Apprendre à réaliser une régression linéaire

Marie Vaugoyeau

17 December 2024

Table of contents

1	import des packages	1
2	Définition de la régression linéaire	2
3	Etude des résidus	3
4	Les points extrêmes	5
5	Les données	7
6	Réalisation d'une régression linéaire 6.1 1ère étape : Réalisation d'un nuage de points 6.2 2ème étape : Vérifier les limites d'utilisation de la régression 6.3 3ème étape : Création du modèle linéaire 6.4 4ème étape : Validation du modèle 6.5 5ème étape : Réalisation d'un graphique résumé	10 12 14
7	En savoir un peu plus sur moi	16

1 import des packages

library(tidyverse)

2 Définition de la régression linéaire

Objectif : Trouver une équation de type linéaire qui permet d'expliquer une variable réponse quantitative par une ou plusieurs variable(s) explicative(s).

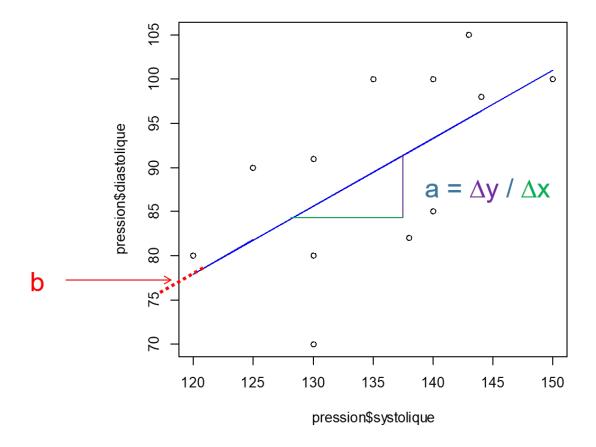
i Différence entre régression linéaire et modèle linéaire

Il n'y en a pas!

Certaines personnes parlent de modèle de régression linéaire.

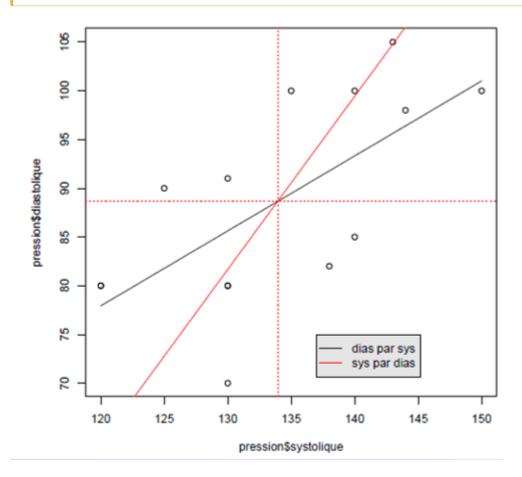
L'équation est de la forme :

$$Y = aX + b$$



Attention

La régression de Y en fonction de X n'est pas la même que la régression de X en fonction



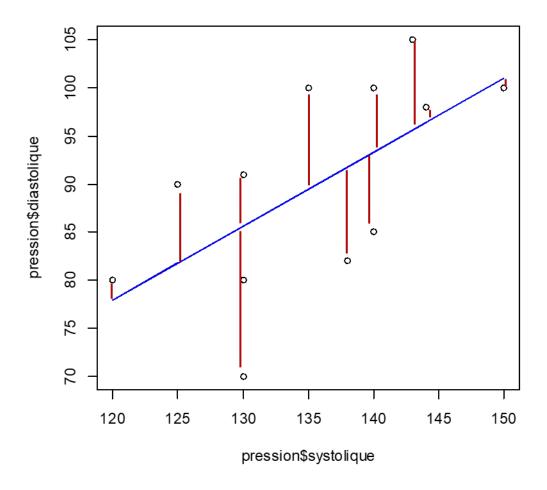
3 Etude des résidus

Pour ajuste la droite de régression, la méthode utilisée se base sur les résidus : la méthode des moindres carrées.

La somme du carré des résidus est calculée à chaque itération (création d'une nouvelle équation) et comparée aux autre. L'idée est d'avoir la plus petite somme des résidus possible.

i Les résidus

Un résidu est la différence entre la valeur observée et la valeur prédite par l'équation linéaire.



Les résidus doivent suivre une loi normale, vérifiable grâce à un graphique quantile-quantile (QQplot) ou le test de Shapiro-Wilk.

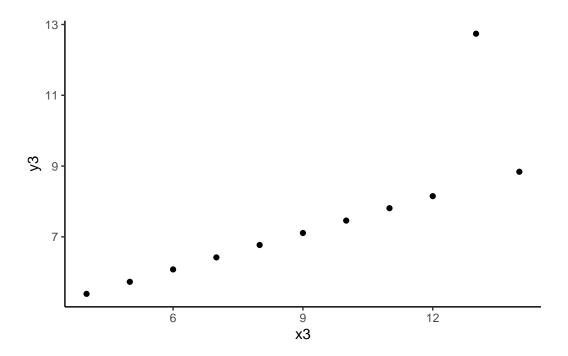
Plus d'information sur la loi normale dans cet article de blog.

4 Les points extrêmes

Il y a deux sortes d'extrêmes :

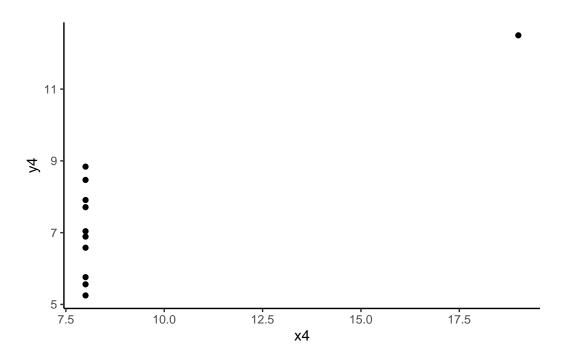
• Extrême sur Y : ordonnée très différente des autres points d'abscisse proche -> Point non consistant

```
anscombe |>
  ggplot() +
  aes(x = x3, y = y3) +
  geom_point() +
  theme_classic()
```



ullet Extrême sur X : abscisse nettement plus petite ou plus grande que celle des autres points -> Phénomène de levier

```
anscombe |>
  ggplot() +
  aes(x = x4, y = y4) +
  geom_point() +
  theme_classic()
```

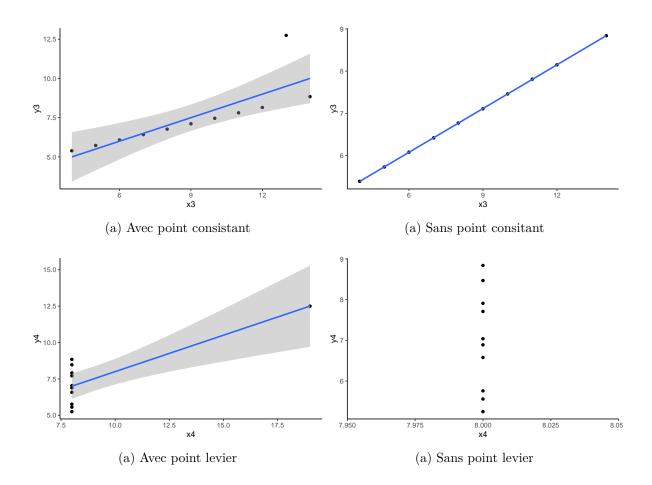


A Point influent

Dans les deux cas, un point est **influent** lorsque la régression pratiquée avec ou sans ce point conduit à des résultats très différents.

```
anscombe |>
 ggplot() +
 aes(x = x3, y = y3) +
 geom_point() +
 geom_smooth(method = "lm") +
 theme_classic()
anscombe |>
 filter(y3 < 10) |>
 ggplot() +
 aes(x = x3, y = y3) +
 geom_point() +
 geom_smooth(method = "lm") +
 theme_classic()
anscombe |>
 ggplot() +
 aes(x = x4, y = y4) +
 geom_point() +
 geom_smooth(method = "lm") +
```

```
theme_classic()
anscombe |>
  filter(x4 < 10) |>
  ggplot() +
  aes(x = x4, y = y4) +
  geom_point() +
  geom_smooth(method = "lm") +
  theme_classic()
```



5 Les données

Les données utilisées sont celles du jeu de données **iris**. Les longueurs et largeurs de sépales et pétales ont été mesurées sur 50 iris de 3 espèces, plus d'information sur la page d'aide help(iris).

summary(iris)

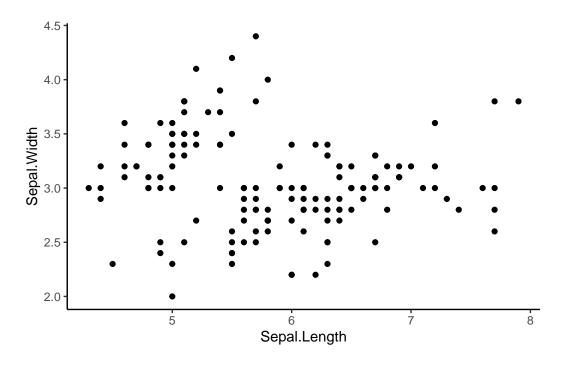
```
Sepal.Length
                 Sepal.Width
                                 Petal.Length
                                                 Petal.Width
Min. :4.300
                       :2.000
                                       :1.000
                                                       :0.100
                Min.
                                Min.
                                                Min.
1st Qu.:5.100
                1st Qu.:2.800
                                1st Qu.:1.600
                                                1st Qu.:0.300
Median :5.800
                Median :3.000
                                Median :4.350
                                                Median :1.300
Mean
       :5.843
                Mean
                       :3.057
                                Mean
                                       :3.758
                                                Mean
                                                       :1.199
3rd Qu.:6.400
                3rd Qu.:3.300
                                3rd Qu.:5.100
                                                3rd Qu.:1.800
                       :4.400
                                       :6.900
                                                       :2.500
Max.
      :7.900
                Max.
                                Max.
                                                Max.
      Species
          :50
setosa
versicolor:50
virginica:50
```

6 Réalisation d'une régression linéaire

6.1 1ère étape : Réalisation d'un nuage de points

La visualisation des données est une étape indispensable afin de **vérifier les données** et de **contrôler la linéarité** des données.

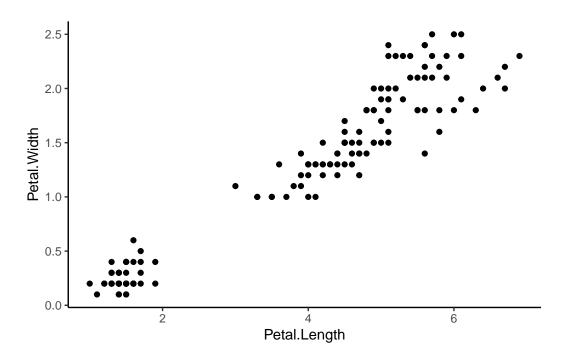
```
ggplot(iris) +
aes(x = Sepal.Length, y = Sepal.Width) +
geom_point() +
theme_classic()
```



Attention

Il ne faut pas réaliser de régression linéaire si graphiquement on ne distingue pas de relation linéaire entre les données.

```
ggplot(iris) +
  aes(x = Petal.Length, y = Petal.Width) +
  geom_point() +
  theme_classic()
```



6.2 2ème étape : Vérifier les limites d'utilisation de la régression

Les données doivent être indépendantes et suivre (ou être approximées par) des lois normales. Test de Shapiro-Wilk

```
shapiro.test(iris$Petal.Length)
```

Shapiro-Wilk normality test

data: iris\$Petal.Length
W = 0.87627, p-value = 7.412e-10

shapiro.test(iris\$Petal.Width)

Shapiro-Wilk normality test

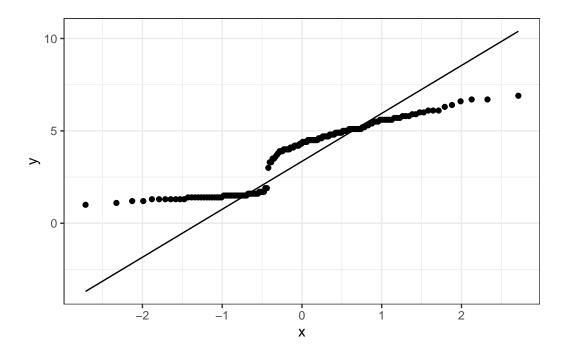
data: iris\$Petal.Width
W = 0.90183, p-value = 1.68e-08

Note

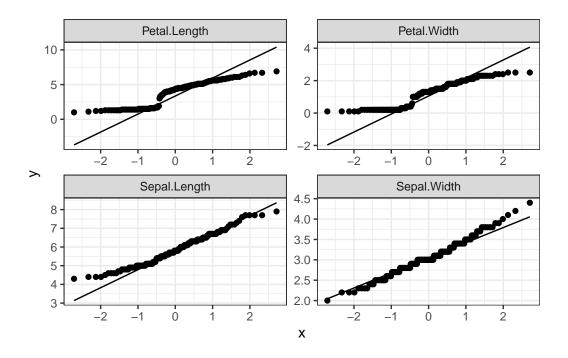
Les longueurs et largeurs de pétales ne suivent pas des lois normales.

Représentation graphique

```
iris |>
  ggplot() +
  aes(sample = Petal.Length) +
  geom_qq() +
  geom_qq_line() +
  theme_bw()
```



```
iris |>
  pivot_longer(
    cols = - Species
) |>
  ggplot() +
  aes(sample = value) +
  geom_qq() +
  geom_qq_line() +
  facet_wrap(~ name, scales = "free") +
  theme_bw()
```



Note

La régression linéaire est assez résistante à l'absence de normalité et il est possible de la faire ici en prenant en compte la loi des grands nombres.

6.3 3ème étape : Création du modèle linéaire

Plusieurs packages ont des fonctions qui permettent de réaliser un modèle linéaire.

Ici je vais rester sur la fonction lm() du package {stats} automatiquement chargé dans l'environnement.

Cette fonction prend comme premier argument la formula, c'est-à-dire la formule de type y ~ x et en deuxième argument data, le jeu de données utilisé.

```
modele_lineaire_petale <- lm(
  Petal.Width ~ Petal.Length,
  data = iris
)</pre>
```

Pour accéder aux coefficients, il y a plusieurs solutions :

• Rappeler le nom du modèle : Ne donne pas les statistiques de test

- Utiliser la fonction summary() du package {base}: Le plus complet mais attention s'il y a plusieurs variables explicatives, les coeffcients et statistiques de test appliqués sont de type I.
- Applique la fonction anova() du package {stats} : Permet d'afficher facilement le tableau des coefficients mais type I aussi
- Prendre la fonction Anova() du package {car} : Même chose que précédent mais type II (et même III s'il y a une intéraction)

```
modele_lineaire_petale
```

summary(modele_lineaire_petale)

```
Call:
lm(formula = Petal.Width ~ Petal.Length, data = iris)
Residuals:
    Min
               1Q
                   Median
                                3Q
                                        Max
-0.56515 -0.12358 -0.01898 0.13288 0.64272
Coefficients:
              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
                        0.039762 -9.131 4.7e-16 ***
(Intercept) -0.363076
Petal.Length 0.415755
                        0.009582 43.387 < 2e-16 ***
               0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
Signif. codes:
Residual standard error: 0.2065 on 148 degrees of freedom
Multiple R-squared: 0.9271,
                               Adjusted R-squared: 0.9266
F-statistic: 1882 on 1 and 148 DF, p-value: < 2.2e-16
```

anova(modele_lineaire_petale)

```
Analysis of Variance Table
Response: Petal.Width
              Df Sum Sq Mean Sq F value Pr(>F)
Petal.Length 1 80.26 80.260 1882.5 < 2.2e-16 ***
Residuals
            148
                 6.31
                          0.043
Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
car::Anova(modele_lineaire_petale)
Anova Table (Type II tests)
Response: Petal.Width
             Sum Sq Df F value
                                   Pr(>F)
Petal.Length 80.26 1 1882.5 < 2.2e-16 ***
Residuals
            6.31 148
Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
Pour voir la différence entre les deux anova il faut ajouter des variables.
La sortie summary() nous dit que le modèle est significatif (p-value: < 2.2e-16) mais il faut
```

La sortie summary() nous dit que le modèle est significatif (p-value: < 2.2e-16) mais il faut vérifier qu'il est valide.

6.4 4ème étape : Validation du modèle

Le modèle est accepté si les **résidus** suivent une loi normale.

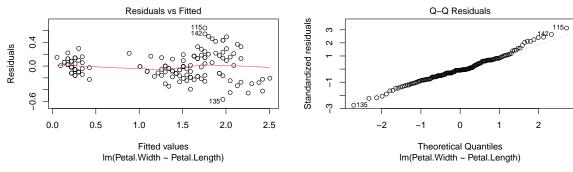
```
modele_lineaire_petale$residuals |>
    shapiro.test()
```

```
Shapiro-Wilk normality test
```

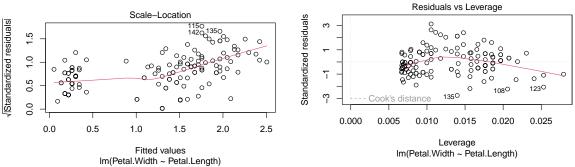
```
data: modele_lineaire_petale$residuals
W = 0.98378, p-value = 0.07504
```

Il est aussi bien de visualiser le modèle grâce à la fonction plot().

plot(modele_lineaire_petale)



(a) La courbe rouge doit être la plus proche de la(a) Les points doivent suivre la première diagonale droite en pointillée en pointillée



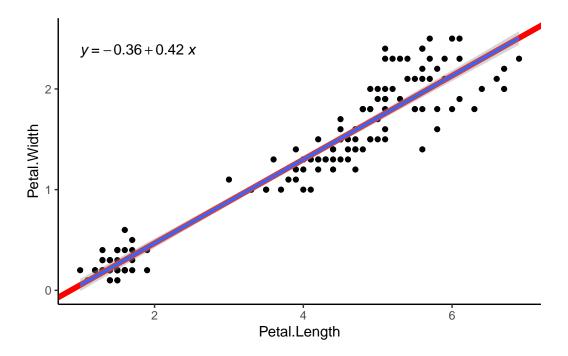
(a) la courbe rouge doit être la plus plate possible (a) la courbe rouge doit être proche de la droite horizontale en pointillée

6.5 5ème étape : Réalisation d'un graphique résumé

Le nuage de points avec une droite est la meilleur représentation.

```
ggplot(iris) +
  aes(x = Petal.Length, y = Petal.Width) +
 geom_point() +
 geom_abline(
    slope = modele_lineaire_petale$coefficients[[2]],
```

```
intercept = modele_lineaire_petale$coefficients[[1]],
  color = "red",
  linewidth = 2
) +
geom_smooth(method = "lm") +
ggpubr::stat_regline_equation() +
theme_classic()
```



7 En savoir un peu plus sur moi

Bonjour,

Je suis Marie Vaugoyeau et je suis disponible pour des **missions en freelance** d'**accompagnement à la formation** à R et à l'analyse de données et/ou en **programmation** (reprise de scripts, bonnes pratiques de codage, développement de package). Ayant un **bagage recherche en écologie**, j'ai accompagné plusieurs chercheuses en biologie dans leurs analyses de données mais je suis ouverte à d'autres domaines.

Vous pouvez retrouver mes offres ici.

En plus de mes missions de consulting je diffuse mes savoirs en ${\bf R}$ et analyse de données sur plusieurs plateformes :

- J'ai écrit un livre aux éditions ENI
- Tous les mois je fais un live sur Twitch pour parler d'un package de R, d'une analyse
- Je rédige une **newsletter** de manière irrégulière pour parler de mes **inspirations** et transmettre **des trucs et astuces sur R**. Pour s'y inscrire, c'est par là. J'ai aussi un **blog** sur lequel vous pourrez retrouver une version de cet article.

Pour en savoir encore un peu plus sur moi, il y a LinkedIn et pour retrouver tous ces liens et plus encore, c'est ici

N'hésitez pas à me contacter sur marie.vaugoyeau@gmail.com!

Bonne journée

Marie

