### TP génération de nombres aléatoires et probabilités

Aleryc Serrania

Marie-Carmen Prévot

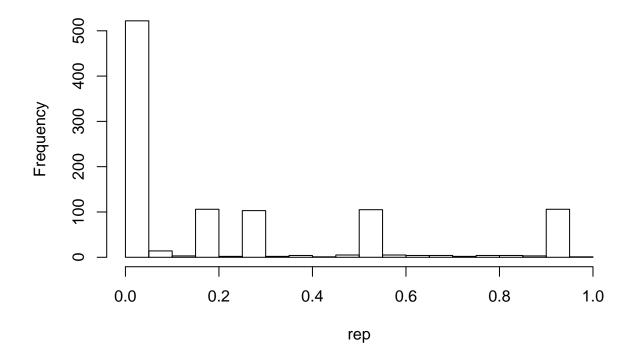
Oumar Diakhaby

#### Question 2

Pour Von Neumann, la répartition est très mauvaise et pas visiblement uniforme. Les autres générateurs ont visiblement l'air de répartir uniformément les valeurs

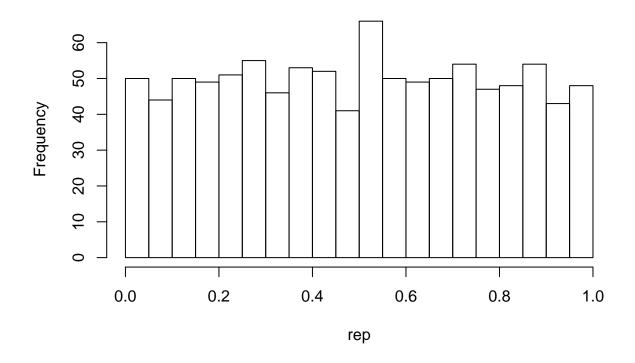
```
breaks = 30
rep <- VonNeumann(k, 1, seed) / (9999)
hist(rep,
    main = paste("Répartition uniforme avec VonNeumann, breaks =", breaks),
    breaks = breaks)</pre>
```

#### Répartition uniforme avec VonNeumann, breaks = 30



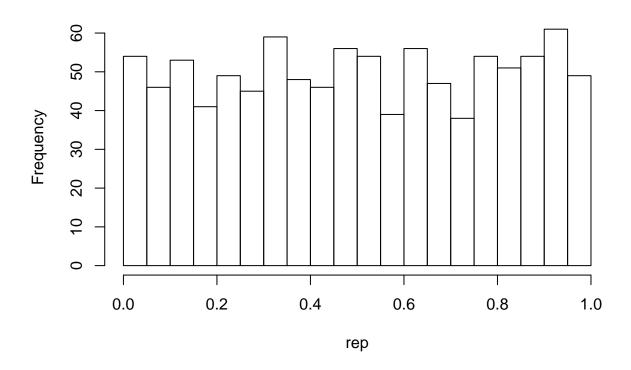
```
rep <- randu(k, seed) / (2^31 - 1)
hist(rep,
    main = paste("Répartition uniforme avec RANDU, breaks =", breaks),
    breaks = breaks)</pre>
```

### Répartition uniforme avec RANDU, breaks = 30



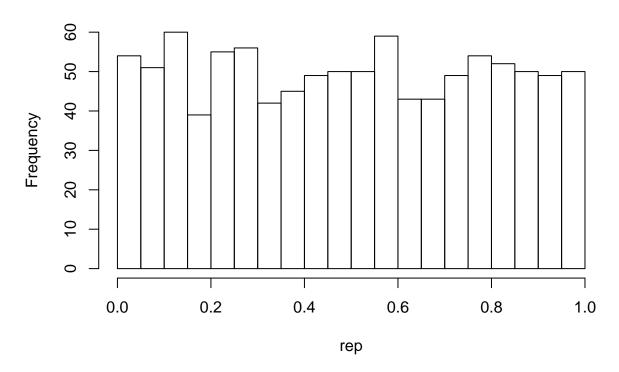
```
rep <- std_minimal(k, seed) / (2^31 - 2)
hist(rep,
    main = paste("Répartition uniforme avec Standard Minimal, breaks =", breaks),
    breaks = breaks)</pre>
```

### Répartition uniforme avec Standard Minimal, breaks = 30



```
rep <- MersenneTwister(k, 1, seed) / (2^32 - 1)
hist(rep,
    main = paste("Répartition uniforme avec MersenneTwister, breaks =", breaks),
    breaks = breaks)</pre>
```

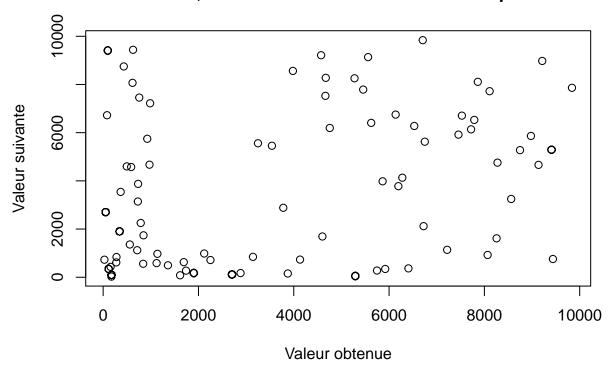
### Répartition uniforme avec MersenneTwister, breaks = 30



Pour VonNeumann, on remarque les points sont peu étalés. Par exemple, lorsque la valeur actuelle est proche de zéro, les valeurs suivantes restent proche de 0. Cela est due à l'élévation au carré de la valeur.  $0^2 = 0$  et  $1^2 = 1$ , donc une fois la valeur de 0 ou 1 atteinte, le système n'évolue plus. Pour les autres, la génération semble être chaotique : la moindre variation de la valeur actuelle peut engendrer une valeur suivante totalement différente.

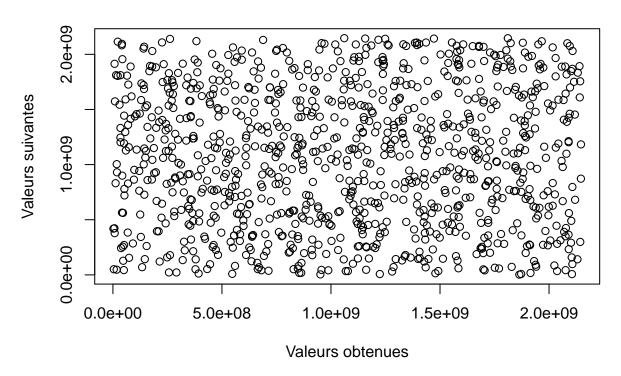
```
rep <- VonNeumann(k, 1, seed)
plot(rep[1:k-1], rep[2:k],
    main = "VonNeumann, Valeur obtenue en fonction de la précédente",
    xlab = "Valeur obtenue",
    ylab = "Valeur suivante")</pre>
```

### VonNeumann, Valeur obtenue en fonction de la précédente



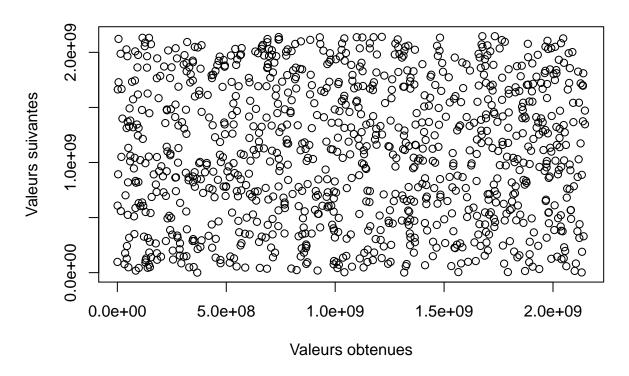
```
rep <- randu(k, seed)
plot(rep[1:k-1], rep[2:k],
    main = "RANDU, Valeur obtenue en fonction de la précédente",
    xlab = "Valeurs obtenues",
    ylab = "Valeurs suivantes")</pre>
```

### RANDU, Valeur obtenue en fonction de la précédente



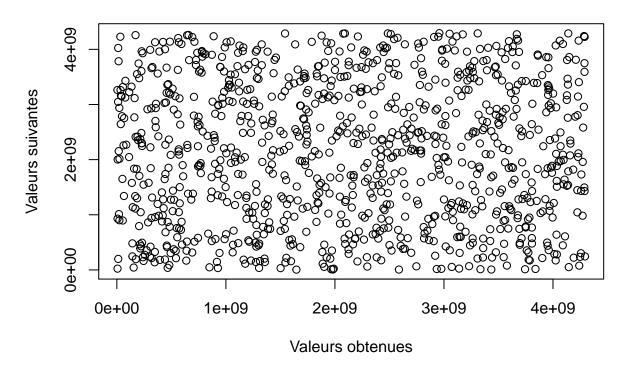
```
rep <- std_minimal(k, seed)
plot(rep[1:k-1], rep[2:k],
    main = "StdMinimal, Valeur obtenue en fonction de la précédente",
    xlab = "Valeurs obtenues",
    ylab = "Valeurs suivantes")</pre>
```

### StdMinimal, Valeur obtenue en fonction de la précédente



```
rep <- MersenneTwister(k, 1, seed)
plot(rep[1:k-1], rep[2:k],
    main = "MersenneTwister, Valeur obtenue en fonction de la précédente",
    xlab = "Valeurs obtenues",
    ylab = "Valeurs suivantes")</pre>
```

#### Mersenne Twister, Valeur obtenue en fonction de la précédente

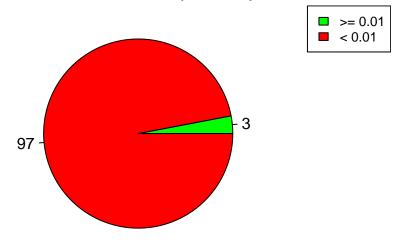


#### Question 3

Pour VonNeumann et RANDU, on observe pour la plupart des tests que la p valeur est en dessous des 1 %. Pour Standard Minimal et Mersenne Twister, on observe très peu de p valeurs inférieures à 1 %. Ainsi, RANDU et VonNeumann ne passe le premier test et n'est donc pas un bon générateur aléatoire. Pour Standard Minimal et Mersenne Twister, on ne peut rien conclure pour l'instant.

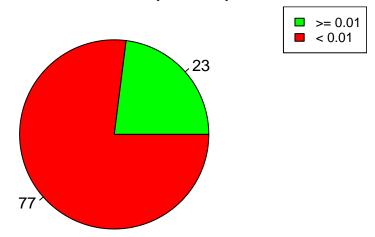
```
legend("topright", c(">= 0.01", "< 0.01"), cex = 0.8, fill = c("green", "red"))
}
frequence <- sapply(seed, function(s) Frequency(VonNeumann(k, 1, s), 14))
ShowTestResults(frequence, "VonNeumann", "Frequency")</pre>
```

# Test Frequency sur VonNeumann Proportion de tests réussis par rapport à la proportion de tests échoués (sur 100)



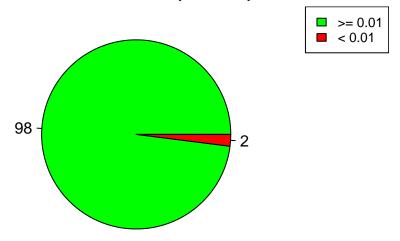
```
frequence <- sapply(seed, function(s) Frequency(randu(k, s), 31))
ShowTestResults(frequence, "RANDU", "Frequency")</pre>
```

# Test Frequency sur RANDU Proportion de tests réussis par rapport à la proportion de tests échoués (sur 100)



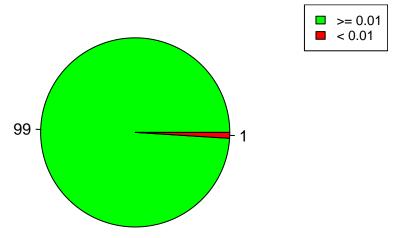
frequence <- sapply(seed, function(s) Frequency(std\_minimal(k, s), 31))
ShowTestResults(frequence, "StdMinimal", "Frequency")</pre>

## Test Frequency sur StdMinimal Proportion de tests réussis par rapport à la proportion de tests échoués (sur 100)



frequence <- sapply(seed, function(s) Frequency(MersenneTwister(k, 1, s), 32))
ShowTestResults(frequence, "MersenneTwister", "Frequency")</pre>

## Test Frequency sur MersenneTwister Proportion de tests réussis par rapport à la proportion de tests échoués (sur 100)



#### Question 4

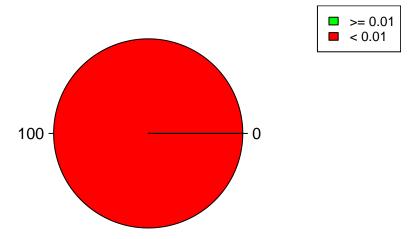
Pour VonNeumann et RANDU, on observe pour la plupart des tests que la p valeur est en dessous des 1 %. Pour Standard Minimal et Mersenne Twister, on observe très peu de p valeurs inférieures à 1 %.

RANDU et VonNeumann ne passe donc pas le second test non plus.

Pour Standard Minimal et Mersenne Twister, on ne peut rien conclure pour l'instant.

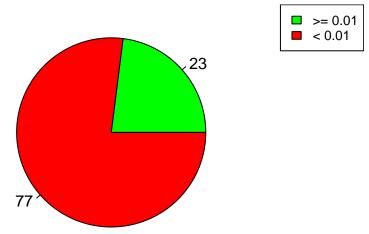
```
frequence <- sapply(seed, function(s) Runs(VonNeumann(k, 1, s), 14))
ShowTestResults(frequence, "VonNeumann", "Runs")</pre>
```

## Test Runs sur VonNeumann Proportion de tests réussis par rapport à la proportion de tests échoués (sur 100)



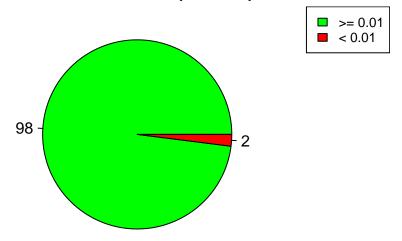
```
frequence <- sapply(seed, function(s) Runs(randu(k, s), 31))
ShowTestResults(frequence, "RANDU", "Runs")</pre>
```

Test Runs sur RANDU
Proportion de tests réussis par rapport à la proportion de tests échoués (sur 100)



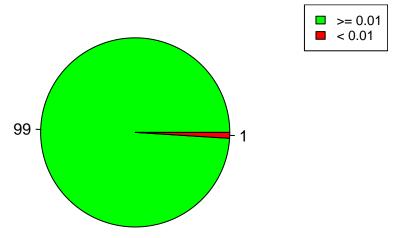
frequence <- sapply(seed, function(s) Runs(std\_minimal(k, s), 31))
ShowTestResults(frequence, "StdMinimal", "Runs")</pre>

## Test Runs sur StdMinimal Proportion de tests réussis par rapport à la proportion de tests échoués (sur 100)



frequence <- sapply(seed, function(s) Runs(MersenneTwister(k, 1, s), 32))
ShowTestResults(frequence, "MersenneTwister", "Runs")</pre>

## Test Runs sur MersenneTwister Proportion de tests réussis par rapport à la proportion de tests échoués (sur 100)



#### Question 5

Cette fois-ci c'est seulement pour Von Neumann que l'on observe un grand nombre de tests dont la p<br/> valeur est inférieure à 1%.

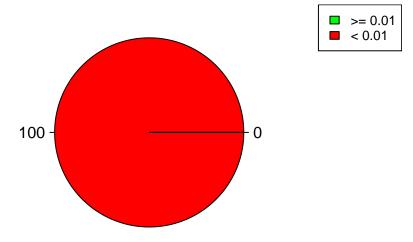
Pour Standard Minimal et Mersenne Twister, on observe très peu de p valeurs inférieures à 1 %.

RANDU et VonNeumann ne passe donc pas le second test non plus.

Pour Standard Minimal et Mersenne Twister, on ne peut rien conclure pour l'instant.

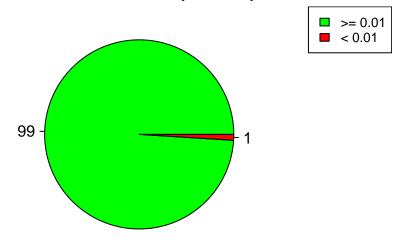
```
frequence <- sapply(seed, function(s) {
  order.test(as.vector(VonNeumann(k, 1, s)), d = 4, echo=FALSE)$p.value
})
ShowTestResults(frequence, "VonNeumann", "Order")</pre>
```

## Test Order sur VonNeumann Proportion de tests réussis par rapport à la proportion de tests échoués (sur 100)



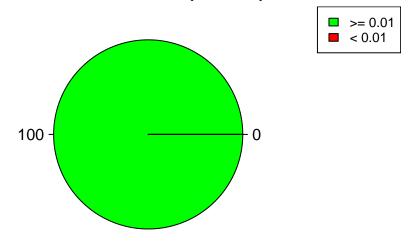
```
frequence <- sapply(seed, function(s) {
  order.test(randu(k, s), d = 4, echo=FALSE)$p.value
})
ShowTestResults(frequence, "RANDU", "Order")</pre>
```

## Test Order sur RANDU Proportion de tests réussis par rapport à la proportion de tests échoués (sur 100)



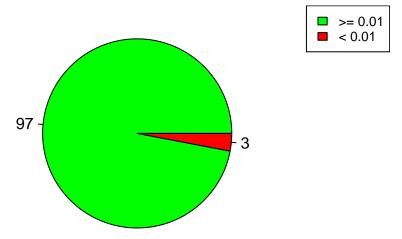
```
frequence <- sapply(seed, function(s) {
  order.test(std_minimal(k, s), d = 4, echo=FALSE)$p.value
})
ShowTestResults(frequence, "StdMinimal", "Order")</pre>
```

## Test Order sur StdMinimal Proportion de tests réussis par rapport à la proportion de tests échoués (sur 100)



```
frequence <- sapply(seed, function(s) {
  order.test(as.vector(MersenneTwister(k, 1, s)), d = 4, echo=FALSE)$p.value
})
ShowTestResults(frequence, "MersenneTwister", "Order")</pre>
```

### Test Order sur MersenneTwister Proportion de tests réussis par rapport à la proportion de tests échoués (sur 100)



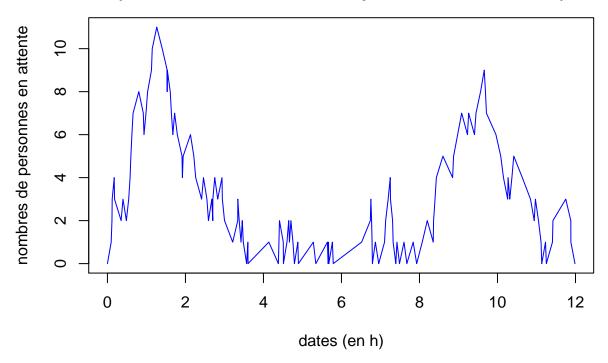
#### Question 7

Les résultats montrent que plus on augmente la fréquence d'arrivées, moins la file d'attente a de chances de se vider et plus la file est vite surchargée.

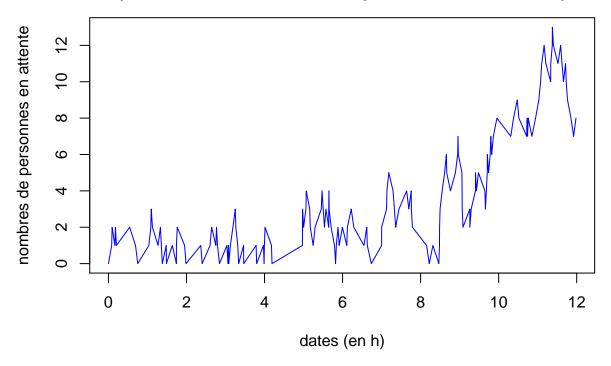
```
taux_departs = 10
duree = 12

for (taux_arrivees in c(6, 8, 10, 14))
{
    ShowEvolutionFile(taux_arrivees, taux_departs, duree)
}
```

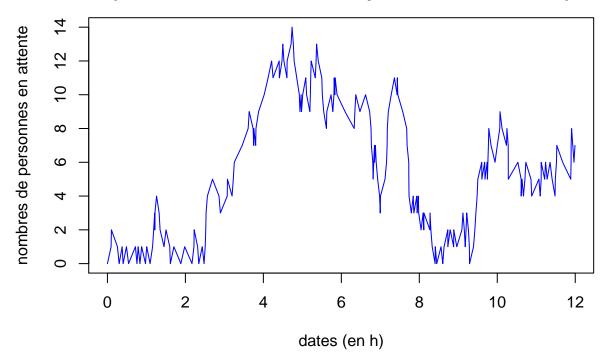
### Evolution du nombre de personnes en attente de réponse du servei (taux\_arrivees=6/h, taux\_departs=10/h, duree=12h)



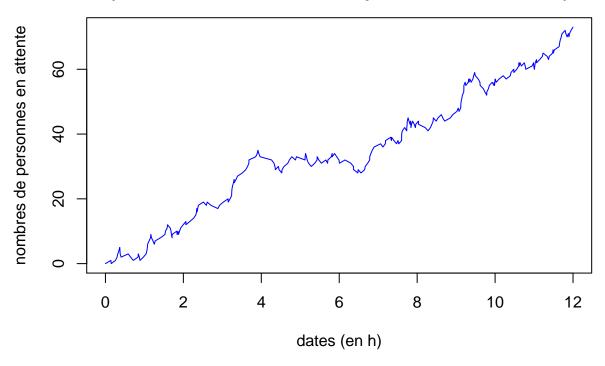
### Evolution du nombre de personnes en attente de réponse du servei (taux\_arrivees=8/h, taux\_departs=10/h, duree=12h)



### Evolution du nombre de personnes en attente de réponse du servei (taux\_arrivees=10/h, taux\_departs=10/h, duree=12h)



### Evolution du nombre de personnes en attente de réponse du servei (taux\_arrivees=14/h, taux\_departs=10/h, duree=12h)



#### Question 8

On remarque que plus le taux d'arrivées est proche du taux de départs, moins la moyenne empirique est proche de la moyenne théorique : il faut une durée plus longue pour s'en rapprocher.

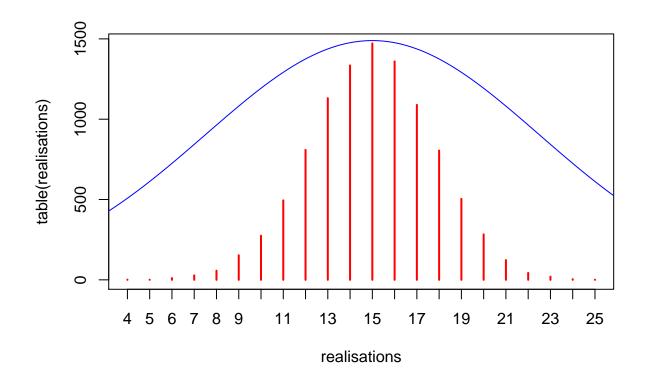
```
VerificationFormuleLittle <- function(taux_arrivees, taux_departs, duree)
  iterations <- 100
  means <- vector(length=iterations)</pre>
  temps_moyens <- vector(length=iterations)</pre>
  lambda <- taux_arrivees</pre>
  mu <- taux_departs</pre>
  for (i in 1:iterations)
    file = FileMM1(lambda, mu, duree)
    evolution = EvolutionFileMM1(file$arrivees, file$departs, duree)
    means[i] <- weighted.mean(evolution$nombres, evolution$durees)</pre>
    temps_moyens[i] <- mean(file$temps_attente_moyen)</pre>
  }
  cat(paste("Taux d'arrivees = ", taux_arrivees, "/h, Taux de départs = ", taux_departs, "/h, Durée = "
  # plot(means, type="p")
  cat(paste("Nombre moyen de personnes sur le serveur (moyenne sur", iterations ,"itérations) = ", mean
  cat(paste("Nombre moyen de personnes sur le serveur (théorique) = ", MoyenneTheoriqueN(taux_arrivees,
```

```
# plot(temps_moyens, type="p")
 cat(paste("Temps d'attente moyen sur le serveur (moyenne sur", iterations, "itérations) = ", mean(tem
 cat(paste("Temps d'attente moyen sur le serveur (théorique) = ", MoyenneTheoriqueW(taux_arrivees, tau
 cat("\n")
}
for (taux arrivees in c(2, 6, 8, 9.9))
 VerificationFormuleLittle(taux_arrivees, 10, 100)
## Taux d'arrivees = 2 /h, Taux de départs = 10 /h, Durée = 100 h
## Nombre moyen de personnes sur le serveur (moyenne sur 100 itérations) = 0.256774689180027
## Nombre moyen de personnes sur le serveur (théorique) = 0.25
## Temps d'attente moyen sur le serveur (moyenne sur 100 itérations) = 0.125969661472291 h
## Temps d'attente moyen sur le serveur (théorique) = 0.125 h
## Taux d'arrivees = 6 /h, Taux de départs = 10 /h, Durée = 100 h
## Nombre moyen de personnes sur le serveur (moyenne sur 100 itérations) = 1.47189104392792
## Nombre moyen de personnes sur le serveur (théorique) = 1.5
## Temps d'attente moyen sur le serveur (moyenne sur 100 itérations) = 0.244051558005464 h
## Temps d'attente moyen sur le serveur (théorique) = 0.25 h
##
## Taux d'arrivees = 8 /h, Taux de départs = 10 /h, Durée = 100 h
## Nombre moyen de personnes sur le serveur (moyenne sur 100 itérations) = 3.87031073050854
## Nombre moyen de personnes sur le serveur (théorique) = 4
## Temps d'attente moyen sur le serveur (moyenne sur 100 itérations) = 0.480162761894933 h
## Temps d'attente moyen sur le serveur (théorique) = 0.5 h
## Taux d'arrivees = 9.9 /h, Taux de départs = 10 /h, Durée = 100 h
## Nombre moyen de personnes sur le serveur (moyenne sur 100 itérations) = 19.5791732926147
## Temps d'attente moyen sur le serveur (moyenne sur 100 itérations) = 1.96030136140197 h
```

#### Question Bonus 1

```
nb_iterations <- 10000
realisations <- vector(length = nb_iterations)
n <- 30
p <- 0.5
for (i in 1:nb_iterations)
{
    realisations[i] <- LoiBinomiale(n, p)
}
plot(table(realisations), col = "red")

# par(new = TRUE)
xseq<-seq(0, n, 0.1)
lines(xseq, 28000*dnorm(xseq, n*p, n*p*(1-p)), col='blue', type='l')</pre>
```



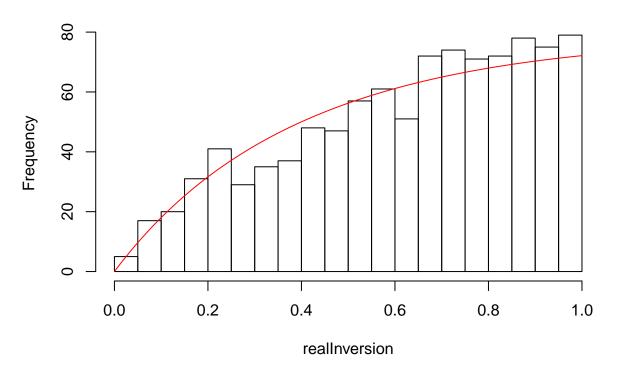
#### Question Bonus 2

Pour le même résultat, le temps d'exécution moyen de la simulation par rejet est plus grand (d'un facteur 10) que celui de la simulation par inversion. Il faut donc favoriser l'utilisation de la simulation par inversion dès que possible.

```
nb_iterations <- 1000</pre>
microbenchmark::microbenchmark(times=nb_iterations, LoiBonusInversion(), LoiBonusRejet())
## Unit: microseconds
##
                     expr min lq mean median
                                                       max neval
                                                  uq
##
    LoiBonusInversion() 1.1 1.3 4.3
                                                 1.5
                                                      2781
                                                             1000
                                            1.4
        LoiBonusRejet() 2.4 4.9 27.6
                                           8.0 14.8 11989
##
                                                             1000
realInversion <- vector(length = nb_iterations)</pre>
realRejet <- vector(length = nb_iterations)</pre>
for (i in 1:nb_iterations)
{
  realInversion[i] <- LoiBonusInversion()</pre>
  realRejet[i] <- LoiBonusRejet()</pre>
}
```

```
xseq<-seq(0, 1, 0.01)
hist(realInversion, breaks = 20)
lines(xseq, nb_iterations/20*FonctionRepartitionBonus(xseq), col='red')</pre>
```

### Histogram of realInversion



```
hist(realRejet, breaks = 20)
lines(xseq, nb_iterations/20*FonctionRepartitionBonus(xseq), col='red')
```

### Histogram of realRejet

