

# TP6- Dellouve et Gazzo

## Exercice 2

#Question 1

```
call<-function(sigma,K,r=0,S=1) # fonction call
{
  C=S*exp(r)*(1- pnorm(log(K/S)/sigma-r/sigma-sigma/2))-K*(1- pnorm(log(K/S)/sigma-r/sigma+sigma/2))
  return(C)
}

put<-function(sigma,K,r=0,S=1) # fonction put
{
  P=K*(pnorm(log(K/S)/sigma-r/sigma+sigma/2))-S*exp(r)*pnorm(log(K/S)/sigma-r/sigma-sigma/2)
  return(P)
}

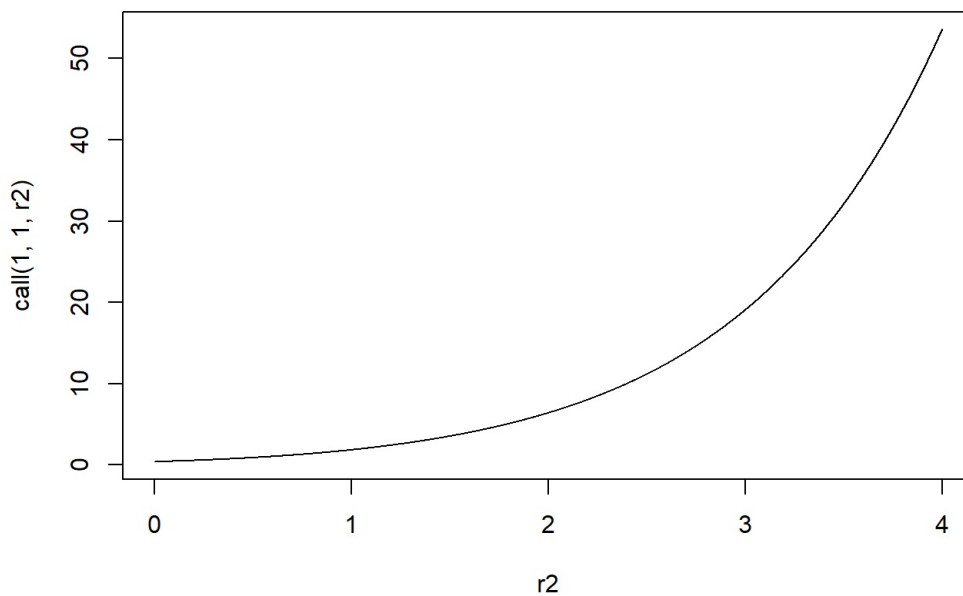
call(1,1)-put(1,1) # vérification, ca doit valoir 0
```

```
## [1] -5.551115e-17
```

```
r<-seq(0,1,0.0005) #taux d'intérêt instantané
r2<-seq(0,4,0.0005) #taux d'intérêt instantané

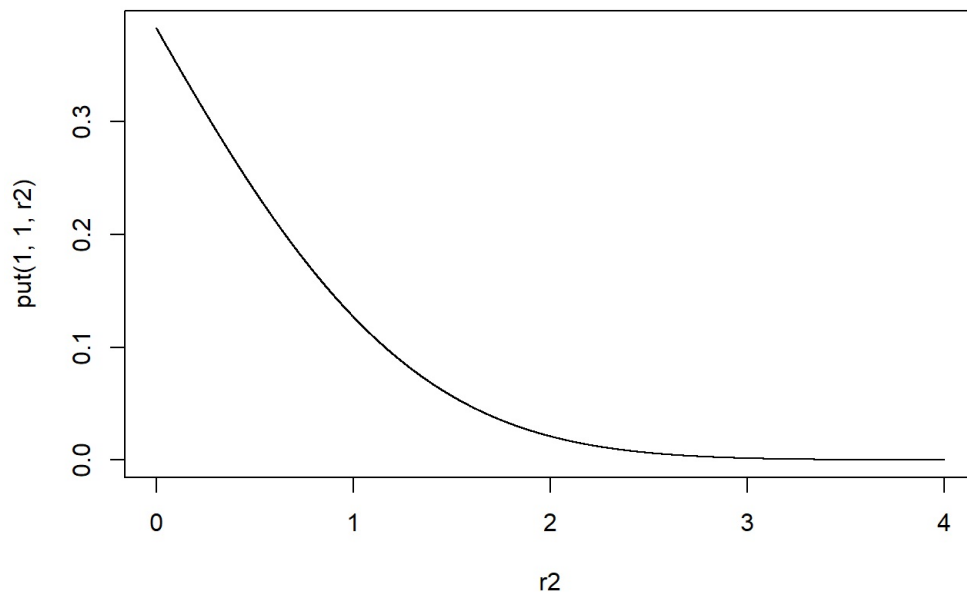
plot(r2,call(1,1,r2),type='l',main = "call pour sigma=1, K=1")
```

call pour sigma=1, K=1



```
plot(r2,put(1,1,r2),type='l',main = "put pour sigma=1, K=1")
```

### put pour sigma=1, K=1

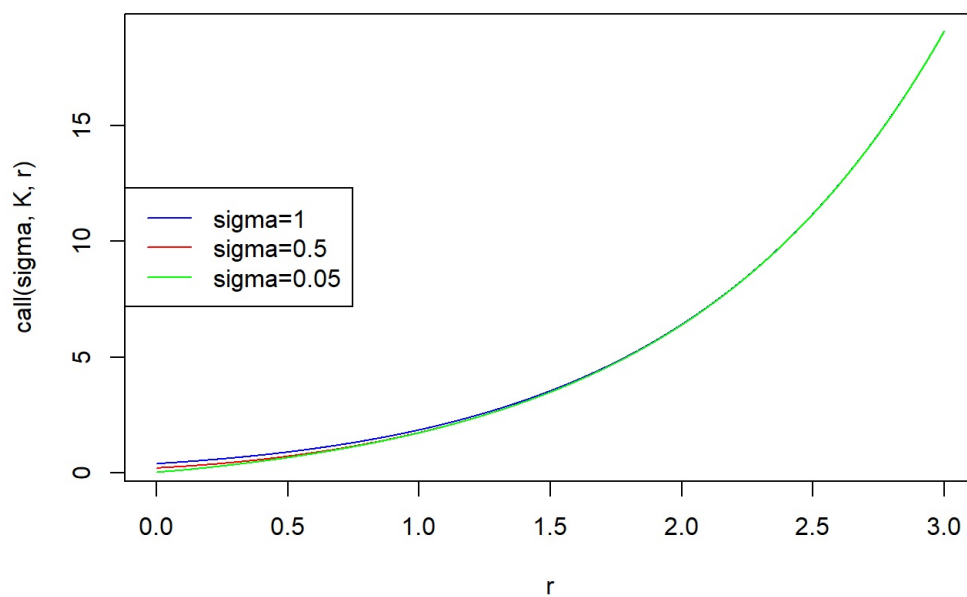


En traçant les graphiques pour  $K$  fixé et pour différentes valeurs de  $\sigma$ , on observe que la fonction call est croissante alors que la fonction put est décroissante et converge vers 0. On trace ensuite les graphiques pour comparer les résultats obtenus pour  $K$  fixé et ensuite pour  $\sigma$  fixé.

```
r<-seq(0,3,0.0005) #taux d'intérêt instantané

#cas K=1, pour différents sigma
K<-1
sigma<-1.0
plot(r,call(sigma,K,r),type='l',main = "call pour K=1",col='blue')
sigma<-0.5
lines(r,call(sigma,K,r),type='l',col='red')
sigma<-0.05
lines(r,call(sigma,K,r),type='l',col='green')
legend("left",c("sigma=1","sigma=0.5","sigma=0.05"),col=c('blue','red','green'),
      lwd=1,lty=1)
```

### call pour K=1

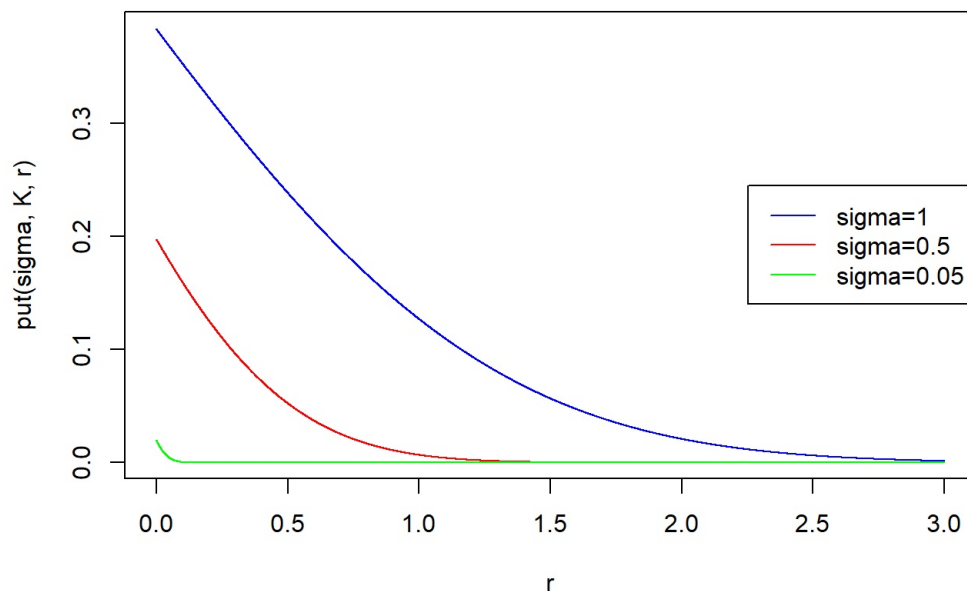


```

sigma<-1.0
plot(r,put(sigma,K,r),type='l',main = "put pour K=1",col='blue')
sigma<-0.5
lines(r,put(sigma,K,r),type='l',col='red')
sigma<-0.05
lines(r,put(sigma,K,r),type='l',col='green')
legend("right",c("sigma=1","sigma=0.5","sigma=0.05"),col=c('blue','red','green'),
      lwd=1,lty=1)

```

### put pour K=1

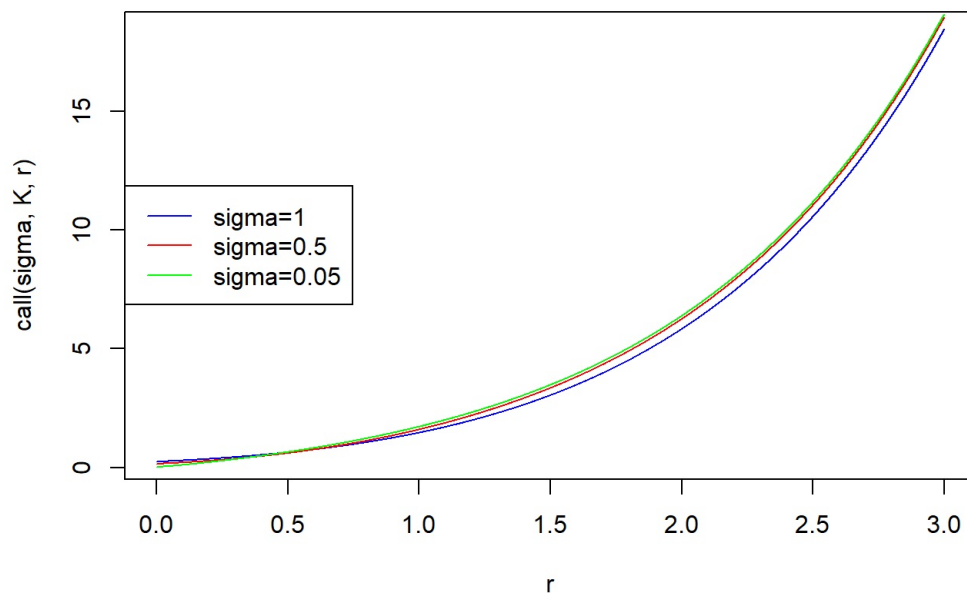


```

#cas K=exp(sigma**2/2), pour différents sigma
sigma<-1.0
K<-exp(sigma**2/2)
plot(r,call(sigma,K,r),type='l',main = "call pour K=exp(sigma**2/2)",col='blue')
sigma<-0.5
K<-exp(sigma**2/2)
lines(r,call(sigma,K,r),type='l',col='red')
sigma<-0.05
K<-exp(sigma**2/2)
lines(r,call(sigma,K,r),type='l',col='green')
legend("left",c("sigma=1","sigma=0.5","sigma=0.05"),col=c('blue','red','green'),
      lwd=1,lty=1)

```

### call pour K=exp(sigma\*\*2/2)

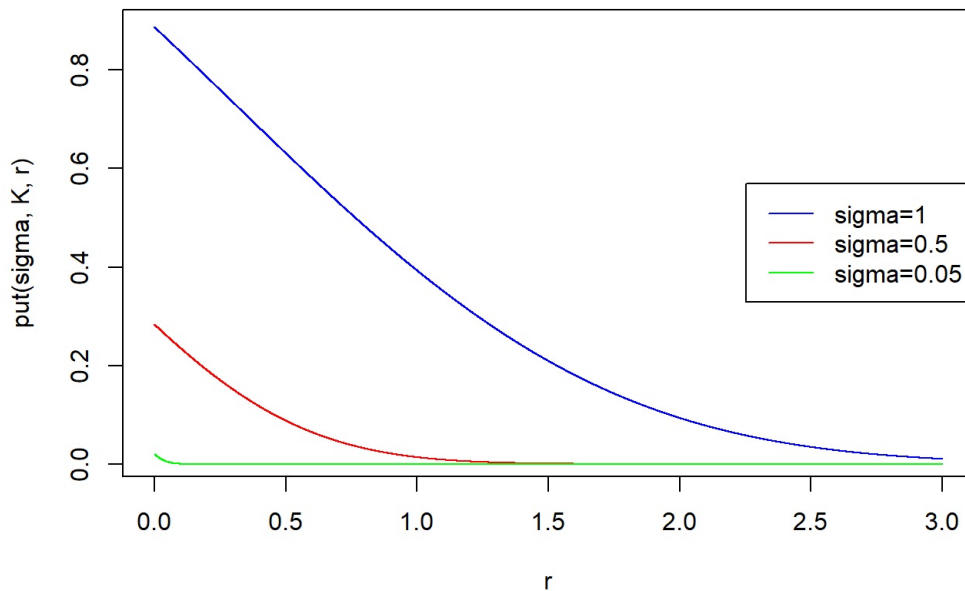


```

sigma<-1.0
K<-exp(sigma**2/2)
plot(r,put(sigma,K,r),type='l',main = "put pour K=exp(sigma**2/2)",col='blue')
sigma<-0.5
K<-exp(sigma**2/2)
lines(r,put(sigma,K,r),type='l',col='red')
sigma<-0.05
K<-exp(sigma**2/2)
lines(r,put(sigma,K,r),type='l',col='green')
legend("right",c("sigma=1","sigma=0.5","sigma=0.05"),col=c('blue','red','green'),
      lwd=1,lty=1)

```

### put pour $K=\exp(\sigma^2/2)$

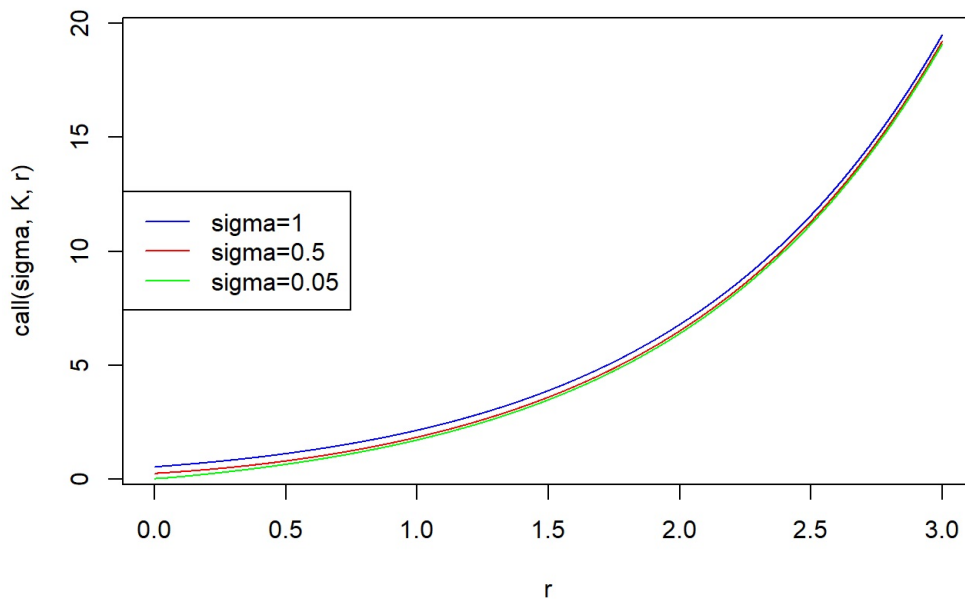


```

#cas K=exp(-sigma**2/2), pour différents sigma
sigma<-1.0
K<-exp(-sigma**2/2)
plot(r,call(sigma,K,r),type='l',main = "call pour K=exp(-sigma**2/2)",col='blue')
sigma<-0.5
K<-exp(-sigma**2/2)
lines(r,call(sigma,K,r),type='l',col='red')
sigma<-0.05
K<-exp(-sigma**2/2)
lines(r,call(sigma,K,r),type='l',col='green')
legend("left",c("sigma=1","sigma=0.5","sigma=0.05"),col=c('blue','red','green'),
      lwd=1,lty=1)

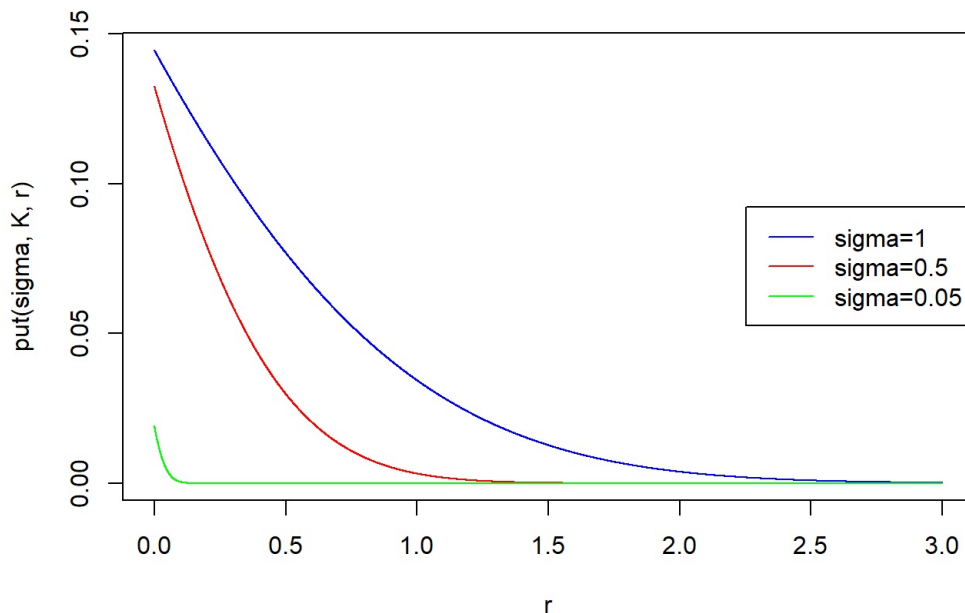
```

### call pour $K=\exp(-\sigma^2/2)$



```
sigma<-1.0
K<-exp(-sigma**2/2)
plot(r,put(sigma,K,r),type='l',main = "put pour K=exp(-sigma**2/2)",col='blue')
sigma<-0.5
K<-exp(-sigma**2/2)
lines(r,put(sigma,K,r),type='l',col='red')
sigma<-0.05
K<-exp(-sigma**2/2)
lines(r,put(sigma,K,r),type='l',col='green')
legend("right",c("sigma=1","sigma=0.5","sigma=0.05"),col=c('blue','red','green'),
      lwd=1,lty=1)
```

### put pour $K=\exp(-\sigma^2/2)$



On voit que plus  $\sigma$  est grand, plus la fonction call commence avec une valeur élevée. La courbe croît plus fortement pour  $\sigma$  petit. On voit que la valeur de  $K$  influence le phénomène. Pour  $K$  petit, les courbes se croisent plus tard comparé au cas  $K$  grand.

Pour la fonction put, on observe que plus  $\sigma$  est petit, plus la courbe converge rapidement vers 0 et commence à une valeur faible en  $x = 0$ . D'autre part,  $K$  influence aussi le point de départ de la courbe à l'origine, au plus  $K$  est grand, au plus la valeur à l'origine sera grande.

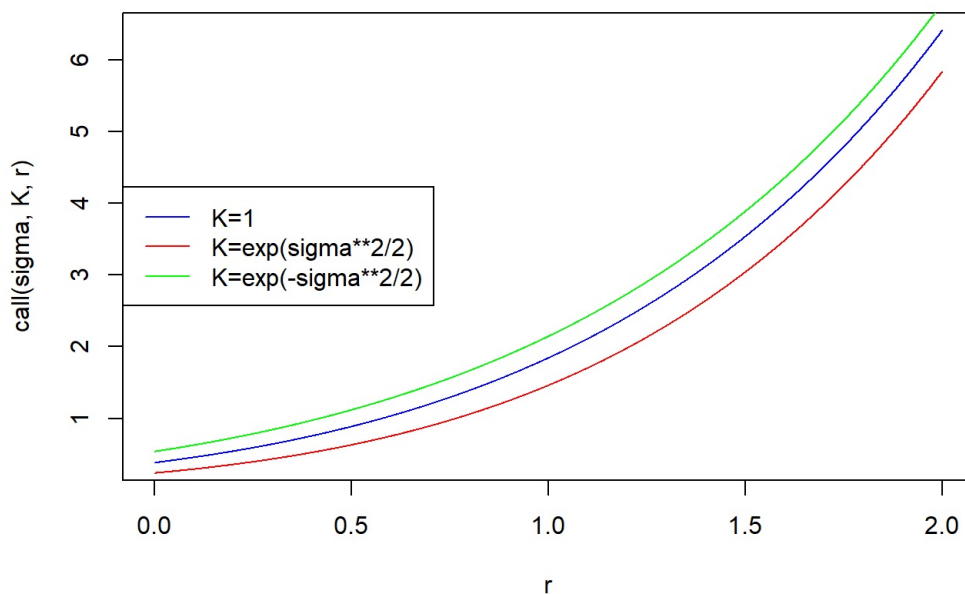
```

r<-seq(0,2,0.0005) #taux d'intérêt instantané

#cas sigma=1, pour différents sigma
sigma<-1.0
K<-1
plot(r,call(sigma,K,r),type='l',main = "call pour sigma=1",col='blue')
K<-exp(sigma**2/2)
lines(r,call(sigma,K,r),type='l',col='red')
K<-exp(-sigma**2/2)
lines(r,call(sigma,K,r),type='l',col='green')
legend("left",c("K=1","K=exp(sigma**2/2)","K=exp(-sigma**2/2)"),
      col=c('blue','red','green'),lwd=1,lty=1)

```

**call pour sigma=1**

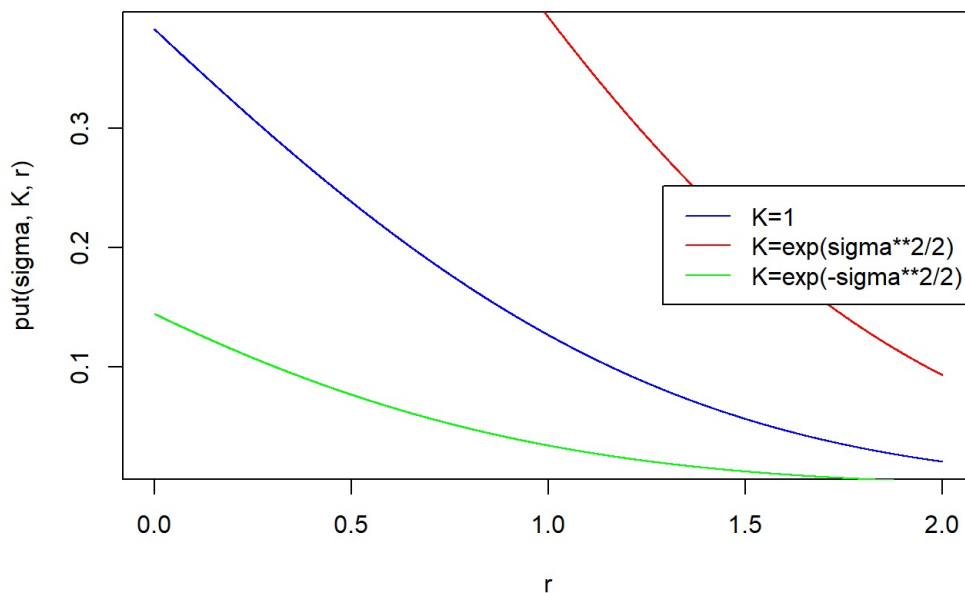


```

K<-1
plot(r,put(sigma,K,r),type='l',main = "put pour sigma=1",col='blue')
K<-exp(sigma**2/2)
lines(r,put(sigma,K,r),type='l',col='red')
K<-exp(-sigma**2/2)
lines(r,put(sigma,K,r),type='l',col='green')
legend("right",c("K=1","K=exp(sigma**2/2)","K=exp(-sigma**2/2)"),
      col=c('blue','red','green'),lwd=1,lty=1)

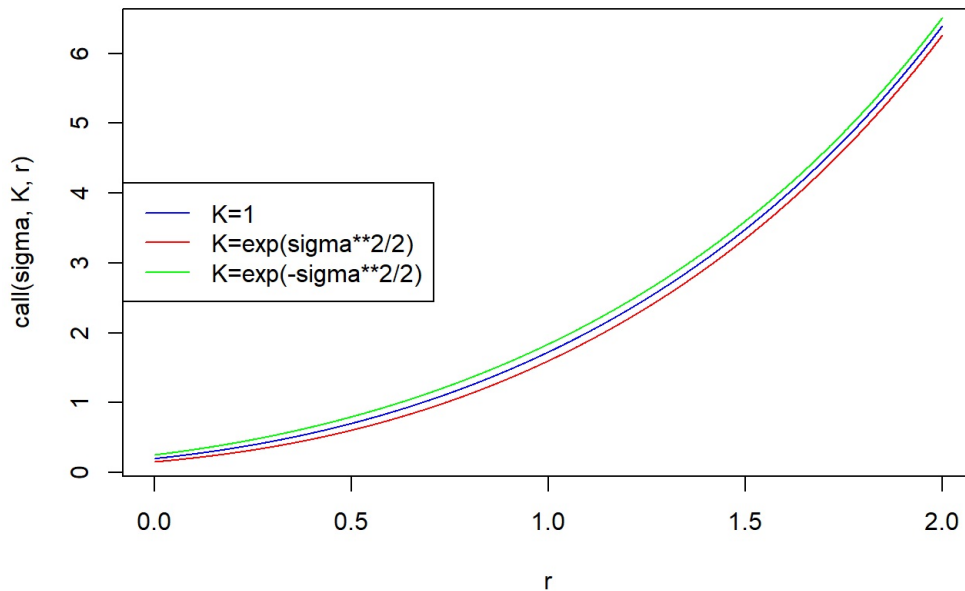
```

**put pour sigma=1**



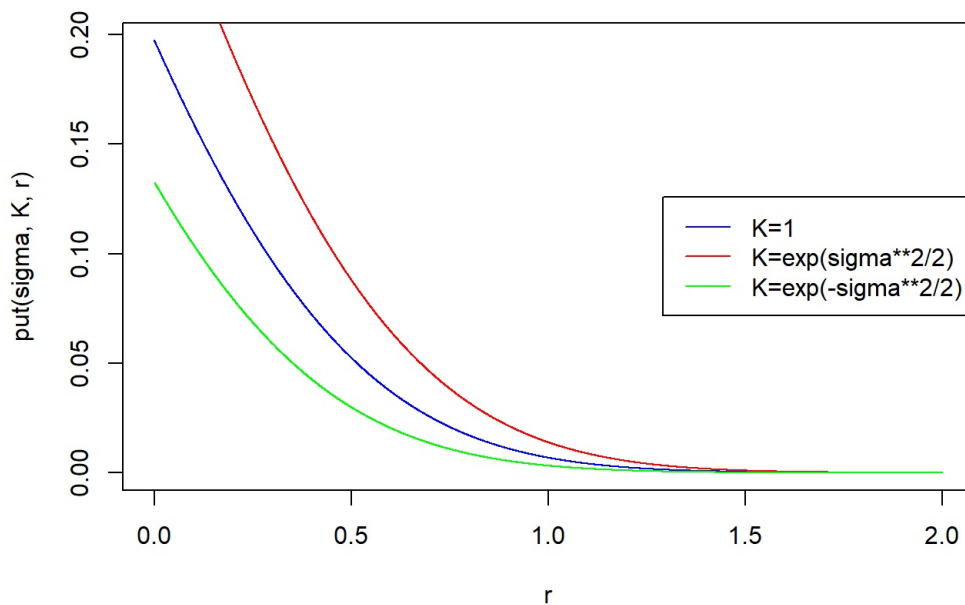
```
#cas sigma=0.5, pour différents sigma
sigma<-0.5
K<-1
plot(r,call(sigma,K,r),type='l',main = "call pour sigma=0.5",col='blue')
K<-exp(sigma**2/2)
lines(r,call(sigma,K,r),type='l',col='red')
K<-exp(-sigma**2/2)
lines(r,call(sigma,K,r),type='l',col='green')
legend("left",c("K=1","K=exp(sigma**2/2)","K=exp(-sigma**2/2)"),
      col=c('blue','red','green'),lwd=1,lty=1)
```

**call pour sigma=0.5**



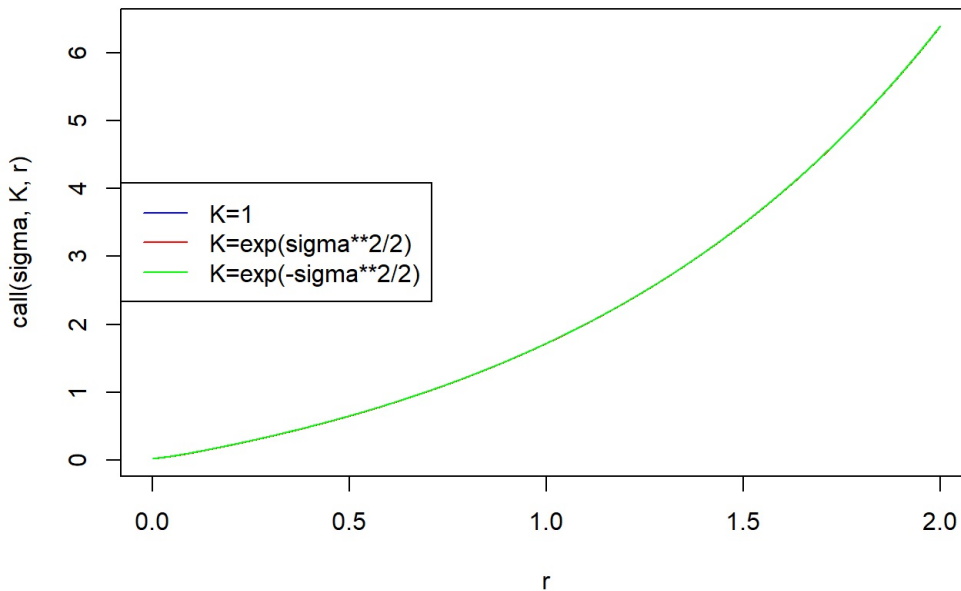
```
K<-1
plot(r,put(sigma,K,r),type='l',main = "put pour sigma=0.5",col='blue')
K<-exp(sigma**2/2)
lines(r,put(sigma,K,r),type='l',col='red')
K<-exp(-sigma**2/2)
lines(r,put(sigma,K,r),type='l',col='green')
legend("right",c("K=1","K=exp(sigma**2/2)","K=exp(-sigma**2/2)"),
      col=c('blue','red','green'),lwd=1,lty=1)
```

**put pour sigma=0.5**



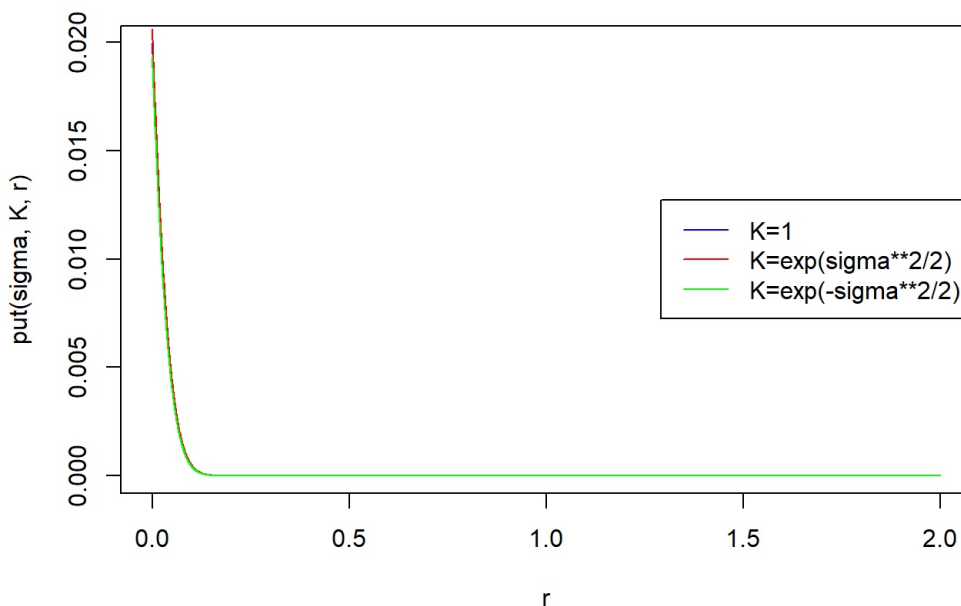
```
#cas sigma=0.05, pour différents sigma
sigma<-0.05
K<-1
plot(r,call(sigma,K,r),type='l',main = "call pour sigma=0.05",col='blue')
K<-exp(sigma**2/2)
lines(r,call(sigma,K,r),type='l',col='red')
K<-exp(-sigma**2/2)
lines(r,call(sigma,K,r),type='l',col='green')
legend("left",c("K=1","K=exp(sigma**2/2)","K=exp(-sigma**2/2)"),
      col=c('blue','red','green'),lwd=1,lty=1)
```

**call pour sigma=0.05**



```
K<-1
plot(r,put(sigma,K,r),type='l',main = "put pour sigma=0.05",col='blue')
K<-exp(sigma**2/2)
lines(r,put(sigma,K,r),type='l',col='red')
K<-exp(-sigma**2/2)
lines(r,put(sigma,K,r),type='l',col='green')
legend("right",c("K=1","K=exp(sigma**2/2)","K=exp(-sigma**2/2)"),
      col=c('blue','red','green'),lwd=1,lty=1)
```

**put pour sigma=0.05**



On remarque ici que plus  $\sigma$  est petit, plus les courbes se rapprochent.



# Exercice 3

```
rcallput<-function(n, sigma, K)
{
  X<-rnorm(n) #3 On simule n Xi suivant une loi normale centrée réduite
  Y<-exp(sigma*X-sigma**2/2)-K
  Z<-K-exp(sigma*X-sigma**2/2)
  M<-matrix(ncol=2,nrow=n) #matrice de stockage des couples
  M[,1]=Y*(Y>0); M[,2]=Z*(Z>0)
  return(M)
}

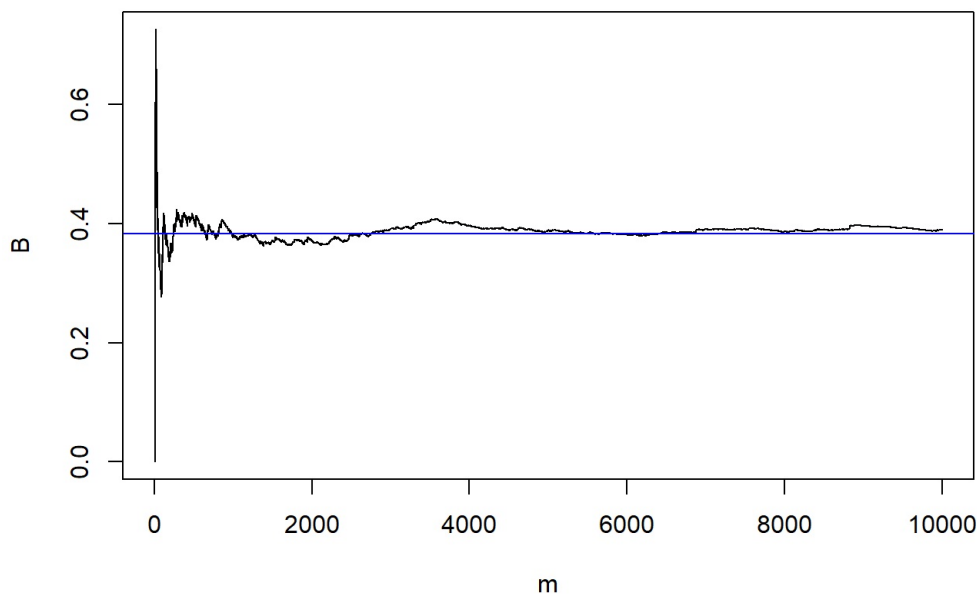
A<-rcallput(1000,1,1) # simulation pour n=1000 et K=sigma=1

m<-seq(1,10000,1) # entier de 1 a 10 000

#test1
A<-rcallput(10000,1,1) # n=10 000
B<-cumsum(A[,1])/m # Ym barre

plot(m,B,type='l',main="estimateur de call, sigma=1, K=1") #Ym en fonctio de m, on voit la convergence
call_niveau<-call(1,1)
abline(call_niveau,0,col='blue') # on converge bien vers call
```

estimateur de call, sigma=1, K=1



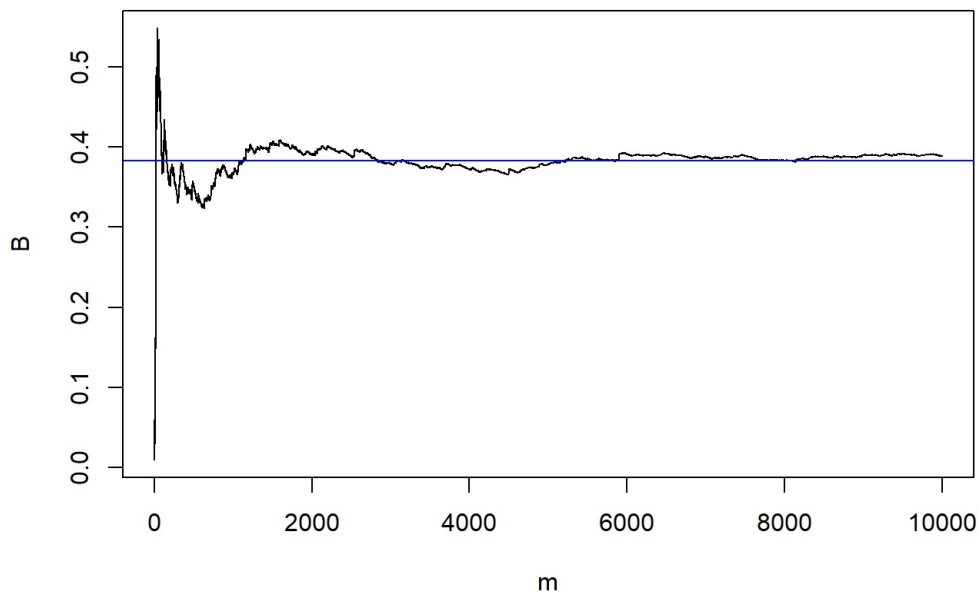
```
var(B) #variance de Ym
```

```
## [1] 0.0003869155
```

```
#test2
A<-rcallput(10000,1,1) # n=10 000
B<-cumsum(A[,1])/m # Ym barre

plot(m,B,type='l',main="estimateur de call, sigma=1, K=1") #Ym en fonctio de m, on voit la convergence
call_niveau<-call(1,1)
abline(call_niveau,0,col='blue') # on converge bien vers call
```

### estimateur de call, sigma=1, K=1



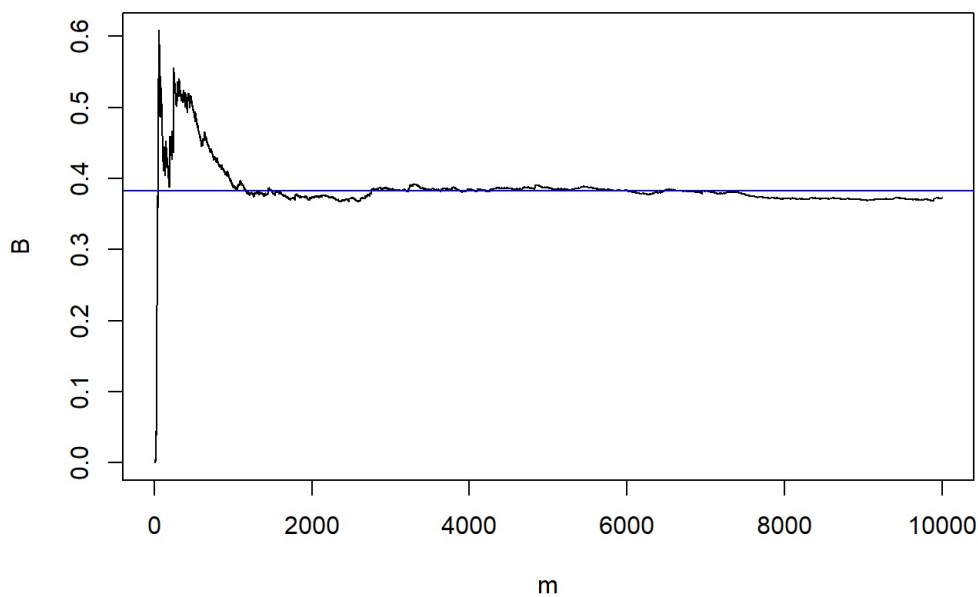
```
var(B) #variance de Ym
```

```
## [1] 0.000406919
```

```
#test3
A<-rcallput(10000,1,1) # n=10 000
B<-cumsum(A[,1])/m # Ym barre

plot(m,B,type='l',main="estimateur de call, sigma=1, K=1") #Ym en fonctio de m, on voit la convergence
call_niveau<-call(1,1)
abline(call_niveau,0,col='blue') # on converge bien vers call
```

### estimateur de call, sigma=1, K=1



```
var(B) #variance de Ym
```

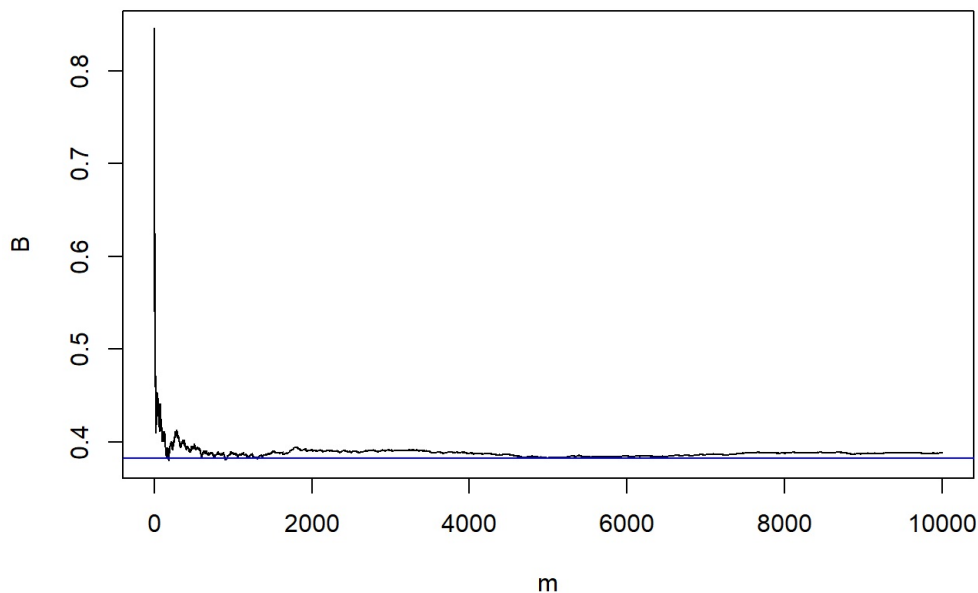
```
## [1] 0.001269413
```

On observe que les estimateurs convergent vers la valeur calculée par la fonction call.

```
#test1
A<-rcallput(10000,1,1) # n=10 000
B<-cumsum(A[,2])/m # Zm barre

plot(m,B,type='l',main="estimateur de put, sigma=1, K=1") #Zm en fonctio de m, on voit la convergence
put_niveau<-put(1,1)
abline(put_niveau,0,col='blue') # on converge bien vers put
```

### estimateur de put, sigma=1, K=1



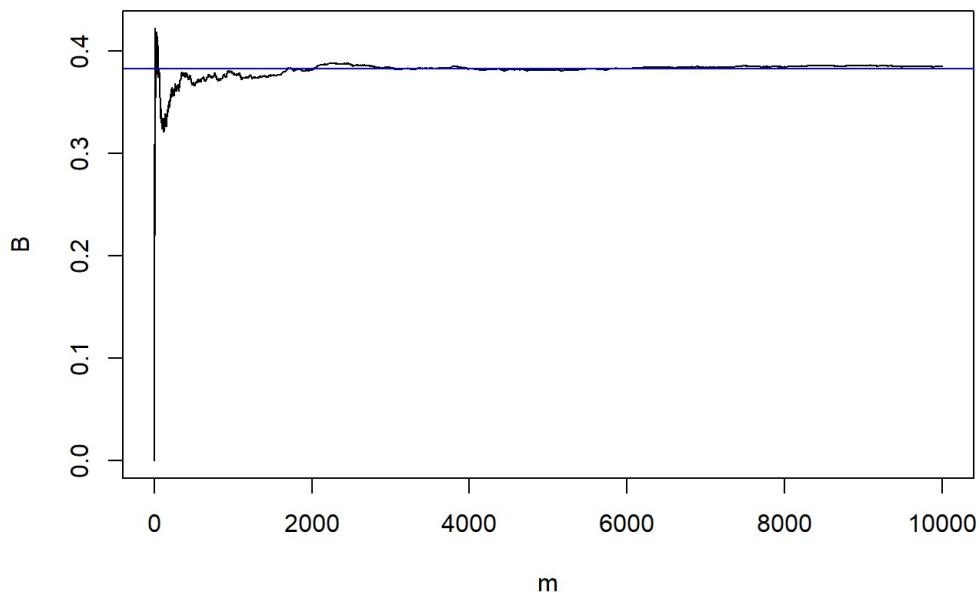
```
var(B) #variance de Zm
```

```
## [1] 9.131761e-05
```

```
#test2
A<-rcallput(10000,1,1) # n=10 000
B<-cumsum(A[,2])/m # Zm barre

plot(m,B,type='l',main="estimateur de put, sigma=1, K=1") #Zm en fonctio de m, on voit la convergence
put_niveau<-put(1,1)
abline(put_niveau,0,col='blue') # on converge bien vers put
```

### estimateur de put, sigma=1, K=1



```
var(B) #variance de Zm
```

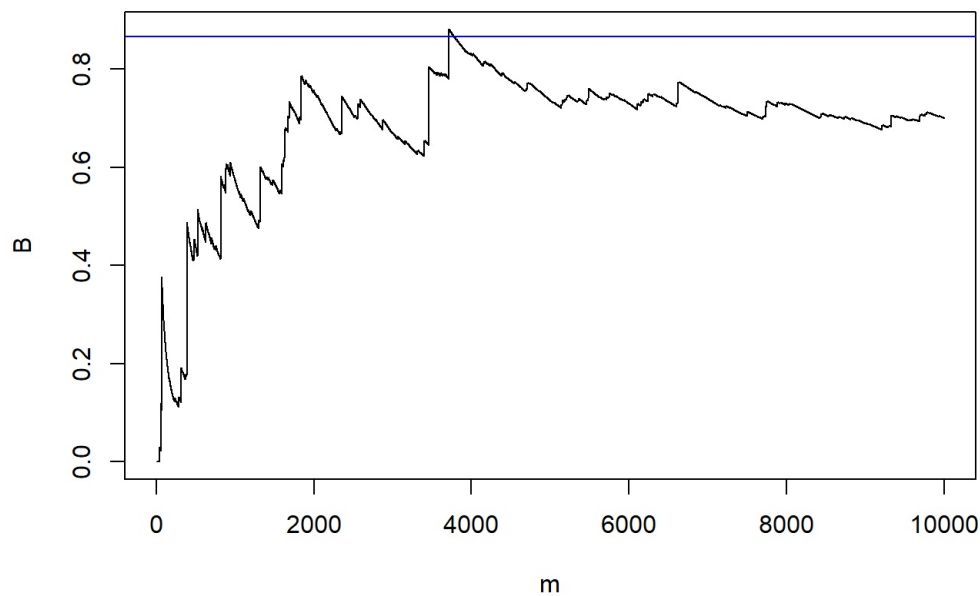
```
## [1] 9.695097e-05
```

On observe que les estimateurs convergent vers la valeur calculée par la fonction put.

```
#test1
A<-rcallput(10000,3,1)
B<-cumsum(A[,1])/m # Ym barre
C<-cumsum(A[,2])/m # Zm barre
call_niveau<-call(3,1)
put_niveau<-put(3,1)

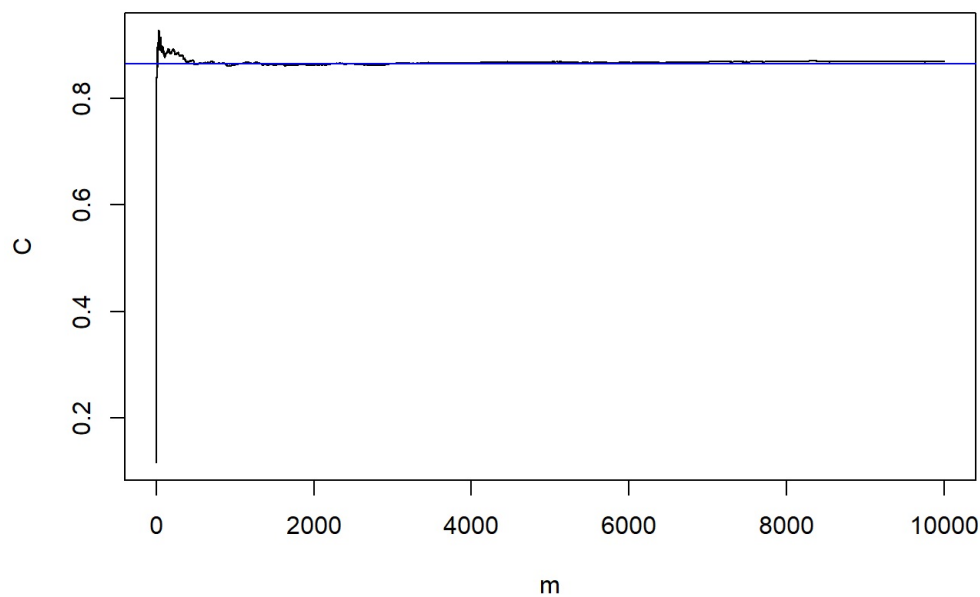
plot(m,B,type='l',main="estimateur de call, sigma=3, K=1")
abline(call_niveau,0,col='blue') # on converge bien vers call
```

**estimateur de call, sigma=3, K=1**



```
plot(m,C,type='l',main="estimateur de put, sigma=3, K=1")
abline(put_niveau,0,col='blue') # on converge bien vers call
```

**estimateur de put, sigma=3, K=1**



```
var(B) #variance de Ym
```

```
## [1] 0.01855574
```

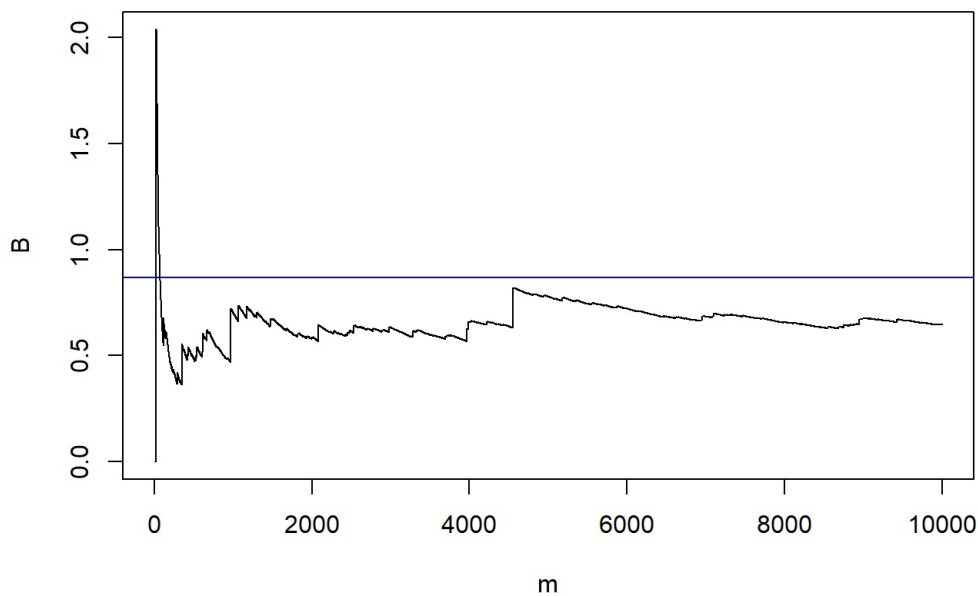
```
var(C) #variance de Zm
```

```
## [1] 9.325699e-05
```

```
#test2
A<-rcallput(10000,3,1)
B<-cumsum(A[,1])/m # Ym barre
C<-cumsum(A[,2])/m # Zm barre
call_niveau<-call(3,1)
put_niveau<-put(3,1)

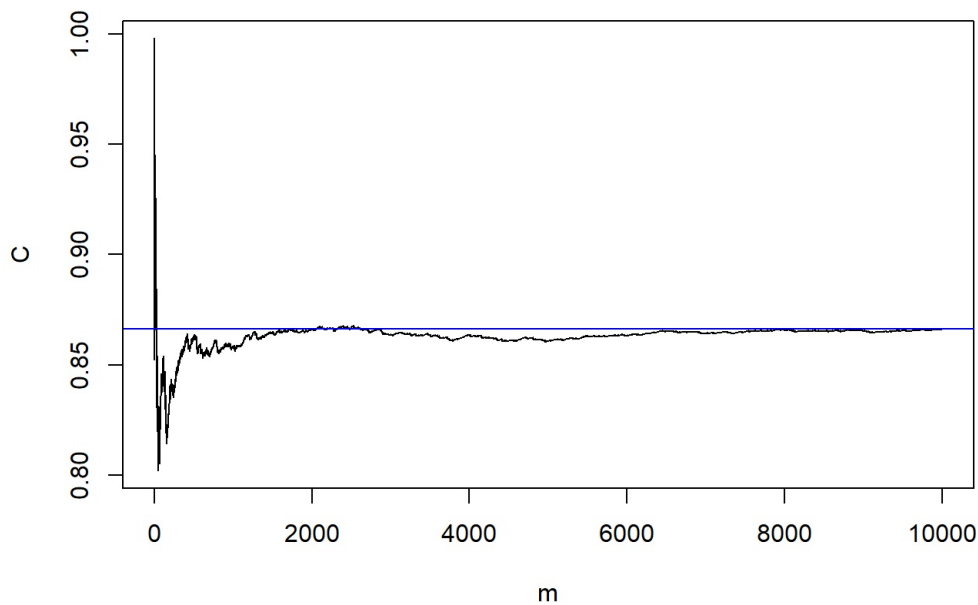
plot(m,B,type='l',main="estimateur de call, sigma=3, K=1")
abline(call_niveau,0,col='blue') # on converge bien vers call
```

**estimateur de call, sigma=3, K=1**



```
plot(m,C,type='l',main="estimateur de put, sigma=3, K=1")
abline(put_niveau,0,col='blue') # on converge bien vers call
```

**estimateur de put, sigma=3, K=1**



```
var(B) #variance de Ym
```

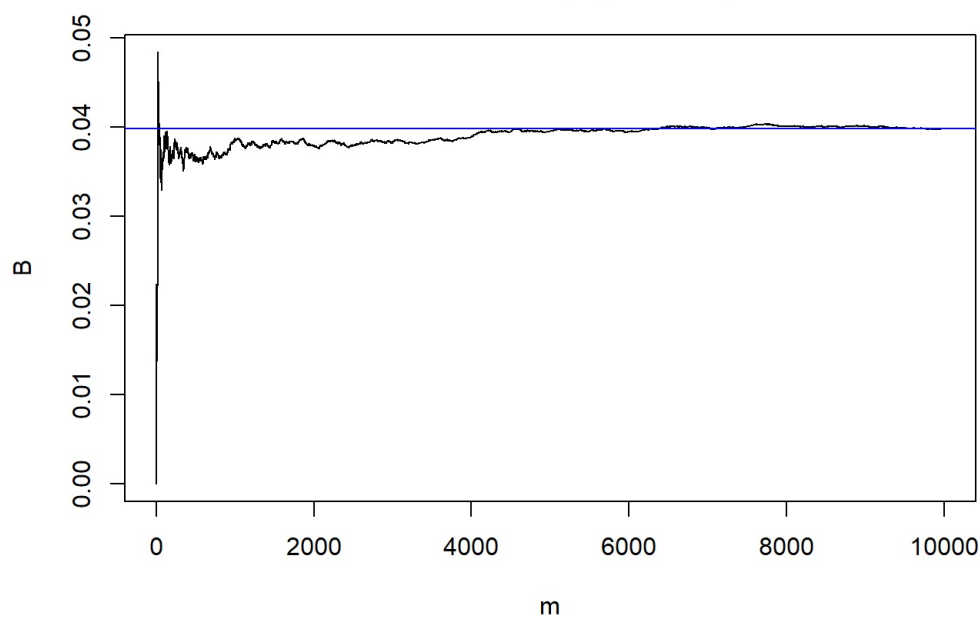
```
## [1] 0.008801319
```

```
var(C) #variance de Zm
```

```
## [1] 3.88932e-05
```

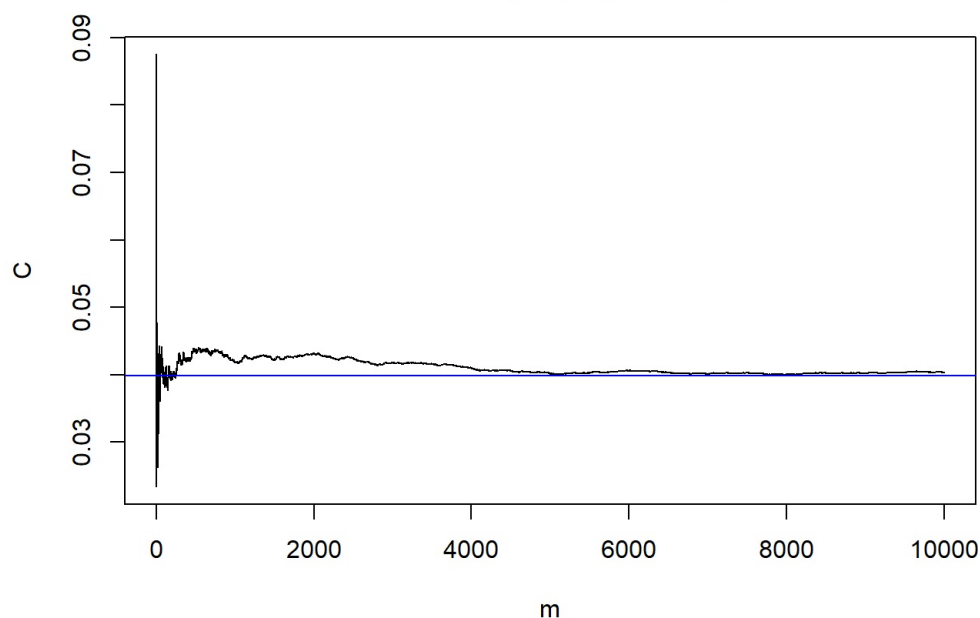
```
#test1  
A<-rcallput(10000,0.1,1)  
B<-cumsum(A[,1])/m # Ym barre  
C<-cumsum(A[,2])/m # Zm barre  
call_niveau<-call(0.1,1)  
put_niveau<-put(0.1,1)  
  
plot(m,B,type='l',main="estimateur de call, sigma=0.1, K=1")  
abline(call_niveau,0,col='blue') # on converge bien vers call
```

**estimateur de call, sigma=0.1, K=1**



```
plot(m,C,type='l',main="estimateur de put, sigma=0.1, K=1")  
abline(put_niveau,0,col='blue') # on converge bien vers call
```

**estimateur de put, sigma=0.1, K=1**



```
var(B) #variance de Ym
```

```
## [1] 2.096543e-06
```

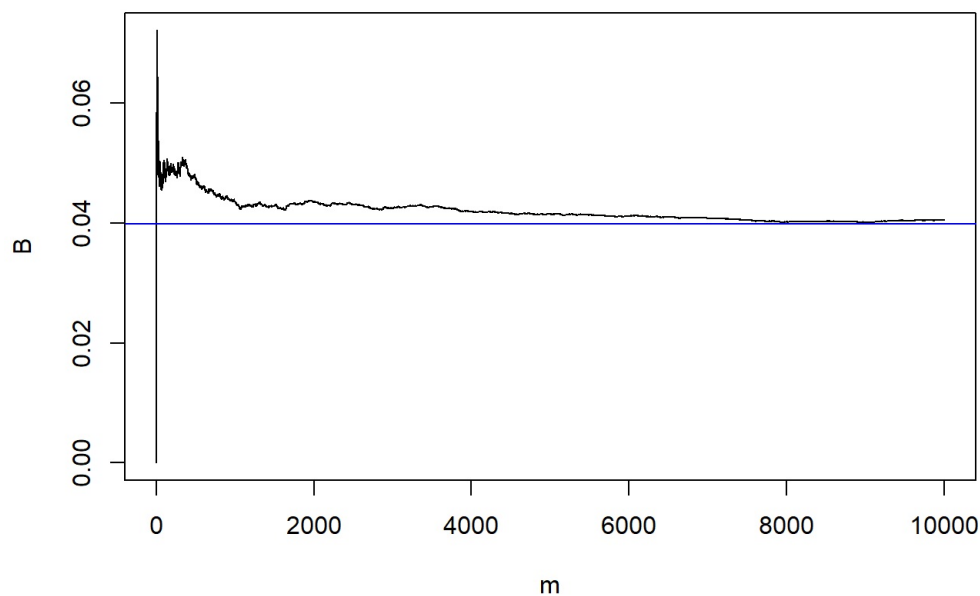
```
var(C) #variance de Zm
```

```
## [1] 1.604615e-06
```

```
#test2
A<-rcallput(10000,0.1,1)
B<-cumsum(A[,1])/m # Ym barre
C<-cumsum(A[,2])/m # Zm barre
call_niveau<-call(0.1,1)
put_niveau<-put(0.1,1)

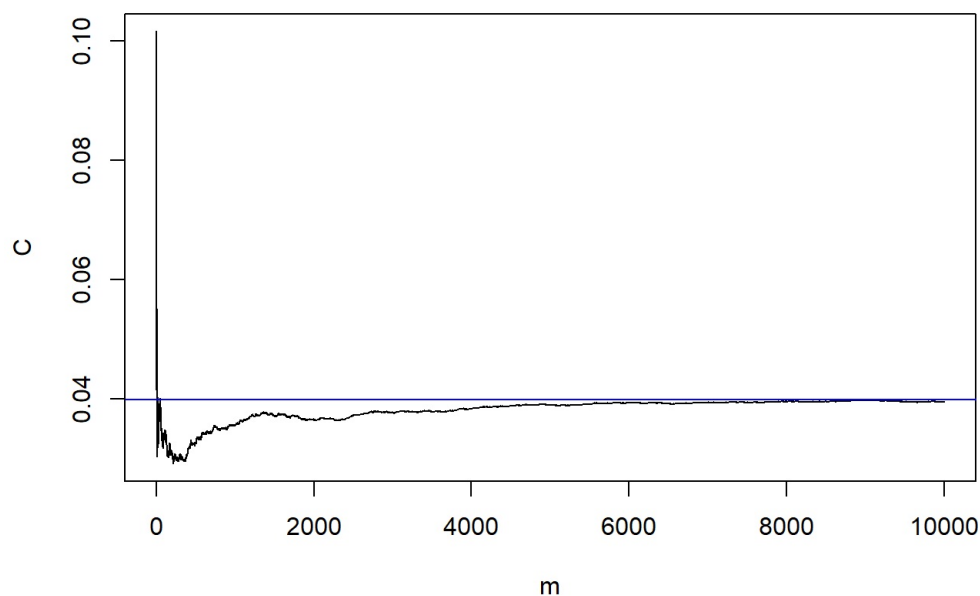
plot(m,B,type='l',main="estimateur de call, sigma=0.1, K=1")
abline(call_niveau,0,col='blue') # on converge bien vers call
```

### estimateur de call, sigma=0.1, K=1



```
plot(m,C,type='l',main="estimateur de put, sigma=0.1, K=1")
abline(put_niveau,0,col='blue') # on converge bien vers call
```

### estimateur de put, sigma=0.1, K=1



```
var(B) #variance de Ym
```

```
## [1] 5.136028e-06
```

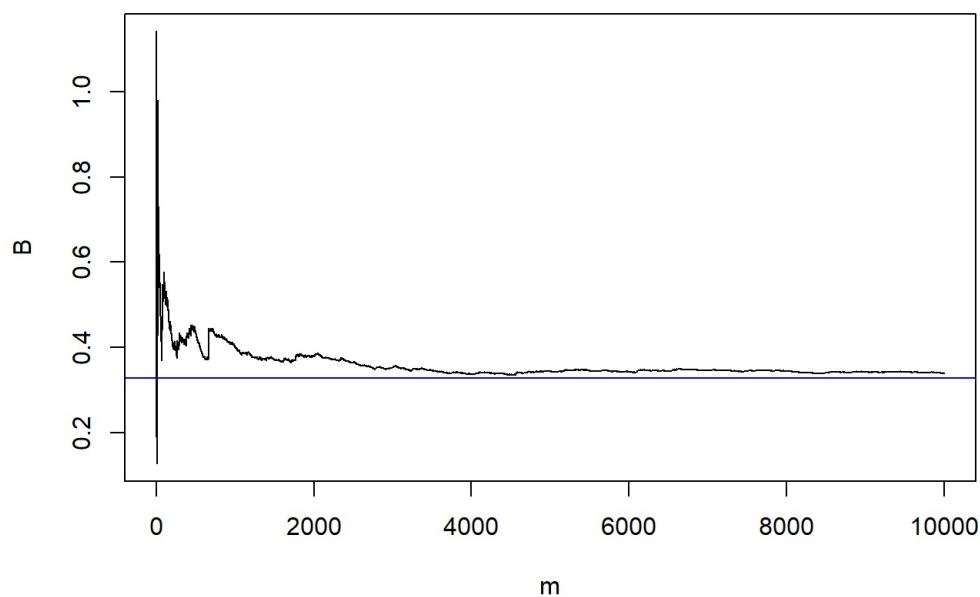
```
var(C) #variance de Zm
```

```
## [1] 4.547919e-06
```

```
#test1
A<-rcallput(10000,1,1.2)
B<-cumsum(A[,1])/m # Ym barre
C<-cumsum(A[,2])/m # Zm barre
call_niveau<-call(1,1.2)
put_niveau<-put(1,1.2)

plot(m,B,type='l',main="estimateur de call, sigma=1, K=1.2")
abline(call_niveau,0,col='blue') # on converge bien vers call
```

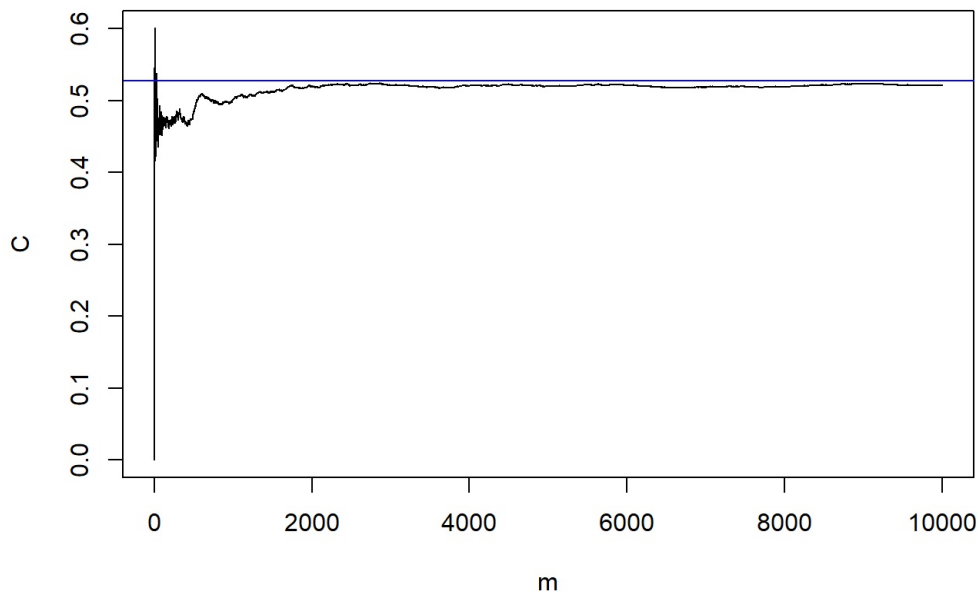
### estimateur de call, sigma=1, K=1.2



```
plot(m,C,type='l',main="estimateur de put, sigma=1, K=1.2")
abline(put_niveau,0,col='blue') # on converge bien vers call
```



### estimateur de put, sigma=1, K=1.2



```
var(B) #variance de Ym
```

```
## [1] 0.001244787
```

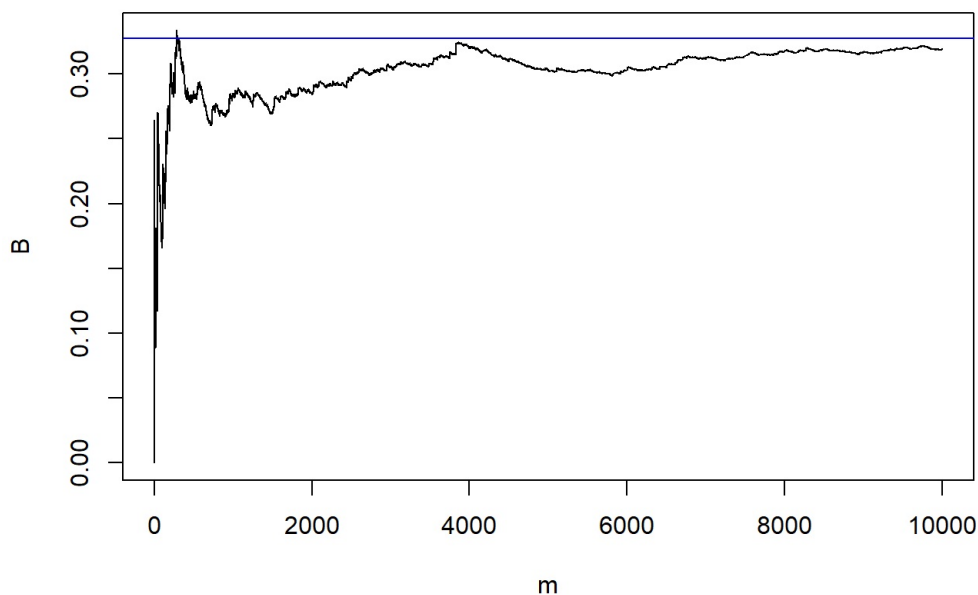
```
var(C) #variance de Zm
```

```
## [1] 0.0001675351
```

```
#test2
A<-rcallput(10000,1,1.2)
B<-cumsum(A[,1])/m # Ym barre
C<-cumsum(A[,2])/m # Zm barre
call_niveau<-call(1,1.2)
put_niveau<-put(1,1.2)

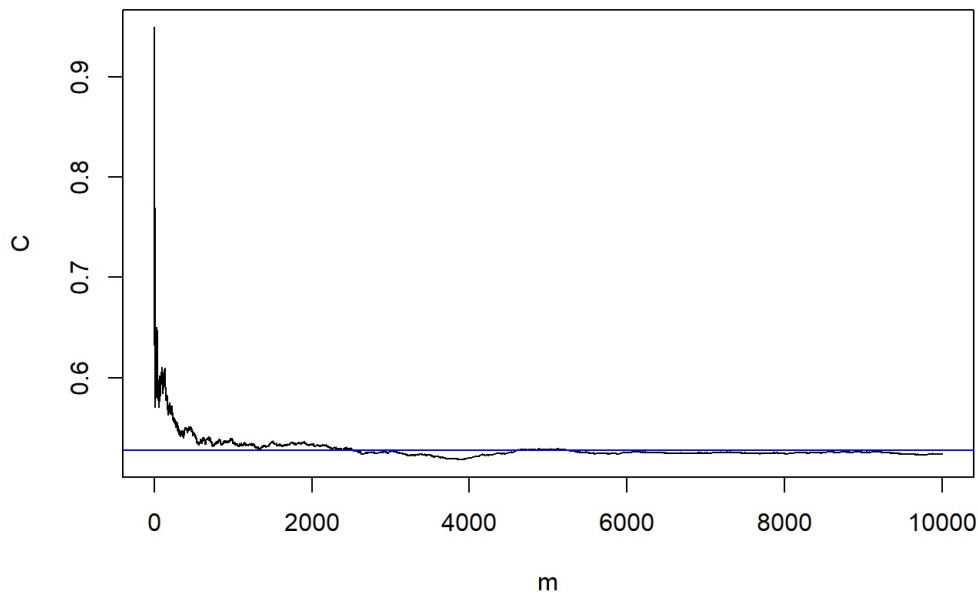
plot(m,B,type='l',main="estimateur de call, sigma=1, K=1.2")
abline(call_niveau,0,col='blue') # on converge bien vers call
```

### estimateur de call, sigma=1, K=1.2



```
plot(m,C,type='l',main="estimateur de put, sigma=1, K=1.2")
abline(put_niveau,0,col='blue') # on converge bien vers call
```

### estimateur de put, sigma=1, K=1.2



```
var(B) #variance de  $Y_m$ 
```

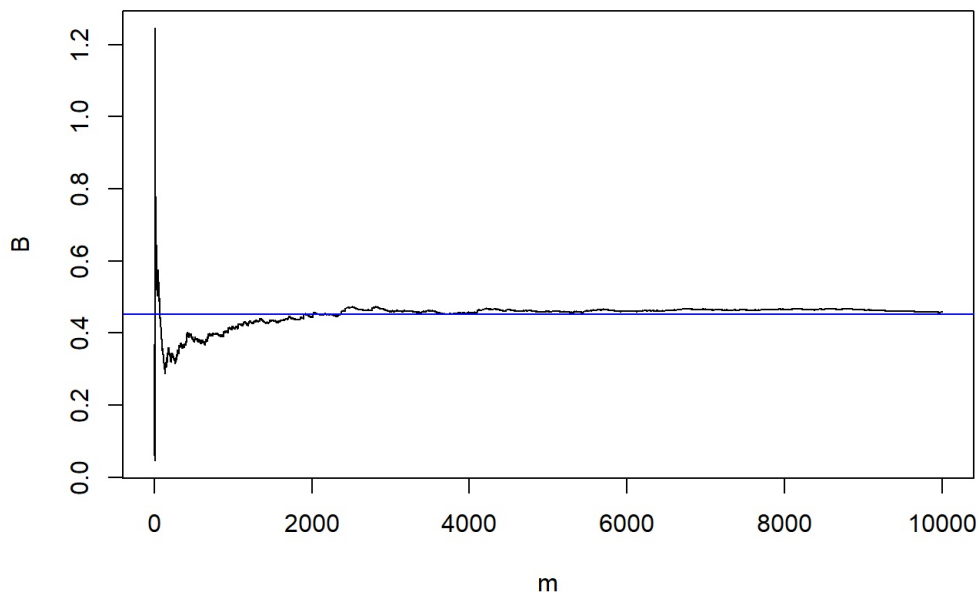
```
## [1] 0.0004266513
```

```
var(C) #variance de  $Z_m$ 
```

```
## [1] 0.0001659108
```

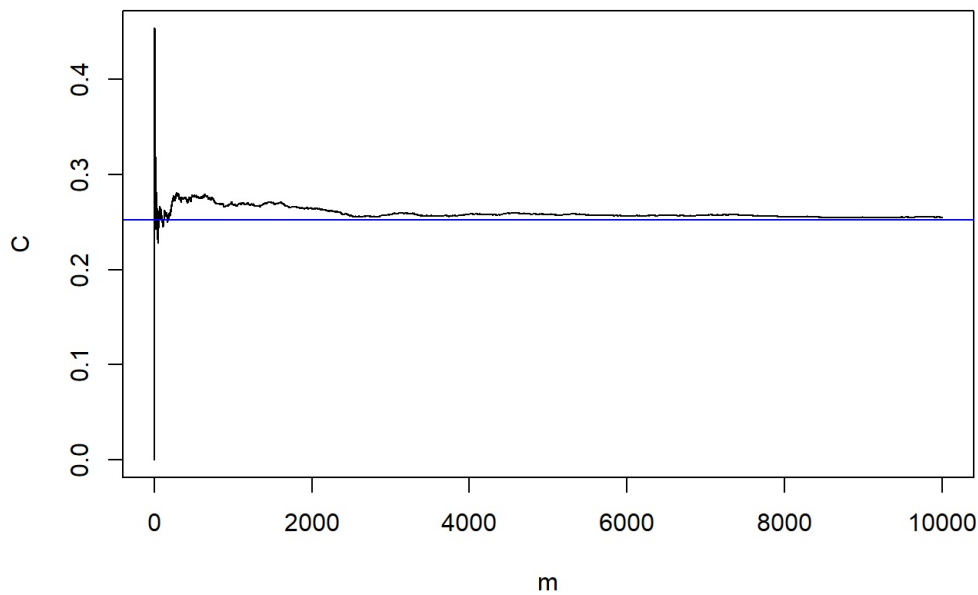
```
#test1  
A<-rcallput(10000,1,0.8)  
B<-cumsum(A[,1])/m #  $Y_m$  barre  
C<-cumsum(A[,2])/m #  $Z_m$  barre  
call_niveau<-call(1,0.8)  
put_niveau<-put(1,0.8)  
  
plot(m,B,type='l',main="estimateur de call, sigma=1, K=0.8")  
abline(call_niveau,0,col='blue') # on converge bien vers call
```

### estimateur de call, sigma=1, K=0.8



```
plot(m,C,type='l',main="estimateur de put, sigma=1, K=0.8")
abline(put_niveau,0,col='blue') # on converge bien vers call
```

### estimateur de put, sigma=1, K=0.8



```
var(B) #variance de Ym
```

```
## [1] 0.001151113
```

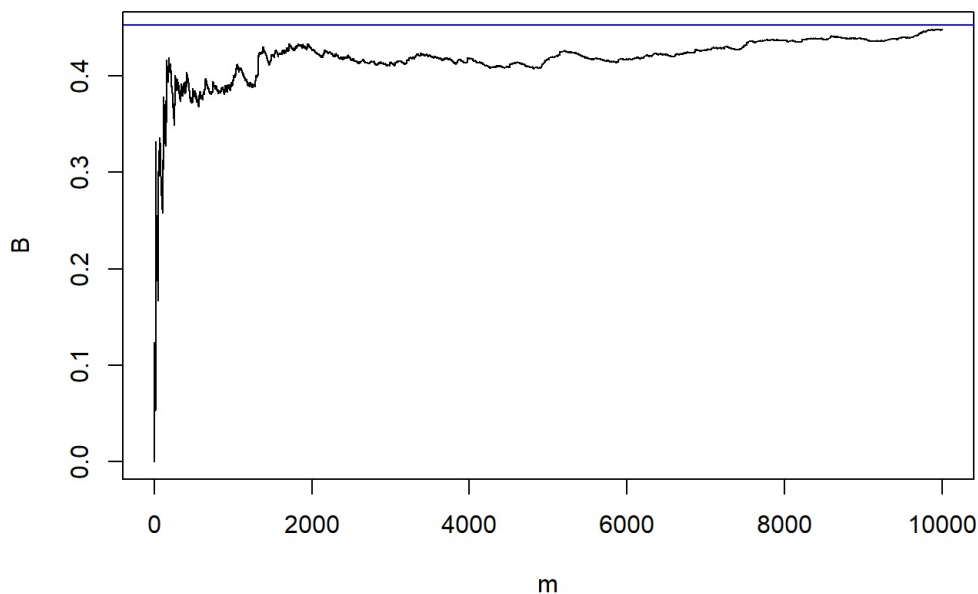
```
var(C) #variance de Zm
```

```
## [1] 6.151431e-05
```

```
#test2
A<-rcallput(10000,1,0.8)
B<-cumsum(A[,1])/m # Ym barre
C<-cumsum(A[,2])/m # Zm barre
call_niveau<-call(1,0.8)
put_niveau<-put(1,0.8)

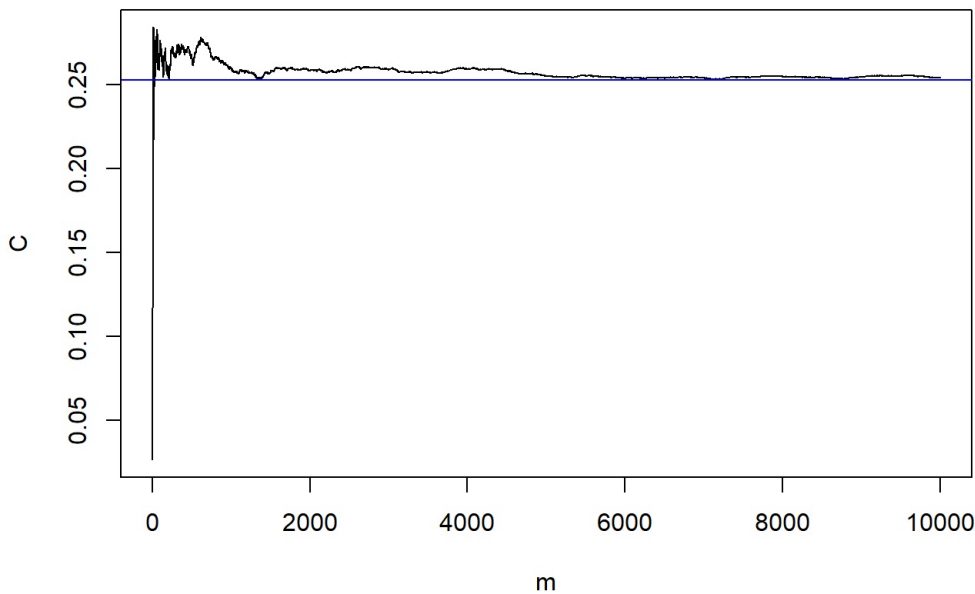
plot(m,B,type='l',main="estimateur de call, sigma=1, K=0.8")
abline(call_niveau,0,col='blue') # on converge bien vers call
```

### estimateur de call, sigma=1, K=0.8



```
plot(m,C,type='l',main="estimateur de put, sigma=1, K=0.8")
abline(put_niveau,0,col='blue') # on converge bien vers call
```

### estimateur de put, sigma=1, K=0.8



```
var(B) #variance de Ym
```

```
## [1] 0.000718675
```

```
var(C) #variance de Zm
```

```
## [1] 4.264427e-05
```

Dans tout les cas, les estimateurs convergent bien vers la valeur attendue.

On remarque que la variance de  $\bar{Y}_m$  est plus élevée que celle de  $\bar{Z}_m$ , ce qui est assez visible pour le cas  $\sigma = 3$ . Il vaut mieux calculer la fonction qui donne la plus petite variance pour avoir une meilleur convergence. Ici il vaut donc mieux calculer la fonction put.

$Y = 0$  si on a :

$$e^{\sigma X - \frac{\sigma^2}{2}} - K \leq 0 \Leftrightarrow e^{\sigma X - \frac{\sigma^2}{2}} \leq K \Leftrightarrow \sigma X - \frac{\sigma^2}{2} \leq \ln(K) = 0, \text{ car } K = 1,$$

$$X - \frac{\sigma}{2} \leq 0 \Leftrightarrow X \leq \frac{\sigma}{2}.$$

Et  $Z = 0$  si on a :

$$K - e^{\sigma X - \frac{\sigma^2}{2}} \leq 0 \Leftrightarrow K \leq e^{\sigma X - \frac{\sigma^2}{2}} \Leftrightarrow 0 = \ln(K) \leq \sigma X - \frac{\sigma^2}{2}, \text{ car } K = 1,$$

$$0 \leq \sigma X - \frac{\sigma^2}{2} \Leftrightarrow X \geq \frac{\sigma}{2}.$$

On peut expliquer les observations sur la variance par le fait que  $X$  est centrée et suit une loi normale, on a donc plus de termes proche de 0. Ainsi, sachant que chaque terme est susceptible d'augmenter la variance, on trouve que  $\bar{Y}_m$  a une plus grande variance.

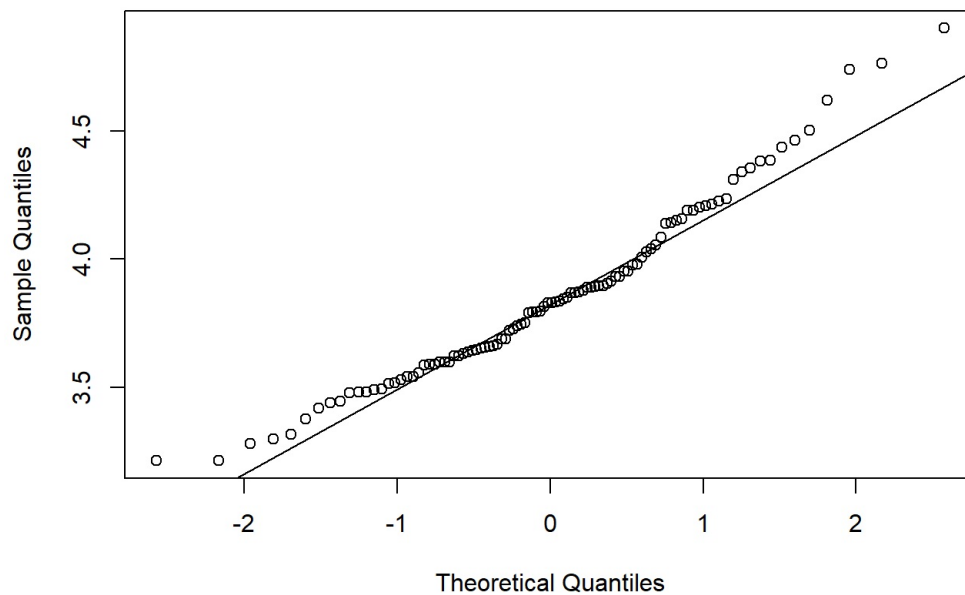
## Exercice 4

```
#Q1 Q2 Q3
n<-100
m<-1000
Y<-matrix(ncol=n,nrow=m)
Z<-matrix(ncol=n,nrow=m)
for (i in 1:n)
{
  A<-rcallput(m,1,1)
  Y[,i]=A[,1]
  Z[,i]=A[,2]
}

vect_y<-colSums(Y)/n
vect_z<-colSums(Z)/n

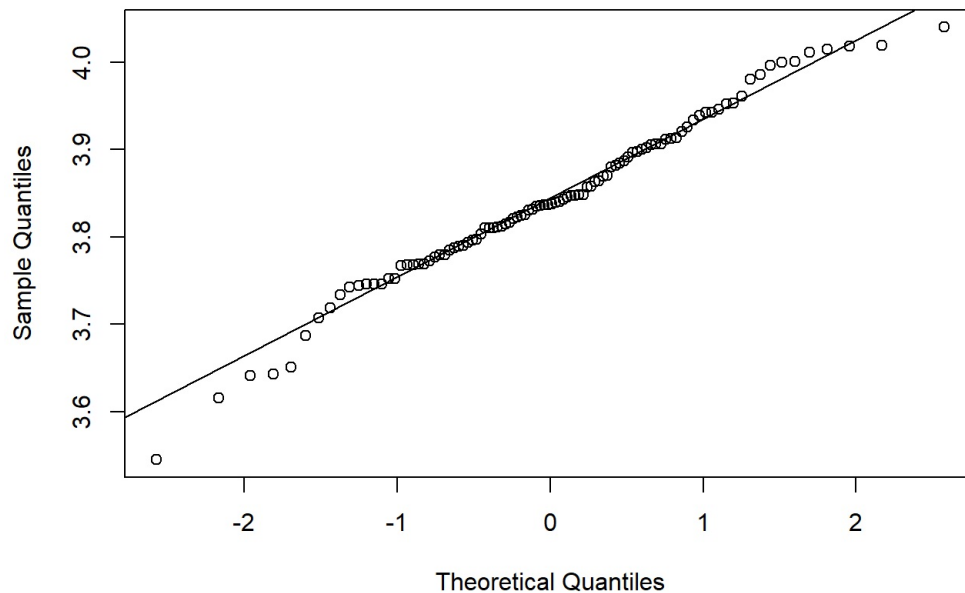
#Q4
qqnorm(vect_y)
qqline(vect_y)
```

Normal Q-Q Plot



```
qqnorm(vect_z)
qqline(vect_z)
```

Normal Q-Q Plot



qqplot et qqnorm donne le rapport quantile-quantile entre l'échantillon et la loi normale adaptée.

Plus la pente est raide, plus la variance est grande. Ici, on observe que la variance de  $Y$  est plus grande que celle de  $Z$ . C'était prévisible, car théoriquement  $Var(Y) > Var(Z)$ .

L'intersection à l'origine correspond à la moyenne.

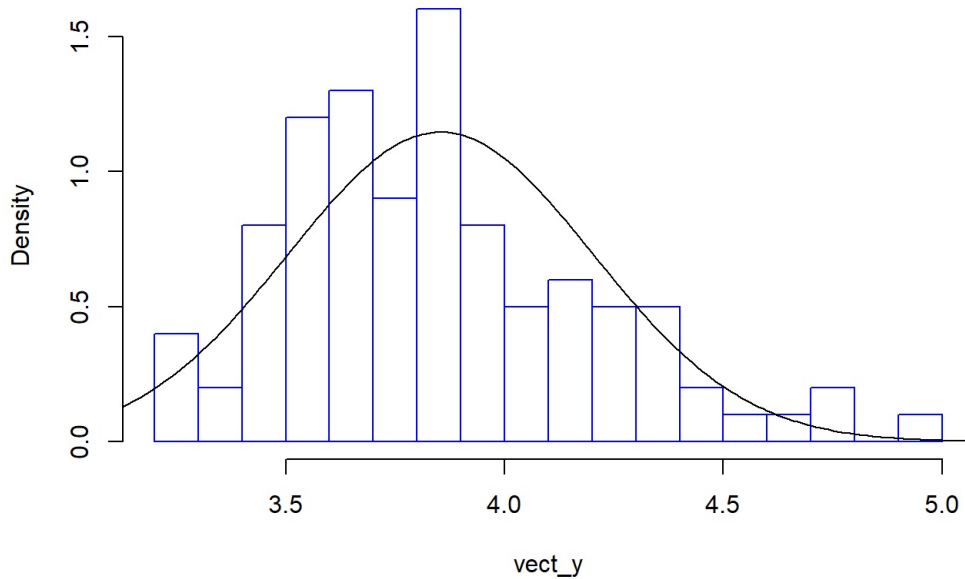
On remarque que les échantillons semblent proches d'une loi normale adaptée.

On trace donc les histogrammes avec la densité d'une loi normale adaptée à titre de comparaison:

```
#Q5-6
I<-seq(2,6,0.01)

hist(vect_y,20,freq=FALSE,border='blue')
lines(I,dnorm(I,mean=mean(vect_y),sd=sqrt(var(vect_y))))
```

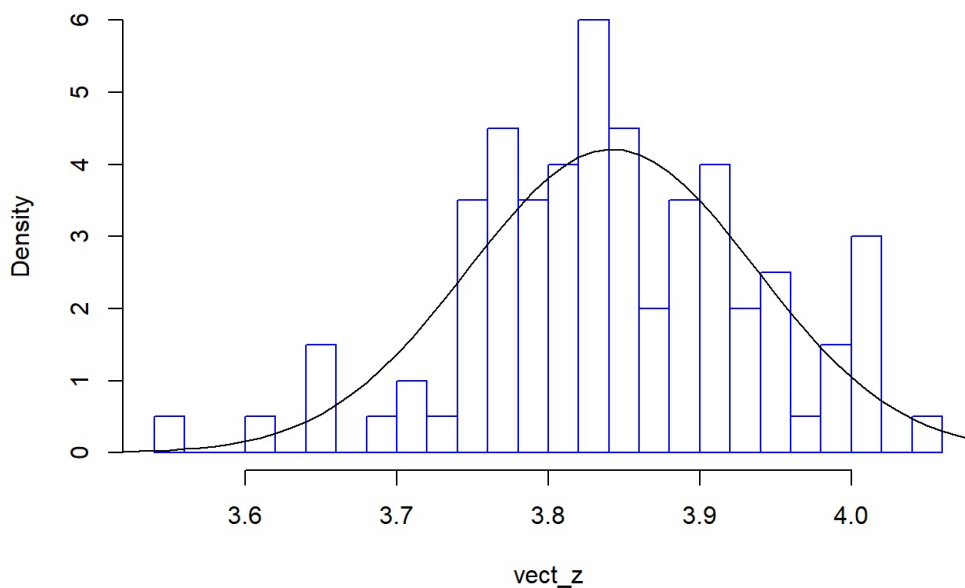
**Histogram of vect\_y**



```
#Q7

hist(vect_z,20,freq=FALSE,border='blue')
lines(I,dnorm(I,mean=mean(vect_z),sd=sqrt(var(vect_z))))
```

**Histogram of vect\_z**



On observe une similarité.

```
#Q8

n<-100
m<-100
Y<-matrix(ncol=n,nrow=m)
Z<-matrix(ncol=n,nrow=m)
for (i in 1:n)
{
  A<-rcallput(m,1,1)
  Y[,i]=A[,1]
  Z[,i]=A[,2]
}

vect_y<-colSums(Y)/n
vect_z<-colSums(Z)/n
```

On obtient la moyenne des deux estimateurs :

```
mean(vect_y)
```

```
## [1] 0.3643599
```

```
mean(vect_z)
```

```
## [1] 0.3863631
```

On obtient l'intervalle de confiance suivant :

```
#IC y
int_conf_call<-c(mean(vect_y)-1.96*(sqrt(var(vect_y)))/sqrt(100),mean(vect_y)+1.96*(sqrt(var(vect_y)))/sqrt(100))
int_conf_call
```

```
## [1] 0.3429758 0.3857441
```

```
#IC z
int_conf_put<-c(mean(vect_z)-1.96*(sqrt(var(vect_z)))/sqrt(100),mean(vect_z)+1.96*(sqrt(var(vect_z)))/sqrt(100))
int_conf_put
```

```
## [1] 0.3799764 0.3927499
```

On a bien un intervalle de confiance de taille inférieure pour put.

## Exercice 5

```
#Q1

I<-function(X)
{
  n<-length(X)
  int_conf<-c(mean(X)-1.96*(sqrt(var(X)))/sqrt(n),mean(X)+1.96*(sqrt(var(X)))/sqrt(n))
  return(int_conf)
}
```

## Question 2

On obtient l'intervalle de confiance suivant :

```
A<-rcallput(1000,1,1)
vect_y<-A[,1]
I(vect_y)
```

```
## [1] 0.3446225 0.5305586
```

## Question 3

On utilise la relation liant call et put donné a l'exercice 1, qui pour notre cas donne  $C = P$  (car  $C - P = 0$ ). On va donc calculer l'intervalle de confiance de l'estimateur de put, qui a une variance inférieure à l'estimateur de call. Grâce à la relation citée, on aura également l'intervalle de confiance de call. On trouve l'intervalle de confiance suivant :

```
A<-rcallput(1000,1,1)
vect_z<-A[,2]
I(vect_z)
```

```
## [1] 0.3498384 0.3909446
```

On obtient bien un intervalle de confiance de taille inférieure.

## Question 4

On trouve l'intervalle de confiance suivant :

```
#Q4

V<-rexp(1000,1./2) #1000 réalisations de V

K=1
sigma=1

q1<-K-exp(sigma*sqrt(V)-sigma**2/2)
q2<-K-exp(-sigma*sqrt(V)-sigma**2/2)
q<-q1*(q1>0)+q2*(q2>0)
I(q/sqrt(2*pi*V)) #meilleur que q1
```

```
## [1] 0.3350805 0.3784684
```

La taille de l'intervalle de confiance ne diminue pas, il n'est pas meilleur.

## Question 5

On dérive la fonction  $f(x) = K - e^{\sigma x - \frac{\sigma^2}{2}}$  pour étudier sa monotonie.

$f'(x) = -\sigma e^{\sigma x - \frac{\sigma^2}{2}} < 0$ , ainsi  $f$  est décroissante.

## Question 6

On peut prendre  $T(X) = -X$  car  $X$  est symétrique.

## Question 7

On utilise l'estimateur  $e_2 = \frac{1}{2n} \sum_{i=1}^n [g(X_i) + g(T(X_i))]$

## Question 8

On code  $e_2$  et on obtient l'intervalle de confiance suivant :

```
X<-rnorm(1000)
a<-K-exp(sigma*X-sigma^2/2)
a<-a*(a>0)
b<-K-exp(sigma*(-X)-sigma^2/2)
b<-b*(b>0)
e2<-(1/2000)*sum(a+b)
e2
```

```
## [1] 0.3808537
```

```
I((1/2)*(a+b)) # meilleur qu'on a
```

```
## [1] 0.3783939 0.3833135
```

La taille de l'intervalle de confiance est plus petit que ce qu'on a obtenu précédemment, il est donc meilleur.