

Chapitre II

Régression linéaire multiple

Licence 3 MIA SHS - Université de Bordeaux

Marie Chavent

Un exemple

On cherche à **modéliser** la relation entre **poids des bébés à naissance** et **l'âge, le poids et le statut tabagique de la mère** durant la grossesse. On pose :

- y = poids de naissance en grammes (bwt),
- x_1 = âge de la mère (age),
- x_2 = poids de la mère en kilos (weight),
- x_3 = statut tabagique de la mère pendant la grossesse (smoke) codée 1=oui et 0=non.

On suppose que cette **relation est linéaire** de la forme :

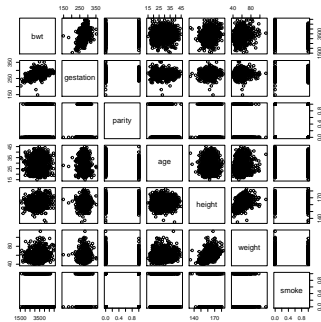
$$y = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \beta_3 x_3$$

- On veut **estimer** cette relation avec un **modèle de régression multiple**.
- On utilise un **échantillon** de $n = 1174$ naissances pour lesquelles le poids du bébé, l'âge, le poids et le statut tabagique de la mère, ont été mesurés.

```
load("poids.RData")
print(data[1:5,c("bwt", "age", "weight", "smoke")], digits=4)
```

```
##      bwt age weight smoke
## 1 3402  27  45.36    0
## 2 3203  33  61.23    0
## 3 3629  28  52.16    1
## 4 3062  23  56.70    1
## 5 3856  25  42.18    0
```

```
pairs(data) #diagrammes de dispersion
```



```
modele <- lm(bwt ~ age+weight+smoke, data=data)
modele$coefficients

## (Intercept)      age      weight      smoke
## 3050.56238  -0.91802   7.90266  -254.25425
```

1. Le modèle

On cherche à modéliser la relation entre **plus de 2 variables quantitatives**.

Un **modèle de régression linéaire multiple** est de la forme suivante :

$$y = \beta_0 + \sum_{j=1}^p \beta_j x_j + \varepsilon \quad (1)$$

où :

- y est la **variable à expliquer** (à valeurs dans \mathbb{R}) ;
- x_1, \dots, x_p sont les **variables explicatives** (à valeurs dans \mathbb{R}) ;
- ε est le **terme d'erreur aléatoire** du modèle ;
- $\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_p$ sont les paramètres à estimer.

Commentaires :

- La désignation "**multiple**" fait référence au fait qu'il y a plusieurs variables explicatives x_j pour expliquer y .
- La désignation "**linéaire**" correspond au fait que le modèle (1) est linéaire.

Pour n observations, on peut écrire le modèle de régression linéaire multiple sous la forme :

$$y_i = \beta_0 + \sum_{j=1}^p \beta_j x_{ij} + \varepsilon_i \quad \text{pour } i = 1, \dots, n. \quad (2)$$

Dans ce chapitre, on suppose que :

- ε_i est une variable *aléatoire*, non observée,
- x_{ij} est observé et *non aléatoire*,
- y_i est observé et *aléatoire*.

On fait les trois **hypothèses additionnelles** suivantes :

(A1) $\mathbb{E}[\varepsilon_i] = 0, \forall i = 1, \dots, n,$

ou de manière équivalente :

$$\mathbb{E}[y_i] = \beta_0 + \sum_{j=1}^p \beta_j x_{ij}, \forall i = 1, \dots, n.$$

Commentaire sur l'hypothèse (A1) : elle indique que **les erreurs sont centrées**

(A2) $\mathbb{V}(\varepsilon_i) = \sigma^2, \forall i = 1, \dots, n,$

ou de manière équivalente :

$$\mathbb{V}(y_i) = \sigma^2, \forall i = 1, \dots, n.$$

Commentaires sur l'hypothèse (A2) :

- On parle d'hypothèse d'**homoscédasticité** (\simeq homogénéité des variances).
- Cette variance σ^2 est un **paramètre du modèle qu'il faudra estimer**.

(A3) $\text{Cov}(\varepsilon_i, \varepsilon_{i'}) = 0, \forall i \neq i'$

ou de manière équivalente :

$$\text{Cov}(y_i, y_{i'}) = 0, \forall i \neq i'.$$

Commentaire sur l'hypothèse (A3) :

- Sous cette hypothèse, **les termes d'erreur ε_i sont non corrélés**.

On peut écrire **matriciellement** le modèle (2) de la manière suivante :

$$Y = X\beta + \epsilon \quad (3)$$

où

$$Y = \begin{pmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_n \end{pmatrix}, \quad X = \begin{pmatrix} 1 & x_{11} & \dots & x_{1p} \\ 1 & x_{21} & \dots & x_{2p} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ 1 & x_{n,1} & \dots & x_{np} \end{pmatrix}, \quad \beta = \begin{pmatrix} \beta_0 \\ \beta_1 \\ \vdots \\ \beta_p \end{pmatrix}, \quad \text{et} \quad \epsilon = \begin{pmatrix} \epsilon_1 \\ \epsilon_2 \\ \vdots \\ \epsilon_n \end{pmatrix}.$$

- Y désigne le vecteur à expliquer de taille n ,
- X la matrice explicative de taille $n \times (p + 1)$,
- ϵ le vecteur d'erreurs de taille n .

Exercice : Trouver X et Y pour les données sur les appartements.

Les **hypothèses** peuvent alors s'écrire sous forme matricielle :

$$(A1') \quad \mathbb{E}(\epsilon) = 0_n$$

ou de manière équivalente :

$$\mathbb{E}(Y) = X\beta \in \mathbb{R}^n.$$

$$(A2') \quad \mathbb{V}(\epsilon) = \sigma^2 I_n$$

ou de manière équivalente :

$$\mathbb{V}(Y) = \sigma^2 I_n.$$

Dans la suite de ce chapitre, on suppose que

$$n > (p + 1) \text{ et } \text{rang}(X) = p + 1$$

On a donc **plus d'observations que de variables** et il n'existe **pas de liaison linéaire entre les variables explicatives x_j** c'est à dire pas de multicollinéarité.

Remarque.

Il est important de bien faire la différence entre

- l'expression $\mathbb{E}(y_i) = \beta_0 + \sum_{j=1}^p \beta_j x_{ij}$ (qui désigne l'espérance d'une variable aléatoire scalaire), et l'expression $\mathbb{E}(Y) = X\beta$ (qui désigne l'espérance d'une variable aléatoire vectorielle) : on obtient dans un cas un scalaire, dans l'autre cas un vecteur de \mathbb{R}^n .
- l'expression $\mathbb{V}(y_i) = \sigma^2$ (qui désigne la variance d'une variable aléatoire scalaire), et l'expression $\mathbb{V}(Y) = \sigma^2 I_n$ (qui désigne la covariance d'une variable aléatoire vectorielle) : on obtient dans un cas un scalaire (σ^2), dans l'autre cas une matrice carrée ($\sigma^2 I_n$) de dimension $n \times n$.

2. Estimation des paramètres $\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_p$, et σ^2

A partir de l'échantillon (aléatoire) de n observations

$$\{(x_{i1}, \dots, x_{ip}, y_i), i = 1, \dots, n\},$$

on veut **estimer** les paramètres

$$\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_p \text{ et } \sigma^2.$$

- Pour estimer $\beta = (\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_p)$, on peut utiliser la **méthode des moindres carrés** qui ne nécessite pas d'hypothèse supplémentaire sur la distribution de ε_i , contrairement à la **méthode du maximum de vraisemblance** qui est fondée sur la **normalité** de ε_i .
- La méthode des moindres carrés **ne fournit pas** un estimateur de σ^2 .

Estimation de β par les moindres carrés

On cherche $\hat{\beta} \in \mathbb{R}^{p+1}$ qui minimise la somme des erreurs quadratiques

$$\varepsilon_i^2 = (y_i - \beta_0 - \beta_1 x_{i1} - \dots - \beta_p x_{ip})^2$$

On doit donc résoudre le problème d'optimisation suivant :

$$\hat{\beta} = \arg \min_{\beta \in \mathbb{R}^{p+1}} \sum_{i=1}^n [y_i - (\beta_0 + \sum_{j=1}^p \beta_j x_{ij})]^2. \quad (4)$$

Vocabulaire :

- $\hat{y}_i = \hat{\beta}_0 + \sum_{j=1}^p \hat{\beta}_j x_{ij}$ est appelé la **valeur prédite**.
- $\hat{\varepsilon}_i = y_i - \hat{y}_i$ est appelé le **résidu**.

En notant $x_i^T = (1, x_{i1}, \dots, x_{ip})$, la valeur prédite \hat{y}_i s'écrit

$$\hat{y}_i = x_i^T \hat{\beta}.$$

Résolution du problème d'optimisation

Le problème d'optimisation est :

$$\min_{\beta \in \mathbb{R}^{p+1}} F(\beta),$$

avec

$$\begin{aligned} F(\beta) &= \sum_{i=1}^n [y_i - (\beta_0 + \sum_{j=1}^p \beta_j x_{ij})]^2 \\ &= (Y - X\beta)^T (Y - X\beta) \\ &= Y^T Y - 2Y^T X\beta + \beta^T X^T X\beta \end{aligned}$$

Le **minimum** est atteint pour

$$\frac{\partial F(\beta)}{\partial \beta} = 0.$$

Rappels. Soient a et x deux vecteurs de dimension K , et soit A une matrice de dimension $K \times K$. On a :

$$\frac{\partial a^T x}{\partial x} = \frac{\partial x^T a}{\partial x} = a \quad \text{et} \quad \frac{\partial x^T A x}{\partial x} = 2Ax \quad \text{si } A \text{ est symétrique,}$$

Solution du problème d'optimisation

On en déduit après quelques manipulations :

$$\hat{\beta} = (X^T X)^{-1} X^T Y, \quad (5)$$

sous réserve que $X^T X$ soit inversible.

Commentaires

- Le minimum de F est égal à $\sum_{i=1}^n \hat{\varepsilon}_i^2$. Ce minimum est appelé la **somme des carrés des résidus** (SCR).
- La valeur prédite \hat{y}_i estime $\mathbb{E}[y_i] = \beta_0 + \sum_{j=1}^p \beta_j x_{ij}$ et non pas y_i . Une meilleure notation serait $\mathbb{E}[\hat{y}_i]$.
- Aucune des hypothèses n'a été utilisée ici pour obtenir $\hat{\beta}$.

Propriétés de $\hat{\beta}$

Sous les hypothèses (A1') et (A2'), on peut montrer que

- $\mathbb{E}[\hat{\beta}] = \beta$,
- $\mathbb{V}(\hat{\beta}) = \sigma^2 (X^T X)^{-1}$

Commentaires

- L'estimateur $\hat{\beta}$ est **sans biais**.
- Il est aussi **de variance minimale** parmi tous les estimateurs linéaires par rapport à Y sans biais (propriété dite de Gauss-Markov).

Estimation de σ^2

Le paramètre σ^2 est défini par

$$\sigma^2 = \mathbb{V}(\varepsilon_i) = \mathbb{V}(y_i) = \mathbb{E} [(y_i - \mathbb{E}[y_i])^2].$$

En prenant $\hat{y}_i = x_i^T \hat{\beta}$ comme estimateur de $\mathbb{E}[y_i]$, il apparaît naturel d'estimer σ^2 par

$$s^2 = \frac{1}{n - (p + 1)} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2 = \frac{\sum_{i=1}^n (\hat{\varepsilon}_i)^2}{n - p - 1} = \frac{SCR}{n - p - 1}.$$

Commentaires

- s^2 est un estimateur sans biais de σ^2
- La perte de $p + 1$ degrés de liberté dans l'expression de s^2 est le "coût" de l'estimation de $\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_p$ nécessaire pour obtenir les \hat{y}_i .

Sorties R des données poids de naissance

```
summary(modele)

##
## Call:
## lm(formula = bwt ~ age + weight + smoke, data = data)
##
## Residuals:
##   Min     1Q  Median     3Q    Max
## -1961  -308     11    309   1487
##
## Coefficients:
##              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## (Intercept) 3050.562    108.861   28.02 < 2e-16 ***
## age          -0.918      2.535   -0.36  0.72
## weight       7.903      1.568    5.04 5.4e-07 ***
## smoke       -254.254    29.939   -8.49 < 2e-16 ***
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## Residual standard error: 499 on 1170 degrees of freedom
## Multiple R-squared:  0.081, Adjusted R-squared:  0.0786
## F-statistic: 34.4 on 3 and 1170 DF, p-value: <2e-16
```


On veut maintenant **tester la nullité** des coefficients β_j du modèle de régression.

Pour faire ces tests, il est nécessaire de faire une **hypothèse supplémentaire** :

$$(A3)' \quad \epsilon \sim \mathcal{N}(0_n, \sigma^2 I_n)$$

ou de manière équivalente

$$Y \sim \mathcal{N}(X\beta, \sigma^2 I_n).$$

Commentaire. L'unique "nouveau" ici est la **normalité**.

Test de signification du modèle

Typiquement, on commence par tester :

$$\mathcal{H}_0 : "\beta_1 = \dots = \beta_p = 0" \text{ contre } \mathcal{H}_1 : "\exists j \in \{1, \dots, p\}, \beta_j \neq 0".$$

On utilise la **statistique** suivante :

$$F_n = \frac{\sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - \bar{y}_n)^2 / p}{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2 / (n - p - 1)} = \frac{SCE/p}{SCR/(n - p - 1)}$$

qui est distribuée **sous \mathcal{H}_0** selon une **loi de Fisher** à p et $n - p - 1$ degrés de libertés. On **rejette \mathcal{H}_0** avec un risque $0 \leq \alpha \leq 1$ si

$$F_n \geq f_{1-\alpha}(p, n - p - 1)$$

où $f_{1-\alpha}(p, n - p - 1)$ est le fractile d'ordre $1 - \alpha$ de la loi $F(p, n - p - 1)$.

On déduit alors des propriétés (a)-(c) que

$$\frac{\frac{\widehat{\beta}_j - \beta_j}{\sqrt{\sigma^2 c_{jj}}}}{\sqrt{\frac{(n-p-1)s^2}{\sigma^2}}}{n-p-1} = \frac{\widehat{\beta}_j - \beta_j}{s\sqrt{c_{jj}}} \sim T(n-p-1).$$

On utilisera donc la **statistique** suivante :

$$T_n = \frac{\widehat{\beta}_j - \beta_j}{s\sqrt{c_{jj}}},$$

qui est distribuée selon **une loi de Student** à $n - p - 1$ degrés de liberté.

Test de \mathcal{H}_0 contre \mathcal{H}_1

Sous l'hypothèse $\mathcal{H}_0 : \beta_j = 0$, on a

$$T_n = \frac{\widehat{\beta}_j}{s\sqrt{c_{jj}}} \sim T(n-p-1). \quad (6)$$

Pour une hypothèse alternative $\mathcal{H}_1 : \beta_j \neq 0$ bilatérale, on **rejette** \mathcal{H}_0 avec un risque $0 \leq \alpha \leq 1$ si

$$|t| \geq t_{1-\alpha/2}(n-p-1)$$

où t est la réalisation de T_n et $t_{1-\alpha/2}(n-p-1)$ est le fractile d'ordre $1 - \alpha/2$ de la loi $T(n-p-1)$.

Remarques.

Pour réaliser ce test, on peut également :

- regarder la **p-valeur** aussi appelée niveau de signification du test : si $p\text{-valeur} \leq \alpha$, on rejette \mathcal{H}_0 . Dans le cas d'un test bilatéral ($\mathcal{H}_1 : \beta_1 \neq 0$), on a :

$$p\text{-valeur} = \mathbb{P}(|T_n| > |t| / \mathcal{H}_0). \quad (7)$$

On **rejette** \mathcal{H}_0 si $p\text{-valeur} \leq \alpha$.

- construire l'**intervalle de confiance** de β_j :

$$[\hat{\beta}_j \pm t_{1-\alpha/2}(n-p-1)s\sqrt{c_{jj}}].$$

On **rejette** \mathcal{H}_0 si 0 n'appartient pas à cet intervalle.

Rejeter \mathcal{H}_0 signifie :

- que le coefficient β_j est **significativement non nul**,
- que β_j s'interprète comme le **taux d'accroissement moyen** de y en fonction d'une variation de x_j lorsque **tous les autres régresseurs** $x_1, \dots, x_{j-1}, x_{j+1}, \dots, x_p$ **restent fixés**.

Exemple des données poids de naissance.

```
summary(modele)$coefficients

##           Estimate Std. Error t value    Pr(>|t|)
## (Intercept) 3050.56238   108.8612 28.0225 1.2569e-132
## age         -0.91802     2.5353  -0.3621 7.1734e-01
## weight      7.90266     1.5675   5.0414 5.3511e-07
## smoke      -254.25425    29.9388  -8.4925 6.0621e-17

confint(modele)

##           2.5 %    97.5 %
## (Intercept) 2836.9775 3264.1473
## age         -5.8922   4.0562
## weight      4.8271   10.9782
## smoke      -312.9940 -195.5145
```

Contribution jointe d'un ensemble de régresseurs

On peut maintenant tester la nullité de $q \leq p$ paramètres :

$$\mathcal{H}_0 : "\beta_1 = \dots = \beta_q = 0" \quad \text{contre} \quad \mathcal{H}_1 : "\exists j \in \{1, \dots, q\}, \beta_j \neq 0".$$

Cela revient à comparer deux modèles :

- le **modèle complet** à p régresseurs (modèle 1) pour lequel on évalue la somme des carrés des résidus SCR_1 ,
- le **modèle réduit** à $p - q$ régresseurs (modèle 0) pour lequel on évalue la somme des carrés des résidus SCR_0 .

On peut montrer que sous \mathcal{H}_0 :

$$\frac{(SCR_0 - SCR_1)/q}{SCR_1/(n - p - 1)} \sim F(q, n - p - 1).$$

La zone de rejet associée à cette statistique de test est donc :

$$\mathcal{R} =]f_{1-\alpha}(q, n - p - 1), +\infty[.$$

Rejeter \mathcal{H}_0 signifie qu'au moins un des q coefficients est non nul.

Exemple des données poids de naissance.

```
modele0 <- lm(bwt~ smoke,data=data)
modele1 <- lm(bwt~ age+weight+smoke,data=data)
anova(modele0,modele1)

## Analysis of Variance Table
##
## Model 1: bwt ~ smoke
## Model 2: bwt ~ age + weight + smoke
##   Res.Df    RSS Df Sum of Sq   F Pr(>F)
## 1     1172 297411671
## 2     1170 291055628  2    6356043 12.8 3.2e-06 ***
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
```

On désire **prévoir** à l'aide du modèle la valeur de la variable y pour des observations futures $(x_{1,0}, \dots, x_{p,0})$ des p variables explicatives.

Posons

$$x_0 = (1, x_{1,0}, \dots, x_{p,0})^T \in \mathbb{R}^{p+1}$$

D'après le modèle on a :

$$y_0 = x_0^T \beta + \varepsilon_0,$$

et la prédiction est :

$$\hat{y}_0 = \mathbb{E}[y_0] = x_0^T \hat{\beta}.$$

L'erreur de prédiction est définie par $\hat{y}_0 - y_0$ et on peut montrer que sous les hypothèses du modèle (incluant l'hypothèse de normalité), on a :

$$\hat{y}_0 - y_0 \sim \mathcal{N}\left(0, \sigma^2 \left(1 + x_0^T (X^T X)^{-1} x_0\right)\right). \quad (8)$$

On en déduit que :

$$\frac{y_0 - \hat{y}_0}{\sigma \sqrt{1 + x_0^T (X^T X)^{-1} x_0}} \sim \mathcal{N}(0, 1).$$

On peut montrer que :

$$\frac{y_0 - \hat{y}_0}{s \sqrt{1 + x_0^T (X^T X)^{-1} x_0}} \sim T(n - p - 1).$$

On utilise ce résultat pour construire un **intervalle de prédiction** pour y_0 , c'est à dire l'intervalle $[A, B]$ tel que

$$\mathbb{P}(A \leq y_0 \leq B) = 1 - \alpha.$$

Ici, y_0 est une variable aléatoire et non pas un paramètre. L'intervalle de prédiction est donc un **intervalle dans lequel une future observation y_0 va tomber avec une certaine probabilité** (différent d'un intervalle de confiance).

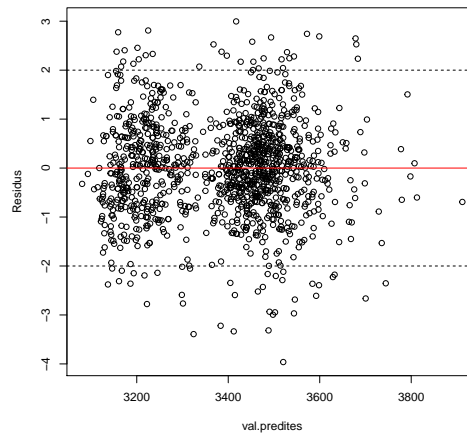
3. Analyse des résidus

Exemple des données poids de naissance.

```
#On calcule les residus studentises
residus=rstudent(modele)

#On calcule les valeurs predites
val.predites <- predict(modele)

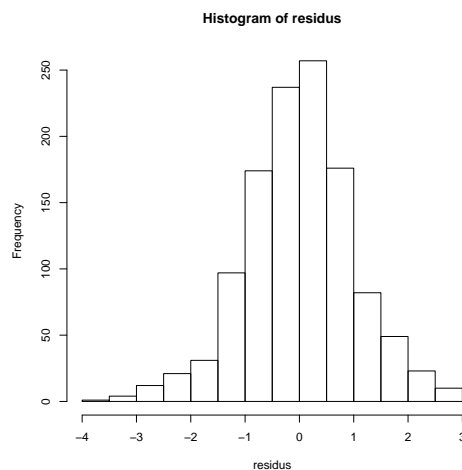
#Graphique predictions-residus
plot(val.predites ,residus, xlab="val.predites", ylab="Residus")
abline(h=c(-2,0,2), lty=c(2,1,2), col=c(1,2,1))
```



```
#normalité des residus
shapiro.test(residus)

##
## Shapiro-Wilk normality test
##
## data: residus
## W = 0.993, p-value = 0.000022

hist(residus)
```



Il s'agit maintenant de **sélectionner** parmi les p variables explicatives, les $q \leq p$ variables qui donnent le "meilleur" modèle pour prédire y .

Il faut donc :

- un **critère** de qualité d'un modèle afin de comparer deux modèles n'ayant pas nécessairement le même nombre de variables explicatives.
- une **procédure** qui permet de choisir parmi tous les modèles, le meilleur au sens de ce critère. On parle de procédure de choix de modèle.

Un problème de complexité :

- Le nombre de modèles à considérer est $\sum_{q=1}^p C_p^q = 2^p - 1$. Ce nombre **croît exponentiellement avec p** . Par exemple, si $p = 30$, on devrait considérer $2^{30} = 10^9$ modèles...
- En pratique, on utilise donc des heuristiques dont les plus simples sont les **procédures pas à pas** ascendante ou descendante.

Les critères R^2 et R^2 ajusté

- Le coefficient $R^2 = 1 - \frac{SCR}{SCT}$
 - mesure l'ajustement du modèle aux données,
 - augmente lorsque le nombre de variables incluses dans le modèle augmente,
 - permet de **comparer** des modèles ayant le **même nombre de variables**.
- Le coefficient $R_{ajuste}^2 = 1 - \frac{SCR/(n-p-1)}{SCT/(n-1)}$
 - estime le $R_{population}^2 = 1 - \frac{V(\varepsilon)}{V(Y)} = 1 - \frac{\sigma^2}{\sigma_Y^2}$,
 - n'augmente pas forcément lorsque le nombre de variables introduites dans le modèle augmente,
 - permet de **comparer** des modèles ayant un **nombre de variables différent**.

Les critères AIC et BIC.

Ce sont deux critères de vraisemblance pénalisés définis par :

- $AIC = -2\ln(L) + 2k$: Akaike Information Criterion
- $BIC = -2\ln(L) + k\ln(n)$: Bayesian Information Criterion

où L est la **vraisemblance maximisée** et k est le **nombre de paramètres libres du modèle**.

En **régression multiple** :

- il y a $q + 2$ paramètres $\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_q, \sigma$ et une equation donc $k = q + 1$ paramètres libres.
- la vraisemblance est définie comme la densité conjointe des y_i et son expression est

$$L(\beta, \sigma^2) = \frac{1}{(2\pi\sigma^2)^{n/2}} \exp\left(-\frac{1}{2\sigma^2}(Y - X\beta)^T(Y - X\beta)\right)$$

Les estimateurs du maximum de vraisemblance sont $\tilde{\beta} = (X^T X)^{-1} X^T Y$ et $\tilde{\sigma}^2 = \frac{SCR}{n}$. La **vraisemblance maximisée** est $L = L(\tilde{\beta}, \tilde{\sigma}^2)$ et on obtient :

$$-2\ln(L) = n(\ln(2\pi\tilde{\sigma}^2) + 1)$$

Navigation icons: back, forward, search, etc.

Ecriture simplifiée en régression multiple.

$$AIC = n \ln(SCR) + 2k + cste$$

$$BIC = n \ln(SCR) + k \ln(n) + cste$$

Ces critères doivent être **minimisés** dans une procédure de choix de modèle.

Navigation icons: back, forward, search, etc.

Procédure pas à pas ascendante (forward stepwise).

- On part du modèle nul sans variable.
- On effectue p régressions linéaires simples et on sélectionne le modèle qui minimise le critère AIC .
- On effectue $p - 1$ régressions linéaires avec 2 variables explicatives et on sélectionne le modèle qui minimise le critère AIC .
- On recommence jusqu'à ce que le critère AIC ne diminue plus.

Procédure pas à pas descendante (backward stepwise).

On part cette fois du modèle complet à p variables explicatives et on supprime pas à pas les variables. Le test d'arrêt et le critère sont les mêmes que pour la procédure ascendante.

Exemple des données poids de naissance.

```
full <- lm(bwt ~ gestation + age + weight + smoke, data=data)
null <- lm(bwt ~ 1, data=data)
back <- step(full, direction="backward")

## Start: AIC=14379
## bwt ~ gestation + age + weight + smoke
##
##           Df Sum of Sq      RSS   AIC
## - age      1     60465 242763748 14377
## <none>                                242703282 14379
## - weight   1    5352463 248055745 14402
## - smoke    1   14379595 257082877 14444
## - gestation 1  48352346 291055628 14590
##
## Step: AIC=14377
## bwt ~ gestation + weight + smoke
##
##           Df Sum of Sq      RSS   AIC
## <none>                                242763748 14377
## - weight   1    5637978 248401726 14402
## - smoke    1   14556053 257319800 14443
## - gestation 1  48324498 291088245 14588

formula(back)

## bwt ~ gestation + weight + smoke
```

```

forw <- step(null, scope=list(lower=null,upper=full), direction="forward", trace = 1)

## Start: AIC=14683
## bwt ~ 1
##
##           Df Sum of Sq      RSS   AIC
## + gestation  1  52601391 264100599 14472
## + smoke      1  19290318 297411671 14611
## + weight     1   7699680 309002310 14656
## <none>                316701990 14683
## + age        1   230584 316471406 14684
##
## Step: AIC=14472
## bwt ~ gestation
##
##           Df Sum of Sq      RSS   AIC
## + smoke      1 15698873 248401726 14402
## + weight     1   6780798 257319800 14443
## + age        1    754996 263345603 14471
## <none>                264100599 14472
##
## Step: AIC=14402
## bwt ~ gestation + smoke
##
##           Df Sum of Sq      RSS   AIC
## + weight     1   5637978 242763748 14377
## <none>                248401726 14402
## + age        1    345981 248055745 14402
##
## Step: AIC=14377
## bwt ~ gestation + smoke + weight
##
##           Df Sum of Sq      RSS   AIC
## <none>                242763748 14377
## + age        1    60465 242703282 14379

```



```

formula(forw)

## bwt ~ gestation + smoke + weight

summary(lm(forw,data=data)) # idem forw

##
## Call:
## lm(formula = forw, data = data)
##
## Residuals:
##      Min       1Q   Median       3Q      Max
## -1471.9  -305.0   -7.9    276.2  1455.9
##
## Coefficients:
##              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## (Intercept) -499.702    246.393   -2.03   0.043 *
## gestation    12.703     0.832   15.26 < 2e-16 ***
## smoke       -229.004    27.341  -8.38 < 2e-16 ***
## weight        7.386     1.417    5.21 2.2e-07 ***
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## Residual standard error: 456 on 1170 degrees of freedom
## Multiple R-squared:  0.233, Adjusted R-squared:  0.231
## F-statistic: 119 on 3 and 1170 DF, p-value: <2e-16

```