Statistique descriptive univariée
Bases de R
Statistique descriptive multivariée
Notions sur les tests statistiques

Traitement de données avec R initiation aux méthodes exploratoires

Simon Chabot chabotsi@unice.fr

Université Côte d'Azur

24 janvier 2017

Statistique descriptive univariée
Bases de R
Statistique descriptive multivariée
Notions sur les tests statistiques

Plan

Statistique descriptive univariée

Bases de R

Statistique descriptive multivariée

Notions sur les tests statistiques

Statistique descriptive univariée
Bases de R
Statistique descriptive multivariée
Notions sur les tests statistiques

Plan

Statistique descriptive univariée

Bases de R

Statistique descriptive multivariée

Notions sur les tests statistiques

Objectifs

- Définir le ou les groupes étudiés;
- ► Définir le codage des observations ;
- ► Définir la présentation des données ;
- ► Réduire les données à l'aide de quelques indicateurs statistiques.

Définir le groupe étudié

En théorie une population entière. (toutes les personnes atteintes de la maladie X).

En pratique un échantillon. (100 personnes atteintes de la maladie X).

Taille de l'échantillon

Pour étendre les résultats observés sur l'échantillon à la population totale, la taille de l'échantillon doit être représentatif!

Définir le groupe étudié

En théorie une population entière. (toutes les personnes atteintes de la maladie X).

En pratique un échantillon. (100 personnes atteintes de la maladie X).

Taille de l'échantillon

Pour étendre les résultats observés sur l'échantillon à la population totale, la taille de l'échantillon doit être représentatif!

Définir le groupe étudié

En théorie une population entière. (toutes les personnes atteintes de la maladie X).

En pratique un échantillon. (100 personnes atteintes de la maladie X).

Taille de l'échantillon

Pour étendre les résultats observés sur l'échantillon à la population totale, la taille de l'échantillon doit être représentatif!

Définir le codage des observations

Type de variables

qualitative non-mesurable:

- sexe
- présence ou absence d'un marqueur
- ▶ etc

quantitative mesurable:

- ▶ taille
- ▶ poids
- ▶ durée
- ▶ etc

Lancé d'un dé à 6 faces

- ▶ Je fais *n* lancés.
- ▶ Je compte le nombre d'apparitions de chaque face.

Présentation des résultats

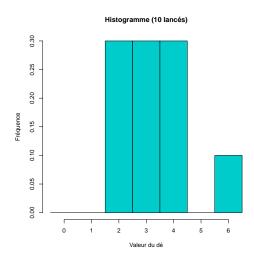
Occurrences	1	2	3	4	5	6	total
Effectifs	n_1	n_2	n_3	n_4	n_5	n_6	\overline{n}
Fréquences	f_1	f_2	f_3	f_4	f_5	f_6	1

$$n = \sum_{i=1}^{6} n_i, \qquad f_i = \frac{n_i}{n}, \qquad \sum_{i=1}^{6} f_i = 1$$

Présentation des résultats

Occurrences	1	2	3	4	5	6	total
Effectifs	0	0	3	3	3	1	10
Fréquences	0	0	0.3	0.3	0.3	0.1	1

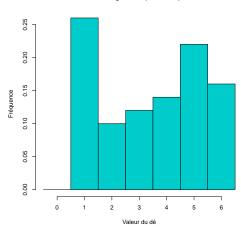
$$n = \sum_{i=1}^{6} n_i, \qquad f_i = \frac{n_i}{n}, \qquad \sum_{i=1}^{6} f_i = 1$$



Histogramme

Un *histogramme* représente la fréquence d'apparition de chaque observation.

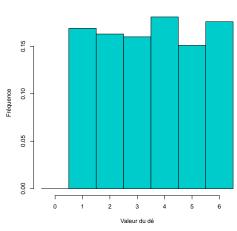




Histogramme

Un *histogramme* représente la fréquence d'apparition de chaque observation.

Histogramme (1000 lancés)

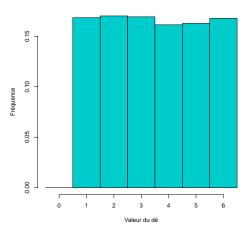


Histogramme

Un *histogramme* représente la fréquence d'apparition de chaque observation.

Statistique descriptive multivariée Notions sur les tests statistiques

Histogramme (10000 lancés)



Observations

- Il faut "un grand nombre" d'observations pour conclure.
- Les fréquences semblent converger (vers $1/6 \approx 0.167...$).

Modélisation

Variable aléatoire

Une **Variable Aléatoire** X est une fonction définie sur l'ensemble des éventualités Ω .

Pour le dé

- $\Omega = \{1, 2, 3, 4, 5, 6\},\$
- $X : \omega \mapsto X(\omega) \in \Omega.$

Modélisation

Loi de probabilité

Une v.a. est décrite par une **loi de probabilité**, qui mesure, pour chaque valeur possible de Ω , la probabilité que X prenne cette valeur.

Si le dé n'est pas biaisé

La loi est uniforme. La probabilité que X prenne une valeur donnée est de 1/6.

L'histogramme donne une idée de la loi de probabilité.

Estimation de la loi, moyenne

- X = v.a. correspond à la valeur du dé
- $p_i = \mathbb{P}(X = x_i)$ probabilité que X prenne la valeur x_i .
- ▶ X_1, X_2, X_3, \dots sont des observations.

Moyennes

Moyenne théorique
$$\,\mathbb{E}[X] = \sum_i x_i p_i \,$$
Moyenne empirique $\,ar{X}_n = rac{1}{n} \sum_i^n X_i \,$

Estimation de la moyenne

Dans le cas où la moyenne théorique n'est pas connue, la moyenne *empirique* en donne une estimation, car :

$$\lim_{n\to\infty} \bar{X}_n = \mathbb{E}[X]$$

Estimation de la loi, moyenne

- X=v.a. correspond à la valeur du dé
- $p_i = \mathbb{P}(X = x_i)$ probabilité que X prenne la valeur x_i .
- ▶ X_1, X_2, X_3, \dots sont des observations.

Moyennes

Moyenne théorique
$$\mathbb{E}[X] = \sum_i x_i p_i$$

Moyenne empirique
$$\bar{X}_n = \frac{1}{n} \sum_i^n X_i$$

Estimation de la moyenne

Dans le cas où la moyenne théorique n'est pas connue, la moyenne *empirique* en donne une estimation, car :

$$\lim_{n\to\infty} \bar{X}_n = \mathbb{E}[X]$$

Estimation de la loi, moyenne

- ightharpoonup X=v.a. correspond à la valeur du dé
- ▶ $p_i = \mathbb{P}(X = x_i)$ probabilité que X prenne la valeur x_i .
- ▶ X_1, X_2, X_3, \dots sont des observations.

Moyennes

Moyenne théorique $\mathbb{E}[X] = \sum_i x_i p_i$

Moyenne empirique $\bar{X}_n = \frac{1}{n} \sum_i^n X_i$

Estimation de la moyenne

Dans le cas où la moyenne théorique n'est pas connue, la moyenne *empirique* en donne une estimation, car :

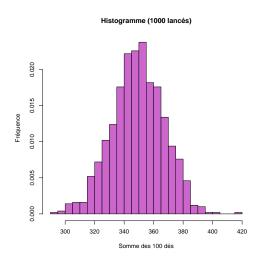
$$\lim_{n \to \infty} \bar{X}_n = \mathbb{E}[X]$$

Nouvelle expérience

Description

- ▶ Je lance 100 dés non biaisés.
- ▶ Je somme les faces.
- \blacktriangleright Je recommence l'expérience n fois.

Histogramme après 10000 lancés (des 100 dés)

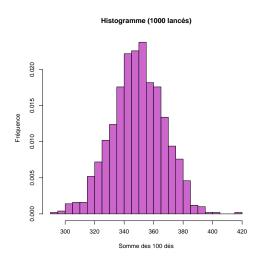


Une idée de la moyenne empirique?

$$\bar{X}_{1000} = \frac{1}{1000} \sum_{i=1}^{1000} X_i = 350.1$$

- Quelle confiance accorder à la moyenne empirique?
- ► Quelle erreur faisons-nous par rapport à la moyenne théorique?

Histogramme après 10000 lancés (des 100 dés)



Une idée de la moyenne empirique?

$$\bar{X}_{1000} = \frac{1}{1000} \sum_{i=1}^{1000} X_i = 350.$$

- Quelle confiance accorder à la moyenne empirique?
- ► Quelle erreur faisons-nous par rapport à la moyenne théorique?

Dispersion d'une V.A. autour de sa moyenne

Définition de la variance

Variance théorique
$$\operatorname{Var}(x) = \mathbb{E}[X^2] - \mathbb{E}[X]^2$$

Variance empirique $S_n^2 = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X}_n)^2$

Définition de l'écart-type

Écart-type théorique
$$\sqrt{\operatorname{Var}(x)}$$
Écart-type empirique S_n

Dispersion d'une V.A. autour de sa moyenne

Définition de la variance

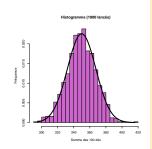
Variance théorique
$$\operatorname{Var}(x) = \mathbb{E}[X^2] - \mathbb{E}[X]^2$$

Variance empirique $S_n^2 = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X}_n)^2$

Définition de l'écart-type

Écart-type théorique
$$\sqrt{\operatorname{Var}(x)}$$
 Écart-type empirique S_n

Loi normale, ou Loi Gaussienne



Loi normale

- Permet de modéliser de nombreux phénomènes aléatoires naturels;
- ► Caractérisée entièrement par la moyenne μ et l'écart-type σ .
- ► Densité :

$$f(x) = \frac{1}{2\pi\sigma} e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{x-\mu}{\sigma}\right)^2}$$

► Notation :

$$X \sim \mathcal{N}(\mu, \sigma^2)$$

Loi normale, ou Loi Gaussienne

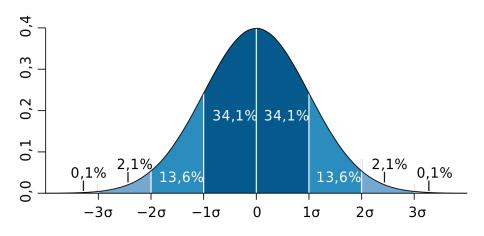


FIGURE – Loi normale, par Nusha à Slovenian Wikipedia (GFDL)

Intervalle de confiance pour la moyenne

Définition d'un intervalle de confiance

L'Intervalle de Confiance (IC) de niveau α est tel que :

- ▶ il est centré autour de la moyenne empirique;
- \blacktriangleright il contient la *moyenne théorique* avec une probabilité α .

L'IC de niveau α est défini par :

$$IC = \left[\bar{X}_n - t_\alpha \frac{S_n}{\sqrt{n}}; \bar{X}_n + t_\alpha \frac{S_n}{\sqrt{n}}\right]$$

où :

▶ t_{α} est un réel qui dépend de α . Des tables reliant t_{α} et α existent dans la littérature. Par exemple, pour $\alpha=95\%$, on a $t_{\alpha}=1.96^{\,1}$

^{1.} si n suffisamment grand

Intervalle de confiance pour la moyenne

Définition d'un intervalle de confiance

L'Intervalle de Confiance (IC) de niveau α est tel que :

- ▶ il est centré autour de la moyenne empirique;
- ightharpoonup il contient la *moyenne théorique* avec une probabilité α .

L'IC de niveau α est défini par :

$$IC = \left[\bar{X}_n - t_\alpha \frac{S_n}{\sqrt{n}}; \bar{X}_n + t_\alpha \frac{S_n}{\sqrt{n}}\right]$$

où :

▶ t_{α} est un réel qui dépend de α . Des tables reliant t_{α} et α existent dans la littérature. Par exemple, pour $\alpha=95\%$, on a $t_{\alpha}=1.96^{\,1}$

^{1.} si n suffisamment grand

Intervalle de confiance pour la moyenne

Définition d'un intervalle de confiance

L'Intervalle de Confiance (IC) de niveau α est tel que :

- ▶ il est centré autour de la moyenne empirique;
- ightharpoonup il contient la *moyenne théorique* avec une probabilité α .

L'IC de niveau α est défini par :

$$IC = \left[\bar{X}_n - t_\alpha \frac{S_n}{\sqrt{n}}; \bar{X}_n + t_\alpha \frac{S_n}{\sqrt{n}}\right]$$

où:

▶ t_{α} est un réel qui dépend de α . Des tables reliant t_{α} et α existent dans la littérature. Par exemple, pour $\alpha = 95\%$, on a $t_{\alpha} = 1.96^{\,1}$

^{1.} si n suffisamment grand

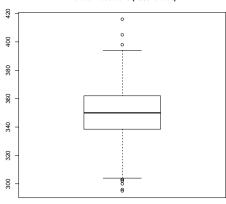
Intervalle de confiance pour la somme des 1000 dés

Soit n le nombre de lancés.

n	100	1000
\bar{X}_n	351.4	350.1
S_n	17.1	16.5
IC à 95%	[348.1, 354.8]	[349.1, 351.1]

Boite à moustache

Boite à moustache (1000 lancés)



Somme des 100 dés

- maximum
- ▶ 2^e quartile
- médiane
- ► 1^{er} quartile
- ▶ minimum

Les cercles représentent les valeurs exclues, car trop extrêmes, ou atypiques.

Plan

Statistique descriptive univariée

Bases de R

Statistique descriptive multivariée

Notions sur les tests statistiques

- R est un logiciel libre.
- ▶ R est un langage dédié aux statistiques et à la représentation des données.
- ► Disponible sur toutes les plateformes : http://www.r-project.org
- ► Langage matriciel de la même famille que Matlab ou Scilab.

Aide

- ▶ Documentation riche (livres, forum, etc.)
- ► http://www.duclert.org/Aide-memoire-R/Le-langage/ Introduction.php
- ▶ help(mean) ou bien ?mean

Environnement

- ▶ top-level
- écrire des scripts : source('mon_script.r')

Démo de R

Environnement

- ▶ top-level
- écrire des scripts : source('mon_script.r')

Démo de R

Statistique descriptive univariée
Bases de R
Statistique descriptive multivariée
Notions sur les tests statistiques

Plan

Statistique descriptive univariée

Bases de R

Statistique descriptive multivariée

Notions sur les tests statistiques

200 crabes ont été ramassés en Australie.

Pour chaque crabe, l'équipe de scientifique a relevé :

- sa couleur (Orange ou Bleu)
- ▶ son sexe (F ou M)
- ▶ la taille du lobe frontal (FL, frontal lobe)
- ▶ la taille de l'arrière train (RW, rear width)
- ▶ la longueur de la carapace (CL, carapace length
- ▶ la largeur de la carapace (CW, carapace width)
- ▶ l'épaisseur du corps (BD, body depth

200 crabes ont été ramassés en Australie.

Pour chaque crabe, l'équipe de scientifique a relevé :

- ► sa couleur (*Orange* ou *Bleu*)
- ► son sexe (F ou M)
- ▶ la taille du lobe frontal (FL, frontal lobe)
- ▶ la taille de l'arrière train (RW, rear width)
- ▶ la longueur de la carapace (CL, carapace length)
- ▶ la largeur de la carapace (CW, carapace width
- ▶ l'épaisseur du corps (BD, body depth)

200 crabes ont été ramassés en Australie.

Pour chaque crabe, l'équipe de scientifique a relevé :

- ► sa couleur (*Orange* ou *Bleu*)
- ► son sexe (F ou M)
- ▶ la taille du lobe frontal (FL, frontal lobe)
- ▶ la taille de l'arrière train (RW, rear width)
- ▶ la longueur de la carapace (CL, carapace length)
- ▶ la largeur de la carapace (CW, carapace width
- ▶ l'épaisseur du corps (BD, body depth)

200 crabes ont été ramassés en Australie.

Pour chaque crabe, l'équipe de scientifique a relevé :

- ► sa couleur (*Orange* ou *Bleu*)
- ► son sexe (F ou M)
- ▶ la taille du lobe frontal (FL, frontal lobe)
- ▶ la taille de l'arrière train (RW, rear width)
- ▶ la longueur de la carapace (CL, carapace length)
- ▶ la largeur de la carapace (CW, carapace width
- ▶ l'épaisseur du corps (BD, body depth)

200 crabes ont été ramassés en Australie.

Pour chaque crabe, l'équipe de scientifique a relevé :

- ► sa couleur (*Orange* ou *Bleu*)
- ► son sexe (F ou M)
- ▶ la taille du lobe frontal (FL, frontal lobe)
- ▶ la taille de l'arrière train (RW, rear width)
- ▶ la longueur de la carapace (CL, carapace length)
- ▶ la largeur de la carapace (CW, carapace width
- ▶ l'épaisseur du corps (BD, body depth)

200 crabes ont été ramassés en Australie.

Pour chaque crabe, l'équipe de scientifique a relevé :

- ► sa couleur (*Orange* ou *Bleu*)
- ► son sexe (F ou M)
- ▶ la taille du lobe frontal (FL, frontal lobe)
- ▶ la taille de l'arrière train (RW, rear width)
- ▶ la longueur de la carapace (CL, carapace length)
- ▶ la largeur de la carapace (CW, carapace width
- ▶ l'épaisseur du corps (BD, body depth)

200 crabes ont été ramassés en Australie.

Pour chaque crabe, l'équipe de scientifique a relevé :

- ► sa couleur (*Orange* ou *Bleu*)
- ► son sexe (F ou M)
- ▶ la taille du lobe frontal (FL, frontal lobe)
- ▶ la taille de l'arrière train (RW, rear width)
- ▶ la longueur de la carapace (CL, carapace length)
- ▶ la largeur de la carapace (CW, carapace width)
- ▶ l'épaisseur du corps (BD, body depth)

200 crabes ont été ramassés en Australie.

Pour chaque crabe, l'équipe de scientifique a relevé :

- ► sa couleur (*Orange* ou *Bleu*)
- ▶ son sexe (F ou M)
- ▶ la taille du lobe frontal (FL, frontal lobe)
- ▶ la taille de l'arrière train (RW, rear width)
- ▶ la longueur de la carapace (CL, carapace length)
- ▶ la largeur de la carapace (CW, carapace width)
- ▶ l'épaisseur du corps (BD, *body depth*)

Résumé des données

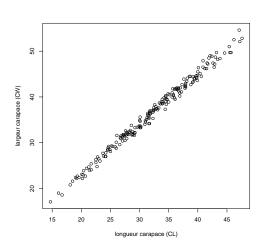
5 enregistrements pris au hasard : crabs[sample(200, 5),]

	sp	sex	index	FL	RW	CL	CW	BD
			3					
151	0	F	1	10.7	9.7	21.4	24.0	9.8
4	В	М	4	9.6	7.9	20.1	23.1	8.2
192	0	F	42	20.5	17.5	40.0	45.5	19.2
157	Ο	F	7	14.0	12.8	28.8	32.4	12.7

Résumé des données

Données statistiques par variables : summary(crabs)

```
index
                                     FL
                                                     R.W
sp
        sex
B:100
        F:100
                 Min.
                     : 1.0
                                Min.
                                     : 7.20
                                                Min. : 6.50
0:100
        M:100
                 1st Qu.:13.0
                                1st Qu.:12.90
                                                1st Qu.:11.00
                 Median: 25.5
                                Median :15.55
                                                Median :12.80
                 Mean
                     :25.5
                                Mean
                                       :15.58
                                                Mean
                                                       :12.74
                 3rd Qu.:38.0
                                3rd Qu.:18.05
                                                3rd Qu.:14.30
                 Max. :50.0
                                Max.
                                       :23.10
                                                Max. :20.20
       CW
                       BD
        :17.10
                     : 6.10
Min.
                 Min.
 1st Qu.:31.50
                 1st Qu.:11.40
 Median :36.80
                 Median :13.90
Mean
        :36.41
                 Mean :14.03
 3rd Qu.:42.00
                 3rd Qu.:16.60
        :54.60
                 Max. :21.60
 Max.
                                                          27 / 43
```



Données bi-variées

- ► Ensemble de couples de données (x_i, y_i)
- ► En R : plot(x, y)

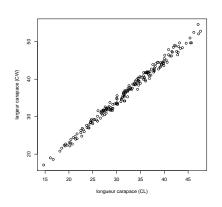




FIGURE - Probable

Interprétation?

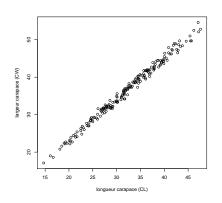




FIGURE - Probable

Interprétation?

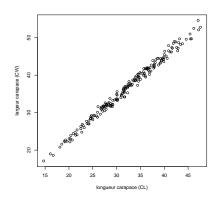




FIGURE - Improbable

Interprétation?

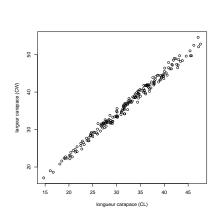
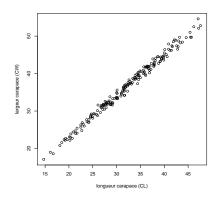




FIGURE - Improbable

Interprétation?

Régression linéaire



Modèle linéaire

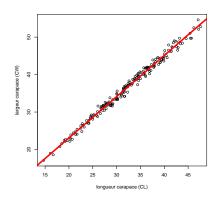
Le nuage de points (x_i, y_i) est remplacé par une droite d'équation :

$$y = ax + b$$

On peut alors :

- Expliquer les relations entre les variables ;
- Prédire des valeurs.

Régression linéaire



Modèle linéaire

Le nuage de points (x_i,y_i) est remplacé par une droite d'équation :

$$y = ax + b$$

On peut alors :

- Expliquer les relations entre les variables ;
- Prédire des valeurs.

Régression linéaire

Ajustement du modèle

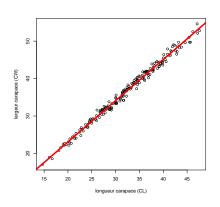
$$f(x) = ax + b$$

► Trouver a et b de sorte à minimiser l'erreur quadratique :

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} (f(x_i) - y_i)^2$$

► Fonction R : lm(y~x)

Régression linéaire sur CW et CL



Corrélation linéaire entre deux variables

Corrélation linéaire

On voit que CL et CW sont fortement liées. On dit que ces variables sont corrélées.

On quantifie la corrélation entre deux variables X et Y par un réel comprisentre ${ ext{-}1}$ et ${ ext{1}}.$

Forte corrélation |Cor(X,Y)| > 0.8

Corrélation linéaire entre deux variables

Corrélation linéaire

On voit que CL et CW sont fortement liées. On dit que ces variables sont corrélées.

On quantifie la corrélation entre deux variables X et Y par un réel compris entre -1 et 1.

Forte corrélation |Cor(X, Y)| > 0.8Faible corrélation |Cor(X, Y)| < 0.3

Corrélation linéaire entre deux variables

Corrélation linéaire

On voit que CL et CW sont fortement liées. On dit que ces variables sont corrélées.

On quantifie la corrélation entre deux variables X et Y par un réel compris entre -1 et 1.

Forte corrélation |Cor(X, Y)| > 0.8

Faible corrélation |Cor(X, Y)| < 0.3

Corrélation linéaire pour le jeu de données Crabs

Attention au coefficient de corrélation!

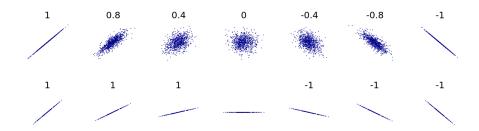


FIGURE - By Denis Boigelot, [CC0], via Wikimedia Commons

Attention au coefficient de corrélation!

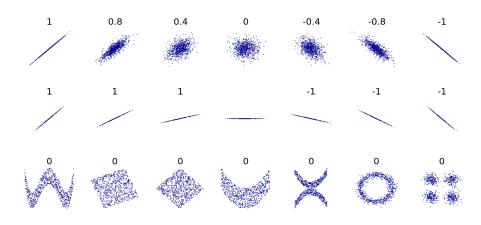
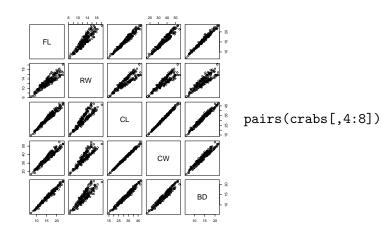
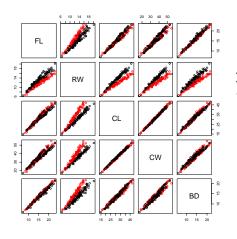


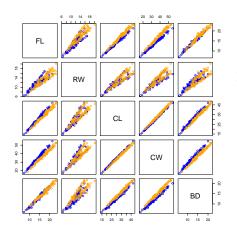
FIGURE - By Denis Boigelot, [CC0], via Wikimedia Commons





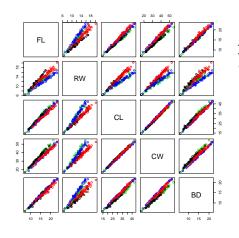
pairs(crabs[,4:8],
col=crabs\$sex)

F	noir	
M	rouge	



pairs(crabs[,4:8],
col=crabs\$sp)

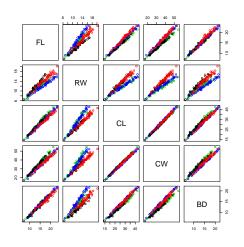
O orange
B bleu



pairs(crabs[,4:8],
col=crabs\$class)

	В	0
F	rouge	bleu
М	vert	noir

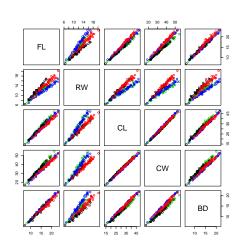
TABLE – classes de crabes



pairs(crabs[,4:8],
col=crabs\$class)

	В	0
F	rouge	bleu
М	vert	noir

TABLE – classes de crabes

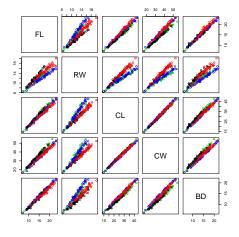


pairs(crabs[,4:8],
col=crabs\$class)

	В	0
F	rouge	bleu
M	vert	noir

TABLE – classes de crabes

On voit une très forte corrélation entre les données. On assiste à ce qu'on appelle un effet taille.

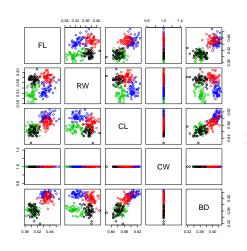


On voit une très forte corrélation entre les données. On assiste à ce qu'on appelle un *effet taille*.

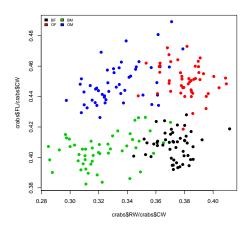
On peut *normaliser* par une des variables. CW par exemple.

Pensez à l'Indice de Masse Corporelle :

$$IMC = \frac{poids}{taille^2}$$



pairs(crabs[,4:8]/crabs\$CW,
col=crabs\$class)



On voit apparaître quatre groupes distinct, un par classe.

Statistique descriptive univariée Bases de R Statistique descriptive multivariée Notions sur les tests statistiques

Plan

Statistique descriptive univariée

Bases de R

Statistique descriptive multivariée

Notions sur les tests statistiques

Objectif

Démarche consistant à *rejeter* ou *ne pas rejeter* une hypothèse statistique ², en fonction d'un *échantillon*.

Il s'agit d'émettre des conclusions sur une *population*, en leur rattachant des risques de se tromper.

Exemple

Hypothèse H_0 : « Les observations suivent une loi normale »

^{2.} Appelée hypothèse nulle H_0 .

Objectif

Démarche consistant à *rejeter* ou *ne pas rejeter* une hypothèse statistique ², en fonction d'un *échantillon*.

Il s'agit d'émettre des conclusions sur une *population*, en leur rattachant des risques de se tromper.

Exemple

Hypothèse H_0 : « Les observations suivent une loi normale »

^{2.} Appelée hypothèse nulle H_0 .

p-value

Elle représente la probabilité qui mesure le degré de certitude avec lequel il est possible d'invalider l'hypothèse nulle.

Des probabilités faibles permettent d'invalider l'hypothèse nulle avec plus de certitude.

En pratique

- ▶ $p \le 0.01$: très forte présomption contre l'hypothèse nulle
- ightharpoonup 0.01 : forte présomption contre l'hypothèse nulle
- ightharpoonup 0.05 : faible présomption contre l'hypothèse nulle
- ightharpoonup 0.1 < p: pas de présomption contre l'hypothèse nulle

p-value

Elle représente la probabilité qui mesure le degré de certitude avec lequel il est possible d'invalider l'hypothèse nulle.

Des probabilités faibles permettent d'invalider l'hypothèse nulle avec plus de certitude.

En pratique

- $p \le 0.01$: très forte présomption contre l'hypothèse nulle
- lacksquare 0.01 : forte présomption contre l'hypothèse nulle
- lacksquare 0.05 : faible présomption contre l'hypothèse nulle
- ightharpoonup 0.1 < p: pas de présomption contre l'hypothèse nulle

Quelques exemples de tests

normalité H_0 : Les observations suivent une loi normale

- Test de Kolmogorov-Smirnov : ks.test(x, "pnorm", 0, 1)
- ► Test de Shapiro-Wilks : shapiro.test(x)

comparaison $\,H_0$: Les moyennes observées sont égales

- ► Test t de Student : t.test(v1, v2) (si v1 et v2 suivent des lois normales.)
- ► Test de Mann-Whitneya-Wilcoxon : wilcox.test(v1, v2) (sinon).

Plus d'exemples sur

https://fr.wikipedia.org/wiki/Test_(statistique)

Quelques exemples de tests

normalité H_0 : Les observations suivent une loi normale

- Test de Kolmogorov-Smirnov : ks.test(x, "pnorm", 0, 1)
- ► Test de Shapiro-Wilks : shapiro.test(x)

comparaison H_0 : Les moyennes observées sont égales

- ► Test t de Student : t.test(v1, v2) (si v1 et v2 suivent des lois normales.)
- ► Test de Mann-Whitneya-Wilcoxon : wilcox.test(v1, v2) (sinon).

```
Plus d'exemples sur :
https://fr.wikipedia.org/wiki/Test_(statistique)
```

Quelques exemples de tests

normalité H_0 : Les observations suivent une loi normale

- Test de Kolmogorov-Smirnov : ks.test(x, "pnorm", 0, 1)
- ► Test de Shapiro-Wilks : shapiro.test(x)

comparaison H_0 : Les moyennes observées sont égales

- ► Test t de Student : t.test(v1, v2) (si v1 et v2 suivent des lois normales.)
- ► Test de Mann-Whitneya-Wilcoxon : wilcox.test(v1, v2) (sinon).

Plus d'exemples sur :

https://fr.wikipedia.org/wiki/Test_(statistique)

Statistique descriptive univariée Bases de R Statistique descriptive multivariée Notions sur les tests statistiques

Statistique descriptive univariée
Bases de R
Statistique descriptive multivariée
Notions sur les tests statistiques

Merci!