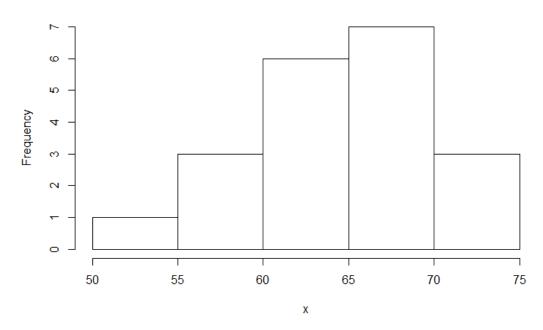
1) En R: > x=c(54.8, 55.4, 57.7, 59.6, 60.1, 61.2, 62.0, 63.1, 63.5, 64.2, 65.2, 65.4, 65.9, 66.0, 67.6, 68. [TRUNCATED]

> summary(x)

Min. 1st Qu. Median Mean 3rd Qu. Max. 54.80 60.92 64.70 64.24 67.72 73.40

2) L'appel de hist(x, breaks=6) donne:

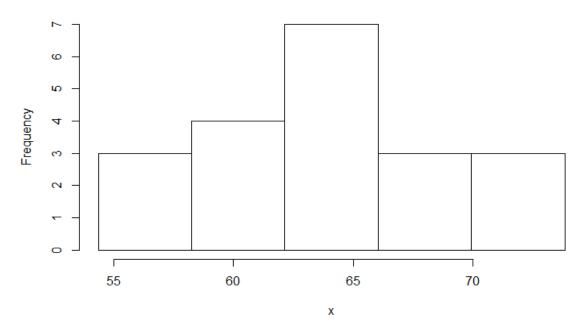




L'algorithme suivant affiche l'histogramme respectant la loi de Sturges :

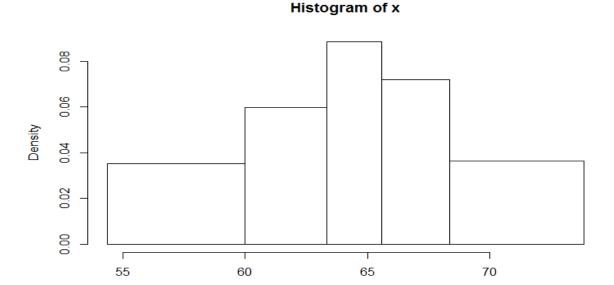
```
x=c(54.8, 55.4, 57.7, 59.6, 60.1, 61.2, 62.0, 63.1,
63.5, 64.2, 65.2, 65.4, 65.9, 66.0, 67.6, 68.1, 69.5,
70.6, 71.5, 73.4)
n=length(x)
e=max(x)-min(x)
a0=min(x)-0.025*e
a5=max(x)+0.025*e
hist(x, breaks=seq(a0, a5, length.out=6))
```

Histogram of x



Pour l'histogramme à même effectifs, on change la séquence en argument de breaks. On utilise la fonction quantile qui donne:

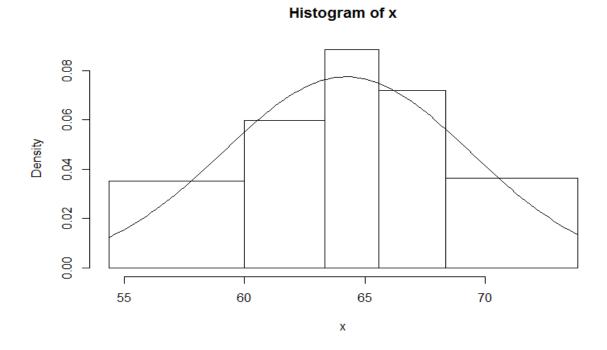
Ainsi, on obtient le graphe à mêmes effectifs en entrant :



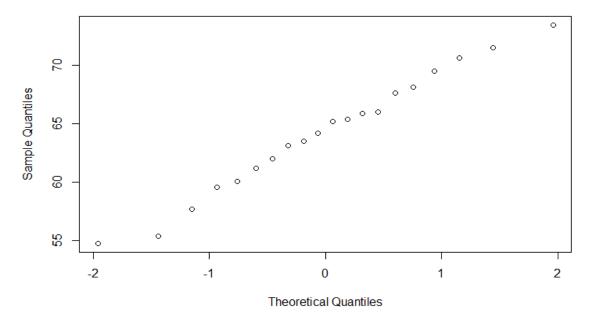
Х

Traçons maintenant la courbe de la loi normale de paramètres m = moyenne(x), $\sigma = \text{ecart-type}(x)$:

```
abs = seq(a0, a5, length.out = 100)
ord = dnorm(abs, mean(x), sd(x))
lines(abs, ord)
```



Pour vérifier l'approximation par une loi normale, on tape : qqnorm(x)



b) On a : $P(X > 70) = 1 - P(X \le 70) = 1 - F_X(70)$ La fonction de répartition de la loi normale est donnée par pnorm.

> 1 - pnorm(70, mean(x), sd(x))
[1] 0.1316693
On obtient
$$P(X > 70) \approx 0.132$$

De même, on obtient $P(X > 74) \approx 0.029$

c) On utilise cette fois qnorm:

Ainsi, il faut taxer les voitures à partir de 70.839 décibels pour taxer les 10% des véhicules les plus bruyants

1) Soit $(x_1, ..., x_n)$ des réalisations de $(X_1, ..., X_n)$ indépendantes et tidentiquement distribuées de loi $\mathcal{P}(\lambda)$, avec $\lambda \in \mathbb{R}$ inconnue.

Estimateur de la méthode des moments :

$$\overline{X_n} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i$$

En effet, on a $E[X_i] = \lambda$, donc, $T_n = \overline{X_n}$ Cet estimateur est sans biais et est convergent, à vitesse : $\frac{\text{var}_{\lambda}(X)}{n} = \frac{\lambda}{n}$

Maximum de vraisemblance:

$$\mathcal{L}_{x_{1},...,x_{n}}(\lambda) = P(X_{1} = x_{1},...,X_{n} = x_{n}) = \prod_{i=1}^{n} P(X_{i} = x_{i})$$

$$\Rightarrow \ln \mathcal{L}_{x_{1},...,x_{n}}(\lambda) = \sum_{i=1}^{n} \ln \left(\frac{e^{-\lambda} \lambda^{x_{i}}}{x_{i}!} \right) = \sum_{i=1}^{n} (-\lambda + x_{i} \ln \lambda - \ln x_{i}!)$$

$$\Rightarrow \frac{\partial}{\partial \lambda} \ln \mathcal{L}_{x_{1},...,x_{n}}(\lambda) = \sum_{i=1}^{n} \frac{\partial}{\partial \lambda} \ln P_{\lambda}(X_{i} = x_{i}) = -n + \sum_{i=1}^{n} \frac{x_{i}}{\lambda}$$

$$\frac{\partial}{\partial \lambda} \ln \mathcal{L}_{x_{1},...,x_{n}}(\lambda) = 0 \Leftrightarrow \lambda = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} x_{i} = \overline{X_{n}}$$

Estimateur sans biais convergent.

Quantité d'information de Fischer:

$$\operatorname{var}_{\lambda} \left(\frac{\partial}{\partial \lambda} \ln \mathcal{L}_{x_{1}, \dots, x_{n}}(\lambda) \right) = \sum_{i=1}^{n} \operatorname{var}_{\lambda} \left(\frac{\partial}{\partial \lambda} \ln \mathcal{L}_{x_{1}, \dots, x_{n}}(\lambda) \right)$$
$$= n \operatorname{var} \left(\frac{\partial}{\partial \lambda} \ln \mathcal{L}_{X}(\lambda) \right)$$

On instancie x_i avec X_i dans l'équation ci-dessus :

$$\operatorname{var}\left(-n + \frac{\sum_{i=1}^{n} X_i}{\lambda}\right) = \frac{1}{\lambda^2} \sum_{i=1}^{n} \operatorname{var}_{\lambda}(X_i) = \frac{n\lambda}{\lambda^2} = \frac{n}{\lambda} = I_n(\lambda)$$

Par l'inégalité de Cramer-Rao ($\widehat{\lambda_n}$ est ESBCM), tout ESB de λ a une variance supérieure ou égale à :

$$\frac{1}{I_n(\lambda)} = \frac{\lambda}{n} = \operatorname{var}(\lambda n)$$

jeudi 9 mars 2017

10.56

Soit $(x_1, ..., x_n)$ une réalisation de $(X_1, ..., X_n)$ IID de loi $\mathcal{L}(\theta)$, avec $\theta \in \mathbb{R}$ inconnu.

$$E_{\theta}[X] = \theta$$
 (Poser $Y = X - \theta$, montrer que f_Y est paire, en déduire $E[Y] - \int_{-\infty}^{\infty} \underbrace{y f_Y(y)}_{\text{impaire}} dy = 0 \Rightarrow$

$$E[X] = \theta$$
)
Cf. Fiche 1, exercice 1

EMM:

$$\tilde{\theta}_n = \bar{X}_n$$
: ESB, convergent à vitesse $\frac{\operatorname{var} X}{n} = \frac{2}{n}$

EMV:

$$\ln \mathcal{L}_{x_1,\dots,x_n}(\theta) = -n \ln 2 - \sum_{i=1}^n |x_i - \theta|$$

Cette fonction est affine par morceaux. Il y a des points anguleux en les x_i (où la pente change).