Statistiques pour les sciences (MAT-4681)

Arthur Charpentier

12 - Proportions et fréquences

été 2022

Fréquence

Considérons un échantillon $\{x_1, \dots, x_n\}$, prenant des valeurs A ou B (voire davantage). Supposons que l'on s'intéresse à la fréquence d'apparition de la modalité A.

Notons $y_i = \mathbf{1}_A(x_i)$, et $\{y_1, \dots, y_n\}$ l'échantillon prenant les valeurs 0 ou 1. La fréquence (d'apparition de A) est

$$f = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} y_i = \overline{y} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} \mathbf{1}_A(x_i)$$

(on parle aussi parfois de proportion)

Considérons maintenant une collection de variables aléatoires indépendantes et identiquement distribuées, Y_1, \dots, Y_n , de loi $\mathcal{B}(p)$. Posons

$$F = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} Y_i = \overline{Y}$$



Fréquence

Si les variables Y_1, \dots, Y_n sont i.i.d. de loi $\mathcal{B}(p)$

$$\mathbb{E}[F] = p \text{ et Var}[F] = \frac{p(1-p)}{n}$$

Plus précisément, comme $nF \sim \mathcal{B}(n, p)$,

$$\mathbb{P}\left(F=\frac{k}{n}\right)=\binom{n}{k}p^{k}(1-p)^{n-k}, \ \forall k=0,1,\cdots,n.$$

Si n est suffisamment grand, d'après le théorème central limite

$$Z_n = \sqrt{n} \frac{F - p}{\sqrt{p(1 - p)}} \stackrel{\mathcal{L}}{\to} \mathcal{N}(0, 1)$$

En pratique, on suppose l'approximation normale valide si $n \ge 30$, $np \ge 15 \text{ et } n(1-p) \ge 15$

Modèle binomial, avec n assez grand

Intervalle de confiance, $\{x_1, \dots, x_n\}$, $\mathcal{B}(p)$, n grand Soit $\mathbf{x} = \{x_1, \dots, x_n\}$ de loi $\mathcal{B}(p)$. $\left| \hat{p} \pm u_{1-\alpha/2} \sqrt{\frac{\hat{p}(1-\hat{p})}{n}} \right|, \text{ où } \hat{p} = \overline{x}$

Note parfois l'intervalle de confiance dépasse 0 ou 1

```
1 > sum_x = 12
_{2} > n = 14
3 > sum_x/n + qnorm(c(.025,.975))*sqrt(sum_x*(n-sum_x)/n
4 [1] 0.6738432 1.0404425
```

Il existe de nombreux intervalles de confiance. Par exemple sur nos données avec 12 fois '1' et 2 fois '0' (n = 14),

```
1 > library(binom)
binom.confint(12, 14, methods = "all")
            method x n
                              mean
                                       lower
3
                                                 upper
    agresti-coull 12 14 0.8571429 0.5881065 0.9723858
4 1
5 2
        asymptotic 12 14 0.8571429 0.6738432 1.0404425
             bayes 12 14 0.8333333 0.6517227 0.9853611
7 4
           cloglog 12 14 0.8571429 0.5394482 0.9622319
8 5
             exact 12 14 0.8571429 0.5718708 0.9822055
             logit 12 14 0.8571429 0.5731738 0.9640393
9 6
10 7
          probit 12 14 0.8571429 0.6007290 0.9699396
   profile 12 14 0.8571429 0.6206505 0.9742387
11 8
               1rt 12 14 0.8571429 0.6206560 0.9747079
12 9
13 10
         prop.test 12 14 0.8571429 0.5615066 0.9748606
14 11
            wilson 12 14 0.8571429 0.6005862 0.9599061
```

Il existe de nombreux intervalles de confiance. Par exemple sur nos données avec 12 fois '1' et 2 fois '0' (n = 14),

```
1 > library(DescTools)
2 > BinomCI(12, 14, sides = "two.sided", method = c("
    wald", "wilson", "agresti-coull", "arcsine")
                   est lwr.ci upr.ci
3
4 wald 0.8571429 0.6738432 1.0000000
5 wilson 0.8571429 0.6005862 0.9599061
6 agresti-coull 0.7802461 0.5881065 0.9723858
            0.8389831 0.6096856 0.9773745
7 arcsine
```

Parfois, on utilise une correction pour continuité, avec

$$\left[\hat{p} \pm \left(u_{1-\alpha/2}\sqrt{\frac{\hat{p}(1-\hat{p})}{n}} + \frac{1}{2n}\right)\right], \text{ où } \hat{p} = \overline{x}$$



Modèle binomial, avec n assez grand

Intervalle de confiance, $\{x_1, \dots, x_n\}$, $\mathcal{B}(p)$, Agresti-Coull

Soit
$$\mathbf{x} = \{x_1, \dots, x_n\}$$
 de loi $\mathcal{B}(p)$.

Posons $\tilde{n} = n + u_{1-\alpha/2}^2$ et $\tilde{p} = \frac{1}{\tilde{n}} \left(n\overline{x} + \frac{u_{1-\alpha/2}^2}{2} \right)$, alors un

intervalle de confiance de niveau α est

$$\left[\tilde{p} \pm u_{1-\alpha/2} \sqrt{\frac{\tilde{p}(1-\tilde{p})}{\tilde{n}}}\right]$$

Une version approchée est d'utiliser $\tilde{p} = \frac{x_1 + \dots + x_n + 2}{n + 4}$



Comme on l'a vu dans le chapitre 11, dans un modèle binomial, avec n assez grand

Intervalle de confiance, $\{x_1, \dots, x_n\}$, $\mathcal{B}(p)$, Wilson

Soit $\mathbf{x} = \{x_1, \dots, x_n\}$ de loi $\mathcal{B}(p)$.

Un intervalle de confiance de niveau α pour \emph{p} est

$$\left[\frac{1}{1+\frac{u_{1-\alpha/2}^2}{n}}\left(\hat{p}+\frac{u_{1-\alpha/2}^2}{2n}\right)\pm\frac{u_{1-\alpha/2}}{1+\frac{u_{1-\alpha/2}^2}{n}}\sqrt{\frac{\hat{p}(1-\hat{p})}{n}+\frac{u_{1-\alpha/2}^2}{4n^2}}\right]\right]$$

On obtient ces bornes en notant qu'elle correspondent aux p tels que $(\hat{p}-p)^2=u_{1-\alpha/2}^2\cdot\frac{p\left(1-p\right)}{n}$ qui est l'équation de degré 2 $\left(1+\frac{u_{1-\alpha/2}^2}{n}\right)p^2+\left(-2\hat{p}-\frac{u_{1-\alpha/2}^2}{n}\right)p+\left(\hat{p}^2\right)=0\;.$



Modèle binomial, avec n assez grand

Intervalle de confiance, $\{x_1, \dots, x_n\}$, $\mathcal{B}(p)$, arcsinus

Soit $\mathbf{x} = \{x_1, \dots, x_n\}$ de loi $\mathcal{B}(p)$.

Un intervalle de confiance de niveau α pour p est

$$\left[\sin^2\left(\arcsin(\sqrt{\widehat{\rho}})\pm\frac{u_{1-\alpha/2}}{2\sqrt{n}}\right)\right]$$

L'idée est de noter que comme $Var[\hat{P}] = \frac{p(1-p)}{2}$.

$$\operatorname{Var}\left(\operatorname{arcsin}\left(\sqrt{P}\right)\right) \approx \frac{\operatorname{Var}(P)}{4p(1-p)} = \frac{p(1-p)}{4np(1-p)} = \frac{1}{4n}.$$







Modèle binomial, avec n assez grand, comme

$$\frac{\left(\overline{X}-\overline{Y}\right)-\left(\rho_{x}-\rho_{y}\right)}{\sqrt{\frac{\overline{X}(1-\overline{X})}{m}}+\frac{\overline{Y}(1-\overline{Y})}{n}}\approx\mathcal{N}(0,1)$$

Intervalle de confiance pour $p_x - p_y \mathcal{B}(p_x)$ et $\mathcal{B}(p_y)$, Wald

Soient $\mathbf{x} = \{x_1, \dots, x_m\}$ de loi $\mathcal{B}(p_x)$ et $\mathbf{y} = \{y_1, \dots, y_n\}$ de loi $\mathcal{B}(p_{\nu})$. Un intervalle de confiance de niveau α pour $p_{\nu} - p_{\nu}$ est

$$\left[\overline{x} - \overline{y} \pm u_{1-\alpha/2} \sqrt{\frac{\overline{x}(1-\overline{x})}{m} + \frac{\overline{y}(1-\overline{y})}{n}}\right]$$



On peut considérer une correction pour continuité

$$\left[\overline{x}-\overline{y}\pm\left(u_{1-\alpha/2}\sqrt{\frac{\overline{x}(1-\overline{x})}{m}+\frac{\overline{y}(1-\overline{y})}{n}}+\frac{1}{2m}+\frac{1}{2n}\right)\right]$$

ou une approche à la Agresti-Coull (avec une correction pour \overline{x} , en rajoutant un succès au numérateur, et deux observations au dénominateur)



```
Si on a deux échantillons, x, m = 14 et 12 fois '1' (\overline{x} = 0.857) et
\mathbf{y}, n = 15 et 11 fois '1' (\overline{\mathbf{y}} = 0.7333)
```

```
1 > library(DescTools)
2 > BinomDiffCI(12, 14, 11, 15, sides = "two.sided",
     method = c("wald", "score"))
             est lwr.ci upr.ci
3
4 wald 0.1238095 -0.1654654 0.4130845
score 0.1238095 -0.1773352 0.3967329
```



Région de rejet I

Soit n = 9, on a dans le tableau suivant $f_{\theta}(x)$ pour $x \in \{0, 1, 2, \dots, 7, 8, 9\}$ pour plusieurs valeurs possibles de θ

	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9
0.1	0.387	0.387	0.172	0.045	0.007	0.001	0.000	0.000	0.000	0.000
0.2	0.134	0.302	0.302	0.176	0.066	0.017	0.003	0.000	0.000	0.000
0.3	0.040	0.156	0.267	0.267	0.172	0.074	0.021	0.004	0.000	0.000
0.4	0.010	0.060	0.161	0.251	0.251	0.167	0.074	0.021	0.004	0.000
0.5	0.002	0.018	0.070	0.164	0.246	0.246	0.164	0.070	0.018	0.002
0.6	0.000	0.004	0.021	0.074	0.167	0.251	0.251	0.161	0.060	0.010
0.7	0.000	0.000	0.004	0.021	0.074	0.172	0.267	0.267	0.156	0.040
0.8	0.000	0.000	0.000	0.003	0.017	0.066	0.176	0.302	0.302	0.134
0.9	0.000	0.000	0.000	0.000	0.001	0.007	0.045	0.172	0.387	0.387

Région de rejet II

Région de rejet pour un test bilatéral de niveau $\alpha = 10\%$ $H_0: p = 1/2 \text{ contre } H_1: p \neq 1/2$

	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9
0.1	0.387	0.387	0.172	0.045	0.007	0.001	0.000	0.000	0.000	0.000
0.2	0.134	0.302	0.302	0.176	0.066	0.017	0.003	0.000	0.000	0.000
0.3	0.040	0.156	0.267	0.267	0.172	0.074	0.021	0.004	0.000	0.000
0.4	0.010	0.060	0.161	0.251	0.251	0.167	0.074	0.021	0.004	0.000
0.5	0.002	0.018	0.070	0.164	0.246	0.246	0.164	0.070	0.018	0.002
0.6	0.000	0.004	0.021	0.074	0.167	0.251	0.251	0.161	0.060	0.010
0.7	0.000	0.000	0.004	0.021	0.074	0.172	0.267	0.267	0.156	0.040
0.8	0.000	0.000	0.000	0.003	0.017	0.066	0.176	0.302	0.302	0.134
0.9	0.000	0.000	0.000	0.000	0.001	0.007	0.045	0.172	0.387	0.387



Région de rejet III

Région de rejet pour un test bilatéral de niveau $\alpha = 5\%$ $H_0: p = 1/2 \text{ contre } H_1: p \neq 1/2$

	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9
0.1	0.387	0.387	0.172	0.045	0.007	0.001	0.000	0.000	0.000	0.000
0.2	0.134	0.302	0.302	0.176	0.066	0.017	0.003	0.000	0.000	0.000
0.3	0.040	0.156	0.267	0.267	0.172	0.074	0.021	0.004	0.000	0.000
0.4	0.010	0.060	0.161	0.251	0.251	0.167	0.074	0.021	0.004	0.000
0.5	0.002	0.018	0.070	0.164	0.246	0.246	0.164	0.070	0.018	0.002
0.6	0.000	0.004	0.021	0.074	0.167	0.251	0.251	0.161	0.060	0.010
0.7	0.000	0.000	0.004	0.021	0.074	0.172	0.267	0.267	0.156	0.040
8.0	0.000	0.000	0.000	0.003	0.017	0.066	0.176	0.302	0.302	0.134
0.9	0.000	0.000	0.000	0.000	0.001	0.007	0.045	0.172	0.387	0.387

Si p = 1/2, on rejette si $x \in \{0, 1, 8, 9\}$, ce qui donne une probabilité (réelle) de 3.9% (et pas 5%).

Probabilité de recouvrement

On opposera parfois $1 - \alpha$ (théorique) à la probabilité dite de recouvrement (probabilité réelle d'appartenir l'intervalle de confiance)



Modèle binomial, avec n assez grand

Test $H_0: p = p_0$ contre $H_1: p = p_1$, $\mathcal{B}(p)$

Soit $\mathbf{x} = \{x_1, \dots, x_n\}$ de loi $\mathcal{B}(p)$.

Pour tester $H_0: p = p_0$ contre $H_1: p = p_1$, on utilise

$$Z = \frac{(\overline{x} - p_0) - 1/2n}{\sqrt{\frac{p_0(1 - p_0)}{n}}}$$

Si H_0 est vraie, $Z \sim \mathcal{N}(0,1)$.

- ▶ si $p_1 > p_0$, on rejette H_0 si $z > \Phi^{-1}(1 \alpha)$
- \triangleright si $p_1 < p_0$, on rejette H_0 si $z < \Phi^{-1}(\alpha)$



Modèle binomial, avec n assez grand

Test $H_0: p = p_0$ contre $H_1: p \neq p_0, \mathcal{B}(p)$

Soit $\mathbf{x} = \{x_1, \dots, x_n\}$ de loi $\mathcal{B}(p)$.

Pour tester $H_0: p = p_0$ contre $H_1: p \neq p_0$, on utilise

$$Z = \frac{(\overline{x} - p_0) - 1/2n}{\sqrt{\frac{p_0(1 - p_0)}{n}}}$$

Si H_0 est vraie, $Z \sim \mathcal{N}(0,1)$.

• on rejette H_0 si $|z| > \Phi^{-1}(1 - \alpha/2)$

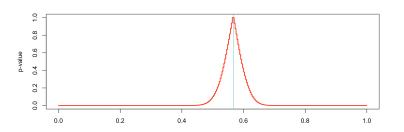
Note: on peut remplacer $\hat{p} = \overline{x}$ par $\tilde{p} = \frac{x_1 + \dots + x_n + 2}{n + \Delta}$



Considérons un échantillon suivant une loi binomiale $\mathcal{B}(164,3/5)$

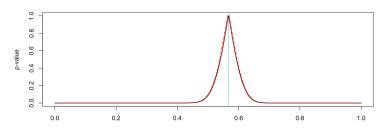
```
\rightarrow set.seed(1)
x = \text{sample}(0:1, \text{size}=164, \text{probability}=c(.4,.6))
3 > binom.test(sum(x),length(x),0.6, alternative = "two
      .sided")
4
   Exact binomial test
5
6
7 data: sum(x) and length(x)
8 number of successes = 93, number of trials = 164, p-
      value = 0.4255
9 alternative hypothesis: true probability of success is
       not equal to 0.6
10 95 percent confidence interval:
0.4875629 0.6441149
12 sample estimates:
13 probability of success
               0.5670732
14
```

```
> binom.test(sum(x),length(x),0.5, alternative = "two
     .sided")
2
   Exact binomial test
3
4
5 data: sum(x) and length(x)
6 number of successes = 93, number of trials = 164, p-
     value = 0.1007
7 alternative hypothesis: true probability of success is
      not equal to 0.5
```



On peut utiliser la p-value avec une approximation Gaussienne,

$$p - \text{value} = 2 \times \left(1 - \Phi\left(\sqrt{n} \cdot \frac{|\overline{x} - p_0|}{\sqrt{p_0(1 - p_0)}}\right)\right)$$





Modèle binomial avec 2 échantillons, avec n et m assez grands

Test
$$H_0: p_x - p_y = p_0$$
 contre $H_1: p_x - p_y = p_1$, $\mathcal{B}(p)$

Soient $\mathbf{x} = \{x_1, \dots, x_m\}$ de loi $\mathcal{B}(p_x)$ et $\mathbf{y} = \{y_1, \dots, y_n\}$ de loi $\mathcal{B}(p_{v})$.

Pour tester $H_0: p_x - p_y = p_0$ contre $H_1: p_x - p_y = p_1$, on utilise

$$Z = \frac{(\overline{x} - \overline{y}) - p_0}{\sqrt{p(1-p)\left(\frac{1}{m} + \frac{1}{n}\right)}}, \ p = \frac{m\overline{x} + n\overline{y}}{m+n}$$

Si H_0 est vraie, $Z \sim \mathcal{N}(0,1)$.

- \triangleright si $p_1 > p_0$, on rejette H_0 si $z > \Phi^{-1}(1-\alpha)$
- \triangleright si $p_1 < p_0$, on rejette H_0 si $z < \Phi^{-1}(\alpha)$



Modèle binomial avec 2 échantillons, avec n et m assez grands

Test
$$H_0: p_x - p_y = p_0$$
 contre $H_1: p_x - p_y \neq p_0$, $\mathcal{B}(p)$

Soient $\mathbf{x} = \{x_1, \dots, x_m\}$ de loi $\mathcal{B}(p_x)$ et $\mathbf{y} = \{y_1, \dots, y_n\}$ de loi $\mathcal{B}(p_{\nu})$.

Pour tester $H_0: p_x - p_y = p_0$ contre $H_1: p_x - p_y \neq p_0$, on utilise

$$Z = \frac{(\overline{x} - \overline{y}) - p_0}{\sqrt{p(1-p)\left(\frac{1}{m} + \frac{1}{n}\right)}}, \ p = \frac{m\overline{x} + n\overline{y}}{m+n}$$

Si H_0 est vraie, $Z \sim \mathcal{N}(0,1)$.

 \blacktriangleright on rejette H_0 si $|z| > \Phi^{-1}(1 - \alpha/2)$



Quelques tests

On peut aussi utiliser les tests sur des lois binomiales dans d'autres contextes. Par exemple, on peut faire un test sur la médiane. Pour un échantillon $\mathbf{x} = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$, notons m la médiane.

Test H_0 : $m = m_0$ contre H_1 : $m = m_1$

Soit $\mathbf{x} = \{x_1, \dots, x_n\}$ de même loi (inconnue).

Pour tester $H_0: m = m_0$ contre $H_1: m = m_1$, on utilise

$$V = \sum_{i=1}^{n} d_i^0, \ d_i^0 = \mathbf{1}(x_i - m_0 > 0) = \begin{cases} 1 \text{ si } x_i > m_0 \\ 0 \text{ si } x_i < m_0 \end{cases}$$

Si H_0 est vraie, V suit une loi binomiale $\mathcal{B}(n, 1/2)$

- ▶ si $m_1 > m_0$, on rejette H_0 si $v > F_n^{-1}(1 \alpha)$
- \blacktriangleright si $m_1 < m_0$, on rejette H_0 si $v < F_n^{-1}(\alpha)$

Où F_n est la fonction de répartition de la loi $\mathcal{B}(n, 1/2)$.



avec bien entendu la version bilatérale

Test $H_0: m = m_0$ contre $H_1: m \neq m_0$

Soit $\mathbf{x} = \{x_1, \dots, x_n\}$ de même loi (inconnue).

Pour tester $H_0: m = m_0$ contre $H_1: m \neq m_0$, on utilise

$$V = \sum_{i=1}^{n} d_i^0, \ d_i^0 = \mathbf{1}(x_i - m_0 > 0) = \begin{cases} 1 \text{ si } x_i > m_0 \\ 0 \text{ si } x_i < m_0 \end{cases}$$

Si H_0 est vraie, V suit une loi binomiale $\mathcal{B}(n, 1/2)$

• on rejette H_0 si $v > F_n^{-1}(1 - \alpha/2)$ ou $v < F_n^{-1}(\alpha/2)$

Où F_n est la fonction de répartition de la loi $\mathcal{B}(n, 1/2)$.

Classiquement, la p-value dans le cas où $H_1: m_0xxxxm_1$ sera $p = \mathbb{P}(V > v)$ soit $1 - F_n(v)$.

On pourrait tester m = 120,

```
1 > mu0 < -120
2 > d = blood_pressure$mmhg-mu0
3 > n = length(d[d!=0])
4 > v = length(d[d>0])
5 > mean(d[d!=0]>0)
6 [1] 0.6111111
7 > v/n
8 [1] 0.6111111
```

On peut aussi avoir un intervalle de confiance pour m

```
1 > MedianCI(blood_pressure$mmhg, sides = "two.sided",
     method = "exact")
2 median lwr.ci upr.ci
    134 118 141
4 > MedianCI(blood_pressure$mmhg, sides = "two.sided",
     method = "boot")
5 median lwr.ci upr.ci
        127
                  150
   134
```

```
binom.test(v,n,0.5,alternative="greater")
2
3
  Exact binomial test
4
5 data: v and n
6 number of successes = 33, number of trials = 54, p-
     value = 0.06684
7 alternative hypothesis: true probability of success is
     greater than 0.5
8 95 percent confidence interval:
9 0.490144 1.000000
```

```
binom.test(v,n,0.5,alternative="two.sided")
2
3
  Exact binomial test
4
5 data: v and n
6 number of successes = 33, number of trials = 54, p-
     value = 0.1337
7 alternative hypothesis: true probability of success is
     not equal to 0.5
8 95 percent confidence interval:
9 0.4687878 0.7408017
```

Test $H_0: m = m_0$ contre $H_1: m \neq m_0$

Soit $\mathbf{x} = \{x_1, \dots, x_n\}$ de même loi inconnue, de médiane m. Pour tester $H_0: m = m_0$ contre $H_1: m \neq m_0$ on utilise la statistique de test

$$w_{+} = \sum_{i=1}^{n} r_{i} \mathbf{1}_{\mathbb{R}_{+}} (x_{i} - m_{0}) = \sum_{i=1}^{n} r_{i} \mathbf{1} (x_{i} > m_{0})$$

où r_i est le rang de x_i dans l'échantillon x. Si n > 20, W_{+} suit (approximativement) une loi normale, i.e.

$$Z = \frac{W_+ - n(n+1)/4}{\sqrt{n(n+1)(2n+1)/24}} \approx \mathcal{N}(0,1)$$

on rejette H_0 si $z > \Phi^{-1}(1 - \alpha/2)$ ou $z < \Phi^{-1}(\alpha/2)$

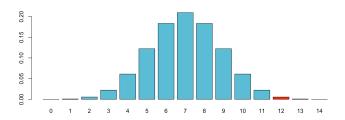


Comment faire quand on a peu d'obervations (n) ? Paul de Poulpe "sur 14 prédictions au total, 12 se sont révélées exactes"

On peut vouloir tester $H_0: p = 1/2$ contre $H_1: p > 1/2$.

```
1 > paul = c(rep(1,12), rep(0,2))
> binom.test(12 ,14 ,0.5 , alternative ="greater")
3
   Exact binomial test
5
6 data: 12 and 14
7 number of successes = 12, number of trials = 14, p-
     value = 0.00647
8 alternative hypothesis: true probability of success is
      greater than 0.5
9 95 percent confidence interval:
0.6146103 1.0000000
11 sample estimates:
12 probability of success
               0.8571429
13
```

```
> 1 - pbinom(11, size = 14, prob = .5)
[1] 0.006469727
```



Intervalle de confiance pour des comptages

Intervalle de confiance, loi de Poisson $\mathcal{P}(\mu)$

Soit $\mathbf{x} = \{x_1, \dots, x_n\}$ de loi $\mathcal{P}(\mu)$. Si n est grand, un intervalle de confiance de niveau α pour μ est

$$\left[\overline{x}\pm u_{1-\alpha/2}\sqrt{\frac{\overline{x}}{n}}\right]$$

Intervalle de confiance pour des comptages ***

Intervalle de confiance, loi de Poisson $\mathcal{P}(\mu)$

Soit $\mathbf{x} = \{x_1, \dots, x_n\}$ de loi $\mathcal{P}(\mu)$. Si *n* est grand, un intervalle de confiance de niveau α pour μ est

$$\left[\frac{1}{2}Q_{2n\overline{x}}^{-1}(\alpha/2) \; ; \; \frac{1}{2}Q_{2(n\overline{x}+1)}^{-1}(1-\alpha/2)\right]$$

où $Q_{\nu}^{-1}(u)$ est le quantile de niveau u de la loi du chi-deux à ν degrés de liberté.



Modèle de Poisson avec 1 échantillon avec n assez grand

Test
$$H_0: \mu = \mu_0$$
 contre $H_1: \mu = \mu_1$, $\mathcal{P}(\mu)$

Soit $\mathbf{x} = \{x_1, \dots, x_n\}$ de loi $\mathcal{P}(\mu)$.

Pour tester $H_0: \mu = \mu_0$ contre $H_1: \mu = \mu_1$, on utilise

Si H_0 est vraie, $Z \sim \mathcal{N}(0,1)$.

 \blacktriangleright on rejette H_0 si $|z| > \Phi^{-1}(1 - \alpha/2)$

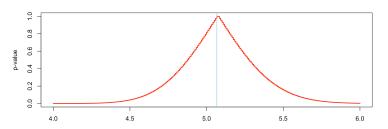




```
> poisson.test(sum(x), length(x), r = 5, alternative =
       "two.sided")
3
   Exact Poisson test
4
5 data: sum(x) time base: length(x)
6 number of events = 304, time base = 60, p-value =
     0.8173
7 alternative hypothesis: true event rate is not equal
     t.o.5
8 95 percent confidence interval:
9 4.513061 5.669440
10 sample estimates:
11 event rate
5.066667
```

```
> poisson.test(sum(x), length(x), r = 6, alternative
      "two.sided")
2
 number of events = 304, time base = 60, p-value =
     0.002657
4 alternative hypothesis: true event rate is not equal
     to 6
```

On peut visualiser l'évolution de la p-value du test H_0 : $\mu = \mu_0$ contre $H_1: \mu \neq \mu_0$, en fonction de μ_0



Modèle de Poisson avec 2 échantillons, avec n et m assez grands

Test
$$H_0: \mu_x - \mu_y = p_0$$
 contre $H_1: \mu_x - \mu_y \neq p_0$, $\mathcal{P}(\mu)$

Soient $\mathbf{x} = \{x_1, \dots, x_m\}$ de loi $\mathcal{P}(\mu_x)$ et $\mathbf{y} = \{y_1, \dots, y_n\}$ de loi $\mathcal{P}(\mu_{\mathbf{v}})$.

Pour tester $H_0: \mu_x = \mu_v$ contre $H_1: \mu_x \neq \mu_v$, on utilise

$$Z = \frac{\overline{x} - \overline{y}}{\sqrt{m\overline{x} + n\overline{y}}}$$

Si H_0 est vraie, $Z \sim \mathcal{N}(0,1)$.

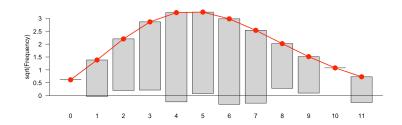
 \blacktriangleright on rejette H_0 si $|z| > \Phi^{-1}(1 - \alpha/2)$



```
1 > mean(x)
2 [1] 5.066667
3 > library(vcd)
4 > goodfit(x, type = "poisson", method = "ML")
5
6 Observed and fitted values for poisson distribution
7 with parameters estimated by 'ML'
8
   count observed
                     fitted pearson residual
9
               0 0.3782038
                               -0.61498275
10
               2 1.9162325
                                0.06051336
11
               4 4.8544557 -0.38781027
12
               7 8.1986364 -0.41861679
13
      4
            12 10.3849394 0.50117205
14
              10 10.5234053 -0.16134664
15
      6
              11 8.8864311
                                0.70901059
16
               8 6.4320835
                              0.61822577
17
               3 4.0736529 -0.53195130
      8
18
               2 2.2933157
                              -0.19368829
19
               0 1.1619466 -1.07793628
     10
20
     11
               1 0.5351997
                                0.10909110
```

```
> plot(goodfit(x, type = "poisson", method = "ML"))
```

On peut comparer l'histogramme empirique des x_i , et la fréquence théorique de la loi de Poisson $\mathcal{P}(\mu)$,



Test

$$X^{2} = \sum_{j=1}^{k} \frac{\left(\text{observed number of } i\right) - \left(\text{expected number of } i\right)\right)^{2}}{\left(\text{expected number of } i\right)}$$

	obs	served		expec	ted (\perp)
	men	women	total	men	women
right-handed	934	1070	2004	956	1048
left-handed	113	92	205	98	107
ambidextrous	20	8	28	13	15
total	1067	1170	2237	1067	1170

$$n \cdot \mathbb{P}(N_{rm}^{\perp}) = n \cdot \mathbb{P}(N_r) \mathbb{P}(N_m) = n \frac{n_r}{n} \frac{n_m}{n} = 2237 \frac{2004}{2237} \frac{1067}{2237} \approx 956$$

Hypothesis: left-handedness equally common for men and women

$$X^2 = \frac{22^2}{956} + \frac{22^2}{1048} + \frac{15^2}{98} + \frac{15^2}{107} + \frac{7^2}{13} + \frac{7^2}{15} \approx 12$$

The probability of getting a probability of 12 with a χ^2 is 0.2%



Surgery versus Radiation Therapy

Let \hat{p}_A and \hat{p}_B be the empirical frequency favoring surgery.

- \hat{p}_A is (roughly) normally distributed, with mean p_A and standard deviation $\sqrt{p_A(1-p_A)/n}$, that can be approximated by $\sqrt{\hat{p}_A(1-\hat{p}_A)/n} \simeq \sqrt{0.5^2/80} = 0.056$,
- \hat{p}_{R} is (roughly) normally distributed, with mean p_{R} and standard deviation $\sqrt{p_B(1-p_B)/n}$, that can be approximated by $\sqrt{\hat{p}_R(1-\hat{p}_R)/n} \simeq \sqrt{0.84 \cdot 0.16/87} = 0.039$,

Assuming that $p_A = p_B$ (assumption H_0), $\hat{p}_A - \hat{p}_B$ is (roughly) normally distributed, with mean 0 and standard deviation approximated by $\sqrt{0.056^2 + 0.039^2} = 0.068$.

$$Z = \frac{\hat{p}_A - \hat{p}_B}{0.068} = \frac{0.50 - 0.84}{0.068} = -5$$

