

```
probaoui2 <- (theta * P) + ((1 - theta) * alpha)
a <- alpha * (theta - 1) / theta
b <- 1 / (n * theta)
moyenneEst2 <- a + (b * n * probaoui2)
varX <- n * probaoui2 * (1 - probaoui2)
ecarttype2 <- sqrt((1 / (n * theta)^2) * varX)
```

##### b. Les valeurs theoriques correspondantes

```
mean(pia)
```

```
## [1] 0,100005
```

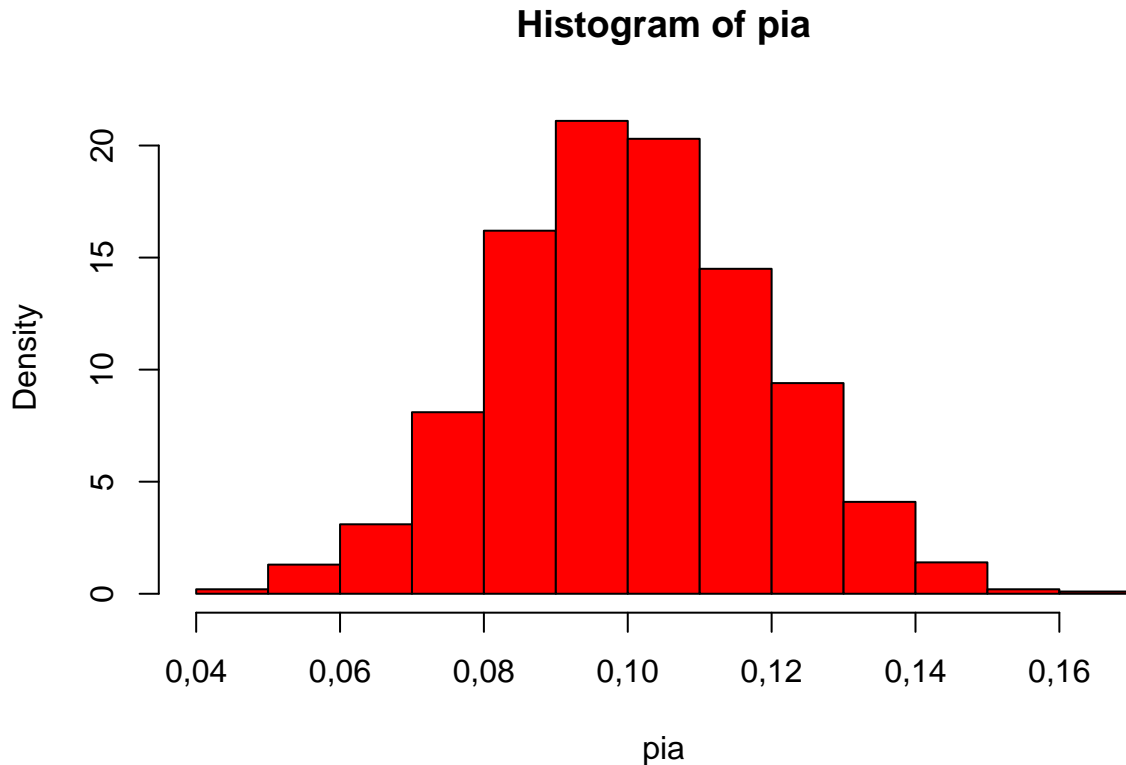
```
sd(pia)
```

```
## [1] 0,01842001
```

##### c.

Tracage de l'histogramme

```
hist(pia,probability = TRUE,col = "red")
```



3.

3.Echantillonnage classique

4.a : Calcul de  $\bar{y}_u$  et S pour la population

```
source("Script2.R")
ybarru <- sum(pop) / N
sigmacarre <- (1 / N) * sum((pop - ybarru)^2)
S <- sqrt((sigmacarre * N) / (N - 1))
```

4.b : Generons une trame de données contenant toutes les echantillons possibles

4.c :

```
options(OutDe=","")
pop <- c (3 , 6 , 24 , 27 , 30 , 36 , 51 , 57)
N <- length ( pop )
n <- 3
(n.ech <- choose (N , n))
```

```
## [1] 56
```

```
ech.all <- cbind ( choix <- t ( matrix ( combn (1: N , n ) ,n , n.ech ) ) , ( matrix (pop [ choix ] , n.ech , byrow = TRUE) ) )
head (ech.all)
```

```
##      [,1] [,2] [,3] [,4] [,5] [,6]
## [1,]  1   2   3   3   6  24
## [2,]  1   2   4   3   6  27
## [3,]  1   2   5   3   6  30
## [4,]  1   2   6   3   6  36
```

```
## [5,] 1 2 7 3 6 51
## [6,] 1 2 8 3 6 57
```

```
donneepop <- ech.all[,4:6]
ybarr <- apply(donneepop,1,mean)
s <- apply(donneepop,1,sd)
sybarr <- (1 - (n / N)) * (s^2 / n)
b.inf <- ybarr - (1.96 * sqrt(sybarr))
b.sup <- ybarr + (1.96 * sqrt(sybarr))
size <- 56
incl <- rep(0,size)
for (i in 1:size){
  if(ybarru <= b.sup[i] && ybarr >= b.inf[i]){
    incl[i] <- 1
  }
  else{
    incl[i] <- 0
  }
}
tram.donnee <- cbind(ybarr,s,b.inf,b.sup,incl)
head(tram.donnee,5)
```

```
##      ybarr      s      b.inf      b.sup incl
## [1,] 11 11,35782 0,8391437 21,16086 0
## [2,] 12 13,07670 0,3014103 23,69859 0
## [3,] 13 14,79865 -0,2390710 26,23907 0
## [4,] 15 18,24829 -1,3251646 31,32516 1
## [5,] 20 26,88866 -4,0549579 44,05496 1
```

4.d : Verifions numeriquement que  $\mu_{\bar{y}} = \bar{y}_{\mu}$  et que  $\sigma_{\bar{y}} = (\sqrt{1-f}) \frac{S}{n}$

```
# moyenne de chaque population a 3 echantillons
muybarr <- mean(tram.donnee[,1])
muybarr
```

```
## [1] 29,25
```

```
ybarru
```

```
## [1] 29,25
```

```
f <- n / N
head(sqrt(1 - f) * (s / sqrt(n)),5)
```

```
## [1] 5,184110 5,968668 6,754628 8,329166 12,272938
```

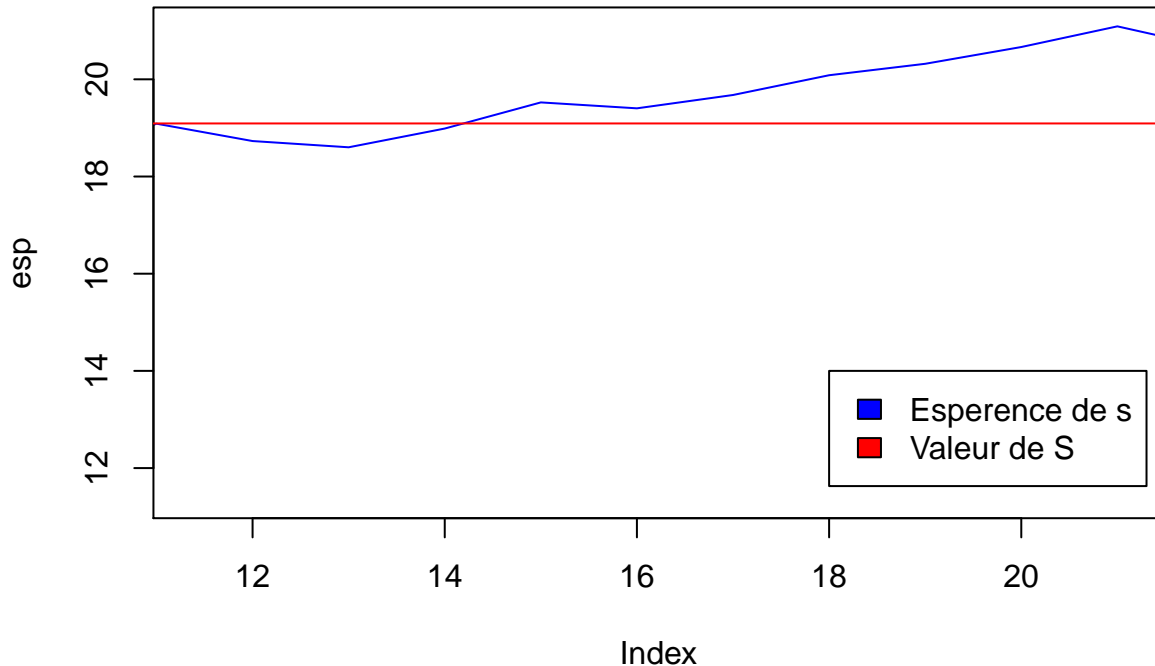
```
head(sqrt(sybarr),5)
```

```
## [1] 5,184110 5,968668 6,754628 8,329166 12,272938
```

4.e : s est - il un estimateur sans biais de S

```
esp <- cumsum(tram.donnee[,2]) / (1:size)
plot(esp,xlim = c(min(esp),max(esp)),type = "l",col="blue",main = "Esperance de S / s")
abline(h = S,col="red")
legend(x = 18,y = 14,legend=c("Esperence de s","Valeur de S"),fill = c("blue","red"),col=c("blue,red"))
```

## Esperance de S / s



D'après la figure on observe que l'esperance de s ne converge pas vers la valeur de S. Donc s n'est pas un estimateur sans biais de S.

f. Déterminer la probabilité de commettre dans l'estimation de la moyenne une erreur

- plus de deux unités

On compte toutes les indices du vecteurs  $y_{\text{barr}}(\mu_{\bar{y}})$  dont leurs valeurs sont superieur a  $\bar{y}_{\mu} + 2$  puis on divise par le nombre d'element du vecteur  $\mu_{\bar{y}}$  pour avoir la probabilité.

```
length(which(ybarr > ybarru + 2 )) / size
```

```
## [1] 0,3571429
```

- plus de cinq unités

On compte toutes les indices du vecteurs  $y_{\text{barr}}(\mu_{\bar{y}})$  dont leurs valeurs sont superieur a  $\bar{y}_{\mu} + 5$  puis on divise par le nombre d'element du vecteur  $\mu_{\bar{y}}$  pour avoir la probabilité.

```
length(which(ybarr > ybarru + 5 )) / size
```

```
## [1] 0,3035714
```

- plus de 25%

On compte toutes les indices du vecteurs  $y_{\text{barr}}(\mu_{\bar{y}})$  dont leurs valeurs sont superieur a  $\bar{y}_{\mu} + 0.25$  puis on divise par le nombre d'element du vecteur  $\mu_{\bar{y}}$  pour avoir la probabilité.

```
length(which(ybarr > ybarru + 0.25 )) / size
```

```
## [1] 0,4821429
```

g. Calcul de la probabilité de se tromper de plus de 20% dans l'estimation de l'écart type S de la population.

```
length(which(s > S + 0.20 )) / size
```

```
## [1] 0,3571429
```

h. Le niveau de confiance de l'intervalle de confiance donné par la formule  $\bar{y} - 2\hat{\sigma}_{\bar{y}} \leq \bar{y}_u \leq \bar{y} + 2\hat{\sigma}_{\bar{y}}$

On compte le nombre d'éléments de  $\bar{y} - 2\hat{\sigma}_{\bar{y}}$  et  $\bar{y} + 2\hat{\sigma}_{\bar{y}}$  dont  $\bar{y} - 2\hat{\sigma}_{\bar{y}} \leq \bar{y}_u \leq \bar{y} + 2\hat{\sigma}_{\bar{y}}$

```
born.inf <- ybarr - (2 * sqrt(sybarr))  
born.sup <- ybarr + (2 * sqrt(sybarr))  
length(which(ybarru >= born.inf & ybarru <= born.sup)) / size
```

```
## [1] 0,9285714
```

Donc le niveau de confiance de cet intervalle est de 92.86%