

# Statistique pour les Sciences de la Vie et de la Terre

Alexander D. Rahm

Semestre impair 2020

# Exemple principal de base de données illustrant ce cours : « La vie et la mort sur la mer »



drawing by Stöwer (public domain  
since deceased more than 70 years ago)

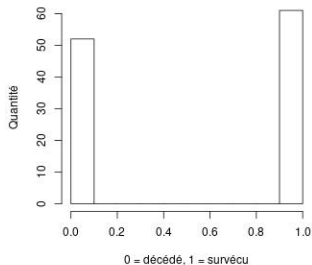
*Donnée* : Une partie de la liste des passagers du Titanic, avec l'information qui a survécu.

*Notre but* : Pronostiquer qui a survécu sur une autre partie de la liste de passagers, où cette information manque.

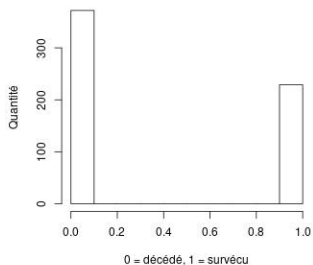
*Notre stratégie* : Construire un modèle statistique.

# Observations pour construire notre modèle statistique

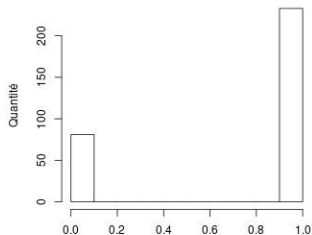
**Passagers mineurs**



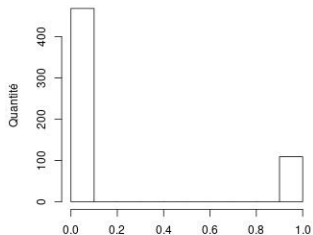
**Passagers adultes de moins de 66 ans**



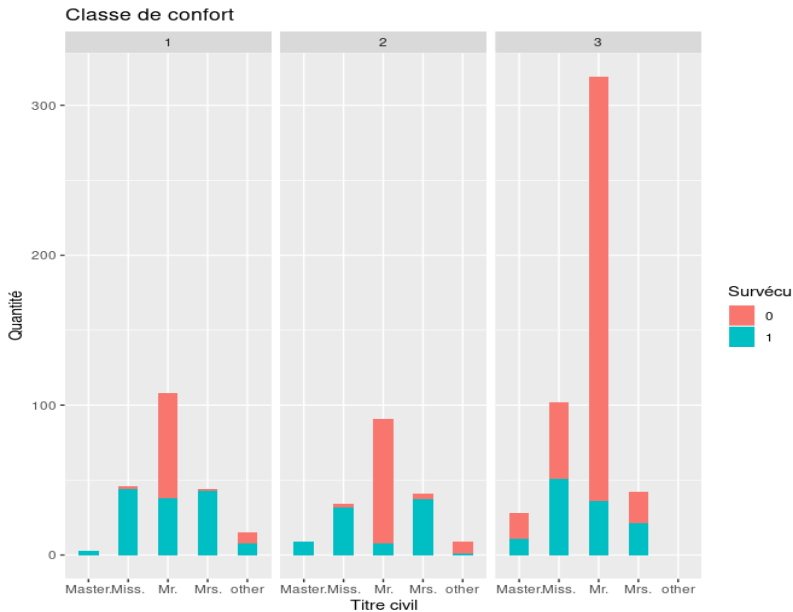
**Passagers féminins**



**Passagers masculins**



# Observations pour construire notre modèle statistique



(diagram obtained with David Langer's source code)

# Instructions d'installation

Sur votre propre ordinateur, installez le logiciel gratuit R en suivant les instructions au Comprehensive R Archive Network (CRAN) :  
<https://cran.r-project.org/>

Sur un client léger, démarrez la console R en cliquant  
Démarrer → Programmes → Statistique → R.

Il est préférable de vous servir d'un éditeur de texte qui colore la syntaxe *R*, comme gedit sous Linux ou Notepad++ sous Windows.

# Instructions d'initialisation

# Téléchargez les fichiers "train.csv" et "test.csv" [publiés sur le site Kaggle] depuis le répertoire derrière la page web d'Alexander D. Rahm,

`http://math.uni.lu/~rahm/statistique/`

# installez-les dans un dossier "chemin/Titanic/" (de préférence sur les clients légers : chemin = "Z:").

# Vous obtiendrez une copie des transparents présents depuis le même répertoire.

# Lancez R depuis le répertoire "chemin/Titanic/", et ordonnez **avec des guillemets anglais de votre clavier**

```
setwd('chemin/Titanic/')
```

# Importez les données :

```
train <- read.csv('train.csv', header = TRUE)
```

```
test <- read.csv('test.csv', header = TRUE)
```

# Faites-les afficher sur l'écran :

```
View(train)
```

# Les six premières entrées de la liste

```
> head(train)
  PassengerId Survived Pclass
1           1         0       3
2           2         1       1
3           3         1       3
4           4         1       1
5           5         0       3
6           6         0       3

                                Name Gender Age SibSp Parch
1                                Braund, Mr. Owen Harris   male   22     1     0
2 Cumings, Mrs. John Bradley (Florence Briggs Thayer) female   38     1     0
3                                Heikkinen, Miss. Laina  female   26     0     0
4 Futrelle, Mrs. Jacques Heath (Lily May Peel)         female   35     1     0
5                                Allen, Mr. William Henry   male   35     0     0
6                                Moran, Mr. James           male   NA     0     0

      Ticket      Fare Cabin Embarked
1     A/5 21171   7.2500      S
2     PC 17599  71.2833     C85
3 STON/O2. 3101282  7.9250      S
4     113803  53.1000     C123
5     373450   8.0500      S
6     330877   8.4583      Q
>
```

# Exercice 1

*# Regardez les six dernières entrées de la liste, en vous servant de la fonction*

`tail()`

*# . Elle fonctionne comme la fonction*

`head()`

*# .*

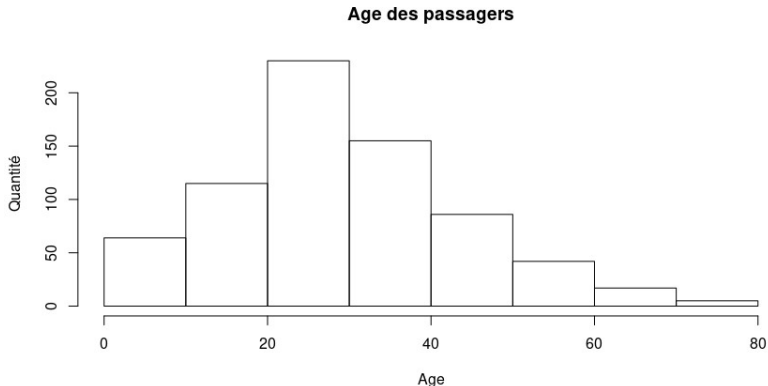


# Histogrammes pour une visualisation rapide des données

# *La commande*

```
hist(train$Age, xlab='Age', ylab='Quantité',  
main='Age des passagers')
```

# *nous produit un histogramme pour une visualisation :*



*# Dans la console R, la commande*

```
hist(train$Age, xlab='Age', ylab='Quantité',  
main='Age des passagers')
```

*# s'affiche comme :*

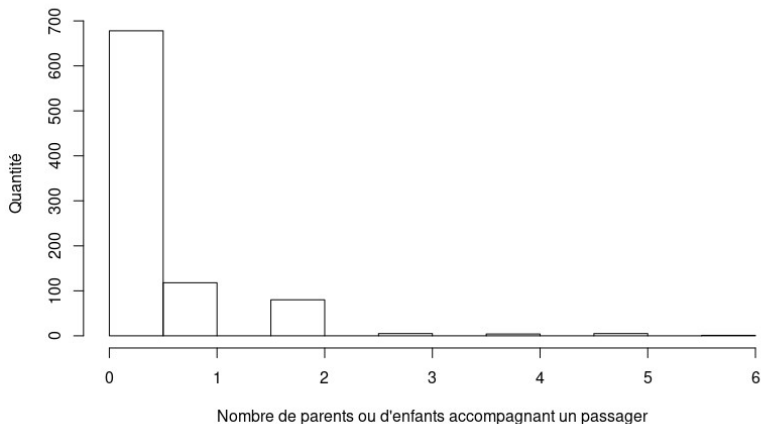
```
> hist(train$Age, xlab='Age', ylab='Quantité',  
+ main='Age des passagers')  
>
```

*# N'entrez pas les symboles > et + !*

*# Le symbole > signifie que la console R attend une nouvelle commande,*

*# et le symbole + signifie que la console R attend que la commande continue parce qu'une parenthèse, ou un crochet, ou un guillemet a été ouvert et pas encore fermé.*

## Présence d'enfants ou parents des passagers



```
hist(train$Parch, xlab="Nombre de parents ou d'enfants accompagnant un passager",  
+ ylab="Quantité",  
+ main="Présence d'enfants ou parents des passagers")
```

## Exercice 2

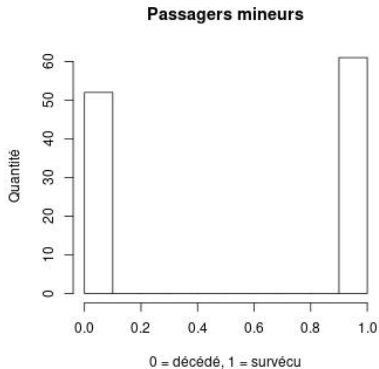
*# Faites dessiner un histogramme des classes de confort des passagers.*

*# En regardant les six premières ou dernières entrées de la liste, vous pouvez voir que la classe de confort est enregistrée dans la colonne*

Pclass

*# du tableau.*

Pour cet exercice et tous qui suivront : Sauvegardez vos résultats (diagrammes, résultats affichés dans la console R, observations, etc.) avec les commandes avec lesquelles ils peuvent être reproduits dans un fichier bureautique, et exportez-le en « portable document format » (.pdf). Sauvegardez les commandes avec lesquelles vos résultats peuvent être reproduits aussi dans un fichier de texte brut (.txt).



# 1. Ouvrir le fichier .jpeg

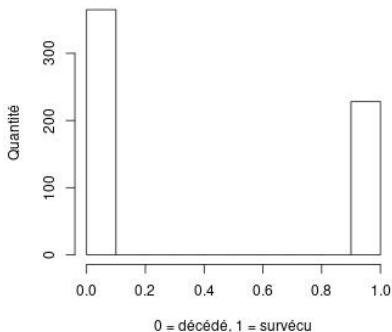
```
jpeg("enfants.jpeg", width = 350, height = 350)
```

# 2. Créer l'histogramme

```
hist(train$Survived[train$Age < 18], xlab="0 = décédé, 1 = survécu",  
+ ylab="Quantité", main="Passagers mineurs")
```

# 3. Fermer le fichier : dev.off()

### Passagers adultes de moins de 66 ans



# 1. Ouvrir le fichier .jpeg

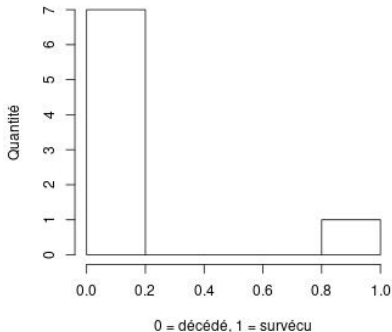
```
jpeg("adultes_de_moins_de_66.jpeg", width = 350, height = 350)
```

# 2. Créer l'histogramme

```
hist(train$Survived[train$Age > 17 & train$Age < 66],  
+ xlab="0 = décédé, 1 = survécu", ylab="Quantité",  
+ main="Passagers adultes de moins de 66 ans")
```

# 3. Fermer le fichier : dev.off()

## Passagers seniors



# 1. Ouvrir le fichier .jpeg

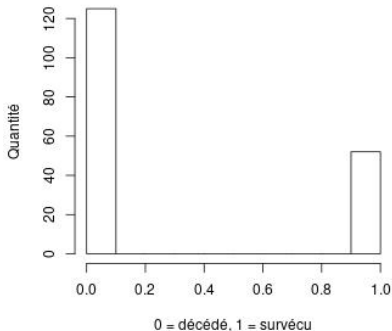
`jpeg("seniors.jpeg", width = 350, height = 350)`

# 2. Créer l'histogramme

`hist(train$Survived[train$Age > 65], xlab="0 = décédé, 1 = survécu", ylab="Quantité", main="Passagers seniors")`

# 3. Fermer le fichier : `dev.off()`

## Passagers d'age inconnu



# 1. Ouvrir le fichier .jpeg

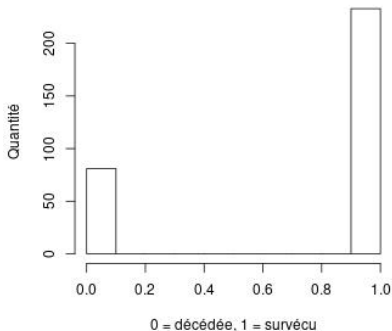
```
jpeg("ageInconnu.jpeg", width = 350, height = 350)
```

```
# 2. Créer l'histogramme hist(train$Survived[is.na(train$Age)],  
xlab="0 = décédé, 1 = survécu", ylab="Quantité",  
main="Passagers d'age inconnu")
```

```
# 3. Fermer le fichier : dev.off()
```



### Passagers féminins



# 1. Ouvrir le fichier .jpeg

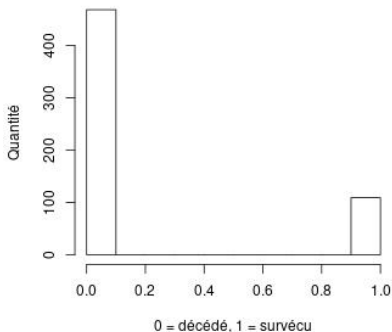
```
jpeg("femmes.jpeg", width = 350, height = 350)
```

# 2. Créer l'histogramme

```
hist(train$Survived[train$Gender=="female"], xlab="0 = décédée,  
1 = survécu", ylab="Quantité", main="Passagers féminins")
```

# 3. Fermer le fichier : dev.off()

### Passagers masculins



# 1. Ouvrir le fichier .jpeg

```
jpeg('hommes.jpg', width = 350, height = 350)
```

# 2. Créer l'histogramme

```
hist(train$Survived[train$Gender=='male'],  
+ xlab='0 = décédé, 1 = survécu', ylab='Quantité',  
+ main='Passagers masculins')
```

# 3. Fermer le fichier : dev.off()

## Exercice 3

*# Faites dessiner et sauvegarder sur le disque dur trois histogrammes de survie restreints à une classe de confort des passagers, respectivement distinguée comme suivant :*

1. Un histogramme de survie des passagers de 1ère classe ;
2. Un histogramme de survie des passagers de 2ème classe ;
3. Un histogramme de survie des passagers de 3ème classe.

*# En regardant les six premières ou dernières entrées de la liste, vous pouvez voir que la classe de confort est enregistrée dans la colonne*

Pclass

*# du tableau.*

## Produire des tableaux dans la console

```
table(train$Survived[train$Age < 18])
```

*## produit le petit tableau suivant dans la console :*

$$\begin{pmatrix} 0 & 1 \\ 52 & 61 \end{pmatrix}$$

*## où la colonne du zéro contient les décédés, la colonne de l'un contient les survivants. De la même manière :*

```
table(train$Survived[train$Age>17 & train$Age<66])
```

$$\begin{pmatrix} 0 & 1 \\ 365 & 228 \end{pmatrix}$$

```
table(train$Survived[train$Age > 65])
```

$$\begin{pmatrix} 0 & 1 \\ 7 & 1 \end{pmatrix}$$

```
table(train$Survived[is.na(train$Age)])
```

$$\begin{pmatrix} 0 & 1 \\ 125 & 52 \end{pmatrix}$$

# Exercice 4



# Regardez les six dernières entrées de la liste, en vous servant de la fonction `tail()` ,

# et observez la dernière colonne, « Embarked ».

# Elle prend trois caractères comme valeurs dans un éventail, pour spécifier le port d'embarquement :

- ▶ « C » # pour Cherbourg ;
- ▶ « S » # pour Southampton ;
- ▶ « Q » # pour Queenstown.

# Pour chacun de ces ports d'embarquement, faites construire un tableau dans la console qui affiche combien de passagers de ce port ont péri, et combien ont survécu.

# Distinction des passagers par leur titres civil

*# La fonction extractTitle de David Langer nous permet d'extraire le titre civil d'un nom de passager :*

```
extractTitle <- function(name) {  
  name <- as.character(name)  
  if (length(grep("Miss.", name)) > 0) {  
    return("Miss.")  
  } else if (length(grep("Mrs.", name)) > 0) {  
    return("Mrs.")  
  } else if (length(grep("Master.", name)) > 0) {  
    return("Master.")  
  } else if (length(grep("Mr.", name)) > 0) {  
    return("Mr.")  
  } else {  
    return("other")  
  }  
}
```

# Hiéarchisation des questions

*## Nous notons que les questions "if" sont hiérarchisées :*

```
extractTitle('Mr.Miss.')
```

```
[1] "Miss."
```

```
extractTitle('Mrs.Miss.')
```

```
[1] "Miss."
```

```
extractTitle('Mrs.Mr.')
```

```
[1] "Mrs."
```

```
extractTitle('Master.Mr.')
```

```
[1] "Master."
```

*## donc une fois qu'une d'elles est répondu de manière positive, nous n'entrons plus aux autres questions.*

*## Maintenant nous allons insérer les titres de tous les passagers dans le fichier "train" :*

```
titles <- NULL
for (i in 1:nrow(train)) {
  titles <- c(titles,
             extractTitle(train[i, 'Name']))
}
```

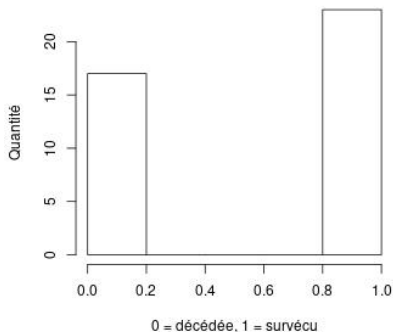
*## et nous ajoutons cette liste de titres comme une colonne supplémentaire à notre tableau :*

```
train$Title <- titles
table(train$Title)
```

<i>(</i>	<i>Master.</i>	<i>Miss.</i>	<i>Mr.</i>	<i>Mrs.</i>	<i>other)</i>
	40	182	518	127	24



### Passagers intitulés Master.



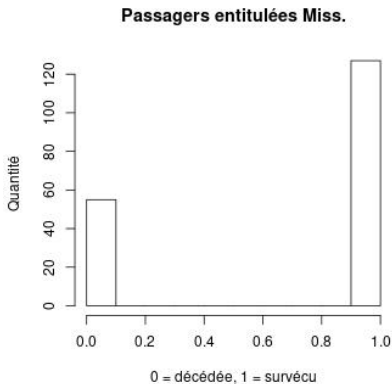
# 1° Ouvrir le fichier .jpeg

```
jpeg("Master.jpeg", width = 350, height = 350)
```

# 2° Créer l'histogramme

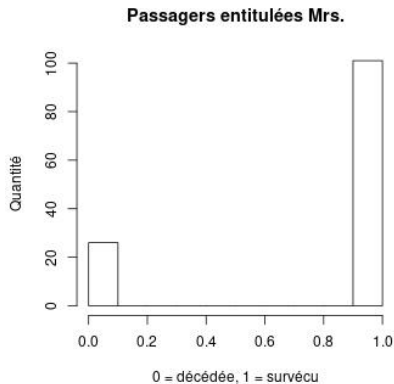
```
hist(train$Survived[train$Title=="Master."],  
xlab="0 = décédée, 1 = survécu", ylab="Quantité",  
main="Passagers intitulés Master.")
```

# 3° Fermer le fichier : dev.off()



```
# 1° Ouvrir le fichier .jpeg jpeg('Miss.jpeg', ...)  
# 2° Créer l'histogramme  
hist(train$Survived[train$Title=='Miss.'], xlab='0  
= décédée, 1 = survécu', ylab='Quantité',  
main='Passagers entitulées Miss.')
```

# 3° Fermer le fichier : dev.off()



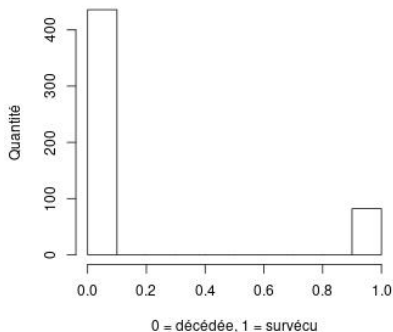
# 1° Ouvrir le fichier .jpeg : jpeg('Mrs.jpeg', ...)

# 2° Créer l'histogramme

```
hist(train$Survived[train$Title=='Mrs.'], xlab='0 = décédée, 1 = survécu', ylab='Quantité', main='Passagers intitulées Mrs.')
```

# 3° Fermer le fichier : dev.off()

### Passagers intitulés Mr.



# 1° Ouvrir le fichier .jpeg

```
jpeg("Mr.jpeg", width = 350, height = 350)
```

# 2° Créer l'histogramme

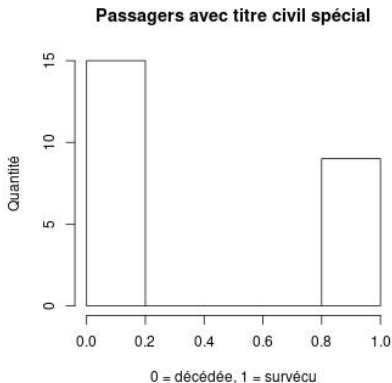
```
hist(train$Survived[train$Title=="Mr."], xlab="0 =  
décédée, 1 = survécu", ylab="Quantité",  
main="Passagers intitulés Mr.")
```

# 3° Fermer le fichier : dev.off()

# Afficher les autres titres civils

```
> hist(train$Age[train$Title=="other"], xlab="age", ylab="Quantité",
main="Passagers avec titre civil spécial")
> for (i in 1:nrow(train)) {
+   if (train[i,"Title"] == "other") {
+     print(train[i,2:6])
+   }
+ }
```

	Survived	Pclass	Name	Gender	Age
31	0	1	Uruchurtu, Don. Manuel E	male	40
	Survived	Pclass	Name	Gender	Age
150	0	2	Byles, Rev. Thomas Roussel Davids	male	42
	Survived	Pclass	Name	Gender	Age
151	0	2	Bateman, Rev. Robert James	male	51
	Survived	Pclass	Name	Gender	Age
246	0	1	Minahan, Dr. William Edward	male	44
	Survived	Pclass	Name	Gender	Age
250	0	2	Carter, Rev. Ernest Courtenay	male	54
	Survived	Pclass	Name	Gender	Age
318	0	2	Moraweck, Dr. Ernest	male	54
	Survived	Pclass	Name	Gender	Age
370	1	1	Aubart, Mme. Leontine Pauline	female	24
	Survived	Pclass	Name	Gender	Age
399	0	2	Pain, Dr. Alfred	male	23



# 1° Ouvrir le fichier .jpeg : `jpeg("other.jpeg", ...)`

# 2° Créer l'histogramme

```
hist(train$Survived[train$Title=="other"], xlab="0  
= décédée, 1 = survécu", ylab="Quantité",  
main="Passagers avec titre civil spécial")
```

# 3° Fermer le fichier : `dev.off()`

## Âges extrêmes et survie

```
min(train$Age[is.na(train$Age)==FALSE])  
# [1] 0.42  
max(train$Age[is.na(train$Age)==FALSE])  
# [1] 80  
min(train$Age[is.na(train$Age)==FALSE &  
train$Survived == 1])  
# [1] 0.42  
max(train$Age[is.na(train$Age)==FALSE &  
train$Survived == 1])  
# [1] 80  
min(train$Age[is.na(train$Age)==FALSE &  
train$Survived == 0])  
# [1] 1  
max(train$Age[is.na(train$Age)==FALSE &  
train$Survived == 0])  
# [1] 74
```

## Exercice 5

Rajoutez une colonne pour les passagers intitulés “Dr.” au tableau ci-dessous,

$$\begin{pmatrix} \textit{Master.} & \textit{Miss.} & \textit{Mr.} & \textit{Mrs.} & \textit{other} \\ 40 & 182 & 518 & 127 & 24 \end{pmatrix}$$

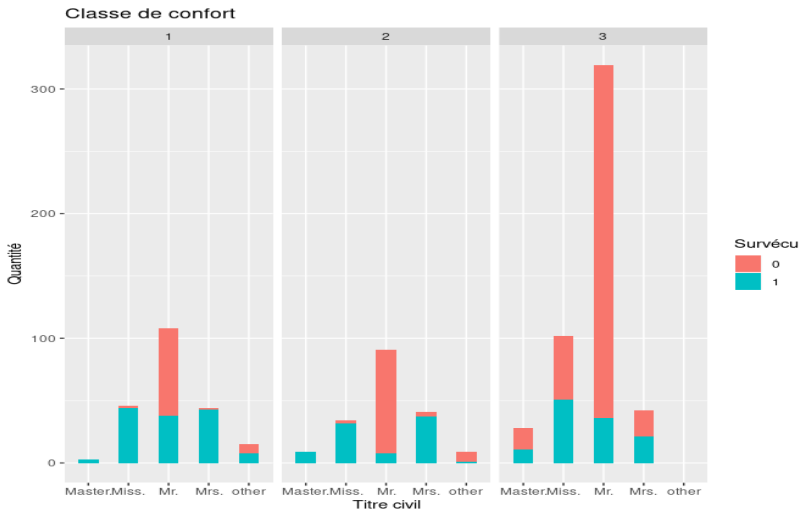
qui peut être obtenu par la commande  
`table(train$Title)`

une fois que la colonne `Title` a été rajoutée grâce à la fonction `extractTitle`. Modifiez donc la fonction `extractTitle` pour séparer les passagers intitulés “Dr.” des autres passagers.



## Préparation d'un diagramme avec `<< ggplot >>`

```
install.packages('ggplot2')  
## Attention, ceci ne marche pas correctement sur les clients légers, donc en salle de cours, vous devrez abandonner la construction du diagramme suivant.  
## L'installation vous demandera de confirmer que vous voulez installer cette bibliothèque dans votre dossier personnel, et de choisir un serveur pas trop éloigné de la Polynésie pour télécharger la bibliothèque.  
  
# Chargez les bibliothèques dans la console R :  
library("ggplot2")  
library("stringr")  
  
## ggplot a besoin des entrées comme options dans un éventail (appelé << factor >>).  
train$Survived <- as.factor(train$Survived)  
train$Title <- as.factor(train$Title)  
## Attention : Maintenant vous ne pourrez plus faire dessiner des histogrammes basés sur ces deux colonnes. Si vous désiriez faire ceci, vous devriez reconverter l'éventail en entiers, par exemple avec la fonction as.integer(), qui convertit le numéro de l'option en entier. Ensuite, il faudra le transformer en la valeur originale :  
train$Survived <- as.integer(train$Survived) - 1
```



### diagram obtained with David Langer's source code:

```
ggplot(train, aes(x = Title, fill = Survived)) stat_count(width = 0.5)
facet_wrap(~Pclass) ggtitle("Classe de confort")
xlab("Titre civil") ylab("Quantité") labs(fill = "Survécu")
```

Soit  $N$  la taille de notre échantillon :

```
N = nrow(train); N
```

nous retourne  $\ll [1] 891 \gg$ .

## Définition

Pour tout nombre  $\alpha \in ]0, 1[$ , soient  $m$  et  $d$  les parties entière et décimale de  $\alpha \cdot (N + 1)$ . Le **quantile d'ordre**  $\alpha$ , noté  $Q_\alpha(x)$ , d'une série statistique est défini par :  $Q_\alpha(x) = x_{(m)} + d \cdot (x_{(m+1)} - x_{(m)})$ .

La **médiane** est le quantile  $Q_{\frac{1}{2}}(x)$ . Pour l'âge des passagers,

```
> quantile(train$Age[is.na(train$Age)==FALSE], 0.5, type=6)
50%
 28
```

et

vous l'obtenez aussi par la commande

```
median(train$Age[is.na(train$Age)==FALSE])
```

# Statistique descriptive univariée : quantile et quartiles

Le **quartile inférieur** est le quantile  $Q_{\frac{1}{4}}(x)$  ; le **quartile supérieur** est le quantile  $Q_{\frac{3}{4}}(x)$ .

```
> quantile(train$Age[is.na(train$Age)==FALSE], 0.25, type=6)
25%
 20
> quantile(train$Age[is.na(train$Age)==FALSE], 0.75, type=6)
75%
 38
```

Sans spécification du paramètre  $\alpha$  de  $Q_{\alpha}(x)$ , la commande `quantile` affiche les cinq quartiles :

```
> quantile(train$Age[is.na(train$Age)==FALSE], type=6)
 0%   25%   50%   75%  100%
0.42 20.00 28.00 38.00 80.00
```

Nous pouvons distinguer les survivants (valeur 1) dans ce tableau :

```
> quantile(train$Age[is.na(train$Age)==FALSE & train$Survived==1], type=6)
 0%   25%   50%   75%  100%
0.42 19.00 28.00 36.25 80.00
> quantile(train$Age[is.na(train$Age)==FALSE & train$Survived==0], type=6)
 0%   25%   50%   75%  100%
 1   21   28   39   74
```

Nous notons la différence entre la médiane et la **moyenne arithmétique** que nous obtenons par la commande `mean`.

```
> mean(train$Fare)
[1] 32.20421
> median(train$Fare)
[1] 14.4542
> summary(train$Fare)
  Min. 1st Qu.  Median    Mean 3rd Qu.    Max.
  0.00   7.91   14.45   32.20  31.00  512.33
```

Dans notre échantillon, la moyenne arithmétique excède même le quartile supérieur.

Avec la **variance**  $s^2(x) = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n (x_j - \text{mean}(x))^2$  (commande : `var`)

et sa racine l'**écart-type**  $\sqrt{s^2(x)}$  (commande : `sd`), nous mesurons combien notre échantillon dévie de la moyenne arithmétique. `sd(train$Fare)` nous retourne 49.69.

# Exercice 6

Pour les prix des billets, calculez

1. le minimum (commande : `min`),
2. le maximum (commande : `max`),
3. la médiane,
4. le quartile inférieur,
5. le quartile supérieur,
6. la moyenne arithmétique et
7. l'écart-type

**séparément**

- ▶ **pour les passagers qui ont survécu,**
- ▶ **pour les passagers qui n'ont pas survécu.**

Si nous sommes uniquement intéressés à analyser un seul jeu de données, alors nous pouvons le spécifier par la commande `attach`.  
Après avoir tapé

```
attach(train)
```

nous pouvons donc nous débarrasser de tous les préfixes

```
<< train$ >>
```

dans tous les transparents précédents.  
C'est ce que nous allons faire pour la suite.

# Statistique descriptive bivariée

La statistique bivariée nous permet de comparer deux variables du même jeu de données  
(nous avons attaché le jeu de données « train »).

```
> table(Pclass, Survived) | > table(Embarked, Survived) | > table(Embarked, Pclass)
  Survived                Survived                Pclass
Pclass  0  1             Embarked  0  1             Embarked  1  2  3
1      80 136           C      75  93           C      85 17 66
2      97  87           Q      47  30           Q       2  3 72
3     372 119           S     427 217           S     127 164 353
```





# Statistique descriptive bivariée : Le tableau de contingence

Nous pouvons sommer chaque ligne et colonne de notre dernier tableau, et obtenons un **tableau de contingence** :

```
> addmargins(table(Pclass, Survived))
      Survived
Pclass  0    1 Sum
  1     80 136 216
  2     97  87 184
  3    372 119 491
  _Sum 549 342 891
```

	Survived = 0	Survived = 1	Total
Pclass = 1	$n_{1,1}$	$n_{1,2}$	$n_{1,\bullet}$
Pclass = 2	$n_{2,1}$	$n_{2,2}$	$n_{2,\bullet}$
Pclass = 3	$n_{3,1}$	$n_{3,2}$	$n_{3,\bullet}$
Total	$n_{\bullet,1}$	$n_{\bullet,2}$	$N$

En général, pour deux variables  $X$ ,  $Y$ , le tableau de contingence est

de la forme

	$Y = y_1$	...	$Y = y_q$	Total
$X = x_1$	$n_{1,1}$	...	$n_{1,q}$	$n_{1,\bullet}$
$\vdots$	$\vdots$	$\ddots$	$\vdots$	$\vdots$
$X = x_p$	$n_{p,1}$	...	$n_{p,q}$	$n_{p,\bullet}$
Total	$n_{\bullet,1}$	...	$n_{\bullet,q}$	$N$

# Statistique descriptive bivariée : La covariance

Le tableau de contingence nous permet de calculer la **covariance** :

	$Y = y_1$	...	$Y = y_q$	Total
$X = x_1$	$n_{1,1}$	...	$n_{1,q}$	$n_{1,\bullet}$
$\vdots$	$\vdots$	$\ddots$	$\vdots$	$\vdots$
$X = x_p$	$n_{p,1}$	...	$n_{p,q}$	$n_{p,\bullet}$
Total	$n_{\bullet,1}$	...	$n_{\bullet,q}$	$N$

$$\text{Cov}(X, Y) = \sum_{i,j=1}^{i=p, j=q} (x_i - \text{mean}(X)) (y_j - \text{mean}(Y)) \frac{n_{i,j}}{N}.$$

La commande

```
cov(Pclass, Survived)
```

nous calcule

$$\text{Cov}(Pclass, Survived) = -0.1377029.$$

# La covariance et l'indépendance

Divisons par  $N$  le tableau de contingence, afin d'obtenir un tableau

	$Y = y_1$	$\dots$	$Y = y_q$	Total
$X = x_1$	$n_{1,1}/N$	$\dots$	$n_{1,q}/N$	$n_{1,\bullet}/N$
de fréquences :	$\vdots$	$\ddots$	$\vdots$	$\vdots$
$X = x_p$	$n_{p,1}/N$	$\dots$	$n_{p,q}/N$	$n_{p,\bullet}/N$
Total	$n_{\bullet,1}/N$	$\dots$	$n_{\bullet,q}/N$	1

## Proposition

*Supposons que les deux variables aléatoires  $X$  et  $Y$  soient indépendantes. Alors,*

- ▶ *pour chaque  $1 \leq i \leq p$  et  $1 \leq j \leq q$ , nous avons*

$$\frac{n_{i,j}}{N} = \frac{n_{i,\bullet}}{N} \cdot \frac{n_{\bullet,j}}{N}.$$

- ▶ *et la covariance  $\text{Cov}(X, Y)$  est zéro.*

# Le coefficient de corrélation linéaire

Il est improbable d'obtenir un échantillon (non fabriqué, mais honnêtement mesuré) avec des variables  $X$ ,  $Y$  telle que la covariance  $\text{Cov}(X, Y)$  est zéro. Donc il faudra plutôt regarder quand elle est « quasiment zéro ». Et nous devons pouvoir comparer avec la covariance d'autres paires de variables. Ceci est possible avec **le coefficient de corrélation linéaire**,

$$r(X, Y) = \frac{\text{Cov}(X, Y)}{\sqrt{s^2(X)}\sqrt{s^2(Y)}},$$

où  $\sqrt{s^2(X)}$  est l'écart-type de  $X$ . Nous pouvons calculer  $r(X, Y)$  par la commande `cor`. Et `cor(Pclass, Survived)` nous donne -0.005006661, tandis que

```
> cov(Pclass, Survived)
[1] -0.1377029
> cov(Pclass, Survived)/(sd(Pclass)*sd(Survived))
[1] -0.338481
> cor(Pclass, Survived)
[1] -0.338481
```

# Exercice 7

Calculez les rapports ( $\ll$  ratios  $\gg$ ) de coefficients de corrélation

$$1. \frac{r(\text{Pclass}, \text{Survived})}{r(\text{PassengerId}, \text{Survived})}$$

$$2. \frac{r(\text{Fare}, \text{Survived})}{r(\text{PassengerId}, \text{Survived})}$$

$$3. \frac{r(\text{Age}, \text{Survived})}{r(\text{PassengerId}, \text{Survived})}$$

$$4. \frac{r(\text{SibSp}, \text{Survived})}{r(\text{PassengerId}, \text{Survived})}$$

$$5. \frac{r(\text{Parch}, \text{Survived})}{r(\text{PassengerId}, \text{Survived})}$$

Notons que le nom de la colonne  $\ll$  Parch  $\gg$  signifie  $\ll$  Parents or children  $\gg$ , et cette colonne compte donc le nombre d'enfants ou de parents du passager qui étaient à bord.

# Propriétés de la covariance

En passant de la variance  $s^2(X)$  de l'échantillon à la variance  $\text{Var}(X)$  de la population entière, nous arrivons aux propriétés suivantes :

## Proposition

- ▶  $\text{Cov}(X, Y) = \text{Cov}(Y, X)$ ,
- ▶  $\text{Cov}(X, X) = \text{Var}(X)$ ,
- ▶  $\text{Var}(X + Y) = \text{Var}(X) + 2\text{Cov}(X, Y) + \text{Var}(Y)$ ,
- ▶ *Pour tous  $a, b, c, d \in \mathbb{R}$ , nous avons*

$$\text{Cov}(aX + b, cY + d) = ac\text{Cov}(X, Y)$$

- ▶ *et  $|\text{Cov}(X, Y)| \leq \sqrt{\text{Var}(X)\text{Var}(Y)}$ .*

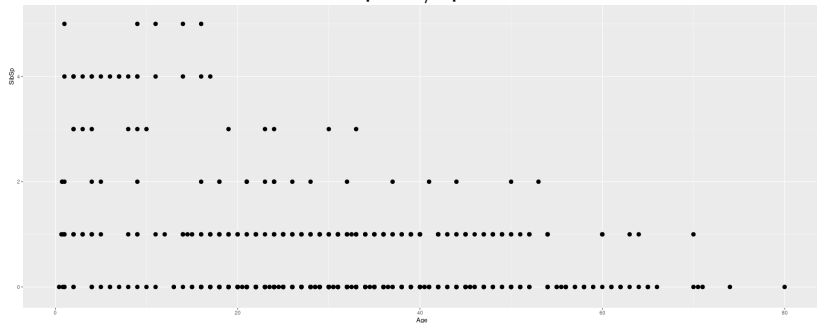
Nous déduisons de la dernière inéquation que

$$r(X, Y) = \frac{\text{Cov}(X, Y)}{\sqrt{s^2(X)}\sqrt{s^2(Y)}} \text{ est contenu dans l'intervalle } ] - 1, 1[.$$

# Visualisation bivariable

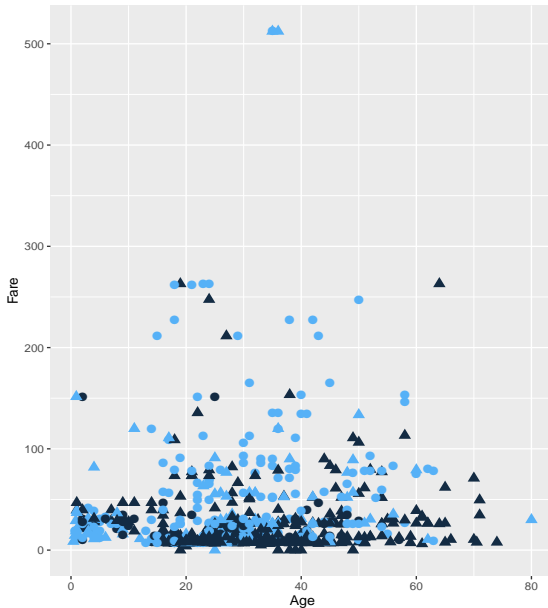
Par exemple :

Comme abscisse  $x$ , nous prenons la variable « Age », et comme ordonnée  $y$ , nous prenons la variable « SibSp », qui compte le nombre de soeurs, frères ou époux/épouses :



```
library(ggplot2)
ggplot(train, aes(x=Age,y=SibSp))+geom_point(size=3)
```

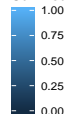
# Visualisation multivariée



Gender



Survived



```
ggplot(train,  
  aes(  
    x=Age,  
    y=Fare,  
    color=Survived,  
    shape=Gender))  
+geom_point  
  (size=3)
```



## Exercice 8

Faites dessiner un diagramme analogue au diagramme ci-dessus, mais remplacez l'âge par la taille de la famille du passager présente à bord. Elle se calcule par la somme  $\text{Parch} + \text{SibSp}$  selon la description de ces deux variables données dans les transparents précédents.

# Une autre base de données : les fleurs iris

Iris setosa



Photo : Radomil Binek

Iris versicolor



Photo : D. Langlois

Iris virginica

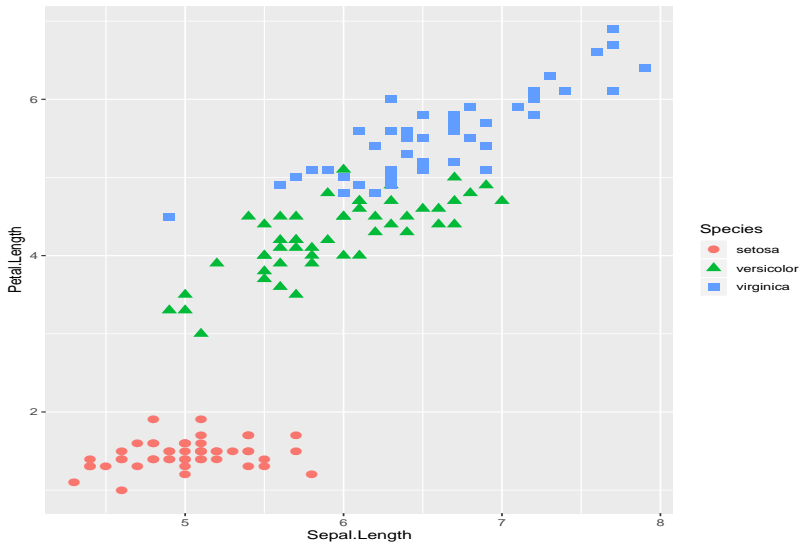


Photo : Frank Mayfield

**Comment distinguer ces trois espèces de la fleur, de manière automatisée ?**

Le botaniste Edgar Anderson a mesuré 50 exemplaires de chaque espèce.

# Longueur de sépales *versus* longueur de pétales



```
ggplot(iris, aes(x=Sepal.Length, y=Petal.Length,  
color=Species, shape=Species)) +geom_point(size=3)
```

# Regression linéaire

Dans le diagramme ci-dessus, nous avons vu que l'espèce « virginica » admet des coordonnées sépales-pétales organisés autour d'une ligne. Nous aimerions faire dessiner cette ligne.

$X = \text{Sepal.Length}$  ;  $Y = \text{Petal.Length}$  ; alors pour

$$\beta_1 = \frac{\text{Cov}(X,Y)}{\text{Var}(X)} \text{ et } \beta_0 = \mu(Y) - \beta_1\mu(X),$$

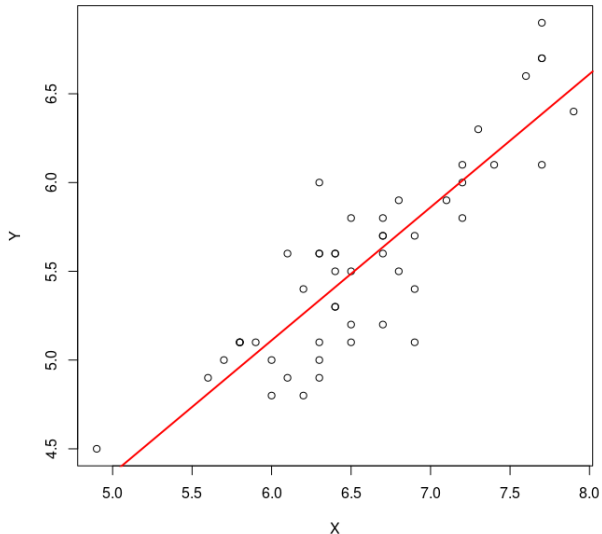
où  $\mu$  est la moyenne arithmétique, obtenons une ligne

$Y = \beta_0 + \beta_1 X$  qui minimise sa distance aux points du diagramme.

```
> X = iris$Sepal.Length[iris$Species=="virginica"]
> Y = iris$Petal.Length[iris$Species=="virginica"]
> beta1 = cov(X,Y)/var(X)
> beta0 = mean(Y) - beta1*mean(X)
> beta1
[1] 0.7500808
> beta0
[1] 0.610468

> droiteVirginica <- lm(Y~X, data=iris)
> coef(droiteVirginica)
(Intercept)          X
 0.6104680    0.7500808
```

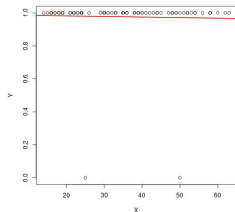
# Regression linéaire pétale/sépale (virginica)



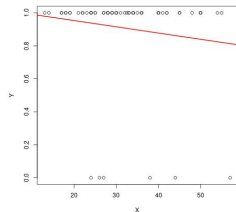
```
> plot.new()  
> plot(X,Y)  
> abline(coef(droiteVirginica),col="red",lwd=2)
```

# Un modèle linéaire pour la survie des passagers

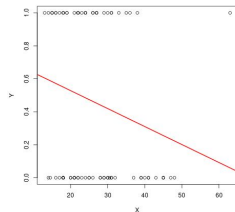
1ère classe



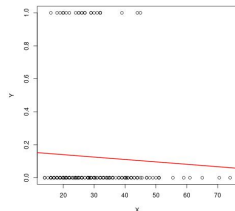
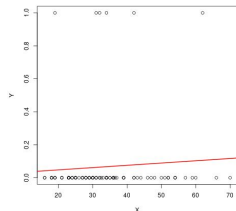
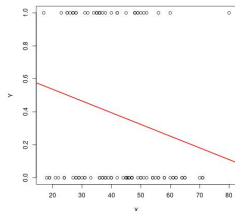
2nde classe



3ème classe



Passagères adolescentes et adultes



Passagers masculins adolescents et adultes

## Exercice 9

Le premier des six diagrammes ci-dessus a été créé avec les commandes

```
jpeg("1f.jpg")
Y=Survived[is.na(Age)==FALSE & Age > 12.9 &
Pclass == 1 & Gender == "female"]
X=Age[is.na(Age)==FALSE & Age > 12.9 & Pclass == 1 &
Gender == "female"]
plot.new()
plot(X,Y)
droite= lm(Y~X)
abline(coef(droite), col="red", lwd=2)
dev.off()
```

*Faites dessiner de nouveau ces six diagrammes.*

# Un modèle constant pour les passagers enfants

Pour les enfants parmi les passagers, nous pouvons simplement nous servir de la moyenne arithmétique :

```
enfants1 = mean(Survived[is.na(Age)==FALSE & Age < 13  
& Pclass == 1])
```

```
enfants2 = mean(Survived[is.na(Age)==FALSE & Age < 13  
& Pclass == 2])
```

```
enfants3 = mean(Survived[is.na(Age)==FALSE & Age < 13  
& Pclass == 3])
```

```
enfants <- c(enfants1, enfants2, enfants3)
```

Ceci nous retourne la collection des trois valeurs suivantes :

```
[1] 0.7500000 1.0000000 0.4166667
```



# Coefficients de la régression linéaire

```
Y=Survived[is.na(Age)==FALSE & Age > 12.9 & Pclass == 3 &
Gender == "female"]
X=Age[is.na(Age)==FALSE & Age > 12.9 & Pclass == 3 &
Gender == "female"]
```

les coefficients

$$\beta_1 = \frac{\text{Cov}(X,Y)}{\text{Var}(X)} \text{ et } \beta_0 = \mu(Y) - \beta_1\mu(X),$$

où  $\mu$  est la moyenne arithmétique, déterminent une ligne  $Y = \beta_0 + \beta_1 X$  qui minimise sa distance aux points de notre jeu de données.

```
beta1f3 = cov(X,Y)/var(X)
```

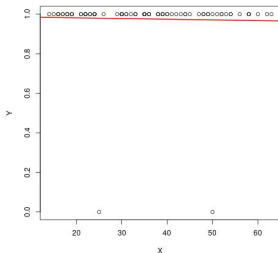
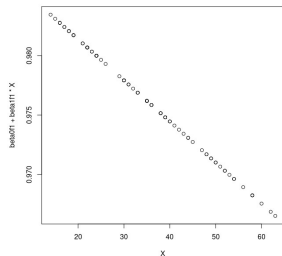
```
beta0f3 = mean(Y) -beta1f3*mean(X)
```

```
nous donne beta0f3 = 0.7461679, beta1f3 = -0.01089614.
```

## Exercice 10

Avec les commandes `plot.new()`; `plot(X, beta0f1+beta1f1*X)` nous vérifions que les coefficients calculés reproduisent la ligne de régression que vous avez fait visualiser dans l'exercice précédent :

`plot(X, beta0f1+beta1f1*X)` Passagères 1ère classe



*Calculez les coefficients pour les lignes de régression des autres cinq diagrammes de l'exercice précédent, et faites la comparaison graphique analogue.*

# Un modèle constant pour les passagers d'âge inconnu

Pour les passagers d'âge inconnu, nous allons simplement nous servir de la moyenne arithmétique :

```
inconnuf1 = mean(Survived[is.na(Age)==TRUE & Pclass  
== 1 & Gender =="female"])  
inconnuf2 = mean(Survived[is.na(Age)==TRUE & Pclass  
== 2 & Gender =="female"])  
inconnuf3 = mean(Survived[is.na(Age)==TRUE & Pclass  
== 3 & Gender =="female"])  
inconnum1 = mean(Survived[is.na(Age)==TRUE & Pclass  
== 1 & Gender =="male"])  
inconnum2 = mean(Survived[is.na(Age)==TRUE & Pclass  
== 2 & Gender =="male"])  
inconnum3 = mean(Survived[is.na(Age)==TRUE & Pclass  
== 3 & Gender =="male"])  
  
inconnuf <- c(inconnuf1, inconnuf2, inconnuf3)  
inconnum <- c(inconnum1, inconnum2, inconnum3)
```

Nous pouvons maintenant assembler notre modèle : Moyennes arithmétiques pour les enfants, coefficients de régression linéaire pour les autres :

```
> beta1f <- c(beta1f1, beta1f2, beta1f3)
> beta0f <- c(beta0f1, beta0f2, beta0f3)
>
> beta1m <- c(beta1m1, beta1m2, beta1m3)
> beta0m <- c(beta0m1, beta0m2, beta0m3)
>
> pronostic <- data.frame(enfants, beta1f, beta0f, beta1m, beta0m, inconnuf, inconnum)
> pronostic
  enfants      beta1f      beta0f      beta1m      beta0m inconnuf  inconnum
1 0.7500000 -0.0003451132 0.9882694 -0.007111145 0.67894023 1.0000000 0.23809524
2 1.0000000 -0.0037778753 1.0285233  0.001380862 0.02028505 1.0000000 0.22222222
3 0.4166667 -0.0108961381 0.7461679 -0.001464046 0.16936137 0.5952381 0.09574468
```

Nous passons maintenant de notre jeu de données analysé à notre modèle : `detach(train)`; `attach(pronostic)`

# Mettre en oeuvre le pronostic

```
> pronostiquer <- function(age, classe, genre) {
+   if (is.na(age)){
+     if (genre == "female") {
+       return(inconnuf[[classe]])
+     } else {
+       return(inconnum[[classe]])
+     }
+   } else if (age < 13) {
+     return(enfants[[classe]])
+   } else if (genre == "female") {
+     regressionLineaire = beta1f[[classe]]*age+beta0f[[classe]]
+     return(max(regressionLineaire,0))
+   } else {
+     regressionLineaire = beta1m[[classe]]*age+beta0m[[classe]]
+     return(max(regressionLineaire,0))
+   }
+ }
> pronostiquer(NA,3,"female")
[1] 0.5952381
> pronostiquer(12,3,"female")
[1] 0.4166667
> pronostiquer(13,3,"female")
[1] 0.6045181
> pronostiquer(73,3,"female")
[1] 0
> pronostiquer(63,3,"female")
[1] 0.05971123
```

# Tester le pronostic

```
for ( classe in 1:3 ){
  print(" En classe "); print(classe);
  print(" nous pronostiquons les chances suivantes.");
  print(" Passagères d'age inconnu : ");
  print(pronostiquer(NA,classe," female" ));
  print(" Mineures : "); print(pronostiquer(12,classe," female" ));
  print(" Passagères d'age 13 : "); print(pronostiquer(13,classe," female" ));
  print(" Passagers masculins d'age inconnu : ");
  print(pronostiquer(NA,classe," male" ));
  print(" Mineurs masculins : "); print(pronostiquer(12,classe," male" ));
  print(" Passagers masculins d'age 13 : ");
  print(pronostiquer(13,classe," male" ));
}
```

"En classe "	"En classe "	"En classe "
1	2	3
" nous pronostiquons les chances suivantes."	" nous pronostiquons les chances suivantes."	" nous pronostiquons les chances suivantes."
"Passagères d'age inconnu : "	"Passagères d'age inconnu : "	"Passagères d'age inconnu : "
1	1	0.5952381
"Mineures : "	"Mineures : "	"Mineures : "
0.75	1	0.4166667
"Passagères d'age 13 : "	"Passagères d'age 13 : "	"Passagères d'age 13 : "
0.983783	0.9794109	0.6045181
"Passagers masculins d'age inconnu : "	"Passagers masculins d'age inconnu : "	"Passagers masculins d'age inconnu : "
0.2380952	0.2222222	0.09574468
"Mineurs masculins : "	"Mineurs masculins : "	"Mineurs masculins : "
0.75	1	0.4166667
"Passagers masculins d'age 13 : "	"Passagers masculins d'age 13 : "	"Passagers masculins d'age 13 : "
0.5864953	0.03823625	0.1503288

## Comparer le pronostic à l'information disponible

```
survivalChance <- NULL
for (i in 1:nrow(train)) {
  + age = train[i, "Age"]
  + classe = train[i, "Pclass"]
  + genre = train[i, "Gender"]
  + survivalChance <- c(survivalChance,
    + pronostiquer(age, classe, genre))
+ }
```

Notre modèle est mieux corrélé à la survie que les colonnes du jeu de données :

```
cor(survivalChance, train$Survived)
```

```
[1] 0.6742172
```

```
cor(train$Pclass, train$Survived)
```

```
[1] -0.338481
```

## Comparer notre modèle à la survie féminine

```
female <- NULL
for (i in 1:nrow(train)) {
  if ( train[i, "Gender"] == "female") {
    + female <- c(female, 1)
  + } else {
    + female <- c(female, 0)
  + }
+ }
```

Notre modèle est mieux corrélé avec la survie que le genre tout seul :

```
cor (female, train$Survived)
[1] 0.5433514
```

Toutefois, notre modèle est fortement corrélé avec les passagers féminins :

```
cor (female, survivalChance)
[1] 0.8011228
```



Comparez notre modèle à la survie des passagers embarqués à Cherbourg, en calculant le coefficient de corrélation linéaire entre

- ▶ la chance de survie pronostiquée et
- ▶ une variable qui vaut 1 pour les passagers embarqués à Cherbourg, et 0 pour les autres passagers.

## Appliquer le pronostic aux données test

Nous appliquons notre modèle au jeu de données test :

```
survivalChance <- NULL
for (i in 1:nrow(test)) {
  + age = test[i, "Age"]
  + classe = test[i, "Pclass"]
  + genre = test[i, "Gender"]
  + survivalChance <- c(survivalChance,
    + pronostiquer(age, classe, genre))
+ }
```

Nous rajoutons une colonne `test$Survived`  
au jeu de données test :

```
test$SurvivalChance <- survivalChance
```

Nous observons que notre prédiction donne une moyenne arithmétique très proche pour la survie quand nous comparons les deux jeux de données.

```
c( mean(test$SurvivalChance), mean(train$Survived))
[1] 0.3845285 0.3838384
```

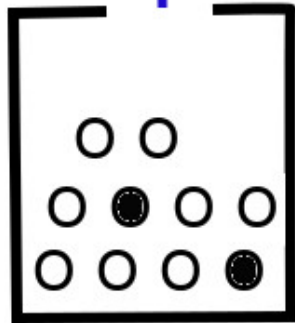
Visualisez les chances de survie pronostiquées en comparaison à quelques colonnes du jeu de données « test », de la manière que vous l'avez appris sur le jeu de données « train ».

# Statistiques inférentielles

Loi de probabilité :



Échantillon

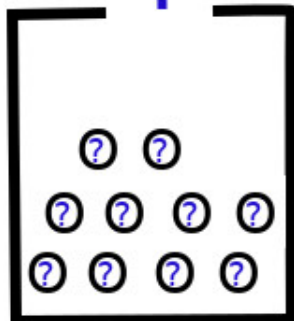


Population

Statistiques inférentielles :



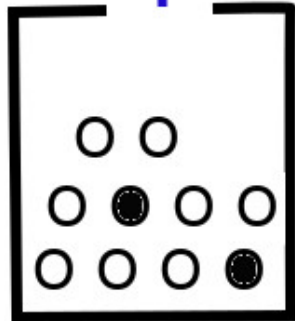
Échantillon



Population

# Tirage de 4 perles d'une population connue

Loi de probabilité :



Échantillon


● ● ● ●	impossible
○ ● ● ●	impossible
○ ○ ● ●	$\frac{\binom{8}{2} \cdot \binom{2}{2}}{\binom{10}{4}}$
○ ○ ○ ●	$\frac{\binom{8}{3} \cdot \binom{2}{1}}{\binom{10}{4}}$
○ ○ ○ ○	$\frac{\binom{8}{4} \cdot \binom{2}{0}}{\binom{10}{4}}$

Population


# Tirage de 4 perles d'une population connue : Calcul


$$\binom{N}{K} = \frac{N!}{K! \cdot (N-K)!} = \frac{N \cdot (N-1) \cdot (N-2) \dots \cdot 1}{K \cdot (K-1) \dots \cdot 1 \cdot (N-K) \cdot (N-K-1) \dots \cdot 1}$$

```
KparmiN <- function(N,K) {return  
(factorial(N)/(factorial(K)*factorial(N-K)))}
```

  $\binom{8}{2} \cdot \binom{2}{2} / \binom{10}{4} = 0.1333333$

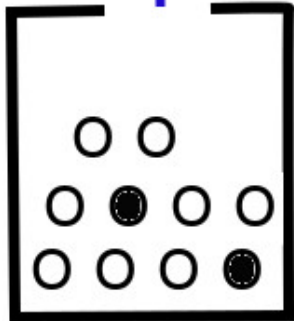
```
KparmiN(8,2)*KparmiN(2,2)/KparmiN(10,4)
```

  $\frac{\binom{8}{3} \cdot \binom{2}{1}}{\binom{10}{4}}$  nous donne 0.5333333

  $\frac{\binom{8}{4} \cdot \binom{2}{0}}{\binom{10}{4}}$  nous donne 0.3333333

# Tirage de 4 perles d'une population connue : Résumé

Loi de probabilité :



Échantillon

Si nous savons qu'il y a  $m$  perles blanches et  $n$  perles noires dans l'urne, alors la probabilité de recevoir  $x$  perles blanches dans un échantillon de  $k$  perles est

$$\frac{\binom{m}{x} \cdot \binom{n}{k-x}}{\binom{m+n}{k}}$$

Population

Cette formule s'évalue par la commande

`dhyper(x, m, n, k)`

## Exercice 13

Calculez la probabilité pour recevoir  $x$  perles blanches dans un échantillon de 3 perles tirées d'une urne qui contient 4 perles blanches et 6 perles noires,

- ▶ en laissant  $x$  parcourir l'ensemble  $\{0, 1, 2, 3\}$
- ▶ et en vous servant d'abord de l'implantation

```
KparmiN <- fonction(N,K) {return  
(factorial(N)/(factorial(K)*factorial(N-K)))}
```

pour évaluer  $\binom{N}{K}$  dans la formule  $\frac{\binom{m}{x} \cdot \binom{n}{k-x}}{\binom{m+n}{k}}$ , et

puis de la commande `dhyper(x, m, n, k)`  
afin de contrôler votre calcul.

Vérifiez que la somme sur ces quatre probabilités, où  $x$  parcourt l'ensemble  $\{0, 1, 2, 3\}$ , vaut 1.

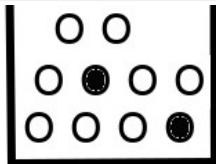


# Tirage de 4 perles d'une population inconnue

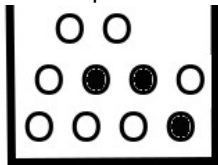
Urne inconnue :



Échantillon

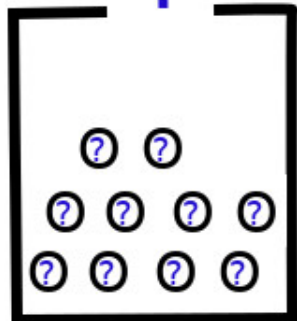


Pour cet échantillon est impossible.



Pour la probabilité de produire cet échantillon est

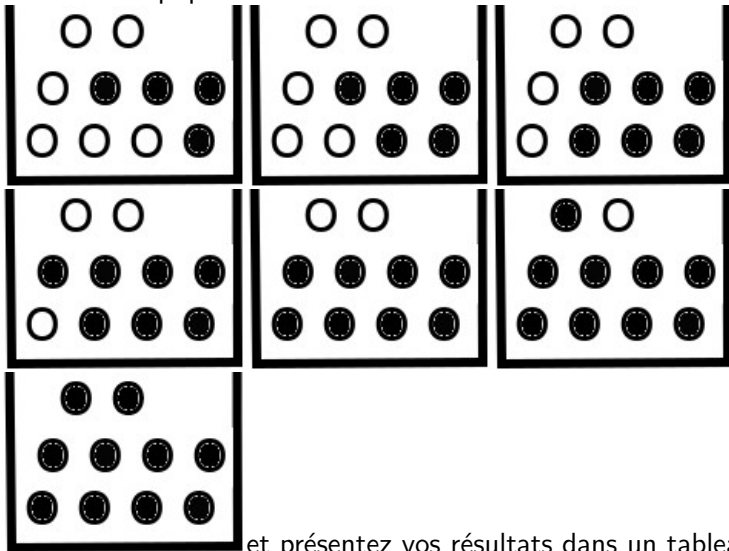
$$\frac{\binom{7}{1} \cdot \binom{3}{3}}{\binom{10}{4}} = \frac{1}{30}$$



Population

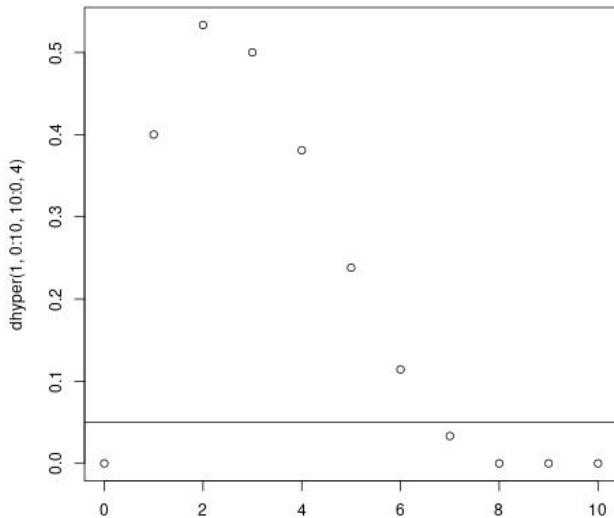
# Exercice 14

Calculez la probabilité de recevoir l'échantillon  $\bigcirc \bullet \bullet \bullet$  pour chacune des populations suivantes :



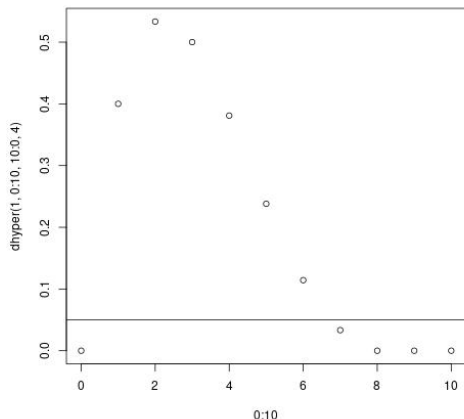
et présentez vos résultats dans un tableau.

Votre tableau se visualise par la commande  
`plot(0:10, dhyper(1, 0:10, 10:0, 4))`



# Rejet d'hypothèses

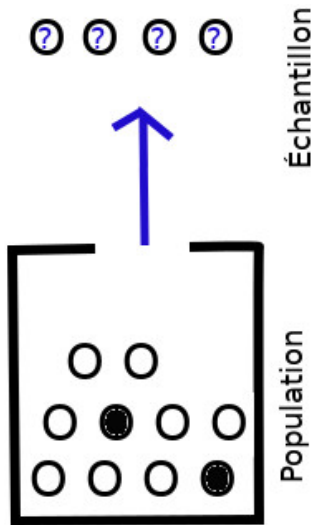
Hypothèse  $H_m$  : Il y a  $m$  perles blanches dans la population.



Nous rejetons toutes les hypothèses qui donnent une probabilité au dessous de 5% : `abline(h=0.05)`

Nous **inférons** que seulement les autres hypothèses (avec 1, 2, 3, 4, 5 ou 6 perles blanches) sont probables.

L'intervalle  $[1, 6]$  qui contient les hypothèses probables est ce que nous allons raffiner dans la notion d' « intervalle de confiance ». Nous devons cumuler des probabilités afin de la définir précisément.



Nous pouvons cumuler les probabilités de trouver 0, 1, 2 ou 3 – donc au plus 3 – perles blanches dans un échantillon de 4 perles tiré d'une population de 10 perles dont 8 blanches et 2 noires :

`dhyper(0,8,2,4)` retourne 0

`dhyper(1,8,2,4)` retourne 0

`dhyper(2,8,2,4)` retourne  $\frac{2}{15}$

et `dhyper(3,8,2,4)` retourne  $\frac{8}{15}$ .

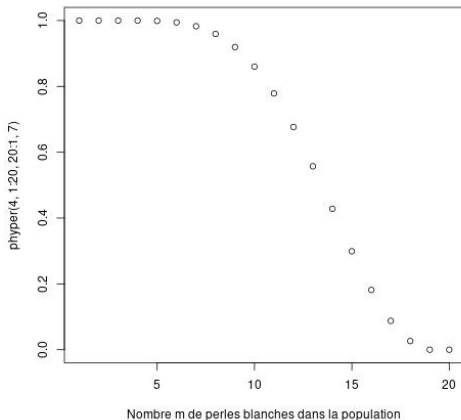
La somme de ces probabilités – et donc la probabilité de recevoir au plus 3 perles blanches dans l'échantillon – est calculée par la commande

`phyper(3,8,2,4)` qui retourne  $\frac{10}{15}$ .

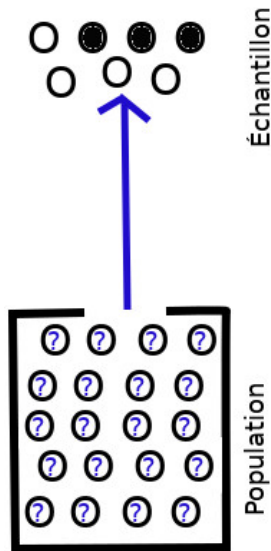
# Probabilité cumulée en fonction de la population

Nous varions maintenant notre hypothèse sur la population : Laissons courir le nombre  $m$  de perles blanches de 1 à 20, et imposons le nombre  $n$  de perles noires d'être le complément  $n = 20 - m$ . Calculons la probabilité de trouver au plus 4 perles blanches dans un échantillon de 7 perles tiré de ces populations 20 perles :

```
plot(phyper(4, 1:20, 20:1, 7))
```



# Conclusion sur la population : L'intervalle de confiance



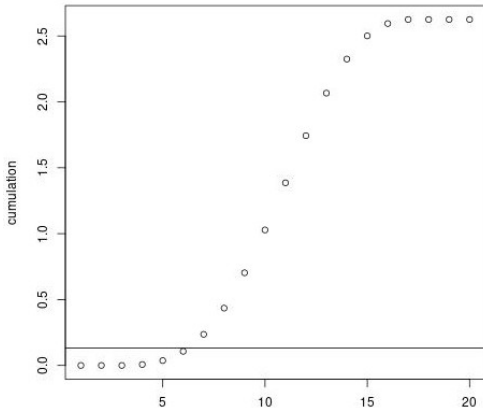
Nous avons reçu 4 perles blanches dans un échantillon de 7 perles tiré d'une population 20 perles. Parmi les hypothèses

$H_m$  : Il y a  $m$  perles blanches dans la population,

nous aimerions garder seulement celles pour lesquelles  $m$  est dans un intervalle les bornes duquel sont trop strictes à l'inférieure respectivement au supérieur avec une probabilité d'au plus 5%. Nous appelons cet intervalle l'**intervalle de confiance** (à 90%).

# Cacul de la borne inférieure de l'intervalle de confiance

```
cumulation <- NULL ; precedente = 0
for (m in 1:20) {
  proba_au_plus_m = dhyper(4,m,20-m,7) +precedente
  cumulation <- c(cumulation, proba_au_plus_m)
  precedente = proba_au_plus_m
}
plot(cumulation)
# Nous rejetons
# ce qui est
# à moins de 5%
# de cette
# cumulation :
abline(h=0.05
*max(cumulation))
```



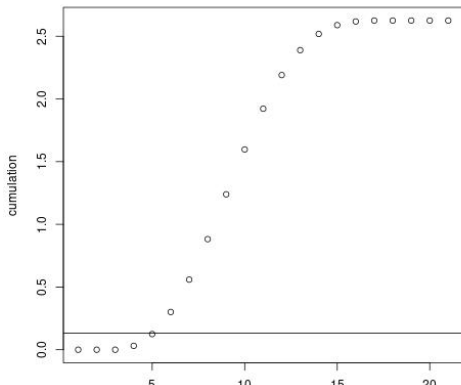


# Cacul de la borne **supérieure** de l'intervalle de confiance

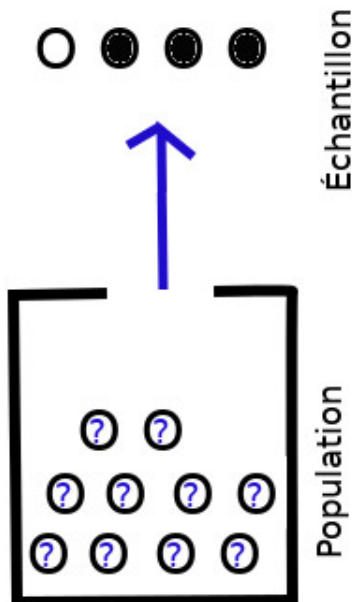
```
cumulation <- NULL ; precedente = 0
for (m in 20:0) {
  proba_au_plus_m = dhyper(4,m,20-m,7) +precedente
  cumulation <- c(cumulation, proba_au_plus_m)
  precedente = proba_au_plus_m
}
```

⇒ Le graphique est pour  $20 - m$  perles blanches. Nous allons donc rejeter les hypothèses qu'il y a  $m \in \{20, 19, 18, 17, 16\}$  perles blanches.

⇒ Notre intervalle de confiance pour  $m$  est  $[7, 15]$ .



## Exercice 15



1. Ayant tiré un échantillon d'une perle blanche et de trois perles noires d'une population de dix perles, quel est l'intervalle de confiance pour le nombre  $m$  de perles blanches dans la population ?
2. Ayant tiré un échantillon de trois perles blanches et onze perles noires d'une population de cent perles, quel est l'intervalle de confiance pour le nombre  $m$  de perles blanches dans la population ?

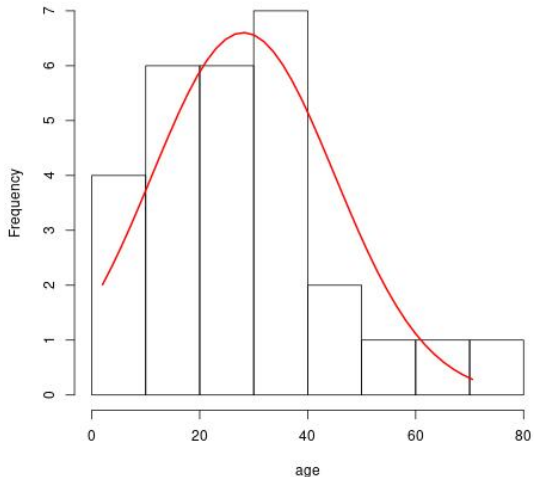
Le calcul de l'intervalle de confiance décrit ci-dessus est peu pratique quand nous étudions une grande population. Nous pouvons estimer l'intervalle de confiance si nous connaissons la distribution de notre variable.

*Comment connaître la distribution de notre variable ?*

Pour comparer notre variable à la distribution, nous avons des « tests paramétriques ».

# Tests paramétriques

Passagers embarqués à Queenstown



Est-ce que l'âge des passagers est normalement distribué ?

# Le test de normalité de Shapiro–Wilk

Soit  $X$  une variable numérique que nous avons mesurée sur un échantillon. Le **test de normalité de Shapiro–Wilk** essaie de rejeter l'hypothèse nulle

$H_0$  :  $X$  est distribuée normalement sur la population.

Exemple : Population = {Passagers du Titanic sur notre liste},  
échantillon = {Passagers embarqués à Cherbourg}.

Si la **p-valeur** calculée par ce test est

- ▶  $p \leq 0.01$ , alors nous présumons très fortement que  $H_0$  est fausse.
- ▶  $0.01 < p \leq 0.05$ , alors nous présumons fortement que  $H_0$  est fausse.
- ▶  $0.05 < p \leq 0.1$ , alors nous présumons faiblement que  $H_0$  soit fausse, avec une probabilité entre 5% et 10% de nous tromper.
- ▶  $p > 0.1$ , alors nous pouvons rien dire sur  $H_0$  étant vraie ou fausse.

# Un exemple pour le test de normalité de Shapiro–Wilk

Exemple : Population = {Passagers du Titanic sur notre liste},  
échantillon = {Passagers embarqués à Cherbourg}.  
 $H_0$  : *Le prix des billets est distribué normalement.*

```
Cherbourg = subset(train, subset=(train$Embarked == 'C'))  
shapiro.test(Cherbourg$Fare)  
nous retourne
```

p-value < 2.2e-16

où 2.2e-16 signifie  $2.2 \cdot 10^{-16}$ .

Alors nous allons présumer très fortement que  $H_0$  est fausse. Donc le contraire doit être le cas :

*Le prix de billets n'est pas distribué normalement.*

Mais attention : Notre échantillon n'est pas aléatoire. Le prix moyen sur le jeu de données est 32.20, tandis que le prix moyen est 59.95 pour les passagers de Cherbourg. En effet,

```
table(Cherbourg$Pclass) nous retourne
```

	1	2	3
	85	17	66

# Un échantillon moins biaisé

Exemple : Population = {Passagers du Titanic sur notre liste},  
échantillon = {100 premiers passagers sur notre liste}.  
 $H_0$  : *Le prix des billets est distribué normalement.*

```
centPremiers = subset(train, subset=(train$PassengerId < 101))
```

Le prix moyen sur le jeu de données est 32.20, donc  
`mean(centPremiers$Fare)` donnant 29.52 montre que cet  
échantillon est moins biaisé que le dernier.

```
shapiro.test(centPremiers$Fare)
```

nous retourne

p-value = 2.877e-16.

Alors nous pouvons vraiment présumer très fortement que  $H_0$  est  
fausse. Donc le contraire doit être le cas :

*Le prix de billets n'est pas distribué normalement.*

# Test de normalité de Shapiro–Wilk : Un autre exemple

Exemple : Population = {Passagers du Titanic sur notre liste},  
échantillon = {Passagers embarqués à Queenstown}.

$H_0$  : L'âge des passagers est distribué normalement.

```
Queenstown = subset(train,  
subset=(train$Embarked == "Q"))
```

Le biais n'est pas trop grand :

```
mean(Queenstown$Age[is.na(  
Queenstown$Age)==FALSE])
```

vaut 28.08929, tandis que

```
mean(train$Age[is.na(  
train$Age)==FALSE])
```

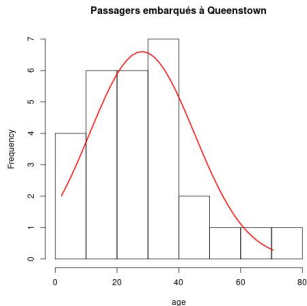
vaut 29.69912. Le test

```
shapiro.test(Queenstown$Age)
```

nous retourne p-value = 0.1146.

Alors nous ne pouvons ni dire si  $H_0$  est fausse, ni si  $H_0$  est vraie.

*Donc nous ne savons pas si l'âge est distribué normalement.*





## Exercice 16

Testez l'hypothèse  $H_0$  suivante :

Population = {Passagers du Titanic sur notre liste},

échantillon = {Ceux parmi les 100 passagers sur notre liste numérotés par `PassengerId` de 301 jusqu'à 400, pour lesquels l'age est connu (à vérifier avec `is.na(train$Age)==FALSE`)}

$H_0$  : *L'age des passagers est distribué normalement.*

Le test de Shapiro–Wilk est exemple d'un test paramétrique. Un tel test vérifie si notre variable suit une distribution déterminée par des **paramètres** :

La distribution normale est déterminée par les deux paramètres *moyenne, variance*.

Quand nous avons rejeté les distributions déterminées par des paramètres pour notre variable, nous passons aux tests **non paramétriques**.

# Un test non paramétrique : $\chi^2$

Exemple d'un test non paramétrique :

le test de **khi carré** ( $\chi^2$ ) de Pearson.

Son hypothèse nulle : Deux variables  $X$ ,  $Y$  admettent la propriété suivante, qu'elles doivent avoir si elles sont indépendantes :

Pour le tableau de fréquences

(où  $N$  est la taille du jeu de données)

	$Y = y_1$	...	$Y = y_q$	Total
$X = x_1$	$n_{1,1}/N$	...	$n_{1,q}/N$	$n_{1,\bullet}/N$
$\vdots$	$\vdots$	$\ddots$	$\vdots$	$\vdots$
$X = x_p$	$n_{p,1}/N$	...	$n_{p,q}/N$	$n_{p,\bullet}/N$
Total	$n_{\bullet,1}/N$	...	$n_{\bullet,q}/N$	1

nous avons pour chaque  $1 \leq i \leq p$  et  $1 \leq j \leq q$  l'équation

$$\frac{n_{i,j}}{N} = \frac{n_{i,\bullet}}{N} \cdot \frac{n_{\bullet,j}}{N}.$$

# Application du test $\chi^2$ aux données du Titanic

Revenons à notre jeu de données de passagers :

```
train <- read.csv("train.csv", header = TRUE)
attach(train);
```

et dressons le tableau de contingence entre classe de confort et survie :

```
XY = table(Pclass, Survived); addmargins(XY)
```

```
> addmargins(table(Pclass, Survived))
      Survived
Pclass  0    1 Sum
  1      80 136 216
  2      97  87 184
  3     372 119 491
  Sum   549 342 891
```

Nous pouvons appliquer le test  $\chi^2$  à ces deux variables :

```
( chisquare = chisq.test(XY) )
```

Il nous donne une p-valeur  $< 2.2 \cdot 10^{-16}$ , ce qui nous confirme que classe de confort et survie n'étaient pas indépendantes.

# L'hypothèse nulle de $\chi^2$

Ce qui nous prédit l'hypothèse nulle de  $\chi^2$  peut être affiché par les commandes

```
( chisquare = chisq.test(XY) )
```

```
chisquare$expected
```

qui produisent le tableau

	Survived	
Pclass	0	1
1	133.0909	82.90909
2	113.3737	70.62626
3	302.5354	188.46465

contrastant

```
> addmargins(table(Pclass, Survived))
      Survived
Pclass  0    1 Sum
1       80  136 216
2       97   87 184
3      372  119 491
_ Sum  549  342 891
```

Applicant le test de  $\chi^2$  à ce tableau obtenu de l'équation

$$\frac{n_{i,j}}{N} = \frac{n_{i,\bullet}}{N} \cdot \frac{n_{\bullet,j}}{N},$$

```
chisq.test(chisquare$expected)
```

nous donne la p-valeur 1, donc des variables indépendantes doivent nous donner une p-valeur proche de 1.

## Exercice 17

Appliquez le test  $\chi^2$  pour comparer la survie

```
train$Survived
```

à l'arrondi de la chance de survie pronostiquée par notre modèle statistique,

```
round(survivalChance)
```

.

Faites afficher le tableau de contingence de ces deux variables,

ainsi que le tableau prédit par l'hypothèse nulle du test  $\chi^2$  pour ces deux variables.