

Rappels : Analyse Univariée et Bivariée

Paul Chapron ¹ & Yann Ménéroux ¹

2021-2022

¹IGN-ENSG-UGE

ENSG
Géomatique

ÉCOLE NATIONALE
DES SCIENCES
GÉOGRAPHIQUES

Introduction

Notions pour manipuler les **variables aléatoires**, et estimer certains descripteurs

- co-variance
- intervalle de confiance
- bootstrap
- ...

L'analyse **univariée** permet de **décrire la forme** et de **quantifier** les caractéristiques de la **répartition des valeurs** d'une variable.

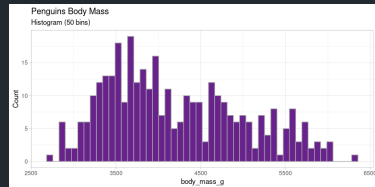
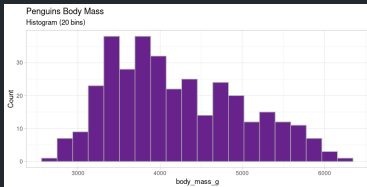
- Notion de distribution
- Visualisation (Histogramme, densité, boxplots, ...)
- Moments, Quantiles, CV

Analyse Univariée

Histogramme d'une variable

Représentation graphique des **effectifs** associés à des **classes de valeurs** d'une variable numérique

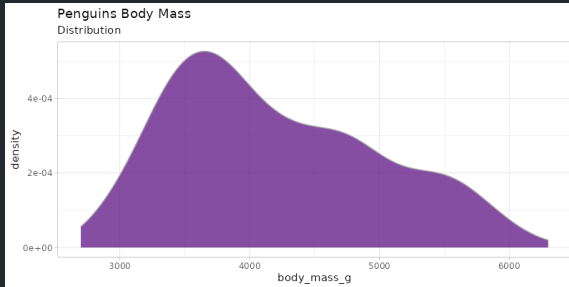
Le nombre de classes peut varier !



Synonymes: distribution empirique, distribution des fréquences, distribution statistique

Tableau ou graphique qui associe les (classes de) valeurs à leur fréquence d'apparition

≈ « Histogramme des fréquences en continu »

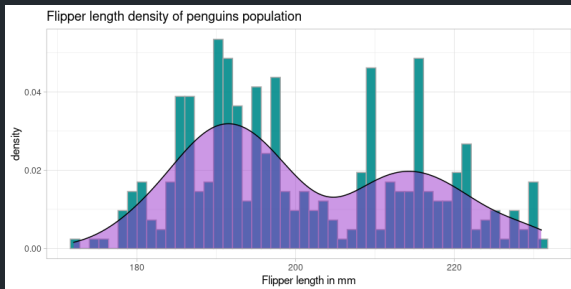


La distribution peut être définie comme une **fonction** qui donne la probabilité qu'un individu x pris au hasard ait la valeur V_x pour la variable V :

$$distribution(V) \equiv P(V = V_x), \forall V_x \in \Omega_V$$

Avec Ω_V l'ensemble des valeurs que peut prendre V : l'univers de V

Lorsque la variable prend des valeurs réelles, on parle de **densité de probabilité**, c'est pourquoi on retrouve ce terme "density" sur les axes des ordonnées dans les graphiques de distribution.



N.B. En toute rigueur, représenter une courbe de distribution de probabilité par dessus un histogramme est impropre : il faudrait deux graphiques distincts, ou au moins deux axes des ordonnées: un pour l'histogramme, représentant un effectif, l'autre pour la distribution, représentant une probabilité.

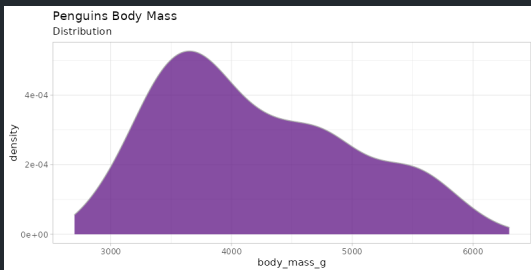
Parfois , les distributions empiriques ressemblent à celles de lois de probabilités connues.

→ on peut alors **modéliser** la variable par une variable aléatoire de loi fixée

→ les paramètres de cette loi doivent être déterminés (par **ajustement**).

La forme d'une distribution donne beaucoup d'informations :

- "pics" : valeurs les plus représentées dans la population
- présence de **valeurs extrêmes** : la courbe de la distribution est tirée à gauche ou à droite du graphique
- **symétrie** : les individus se répartissent équitablement de part et d'autre du pic
- **aplatissement** : la population est plus ou moins resserrée, ou autour de certaines valeurs
- ...



Décrire une distribution : mesures
de **tendance centrale**

La tendance centrale est **une** valeur qui **résume** une série de valeurs (quantitative)

- Moyenne
- Médiane
- Mode

$$\bar{x} = \frac{1}{n} \sum_{i=0}^n x_i$$

Avantages

Chaque valeur compte

Inconvénients

- sensibilité aux valeurs extrêmes
- pas de signification sur les valeurs discrètes (e.g. 2.5 enfants par foyer)

Pour y remédier (parfois):

→ exclure les outliers

→ utiliser un autre estimateur (médiane)

→ étudier la distribution des valeurs (e.g. cas bimodal) et opérer une classification

$$\bar{x}_{geom} = \sqrt[n]{\prod_{i=0}^n x_i}$$

Moins sensible que la moyenne classique aux valeurs extrêmes.

Le **mode** d'une variable est la valeur la plus **fréquente** (d'effectif maximum) d'une variable.

Avantages

- peu sensible aux valeurs extrêmes
- interprétation simple : cas le plus fréquent

Inconvénients

Ne dépend pas de toutes les observations (ce qui explique sa robustesse aux valeurs extrêmes)

Si la variable est quantitative et continue :

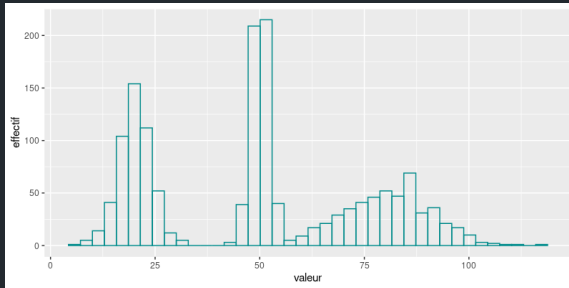
- découper l'étendue de la variable ($max - min$) en intervalle égaux
- compter les effectifs de chaque intervalle
- le mode est la moyenne des valeurs des bornes de l'intervalle de plus grand effectif.

(C'est exactement ce que fait un histogramme graphiquement !)

Par définition, le mode est unique, mais on peut appeler modes les valeurs des autres pics d'une distribution.

On parle de distribution **bi-modale** ou **tri-modale** lorsqu'une distribution présente deux ou trois pics.

Les **valeurs modales** d'une distribution sont les valeurs correspondant à ces pics.



La **médiane** est la valeur qui sépare une population en **deux** classes d'égale effectif.

C'est la valeur la plus proche de toutes les autres.

Avantages

- Souvent plus pertinente que la moyenne
- les valeurs extrêmes ne modifient pas sa valeur
- interprétation facile: un individu sur deux a une valeur inférieure (respectivement supérieure) à la médiane.

Inconvénients

Comme le mode, la médiane ne dépend pas de toutes les observations.

N.B. la robustesse de la médiane est bien utile dans le cas de distribution particulièrement asymétriques, où la moyenne est dégradée par les valeurs extrêmes, à droite (valeurs très élevées) ou à gauche (valeurs très faibles).

Que peut on dire d'une population dont la médiane est inférieure à la moyenne ?

Exemple : revenus mensuels en équivalent temps plein en France en 2016.

Revenu mensuel net moyen 2 238 €

Revenu mensuel net médian 1 789 €

source <https://www.insee.fr/fr/statistiques/4277680?sommaire=4318291>

Un salaire mensuel net équivalent temps plein de 2000€ est-il un bon salaire ?

- $2000\text{€} < \text{moyenne}$: on peut le considérer comme trop bas pour être «bon»
- $2000\text{€} > \text{médiane}$: supérieur à (au moins) la moitié des salaires du pays, on peut le considérer comme un «bon» salaire.

Double interprétation & «instinctivement» on imagine une dispersion symétrique, où la moyenne est proche de la médiane

Décrire une distribution : mesures de **dispersion**

La **dispersion** décrit la tendance des valeurs d'une variable à se disperser plus ou moins largement autour des valeurs des tendances centrales.

La **variance** est la somme des écarts carrés à la moyenne rapporté à l'effectif

$$var_X = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2$$

Avec :

- X une variable
- x_i les valeurs de la variables
- \bar{x} la moyenne de X
- n l'effectif

L'**écart type** est la racine carrée de la variance

$$\sigma_X = \sqrt{\text{var}_X}$$

Variance et écart-type sont sensibles aux valeurs extrêmes et toujours positifs.

Si $\text{var}_X = 0$ ou $\sigma_X = 0$, alors X est **constante**.

Un écart-type faible indique que les valeurs sont réparties de façon **homogène** autour de la moyenne.

La **médiane** sépare une population en **deux** classes d'égal effectif
Les **quantiles** séparent une population en **n** classes d'égal effectif.

Les **quartiles** d'une population selon une variable X sont trois valeurs, Q_1 , Q_2 , Q_3 qui séparent la population en **quatre** classes d'égale effectif.

- 25% des valeurs de X sont strictement inférieures à Q_1
- 50% des valeurs de X sont strictement inférieures à Q_2 (médiane)
- 75% des valeurs de X sont strictement inférieures à Q_3

Les déciles sont les 9 quantiles Q_1, Q_2, \dots, Q_9 qui séparent une population 10 classes d'égale effectif.

Écart inter-quartile: $Q_3 - Q_1$, capture 50% des valeurs de la population les plus proches de la médiane

Écart inter-décile: $Q_9 - Q_1$, capture 80% des valeurs de la population les plus proches de la médiane

Avantages

Peu sensibles aux distributions aplaties et aux valeurs extrêmes

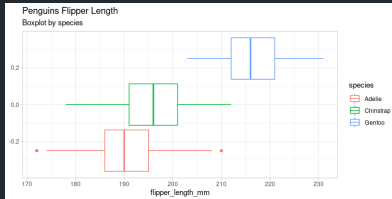
L'écart inter-quantile est plus robuste que l'écart-type

Inconvénients

Parfois délicat pour les variables quantitatives discrètes

Les écarts inter-quantiles négligent l'influence des valeurs extrêmes sur la distribution

Représentation courante de la dispersion d'une variable à l'aide de **quartiles**



- La **marque centrale** de la boîte est la **médiane**
- Les **bords** de la boîte sont les **quartiles Q_1 et Q_3**
- Les moustaches vont jusqu'à la plus grande (resp. la plus petite) valeur inférieure (resp. supérieure) à **1.5 fois l'écart interquartile**
- Les valeurs qui dépassent les moustaches sont affichées sous formes de points

Le **coefficient** de variation (CV) est une autre mesure de dispersion.

C'est le ratio entre l'écart-type σ_x et la moyenne \bar{x} d'une variable quantitative X .

$$CV(X) = \frac{\sigma_x}{\bar{x}}$$

Plus il est important , plus la dispersion est grande.

Plus il est proche de 0, plus les données sont homogènes.

Inconvénients similaires à ceux de \bar{x} et σ_x : sensibilité aux valeurs extrêmes.

Exemple : deux communes versent des aides aux entreprises locales, qu'on suppose distribuées suivant une loi normale.

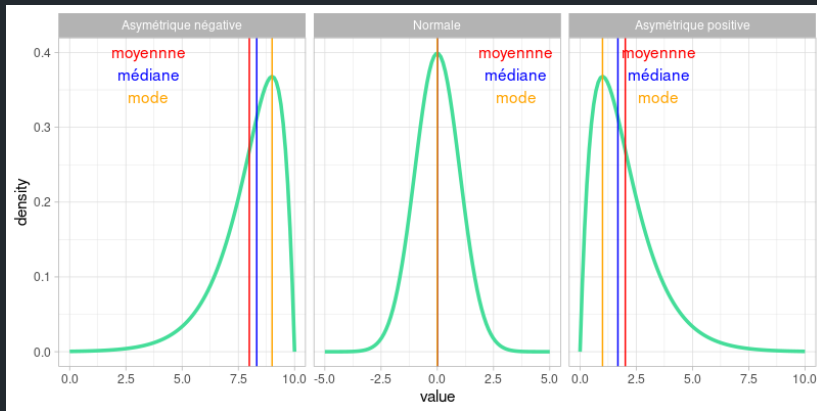
Commune A : moyenne = 390 euros, $\sigma = 30$ euros

Commune B : moyenne = 152 euros, $\sigma = 8$ euros

Pour quelle commune les aides sont les plus homogènes?

Décrire une distribution :
asymétrie et **aplatissement**

Asymétrie (ou skewness)



Deux moyens simples d'estimer l'asymétrie

$$C_1 = \frac{\bar{x} - mode(X)}{\sigma_x}$$

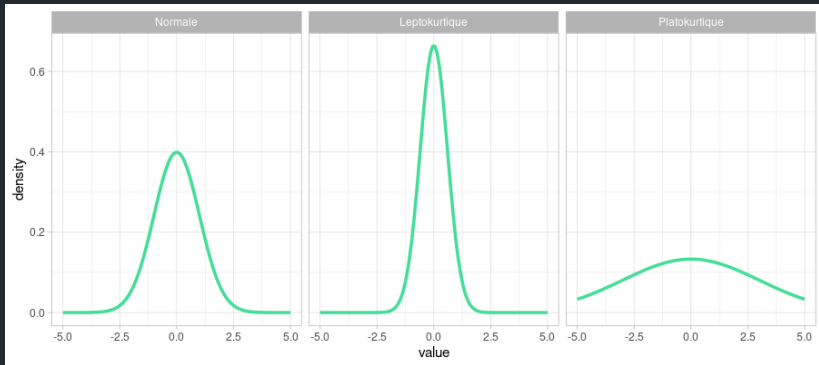
$$C_2 = \frac{3(\bar{x} - mediane(X))}{\sigma_x}$$

- coefficient **nul** : la distribution est **symétrique**
- coefficient **négatif** : la distribution est **déformée à gauche** de la médiane (sur-représentation de valeurs faibles, à gauche)
- coefficient **positif** : la distribution est **déformée à droite** de la médiane (sur-représentation de valeurs fortes, à droite)

Ce coefficient est le moment d'ordre 3 de la variable X (de moyenne μ et d'écart-type σ) **centrée réduite**

$$skewness' = \mathbb{E} \left[\left(\frac{X - \mu}{\sigma} \right)^3 \right] = \frac{\sum_{i=0}^n (x_i - \bar{x})^3}{n\sigma^3}$$

Interprétation similaire aux coefficients de Pearson



Courbe piquée: Peu de variation, distribution relativement homogène, beaucoup de valeurs égales ou proches de la moyenne.

Courbe aplatie: Variations importantes, distribution relativement hétérogène, beaucoup de valeurs s'éloignent de la moyenne.

$$K = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^4}{n\sigma^4}$$

Si la distribution est normale, $K = 3$

Si $K > 3$, la distribution est **plus aplatie**

Si $K < 3$, la distribution est **moins aplatie**

On normalise parfois en considérant $K' = K - 3$ (quantifie l'excès d'aplatissement)

Pour décrire une distribution :

- Tendance centrale
- Dispersion
- Asymétrie
- Aplatissement

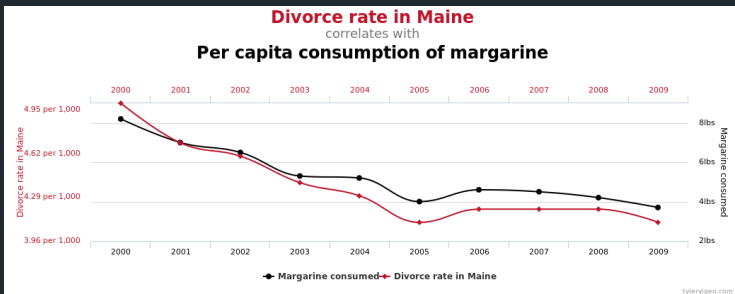
Analyse Bivariée

Étude de la relation entre **deux** variables :

- quantitatives : **corrélation, régression linéaire**
- qualitatives : test d'indépendance du «**Chi deux**» / χ^2

Pour le lien entre une variable quantitative et une variable qualitative, on fera simplement un graphique.

Une liaison, même très forte, entre deux variables, n'indique pas la causalité.



Erreur très courante , très tentante.

Données «spatiales»

Individus restreints spatialement (sélection spatiale)

Variables “géographique” (e.g. lieu de résidence) renseignées pour les individus

Prise en compte des distances → modèle(s) gravitaire(s) (hors programme)

Données localisées (hors programme pour nous)

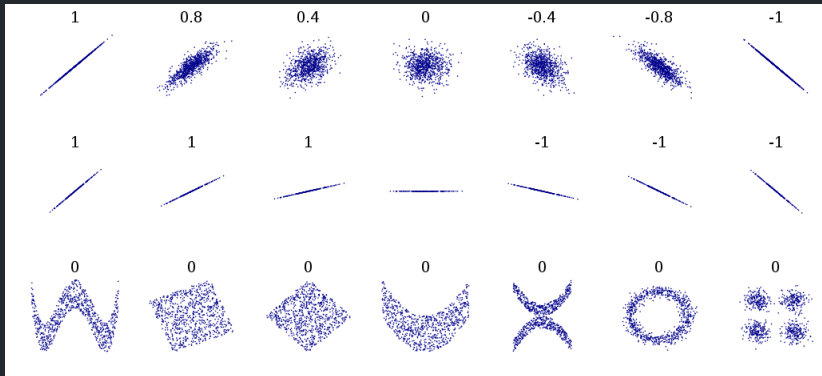
Auto-corrélation spatiale (Moran's I, Geary Index)

Geographically Weighted Regression (GWR) \approx régression linéaire avec prise en compte de la distance entre individus

Variogrammes

Corrélation

Toujours afficher les données, avant de faire quoi que ce soit.



La **corrélation** indique l'**intensité** du lien **linéaire** entre deux variables quantitatives.

$$\text{cor}(x, y) \in [-1; 1]$$

- $\text{cor}(x, y) \approx 0$: pas de relation (**linéaire**) entre les deux variables
- $\text{cor}(x, y) < 0$: les deux variables ont des sens de variations opposés
- $\text{cor}(x, y) > 0$: les deux variables varient conjointement
- $\text{cor}(x, y) = \pm 1$: variables parfaitement linéairement (anti-)corrélées, i.e. fonction affine l'une de l'autre.

$$r = \frac{\text{cov}(x, y)}{\sigma_x \sigma_y} = \frac{E[(x - E(x))(y - E(y))]}{\sigma_x \sigma_y}$$

Avec :

- r (parfois ρ) le coefficient de corrélation
- x et y deux variables quantitatives
- $E(x)$ l'espérance d'une variable x
- σ_x l'écart-type d'une variable x
- $\text{cov}(x, y)$ la covariance de deux variables x et y

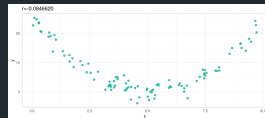
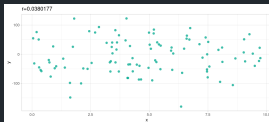
Deux variables indépendantes ont un coefficient de corrélation nul :

$$x \perp\!\!\!\perp y \implies \text{cor}(x, y) = 0$$

MAIS une corrélation nulle n'**implique pas** l'indépendance des variables !

$$\text{cor}(x, y) = 0 \not\Rightarrow x \perp\!\!\!\perp y$$

D'autres liaisons sont possibles :



Fonction `cor(x,y)` pour obtenir la valeur du coefficient,

Fonction `cor.test(x,y)` pour obtenir la **p-value** et l'**intervalle de confiance**.

Résultat :

```
##  
##   Pearson's product-moment correlation  
##  
## data:  iris$Petal.Length and iris$Petal.Width  
## t = 43.387, df = 148, p-value < 2.2e-16  
## alternative hypothesis: true correlation  
## is not equal to 0  
## 95 percent confidence interval:  
##  0.9490525 0.9729853  
## sample estimates:  
##           cor  
## 0.9628654
```

R donne le coefficient de Pearson par défaut, l'argument `method` de la fonction `cor()` permet de spécifier deux autres coefficients : Kendall et Spearman.

Fonction `cor()` appliquée à plusieurs variables de type `numeric`

e.g. `cor(iris[,1:4])`

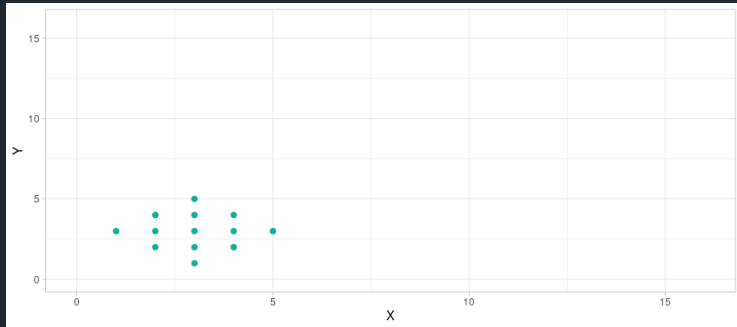
Résultat:

##	Sepal.Length	Sepal.Width	Petal.Length	Petal.Width
## Sepal.Length	1.0000000	-0.1175698	0.8717538	0.8179411
## Sepal.Width	-0.1175698	1.0000000	-0.4284401	-0.3661259
## Petal.Length	0.8717538	-0.4284401	1.0000000	0.9628654
## Petal.Width	0.8179411	-0.3661259	0.9628654	1.0000000

Présentation des corrélations entre les variables quantitatives d'un tableau, pour tous les couples de variables.

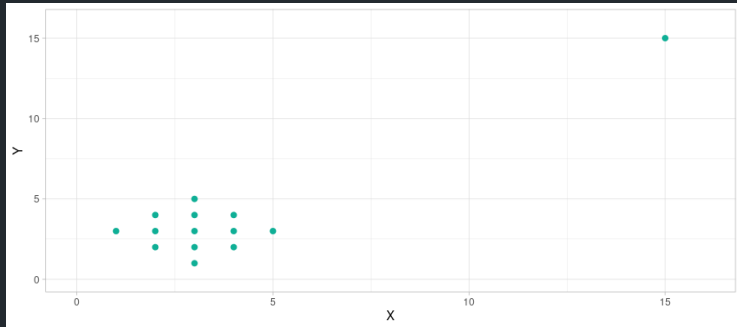
La matrice de corrélation est symétrique, et sa diagonale est constituée de 1.

```
X <- c(3,2,3,4,1,2,3,4,5,2,3,4,3)
Y <- c(1,2,2,2,3,3,3,3,3,4,4,4,5)
plot(X, Y, xlim = c(0,16), ylim= c(0,16))
```



```
>cor.test(X,Y)$estimate
## cor
## 0
```

```
X <- c(3,2,3,4,1,2,3,4,5,2,3,4,3,15)  
Y <- c(1,2,2,2,3,3,3,3,3,4,4,4,5,15)  
plot(X, Y, xlim = c(0,16), ylim= c(0,16))
```



```
>cor.test(X,Y)$estimate  
## cor  
## 0.9052224
```

Outlier : observation “anormale”, par ses valeurs extrêmes, comparées aux autres.

La corrélation (et la régression linéaire)) sont très sensibles aux outliers.

→ s'interroger sur la nécessité de nettoyer/filtrer les données et les conséquences

→ ne pas faire d'épuration brutale et aveugle

Quand les deux variables semblent corrélées , de façon **monotone** mais **non linéaire**,

→ utiliser le coefficient de **Spearman**, basé sur le **rang** des individus.

$$\rho_S = \frac{\text{cov}(rg_x, rg_y)}{\sigma_{rg_x} \sigma_{rg_y}}$$

Avec :

- rg_x le rang des individus selon la variable x (en cas d'ex-aequo on prend le rang moyen)
- $\text{cov}()$ la fonction de covariance
- σ_{rg_x} l'écart-type du rang rg_x

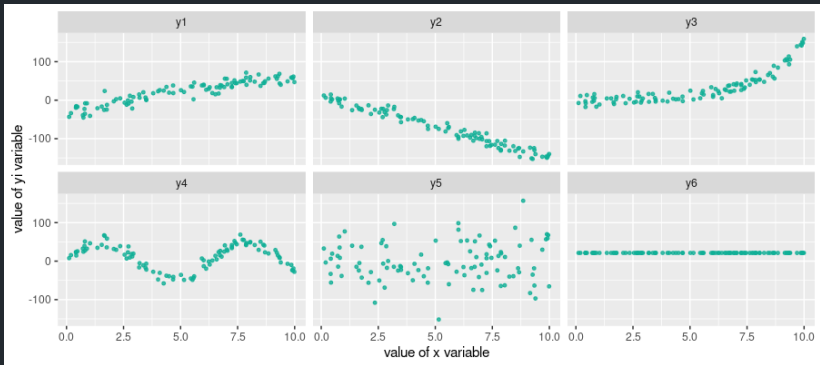
Régression linéaire

Rappel (encore): **Toujours** afficher les données, avant de faire quoi que ce soit.

Quand le nuage de points semble «suffisamment» linéaire , on peut tenter de décrire la relation statistique linéaire en proposant un **modèle** linéaire

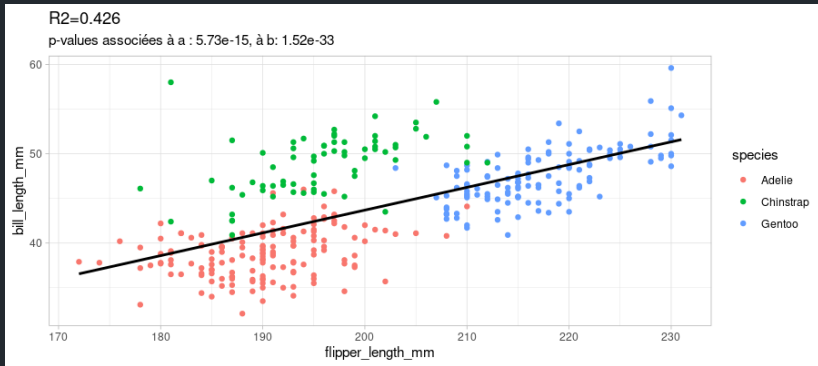
$$\hat{y} = \alpha x + \beta$$

Le modèle retenu doit passer **au mieux** (i.e. en minimisant une certaine erreur) dans le nuage de points.



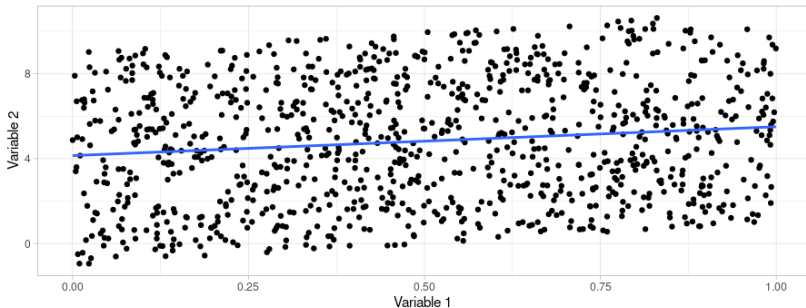
En pratique , les formes sont beaucoup moins régulières.

Exemple



$R^2=0.017$

p-values associées à a : $2.07e-05$, à b : $1.67e-93$



Si la forme du nuage de points s'y prête, On cherche la droite qui «passe au mieux» (=ajustée) dans le nuage de points de deux variables quantitatives V_1 et V_2 . On pourra alors quantifier :

- l'intensité du lien / de la dépendance : points proche de la droite ou non ?
- la forme de la dépendance : linéaire ou non ?
- le sens de la dépendance : nulle, positive ou négative ?

L'**équation** de la droite est un **modèle linéaire** de la relation statistique qui lie V_1 et V_2 ;

Ici le modèle est : $\hat{V}_2 = aV_1 + b$

Si le modèle est retenu, alors pour un individu i dont on connaît V_1 , on infère la valeur V_2 par le modèle : $\hat{V}_{2i} = aV_{1i} + b$

On dit aussi que V_1 **explique** V_2 , ou que le modèle **prédit** V_2 à partir de V_1 (on note les valeurs prédites \hat{V}_2)

La fonction `lm()` réalise une régression linéaire entre deux (ou plusieurs) vecteurs numériques de même taille.

```
result <- lm(penguins$flipper_length_mm ~ penguins$body_mass_g)
```

L'objet résultat comporte plusieurs attributs, notamment :

- `$coefficients` les coefficients du modèle linéaire
- `$residuals` les résidus

La fonction `summary()` sur l'objet synthétise les résultats

```
Call:
lm(formula = penguins$flipper_length_mm ~ penguins$body_mass_g)

Residuals:
    Min       1Q   Median       3Q      Max
-23.7626  -4.9138   0.9891   5.1166  16.6392

Coefficients:
              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept)  1.367e+02  1.997e+00  68.47  <2e-16 ***
penguins$body_mass_g 1.528e-02  4.668e-04  32.72  <2e-16 ***
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 6.913 on 340 degrees of freedom
(2 observations deleted due to missingness)
Multiple R-squared:  0.759,    Adjusted R-squared:  0.7583
F-statistic: 1071 on 1 and 340 DF,  p-value: < 2.2e-16
```


Qualité d'une regression

Il faut réunir deux conditions :

- des coefficients avec des **p-values** associées **faibles** (e.g. <0.05) \leftrightarrow «on a peu de chances de se tromper»
- un **R^2** élevé \leftrightarrow «le modèle prédit bien les observations»

Le **coefficient de détermination linéaire** , noté R^2 décrit la **qualité de prédiction** de la régression

Il est défini par :

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}$$

- $R^2 \in [0; 1]$
- Plus le R^2 est proche de 1, meilleure est la qualité.

$$R^2 \approx 1 - \frac{\text{residus}^2}{\text{variance de } y * n}$$

qu'on peut lire comme :

$$R^2 \approx 1 - (\text{erreur commise normalisée par la variation de la variable})$$

également :

$$R^2 = \frac{\sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - \bar{y})^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}$$

«la variation expliquée (numérateur) sur la variation totale (dénominateur)»

La p-value peut s'interpréter comme «la probabilité d'avoir un résultat de régression identique avec deux variables véritablement indépendantes»

La p-value est associée à la notion d'hypothèse nulle. Ici , l'hypothèse nulle H_0 est: «les deux séries sont indépendantes».

la p-value est grosso-modo le pourcentage de chances de se tromper en rejetant l'hypothèse nulle,

H_0 : «les deux variables sont indépendantes»

- **conserver** H_0 : considérer les deux variables comme **indépendantes**
- **rejeter** H_0 : considérer les deux variables comme **dépendantes**
i.e. ayant une relation statistique, un lien.

La regression est-elle bonne ?

```
Call:
lm(formula = penguins$flipper_length_mm ~ penguins$body_mass_g)

Residuals:
    Min       1Q   Median       3Q      Max
-23.7626  -4.9138   0.9891   5.1166  16.6392

Coefficients:
                Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept)    1.367e+02  1.997e+00  68.47   <2e-16 ***
penguins$body_mass_g 1.528e-02  4.668e-04  32.72   <2e-16 ***
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 6.913 on 340 degrees of freedom
(2 observations deleted due to missingness)
Multiple R-squared:  0.759,    Adjusted R-squared:  0.7583
F-statistic: 1071 on 1 and 340 DF,  p-value: < 2.2e-16
```

Quand "tout se passe bien" , les **résidus** ϵ_i doivent:

- être indépendants : covariance nulle ou très faible
 $cov(x_i, \epsilon_i) = 0$
- être distribués selon un loi normale de moyenne nulle
 $\epsilon \sim \mathcal{N}(0, \sigma_\epsilon)$
- être distribués de façon homogène (homoscédasticité), i.e. de variance constante $var(\epsilon_i) = \sigma_\epsilon^2$, indépendante de l'observation

1. Tracer le nuage de points
2. Existe-t-il une relation ?
3. Si oui , Est-elle de forme linéaire ?
 - 3.1 Si oui → faire une **régression linéaire**
 - 3.2 Si non, la liaison est-elle monotone ou de forme connue ?
 - 3.2.1 Si oui → Proposer un **modèle** e.g. polynomial
 - 3.2.2 Alternative: Réaliser un modèle **LOESS** avec prudence
(uniquement descriptif , aucun pouvoir de généralisation) cf le
blog de Lise Vaudor <http://perso.ens-lyon.fr/lise.vaudor/regression-loess/>

Linéariser des relations :

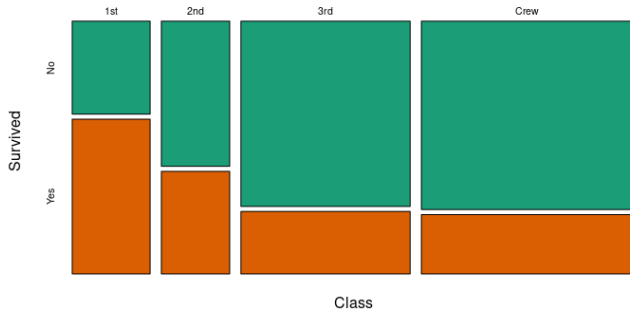
https://www.umr-lastig.fr/paul-chapron/resources/cours_site/bivariee.html#lineariser

Interprétation des caractéristiques des résidus avec R :

https://www.umr-lastig.fr/paul-chapron/resources/cours_site/bivariee.html#residuslm

Lien entre deux variables qualitatives

Pas de nuages de points, ni de droite de régression, mais on peut représenter la **table de contingence** (fonction `mosaicplot()` de R)



Le test d'indépendance du χ^2 mesure l'**écart**, la différence, entre deux distributions de variables **qualitatives**

Il répond à la question : « Existe-t-il un lien statistique entre deux séries de valeurs qualitatives ? »

(La réponse est de type OUI/NON , le χ^2 ne donne pas l'**intensité** du lien)

- Hypothèse nulle H_0 : les deux distributions sont indépendantes.
- «faire le test» permet de conserver ou de rejeter H_0

- On génère une **population théorique** à laquelle on va comparer la **population observée**.
- Cette distribution théorique reflète ce qui se passerait si on suppose que H_0 est vraie
- À l'issue de la comparaison, on pourra rejeter ou conserver H_0 .

La construction de cette distribution se fait à partir du **tableau de contingence**

C'est un tableau à double entrée qui croise deux **variables qualitatives**.

Dans une case on trouve l'**effectif** (= le nombre) des individus caractérisés par la conjonction des modalités en ligne et en colonnes.

Exemple sur des formes géométriques de couleurs :

	<i>blanc</i>	<i>noir</i>
<i>carré</i>	22	12
<i>rond</i>	10	30
<i>triangle</i>	26	5

Dans R : fonction `table()`.

On commence par sommer les effectifs selon les modalités (en ligne et en colonne)

	<i>blanc</i>	<i>noir</i>	total
<i>carré</i>	22	12	34
<i>rond</i>	10	30	40
<i>triangle</i>	26	5	31
total	58	47	105

On appelle les sommes en lignes et en colonnes **sommes marginales**, elles sont mises dans les "marges" du tableau.

En divisant par la taille de la population, on obtient les **fréquences observées**.

	<i>blanc</i>	<i>noir</i>	total
<i>carré</i>	0.20952381	0.11428571	0.3238095
<i>rond</i>	0.09523810	0.28571429	0.3809524
<i>triangle</i>	0.24761905	0.04761905	0.2952381
total	0.552381	0.447619	1

On obtient les **pourcentages de l'effectif** dans les cases du tableau. C'est également la **probabilité**, qu'un individu de la population **observée** soit caractérisé par les modalités en ligne et en colonne.

	<i>blanc</i>	<i>noir</i>	total
<i>carré</i>	0.20952381	0.11428571	0.3238095
<i>rond</i>	0.09523810	0.28571429	0.3809524
<i>triangle</i>	0.24761905	0.04761905	0.2952381
total	0.552381	0.447619	1

De la même façon, les **fréquences marginales** (marges divisées par la taille de la pop.), donnent la **probabilité** d'observer un individu de la modalité correspondant à la ligne ou à la colonne considérée.

Exemple : dans cette population , j'ai 29.5% de chances de tirer un triangle, et 55% de chances de tirer une pièce blanche.

Rappel :

Probabilité conjointe de deux évènements A et B **indépendants**

$$P(A \cap B) = P(A) \times P(B)$$

Si on suppose H_0 (l'indépendance des variables) , on obtient pour chaque couple de modalités, sa probabilité **théorique**, par le **produit des fréquences marginales**

Exemple : Si H_0 est vraie, la probabilité d'observer un triangle noir est donnée par:

$$P(\text{triangle} \cap \text{noir}) = P(\text{triangle}) \times P(\text{noir})$$

$$P(\text{triangle} \cap \text{noir}) = 0.447619 \times 0.2952381 = 0.1321542$$

La probabilité théorique d'observer un triangle noir est de 13,2%

On crée un **second tableau**, dont chaque case vaut le produit des fréquences marginales calculées sur le tableau des observations.

	<i>blanc</i>	<i>noir</i>	total
<i>carré</i>	0.1788662	0.1449433	0.3238095
<i>rond</i>	0.2104309	0.1705215	0.3809524
<i>triangle</i>	0.1630839	0.1321542	0.2952381
total	0.552381	0.447619	1

C'est le tableau des **fréquences théoriques**.

On l'obtient en multipliant les fréquences théoriques par la taille de la population observée (ici 105)

	<i>blanc</i>	<i>noir</i>
<i>carré</i>	18.78095	15.21905
<i>rond</i>	22.09524	17.90476
<i>triangle</i>	17.12381	13.87619

N.B. Il n'est pas nécessaire d'arrondir les effectifs théoriques

C'est la somme, pour chaque couple de modalités, des écarts carrés entre effectif observé et effectif théorique, divisés par l'effectif théorique.

Soient T^{obs} le tableau des effectifs observés, T^{theo} le tableau des effectifs théoriques,

$$\chi^2 = \sum_{i,j} \frac{(T_{i,j}^{obs} - T_{i,j}^{theo})^2}{T_{i,j}^{theo}}$$

Dans notre exemple : $\chi^2 = 26.30329$

on compare la valeur du χ^2 calculée avec la **valeur critique** qu'on trouve dans une **table de loi de Student**.

C'est un tableau à double entrée : une **valeur de quantile**, et un **degré de liberté**.

La valeur de quantile est le pourcentage d'erreur qu'on s'autorise.
On prend souvent **5%** : ou, en fonction des tables , la valeur $1-0.05$
 $= 0.95$

Le degré de liberté est obtenu en calculant la valeur
 $(nb_lignes - 1) * (nb_colonnes - 1)$.

Dans notre exemple , le degré de liberté est $2*1 = 2$

D'après le tableau de la loi de Student , la valeur critique pour un test avec 5% de chances de se tromper est un degré de liberté de 2 vaut 4.303.

Si la valeur calculée du χ^2 est **supérieure** à la valeur critique, on **rejette** H_0 .

Pour notre exemple: On rejette H_0 , i.e. les deux variables sont **dépendantes**, car $\chi^2 \approx 26 > 4.303$

Interprétation: «la forme est liée à la couleur dans cette population, nous pouvons l'affirmer avec un risque d'erreur de 5%»

1. Tableau de contingence
2. Sommes marginales
3. Calcul des fréquences observées
4. Calcul des fréquences théoriques
5. Tableau d'effectifs théoriques
6. Calcul de la valeur du test
7. Comparaison avec les valeurs de la table de Student

Fonction `chisq.test()`

R calcule pour nous une p-value du test de Student associé au χ^2
→ on utilise la p-value directement pour conserver ou non H_0 si elle est inférieur à la valeur de rejet désirée (e.g. 5%).

```
>chisq.test(penguins$species, penguins$island)
#
#      Pearson's Chi-squared test
#
#data:  penguins$species and penguins$island
#X-squared = 299.55, df = 4, p-value < 2.2e-16
```

Plusieurs attributs de l'objet résultat du test

```
#>mon_resultat <- chisq.test(X, Y)
```

- `mon_resultat$statistic` : la statistique du Chi2.
- `mon_resultat$parameter`: le nombre de degrés de libertés.
- `mon_resultat$p.value` : la p-value.
- `mon_resultat$observed`: la distribution observée
- `mon_resultat$expected` : la distribution théorique