

Capítulo 2

Modelo Linear

Modelação Estatística

Objectivo (informal): Descrever a **relação de fundo** entre

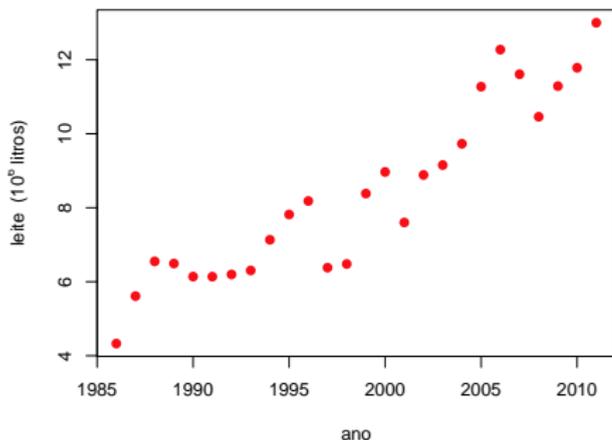
- uma **variável resposta** (ou **dependente**) y ; e
- uma ou mais **variáveis explicativas** (**variáveis preditoras** ou **independentes**), x_1, x_2, \dots, x_p .

A identificação da relação de fundo é feita com base em n observações do conjunto de variáveis envolvidas na relação.

Vamos considerar **três exemplos**, todos com um único preditor.

Exemplo 1

Produção de leite de cabra em Portugal (y , em 10^6 litros) (INE)
vs. Anos (x , de 1986 a 2011) $n = 26$ pares de valores, $\{(x_i, y_i)\}_{i=1}^{26}$

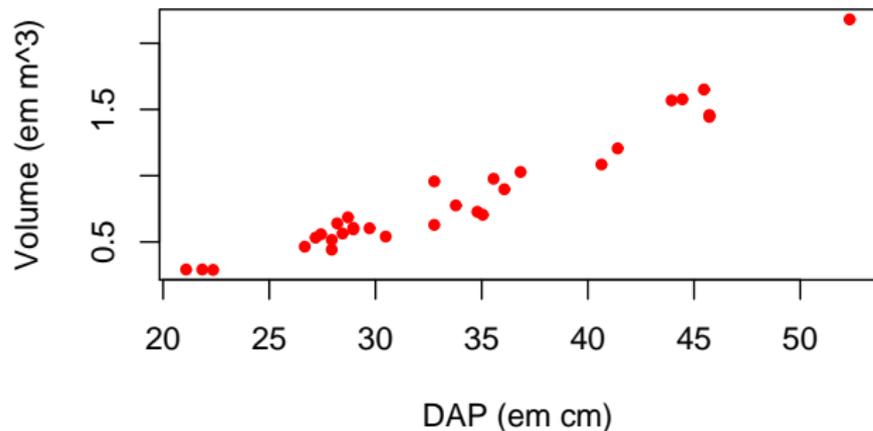


A tendência de fundo é aproximadamente **linear**.

Qual a “melhor” equação de recta, $y = b_0 + b_1 x$, para descrever as n observações (e qual o critério de “melhor”)?

Exemplo 2 - relação linear

DAP (Diâmetro à altura do peito, variável x) e Volume de troncos (y) de cerejeiras. $n = 31$ pares de medições: $\{(x_i, y_i)\}_{i=1}^{31}$.

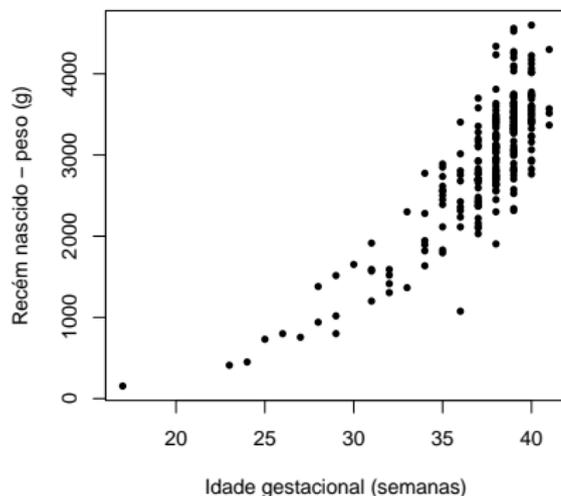


A **tendência de fundo** é **aproximadamente linear**. Mas os $n = 31$ pares de observações são apenas uma **amostra aleatória** duma população mais vasta. O que se pode dizer sobre a **recta populacional** $y = \beta_0 + \beta_1 x$?

Exemplo 3 - Uma relação não linear

$n = 251$ pares de observações

Idade gestacional (x) e peso de bebé recém-nascido y , $\{(x_i, y_i)\}_{i=1}^{251}$.



A tendência de fundo é **não-linear**: $y = f(x)$.

Exemplo 3 (cont.)

Neste caso, há uma questão adicional:

- Qual a **forma da relação** (qual a natureza da função f)?
 - ▶ f exponencial ($y = c e^{dx}$)?
 - ▶ f função potência ($y = c x^d$)?

Além das perguntas análogas ao caso linear:

- Como determinar os “melhores” **parâmetros c e d** ?
- E, se os dados forem amostra aleatória, **o que se pode dizer sobre os respectivos parâmetros populacionais?**

Quatro ideias prévias sobre modelação

- Todos os modelos são apenas **aproximações** da realidade. Uns são melhores que outros.
- O **princípio da parcimónia** na modelação: de entre os modelos considerados **adequados**, é preferível o **mais simples**.
- Os modelos **estatísticos** apenas descrevem **tendência de fundo**: há **variação** das observações em torno da tendência de fundo.
- Num modelo estatístico **não há necessariamente uma relação de causa e efeito entre variável resposta e preditores**. Há apenas **associação**. A eventual existência de uma relação de causa e efeito só pode ser justificada por argumentos extra-estatísticos.

O Modelo Linear

- O **Modelo Linear** é um **caso particular** de modelação estatística;
- **engloba um grande número de modelos específicos**:
Regressão Linear (Simples e Múltipla) , Regressão Polinomial,
Análise de Variância, Análise de Covariância;
- é o **mais completo e bem estudado tipo de modelo**;
- serve de **base para numerosas generalizações**
(Regressão não linear, Modelos Lineares Generalizados, Modelos Lineares Mistos, etc.).

Revisão: Reg. Linear Simples - contexto descritivo

Estudado na disciplina de Estatística (1os. ciclos do ISA),

- apenas como regressão linear **simples**
- apenas no contexto **descritivo**

n pares de observações $\{(x_i, y_i)\}_{i=1}^n$ com relação linear de fundo?

\implies Recta de Regressão é $y = b_0 + b_1 x$

com

$$b_1 = \text{cov}_{xy} / s_x^2$$

$$b_0 = \bar{y} - b_1 \bar{x}$$

sendo

$$\bar{x} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i \quad \bar{y} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n y_i \quad s_x^2 = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 \quad \text{cov}_{xy} = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y}).$$

Revisão: Reg. Linear Simples descritiva (cont.)

Como se chegou à equação da recta?

Critério: Minimizar a soma de quadrados dos resíduos

Os **resíduos** são distâncias **na vertical** entre pontos e recta ajustada:

$$e_i = y_i - \hat{y}_i = y_i - (b_0 + b_1 x_i),$$

sendo $\hat{y}_i = b_0 + b_1 x_i$ os “y ajustados pela recta”

Soma de Quadrados dos Resíduos:

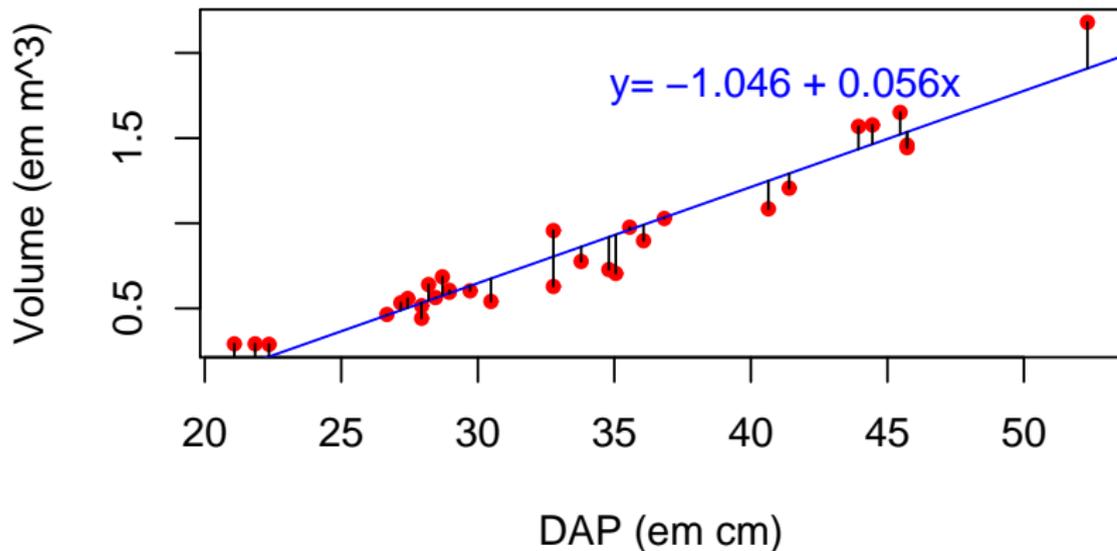
$$SQRE = \sum_{i=1}^n e_i^2 = \sum_{i=1}^n [y_i - (b_0 + b_1 x_i)]^2.$$

Critério: Determinar b_0 e b_1 que minimizam $SQRE$.

Regressão Linear Simples - contexto descritivo

$n = 31$ pares de medições

DAP (x) e Volume de troncos (y) de cerejeiras, $\{(x_i, y_i)\}_{i=1}^{31}$.



Regressão Linear Simples - contexto descritivo

Critérios de ajustamento diferentes dão rectas diferentes.

Em vez de distâncias na vertical,

- distâncias na perpendicular?
- distâncias na horizontal?

Em vez de soma de quadrados de distâncias,

- soma das distâncias (valor absoluto dos resíduos)?
- outro critério qualquer?

Regressão Linear Simples - contexto descritivo

O critério de minimizar Soma de Quadrados dos Resíduos tem, subjacente, um pressuposto:

O papel das 2 variáveis, x e y , não é simétrico.

y – **variável resposta** (“dependente”)

- é a **variável que se deseja modelar**, prever a partir da variável x .

x – **variável preditora** (“independente”)

- é a variável que se admite conhecida, e com base na qual se pretende tirar conclusões sobre y .

Regressão Linear Simples - contexto descritivo

O i -ésimo resíduo

$$e_i = y_i - \hat{y}_i$$

é o desvio (com sinal) da observação y_i face à sua previsão a partir da recta.

O critério de minimizar a soma de quadrados dos resíduos corresponde a minimizar a soma de quadrados dos “erros de previsão”.

O critério tem subjacente a preocupação de **prever o melhor possível a variável y** , a partir da sua relação com o preditor x .

Regressão Linear Simples - contexto descritivo

Algumas quantidades importantes na RLS descritiva
(ver Exercício 5 RLS):

$$\text{SQ Total (SQT)} \quad \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2 = (n-1)s_y^2$$
$$\text{SQ Regressão (SQR)} \quad \sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - \bar{y})^2 = (n-1)s_{\hat{y}}^2$$

Nota: \bar{y} é simultaneamente a média dos y_i observados e dos \hat{y}_i ajustados (ver Exercício 5).

$$\text{SQ Resíduos (SQRE)} \quad \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2 = \sum_{i=1}^n e_i^2 = (n-1)s_e^2$$

Nota: $\bar{e} = 0$, ou seja, a média dos resíduos e_i é nula (ver Exercício 5).

RLS - contexto descritivo (cont.)

Prova-se (ver Ex.5) a seguinte **Fórmula Fundamental**:

$$SQT = SQR + SQRE \quad \Leftrightarrow \quad s_y^2 = s_{\hat{y}}^2 + s_e^2$$

Papel crucial é desempenhado pelo **Coeficiente de Determinação**:

$$R^2 = \frac{SQR}{SQT} = \frac{s_{\hat{y}}^2}{s_y^2} \in [0, 1]$$

R^2 mede a **proporção da variabilidade total da variável resposta Y que é explicada pela regressão**.

Recordar que, numa **regressão linear simples**, R^2 é o quadrado do **coeficiente de correlação** entre preditor e variável resposta:

$$R^2 = r_{xy}^2 = \left(\frac{COV_{xy}}{S_x S_y} \right)^2$$

Regressão - um pouco de história

A designação **Regressão** tem origem num estudo de Francis Galton (1886), relacionando a altura de $n = 928$ jovens adultos com a altura (média) dos pais.

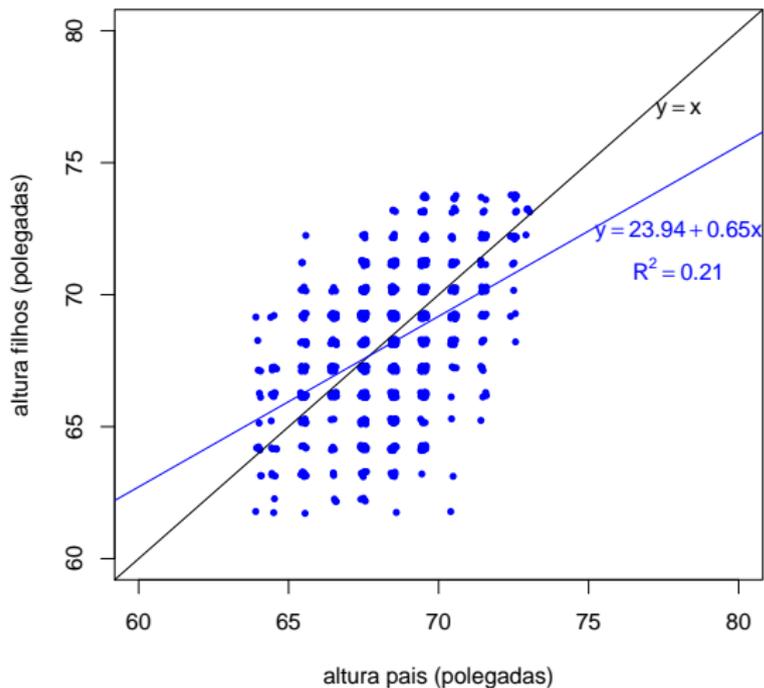
Galton constatou que pais com alturas acima da média tinham tendência a ter filhos com altura acima da média - mas menos que os pais (idem para os abaixo da média).

Galton chamou ao seu artigo *Regression towards mediocrity in hereditary stature*. A expressão **regressão** ficou associada ao método devido a esta acasos histórico.

Curiosamente o exemplo de Galton tem um valor muito baixo do Coeficiente de Determinação.

Um pouco de história (cont.)

Dados da Regressão de Galton (n=928)



Transformações linearizantes

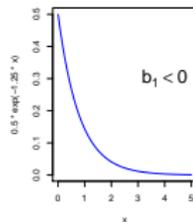
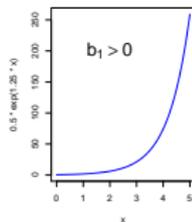
Nalguns casos, a relação de fundo entre x e y é não-linear, mas pode ser linearizada caso se proceda a transformações numa ou em ambas as variáveis.

Tais transformações podem permitir utilizar a Regressão Linear Simples, apesar de a relação original ser não-linear.

Vamos ver alguns exemplos particularmente frequentes de relações não-lineares que são linearizáveis através de transformações da variável resposta e, nalguns casos, também do preditor.

Relação exponencial

Relação exponencial : $y = b_0 e^{b_1 x}$
($y > 0$; $b_0 > 0$)



Transformação : Logaritmizando, obtém-se:

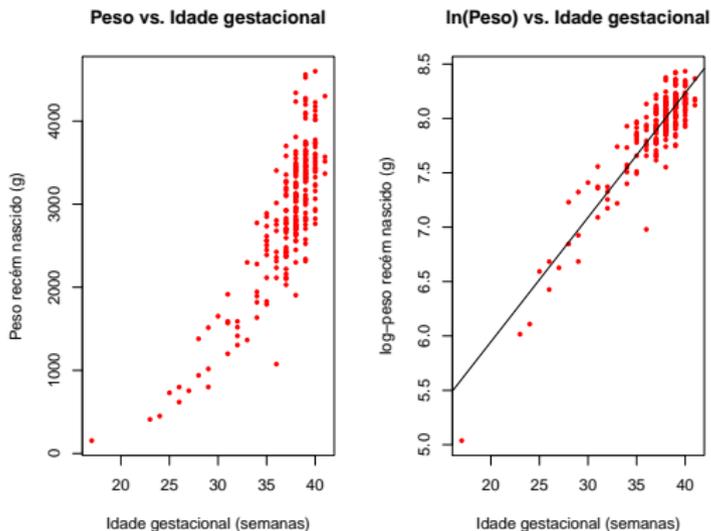
$$\ln(y) = \ln(b_0) + b_1 x$$
$$\Leftrightarrow y^* = b_0^* + b_1 x$$

que é uma **relação linear entre $y^* = \ln(Y)$ e x** .

O sinal do declive da recta indica se a relação exponencial original é crescente ($b_1 > 0$) ou decrescente ($b_1 < 0$).

Uma linearização no Exemplo 3

O gráfico de **log-pesos** dos recém-nascidos contra idade gestacional produz uma **relação de fundo linear**:



Esta linearização da relação significa que **a relação original (peso vs. idade gestacional) pode ser considerada exponencial**.

Ainda a relação exponencial

Uma relação exponencial resulta de admitir que y é função de x e que a taxa de variação de y , $y'(x)$, é proporcional a y :

$$y'(x) = b_1 \cdot y(x) ,$$

i.e., que a taxa de variação relativa de y é constante:

$$\frac{y'(x)}{y(x)} = b_1 .$$

Primitivando (em ordem a x), tem-se:

$$\ln(y(x)) = b_1 x + C ,$$

onde C é a constante de primitivação que, no nosso contexto, corresponde à constante aditiva $b_0^* = \ln(b_0)$.

Modelo exponencial de crescimento populacional

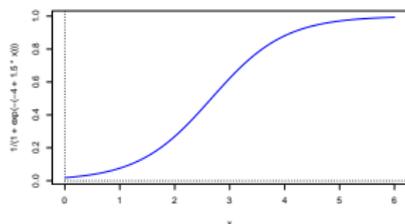
Um modelo exponencial é frequentemente usado para descrever o **crescimento de populações**, numa fase inicial onde não se fazem ainda sentir a escassez de recursos limitantes.

Mas nenhum crescimento populacional exponencial é sustentável a longo prazo.

Em 1838 Verhulst propôs um **modelo de crescimento populacional alternativo**, prevendo os efeitos resultantes da escassez de recursos: o **modelo logístico**.

Relação Logística

$$\text{Relação Logística : } y = \frac{1}{1 + e^{-(b_0 + b_1 x)}}$$



Transformação : Como $y \in]0, 1[$, tem-se uma relação linear entre a função logit de Y , $\ln(y/(1 - y))$, e x :

$$\begin{aligned} \Rightarrow 1 - y &= \frac{e^{-(b_0 + b_1 x)}}{1 + e^{-(b_0 + b_1 x)}} \\ \Rightarrow \frac{y}{1 - y} &= e^{b_0 + b_1 x} \\ \Rightarrow \underbrace{\ln\left(\frac{y}{1 - y}\right)}_{=y^*} &= b_0 + b_1 x \end{aligned}$$

Ainda a Logística

A relação logística resulta de admitir que y é função de x e que a taxa de variação relativa de y diminui com o aumento de y :

$$\frac{y'(x)}{y(x)} = b_1 \cdot [1 - y(x)] .$$

De facto, a expressão anterior equivale a:

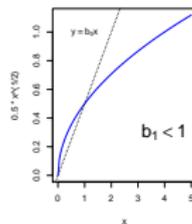
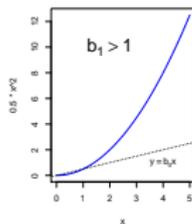
$$\frac{y'(x)}{y(x) \cdot (1 - y(x))} = b_1 \quad \Leftrightarrow \quad \frac{y'(x)}{1 - y(x)} + \frac{y'(x)}{y(x)} = b_1$$

Primitivando (em ordem a x), tem-se:

$$\begin{aligned} -\ln(1 - y(x)) + \ln y(x) &= b_1 x + C \\ \Leftrightarrow \ln\left(\frac{y}{1 - y}\right) &= b_1 x + b_0 . \end{aligned}$$

Relação potência ou alométrica

Relação potência : $y = b_0 x^{b_1}$
($x, y > 0$; $b_0, b_1 > 0$)



Transformação : Logaritmizando, obtém-se:

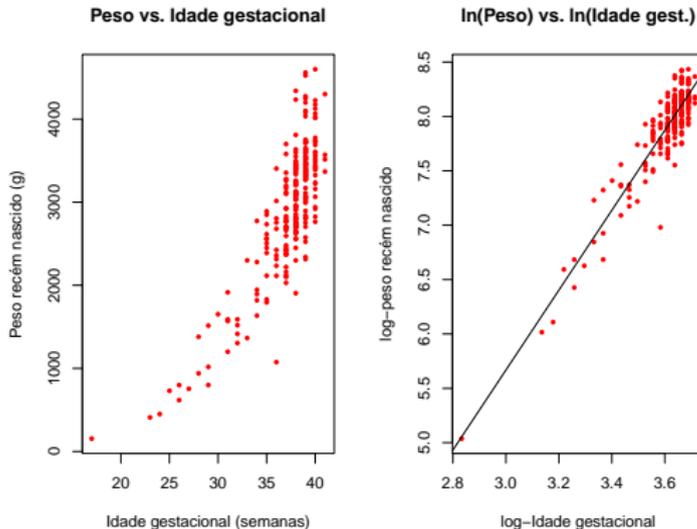
$$\begin{aligned}\ln(y) &= \ln(b_0) + b_1 \ln(x) \\ \Leftrightarrow y^* &= b_0^* + b_1 x^*\end{aligned}$$

que é uma **relação linear** entre $Y^* = \ln(Y)$ e $x^* = \ln(x)$.

O declive b_1 da recta é o expoente na relação potência original.
Mas $b_0^* = \ln(b_0)$.

Outra linearização no Exemplo 3

O gráfico de **log-pesos** dos recém-nascidos contra **log-idade gestacional** produz outra **relação de fundo linear**:



Esta linearização significa que a relação original (peso vs. idade gestacional) **também** pode ser considerada uma relação potência.

Ainda a relação potência

Uma relação potência resulta de admitir que y e x são funções duma terceira variável t e que a taxa de variação relativa de y é proporcional à taxa de variação relativa de x :

$$\frac{y'(t)}{y(t)} = b_1 \cdot \frac{x'(t)}{x(t)} .$$

De facto, primitivando (em ordem a t), tem-se:

$$\ln y = b_1 \ln x + C$$

e exponenciando,

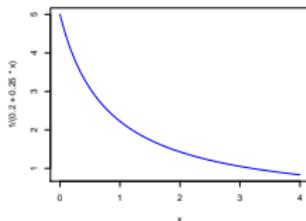
$$y = x^{b_1} \cdot \underbrace{e^C}_{=b_0}$$

A relação potência é muito usado em estudos de **alometria**, que comparam o crescimento de partes diferentes dum organismo.

A **isometria** corresponde a $b_1 = 1$.

Relação hiperbólica (ou de proporcionalidade inversa)

Relação hiperbólica : $y = \frac{1}{b_0 + b_1 x}$
($x, y > 0$; $b_0, b_1 > 0$)



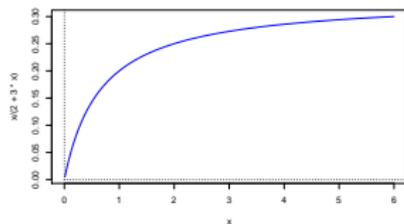
Transformação : Obtém-se uma **relação linear** entre $y^* = 1/y$ e x :

$$\frac{1}{y} = b_0 + b_1 x \quad \Leftrightarrow \quad y^* = b_0 + b_1 x .$$

Usada na modelação de **rendimento por planta (y)** vs. **densidade da cultura ou povoamento (x)**.

Relação Michaelis-Menten

Relação Michaelis-Menten : $y = \frac{x}{c+dx}$



Transformação :

Tomando recíprocos, obtém-se uma **relação linear entre**
 $y^* = \frac{1}{y}$ e $x^* = \frac{1}{x}$:

$$\frac{1}{y} = \frac{c}{x} + d \quad \Leftrightarrow \quad y^* = b_0^* + b_1^* x^*,$$

com $b_0^* = d$ e $b_1^* = c$.

Relação Michaelis-Menten (cont.)

- A relação Michaelis-Menten é muito utilizado no estudo de reacções enzimáticas, relacionando a taxa da reacção com a concentração do substrato.
- Em modelos de Rendimento é conhecido como modelo Shinozaki-Kira, com y o rendimento total e x a densidade duma cultura ou povoamento.
- Nas pescas é conhecido como modelo Beverton-Holt: y é recrutamento e x a dimensão do manancial (*stock*) de progenitores.

Advertência sobre transformações linearizantes

A regressão linear simples **não** modela **directamente** relações **não lineares** entre x e y . Pode modelar **a relação linear entre as variáveis transformadas**.

Transformações da variável-resposta Y têm um impacto grande no ajustamento: **a escala dos resíduos é alterada**.

Nota: Linearizar, obter os parâmetros b_0 e b_1 da recta e depois desfazer a transformação linearizante **não** produz os mesmos valores dos parâmetros que resultariam de minimizar a soma de quadrados dos resíduos **directamente** na relação não linear. Esta última ideia corresponderia a efectuar uma **Regressão não linear**, metodologia não englobada nesta disciplina.

Regressão Linear Simples - Inferência

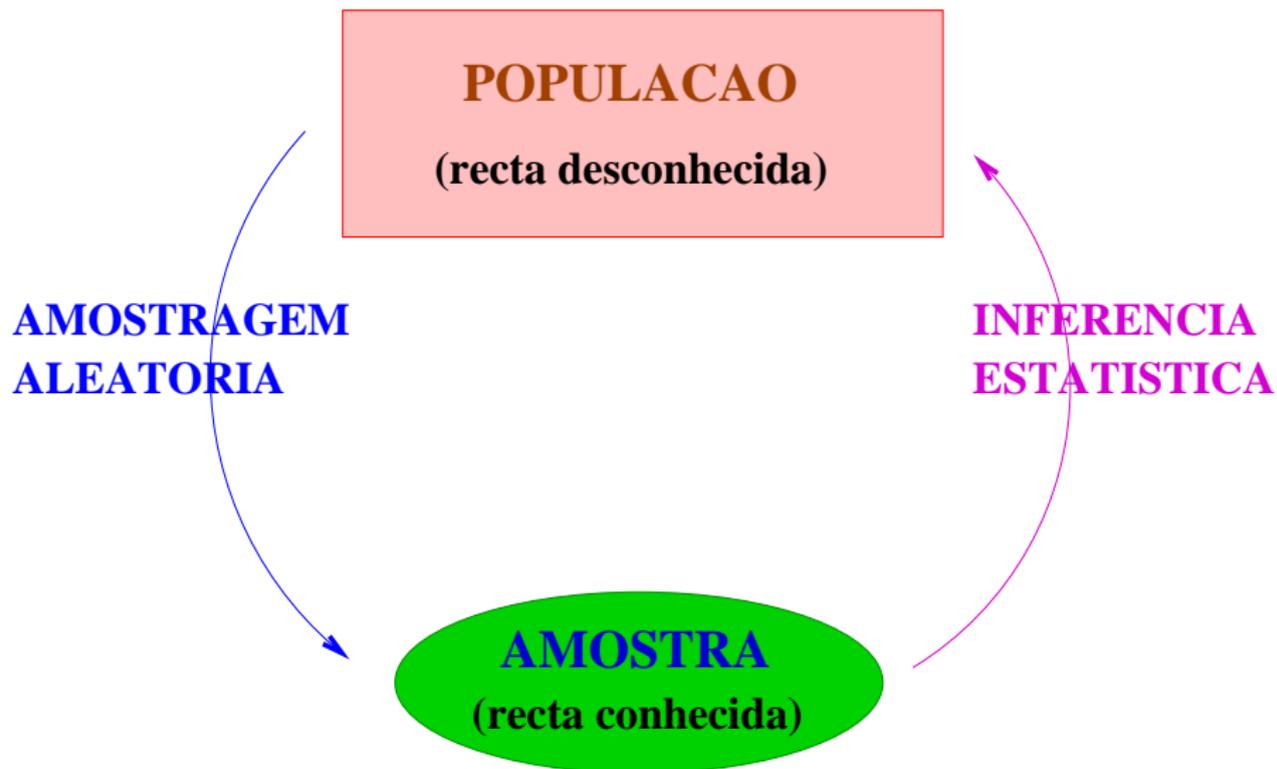
- Até aqui a RLS foi usada apenas como **técnica descritiva**. Se as n observações fossem a totalidade da população de interesse, pouco mais haveria a dizer. Mas, com frequência, as n observações são apenas uma **amostra aleatória** de uma população maior.
- A recta de regressão $y = b_0 + b_1 x$ obtida com base na amostra é apenas uma **estimativa** de uma “**recta populacional**”

$$y = \beta_0 + \beta_1 x .$$

Outras amostras dariam outras rectas ajustadas (estimadas).

- Coloca-se o problema da **inferência estatística**.

O problema da Inferência Estatística na RLS



MODELO - Regressão Linear Simples

A fim de se poder fazer inferência sobre a recta populacional, admitem-se **pressupostos** adicionais.

Y – variável resposta **aleatória**.

x – variável preditora **não aleatória** (fixada pelo experimentador ou trabalha-se **condicionalmente** aos valores de x)

O modelo será ajustado com base em:

$\{(x_i, Y_i)\}_{i=1}^n$ – n pares de observações de x e Y , sobre n unidades experimentais.

Recordar: Uma **variável aleatória** é o conceito que formaliza a realização de experiências aleatórias com resultado numérico.

MODELO RLS – Linearidade

Vamos ainda admitir que a **relação de fundo entre x e Y é linear**, com uma **variabilidade aleatória em torno dessa relação**, representada por um **erro aleatório** ε . Para todo o $i = 1, \dots, n$:

$$\begin{array}{ccccccccc} Y_i & = & \beta_0 & + & \beta_1 & x_i & + & \varepsilon_i \\ \downarrow & & \downarrow & & \downarrow & \downarrow & & \downarrow \\ \text{v.a.} & & \text{cte.} & & \text{cte.} & \text{cte.} & & \text{v.a.} \end{array}$$

O erro aleatório representa o que a relação linear de fundo entre x e Y não consegue explicar.

MODELO RLS – Os erros aleatórios

Vamos ainda admitir que os erros aleatórios ε_j :

- Têm valor esperado (valor médio) nulo:

$$E[\varepsilon_j] = 0, \quad \forall i = 1, \dots, n$$

(não é hipótese restritiva).

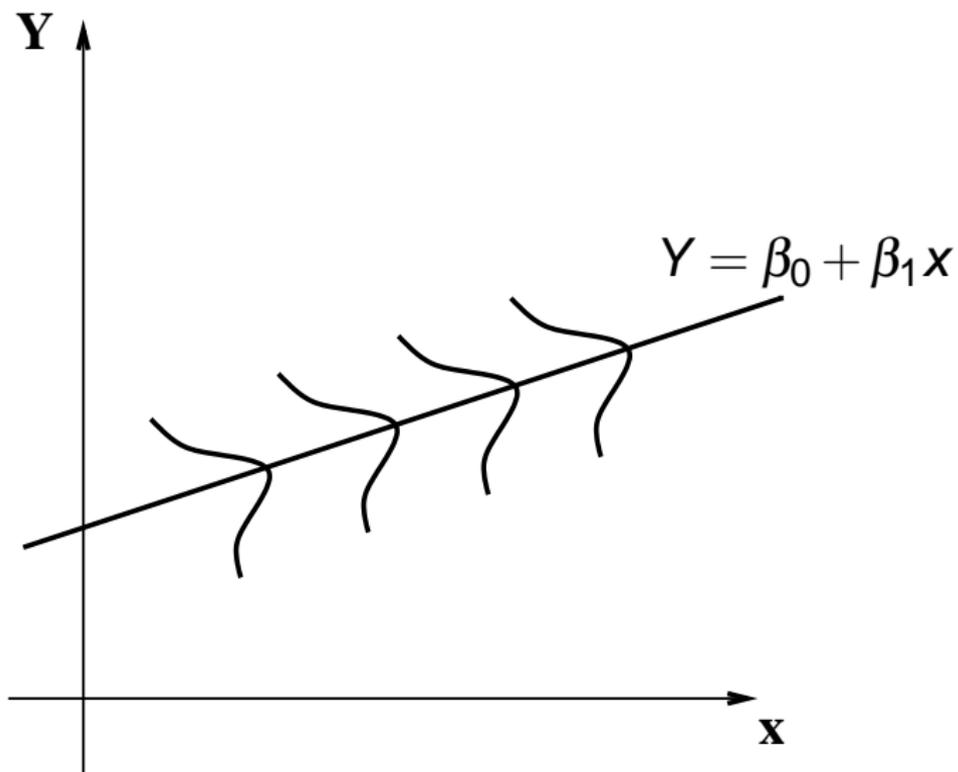
- Têm distribuição Normal (é restritiva, mas bastante geral).
- Homogeneidade de variâncias: têm sempre a mesma variância

$$V[\varepsilon_j] = \sigma^2, \quad \forall i = 1, \dots, n$$

(é restritiva, mas conveniente).

- São variáveis aleatórias independentes
(é restritiva, mas conveniente).

MODELO Regressão Linear Simples



MODELO - Regressão Linear Simples

Recapitulando, para efeitos de inferência estatística, admite-se:

Definição (O Modelo da Regressão Linear Simples)

- 1 $Y_i = \beta_0 + \beta_1 x_i + \varepsilon_i, \quad \forall i = 1, \dots, n.$
- 2 $\varepsilon_i \cap \mathcal{N}(0, \sigma^2), \quad \forall i = 1, \dots, n.$
- 3 $\{\varepsilon_i\}_{i=1}^n$ v.a. independentes.

NOTA: Os erros aleatórios são variáveis aleatórias independentes e identicamente distribuídas (i.i.d.)

Nota: A validade do que se segue depende da validade dos pressupostos deste modelo.

Revisão: propriedades de valores esperados

No que se vai seguir, usaremos algumas **propriedades dos valores esperados** (valores médios) **de variáveis aleatórias**:

Sejam X e Y **variáveis aleatórias** e a e b **constantes**. Então:

- $E[X + a] = E[X] + a$.
- $E[bX] = bE[X]$.
- $E[X \pm Y] = E[X] \pm E[Y]$.

Ver apontamentos da Prof. Manuela Neves (Teoria das Probabilidades, p.65 e seguintes):

<http://www.isa.utl.pt/dm/estat/estat/seb2.pdf>

Revisão: propriedades de variâncias

A **variância** duma v.a. define-se como:

$$V[X] = E[(X - E[X])^2] = E[X^2] - E^2[X]$$

Algumas **propriedades de variâncias** de variáveis aleatórias:

Sejam X e Y variáveis aleatórias e a e b constantes. Então:

- $V[X + a] = V[X]$.
- $V[bX] = b^2 V[X]$.
- $V[X \pm Y] = V[X] + V[Y] \pm 2\text{Cov}[X, Y]$, onde $\text{Cov}[X, Y]$ é a **covariância** de X e Y .
- Se X e Y forem v.a. independentes, então $V[X \pm Y] = V[X] + V[Y]$.

Revisão: propriedades de covariâncias

A **covariância** entre duas v.a. define-se como:

$$\text{Cov}[X, Y] = E[(X - E[X])(Y - E[Y])] = E[XY] - E[X]E[Y]$$

Sejam X , Y e Z variáveis aleatórias e a e b constantes. Então:

- $\text{Cov}[X, Y] = \text{Cov}[Y, X]$.
- $\text{Cov}[X, X] = V[X]$.
- $\text{Cov}[X + a, Y + b] = \text{Cov}[X, Y]$.
- $\text{Cov}[aX, bY] = ab \text{Cov}[X, Y]$.
- $\text{Cov}[X \pm Y, Z] = \text{Cov}[X, Z] \pm \text{Cov}[Y, Z]$.
- $|\text{Cov}[X, Y]| \leq \sqrt{V[X] V[Y]}$ (Desigualdade de Cauchy-Schwarz).
- Se X , Y são v.a. independentes, então $\text{Cov}[X, Y] = 0$.

Revisão: propriedades da distribuição Normal

Se a v.a. X tem distribuição Normal, com valor esperado μ e variância σ^2 , escreve-se: $X \sim \mathcal{N}(\mu, \sigma^2)$.

Atenção à convenção nesta UC: o segundo parâmetro é a **variância**.

- Seja $X \sim \mathcal{N}(\mu, \sigma^2)$ e a, b constantes. Então:

$$a + bX \sim \mathcal{N}(a + b\mu, b^2\sigma^2), \text{ ou seja,}$$

uma transformação linear numa Normal tem distribuição Normal.

- Seja $X \sim \mathcal{N}(\mu, \sigma^2)$, então: $\frac{X - \mu}{\sigma} \sim \mathcal{N}(0, 1)$.
- Se X e Y são Normais independentes e a, b constantes, então $aX + bY$ é Normal (com parâmetros resultantes das propriedades dos acetatos 114 e 115). Ou seja, **combinações lineares de Normais independentes têm distribuição Normal** (ver Teorema 2.14 e Ex. 2.15 dos apontamentos da Prof. Manuela Neves).

Primeiras consequências do MODELO RLS

Teorema (Primeiras consequências do Modelo)

Dado o Modelo da Regressão Linear Simples, tem-se

- 1 $E[Y_i] = \beta_0 + \beta_1 x_i, \quad \forall i = 1, \dots, n.$
- 2 $V[Y_i] = \sigma^2, \quad \forall i = 1, \dots, n.$
- 3 $Y_i \sim \mathcal{N}(\beta_0 + \beta_1 x_i, \sigma^2), \quad \forall i = 1, \dots, n.$
- 4 $\{Y_i\}_{i=1}^n$ v.a. independentes.

- **NOTA:** As observações da variável resposta Y_i **não** são i.i.d.: embora sejam independentes, normais e de variâncias iguais, as suas médias são diferentes (dependem dos valores de $x = x_i$ associados às observações).

Estimação dos parâmetros do Modelo RLS

O Modelo de Regressão Linear Simples tem dois parâmetros: β_0 e β_1 .

Definem-se **estimadores** desses parâmetros a partir das expressões obtidas para b_0 e b_1 pelo Método dos Mínimos Quadrados.

$$\text{Recordar: } b_1 = \frac{\text{cov}_{xy}}{s_x^2} = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{(n-1)s_x^2} \stackrel{(*)}{=} \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})y_i}{(n-1)s_x^2}$$

[(*) Exercício 3b) de RLS nas aulas práticas]

Definição (Estimador de β_1)

$$\hat{\beta}_1 = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x}) Y_i}{(n-1) s_x^2} = \sum_{i=1}^n c_i Y_i, \quad \text{com } c_i = \frac{(x_i - \bar{x})}{(n-1) s_x^2} \quad (1)$$

Nota: O estimador $\hat{\beta}_1$ é combinação linear de Normais independentes.

Estimação dos parâmetros do Modelo RLS (cont.)

Recordar: $b_0 = \bar{y} - b_1 \bar{x}$.

Definição (Estimador de β_0)

$$\hat{\beta}_0 = \bar{Y} - \hat{\beta}_1 \bar{x} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n Y_i - \bar{x} \sum_{i=1}^n c_i Y_i = \sum_{i=1}^n d_i Y_i, \quad (2)$$

com

$$d_i = \frac{1}{n} - \bar{x} c_i = \frac{1}{n} - \frac{(x_i - \bar{x})\bar{x}}{(n-1)s_x^2}.$$

Quer $\hat{\beta}_1$, quer $\hat{\beta}_0$, são combinações lineares das observações $\{Y_i\}_{i=1}^n$, logo são combinações lineares de variáveis aleatórias Normais independentes. Logo, **ambos os estimadores têm distribuição Normal**.

Distribuição dos estimadores RLS

Teorema (Distribuição dos estimadores dos parâmetros)

Dado o Modelo de Regressão Linear Simples,

- 1 $\hat{\beta}_1 \sim \mathcal{N}\left(\beta_1, \frac{\sigma^2}{(n-1)s_x^2}\right),$
- 2 $\hat{\beta}_0 \sim \mathcal{N}\left(\beta_0, \sigma^2 \left[\frac{1}{n} + \frac{\bar{x}^2}{(n-1)s_x^2}\right]\right)$

NOTAS:

- 1 Ambos os estimadores são **centrados**: $E[\hat{\beta}_1] = \beta_1$ e $E[\hat{\beta}_0] = \beta_0$
- 2 Quanto maior $(n-1)s_x^2$, menor a variabilidade dos estimadores.
- 3 A variabilidade de $\hat{\beta}_0$ também diminui com o aumento de n , e com a maior proximidade de \bar{x} de zero.

Distribuição dos estimadores RLS

Corolário

Dado o Modelo de Regressão Linear Simples,

$$1 \quad \frac{\hat{\beta}_1 - \beta_1}{\sigma_{\hat{\beta}_1}} \sim \mathcal{N}(0, 1), \quad \text{com } \sigma_{\hat{\beta}_1} = \sqrt{\frac{\sigma^2}{(n-1)S_x^2}} = \sigma / \sqrt{(n-1)S_x^2}$$

$$2 \quad \frac{\hat{\beta}_0 - \beta_0}{\sigma_{\hat{\beta}_0}} \sim \mathcal{N}(0, 1), \quad \text{com } \sigma_{\hat{\beta}_0} = \sqrt{\sigma^2 \left[\frac{1}{n} + \frac{\bar{x}^2}{(n-1)S_x^2} \right]} = \sigma \sqrt{\frac{1}{n} + \frac{\bar{x}^2}{(n-1)S_x^2}}$$

NOTAS:

- O desvio padrão dum estimador designa-se **erro padrão** (em inglês, *standard error*).
- Não confundir os erros padrão dos estimadores, $\sigma_{\hat{\beta}_1}$ e $\sigma_{\hat{\beta}_0}$, com o desvio padrão σ dos erros aleatórios. Estão relacionados, mas são coisas diferentes.

Distribuição dos estimadores RLS

Os resultados do Corolário anterior quase que permitem fazer inferência sobre os parâmetros β_0 e β_1 (e.g., construir intervalos de confiança ou efectuar testes de hipóteses).

Mas subsiste um problema importante: para além dos próprios parâmetros β_0 e β_1 , há outra **quantidade desconhecida** nos resultados: a variabilidade dos erros aleatórios, $\sigma^2 = V[\varepsilon_j]$.

Precisamos de um estimador da variância σ^2 dos erros aleatórios.

Vamos construí-lo a partir dos **resíduos**.

Erros aleatórios e Resíduos

$$\begin{array}{ll} \text{Erros aleatórios} & \varepsilon_i = Y_i - (\beta_0 + \beta_1 x_i). \\ \text{Resíduos} & E_i = Y_i - (\hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1 x_i). \end{array}$$

Os resíduos são preditores (conhecidos) dos erros (desconhecidos).
O numerador da variância dos resíduos é

$$(n-1) s_e^2 = \sum_{i=1}^n E_i^2 = SQRE,$$

porque a média dos resíduos é zero (ver Exercício 5b de RLS nas aulas práticas).

É natural que na estimação da variância (comum) dos erros aleatórios ε_i se utilize a variância dos resíduos, e mais concretamente a Soma de Quadrados Residual, *SQRE*.

A Soma de Quadrados Residual

Teorema (Resultados distribucionais de SQRE)

Dado o Modelo de Regressão Linear Simples (RLS), tem-se:

- $\frac{SQRE}{\sigma^2} \cap \chi_{n-2}^2$
- *SQRE é independente de $(\hat{\beta}_0, \hat{\beta}_1)$.*

NOTA: Omite-se a demonstração

Corolário

Dado o Modelo de RLS, $E \left[\frac{SQRE}{n-2} \right] = \sigma^2$.

Ver apontamentos da Prof. Manuela Neves (Teoria das Probabilidades, p.103 e seguintes) para propriedades da χ^2 :

<http://www.isa.utl.pt/dm/estat/estat/seb2.pdf>

O Quadrado Médio Residual

Definição (Quadrado Médio Residual)

Define-se o *Quadrado Médio Residual* (QMRE) numa Regressão Linear Simples como

$$QMRE = \frac{SQRE}{n-2}$$

- O QMRE é habitualmente usado na Regressão como **estimador da variância dos erros aleatórios**, isto é, toma-se

$$\hat{\sigma}^2 = QMRE .$$

- Como se viu no acetato anterior, QMRE é um **estimador centrado**.

Revisão: como surge uma t – Student

Veremos agora que a substituição de σ^2 pelo seu estimador *QMRE* no Corolário do acetato 122 transforma a distribuição Normal numa *t-Student*.

Na disciplina de Estatística viu-se como surge uma distribuição *t – Student*:

$$\left. \begin{array}{l} Z \cap \mathcal{N}(0,1) \\ W \cap \chi_v^2 \\ Z, W \text{ v.a. independentes} \end{array} \right\} \Rightarrow \frac{Z}{\sqrt{W/v}} \cap t_v .$$

Ver apontamentos Prof. Manuela Neves (Inferência Estatística, Def. 3.3, p.115): <http://www.isa.utl.pt/dm/estat/estat/seb3.pdf>.

No nosso contexto, tomamos $Z = \frac{\hat{\beta}_j - \beta_j}{\sigma_{\hat{\beta}_j}}$, $W = \frac{SQRE}{\sigma^2}$ e $v = n - 2$.

Quantidades centrais para a inferência sobre β_0 e β_1

Teorema (Distribuições para a inferência sobre β_0 e β_1)

Dado o Modelo de Regressão Linear Simples, tem-se

$$1 \quad \frac{\hat{\beta}_1 - \beta_1}{\hat{\sigma}_{\hat{\beta}_1}} \cap t_{n-2}, \quad \text{com } \hat{\sigma}_{\hat{\beta}_1} = \sqrt{\frac{QMRE}{(n-1)S_x^2}}$$

$$2 \quad \frac{\hat{\beta}_0 - \beta_0}{\hat{\sigma}_{\hat{\beta}_0}} \cap t_{n-2}, \quad \text{com } \hat{\sigma}_{\hat{\beta}_0} = \sqrt{QMRE \left[\frac{1}{n} + \frac{\bar{x}^2}{(n-1)S_x^2} \right]}$$

Este Teorema é crucial, pois dá-nos os resultados que servirão de base à construção de **intervalos de confiança** e **testes de hipóteses** para os parâmetros da recta populacional, β_0 e β_1 .

Intervalo de confiança para β_1

Teorema (Intervalo de Confiança a $(1 - \alpha) \times 100\%$ para β_1)

Dado o Modelo de Regressão Linear Simples, um intervalo a $(1 - \alpha) \times 100\%$ de confiança para o declive β_1 da recta de regressão populacional é dado por:

$$\left] b_1 - t_{\alpha/2(n-2)} \hat{\sigma}_{\hat{\beta}_1} \quad , \quad b_1 + t_{\alpha/2(n-2)} \hat{\sigma}_{\hat{\beta}_1} \left[, \right.$$

sendo $t_{\alpha/2(n-2)}$ o valor que, numa distribuição $t_{(n-2)}$, deixa à direita uma região de probabilidade $\alpha/2$. As quantidades b_1 e $\hat{\sigma}_{\hat{\beta}_1}$ foram definidas em acetatos anteriores.

NOTA: A amplitude do IC **aumenta com QMRE** e **diminui com n e s_x^2** :

$$\hat{\sigma}_{\hat{\beta}_1} = \sqrt{\frac{QMRE}{(n-1)S_x^2}}$$

Intervalo de confiança para β_0

Teorema (Intervalo de Confiança a $(1 - \alpha) \times 100\%$ para β_0)

Dado o Modelo de Regressão Linear Simples, um intervalo a $(1 - \alpha) \times 100\%$ de confiança para a ordenada na origem, β_0 , da recta de regressão populacional é dado por:

$$\left] b_0 - t_{\alpha/2(n-2)} \cdot \hat{\sigma}_{\hat{\beta}_0} \quad , \quad b_0 + t_{\alpha/2(n-2)} \cdot \hat{\sigma}_{\hat{\beta}_0} \left[, \right.$$

onde b_0 e $\hat{\sigma}_{\hat{\beta}_0}$ foram definidos em acetatos anteriores.

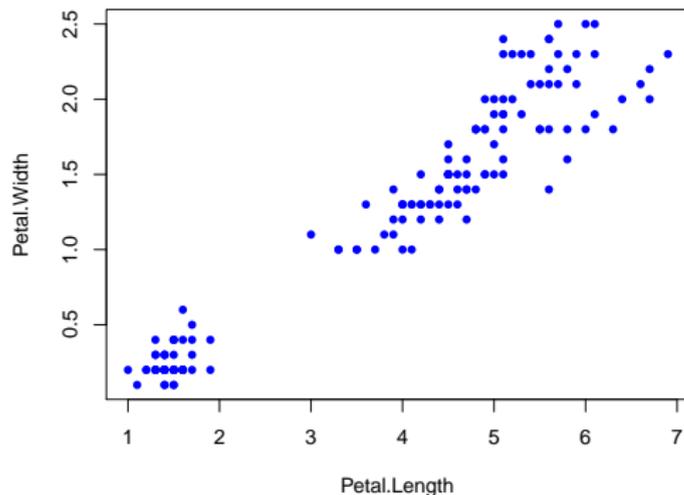
NOTA: A amplitude do IC aumenta com QMRE e com \bar{x}^2 e diminui com n e s_x^2 :

$$\hat{\sigma}_{\hat{\beta}_0} = \sqrt{\text{QMRE} \cdot \left[\frac{1}{n} + \frac{\bar{x}^2}{(n-1)s_x^2} \right]}$$

Um exemplo de RLS

A *data frame* `iris`, no R, contém medições de 4 variáveis numéricas: comprimento e largura de sépalas e pétalas em $n=150$ lírios.

Eis a nuvem de pontos relacionando largura e comprimento das pétalas:



Um exemplo de RLS (cont.)

No R, as regressões lineares são ajustadas usando o comando `lm`.

A regressão de largura sobre comprimento das pétalas é ajustada, e guardada num objecto de nome `iris.lm`, da seguinte forma:

```
> iris.lm <- lm(Petal.Width ~ Petal.Length, data=iris)
> iris.lm
Call:
lm(formula = Petal.Width ~ Petal.Length, data = iris)
Coefficients:
 (Intercept)  Petal.Length
   -0.3631      0.4158
```

A recta estimada é assim:

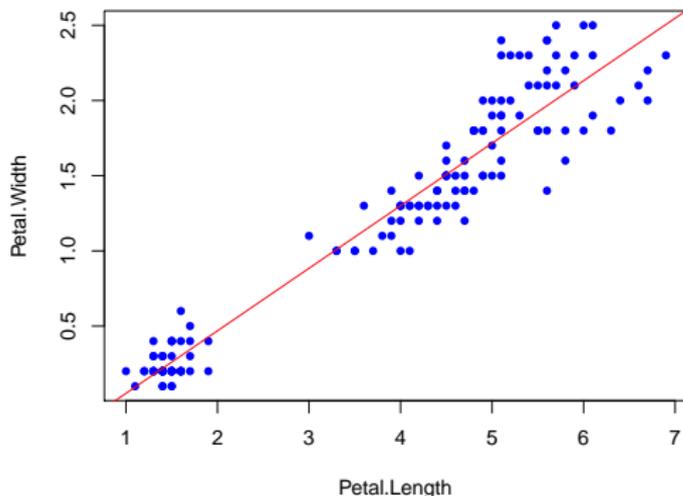
$$y = -0.3631 + 0.4158x$$

onde y indica a largura da pétala e x o seu comprimento.

Um exemplo de RLS (cont.)

No R, a recta pode ser sobreposta à nuvem de pontos, após os comandos nos acetatos anteriores, através do comando `abline`:

```
> abline(iris.lm, col="red")
```



Um exemplo de RLS (cont.)

Mais informações úteis sobre a regressão podem obter-se através do comando `summary`, aplicado à regressão ajustada:

```
> summary(iris.lm)
```

Coefficients:

	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t)	
(Intercept)	-0.363076	0.039762	-9.131	4.7e-16	***
Petal.Length	0.415755	0.009582	43.387	< 2e-16	***

Na segunda coluna da listagem de saída, são indicados os valores dos **erros padrões estimados**, para cada estimador:

$$\hat{\sigma}_{\hat{\beta}_0} = 0.039762 \qquad \hat{\sigma}_{\hat{\beta}_1} = 0.009582 .$$

Estes valores são usados na construção dos intervalos de confiança para β_0 e β_1 .

Intervalos de confiança de β_0 e β_1 no R

Para calcular, no R, os intervalos de confiança numa regressão ajustada, usa-se a função `confint`:

```
> confint(iris.lm)
                2.5 %      97.5 %
(Intercept) -0.4416501 -0.2845010 <- ordenada na origem
Petal.Length 0.3968193  0.4346915 <- declive
```

Por omissão, o IC calculado é a 95% de confiança.

Podemos afirmar, a 95% de confiança, que o declive β_1 da recta populacional está no intervalo]0.397, 0.435[, e que a respectiva ordenada na origem β_0 pertence ao intervalo] -0.442, -0.285[.

O nível de confiança pode ser mudado com o argumento `level`:

```
> confint(iris.lm, level=0.90)
                5 %      95 %
(Intercept) -0.4288901 -0.2972609
Petal.Length 0.3998944  0.4316164
```

Um alerta sobre Intervalos de Confiança

Tal como na construção de intervalos de confiança anteriores (disciplina de Estatística), existem duas **facetas contraditórias**:

- o **grau de confiança** em como intervalos deste tipo contêm os verdadeiros valores de β_0 ou β_1 ; e
- a **precisão** (amplitude) dos intervalos.

Dado um conjunto de observações,

quanto maior o grau de confiança $(1 - \alpha) \times 100\%$ associado a um intervalo, maior será a sua amplitude, isto é, menor será a sua precisão.

Nota: Os mesmos resultados que serviram de base à construção dos intervalos de confiança vão agora ser usado para outro fim: efectuar testes de hipóteses a valores dos parâmetros β_0 e β_1 .

Testes de hipóteses para o declive β_1

Sendo válido o Modelo de Regressão Linear Simples, pode efectuar-se o seguinte

Teste de Hipóteses a β_1 (Bilateral)

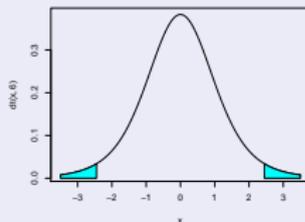
Hipóteses: $H_0 : \beta_1 = c$ vs. $H_1 : \beta_1 \neq c$.

Estatística do Teste: $T = \frac{\hat{\beta}_1 - \overbrace{\beta_1}_{=c} |_{H_0}}{\hat{\sigma}_{\hat{\beta}_1}} \cap t_{n-2}$, sob H_0 .

Nível de significância do teste: $\alpha = P[\text{Rej. } H_0 | H_0 \text{ verdade}]$

Região Crítica (Região de Rejeição): Bilateral

Calcular $T_{\text{calc}} = \frac{b_1 - c}{\hat{\sigma}_{\hat{\beta}_1}}$ e
rejeitar H_0 se $|T_{\text{calc}}| > t_{\alpha/2(n-2)}$



Testes de hipóteses para o declive β_1

Sendo válido o Modelo de Regressão Linear Simples, pode efectuar-se o seguinte

Teste de Hipóteses a β_1 (Unilateral direito)

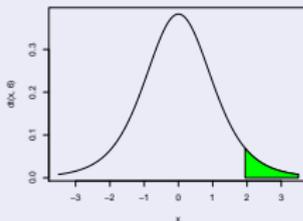
Hipóteses: $H_0 : \beta_1 \leq c$ vs. $H_1 : \beta_1 > c$.

Estatística do Teste: $T = \frac{\hat{\beta}_1 - \overbrace{\beta_1}_{=c} |_{H_0}}{\hat{\sigma}_{\beta_1}} \cap t_{n-2}$, sob H_0 .

Nível de significância do teste: α

Região Crítica (Região de Rejeição): Unilateral direita

Rejeitar H_0 se $T_{calc} > t_{\alpha(n-2)}$



Testes de hipóteses para o declive β_1

Sendo válido o Modelo de Regressão Linear Simples, pode efectuar-se o seguinte

Teste de Hipóteses a β_1 (Unilateral esquerdo)

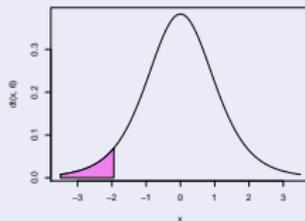
Hipóteses: $H_0 : \beta_1 \geq c$ vs. $H_1 : \beta_1 < c$.

Estatística do Teste: $T = \frac{\hat{\beta}_1 - \overbrace{\beta_1}_{=c} |_{H_0}}{\hat{\sigma}_{\beta_1}} \cap t_{n-2}$, sob H_0 .

Nível de significância do teste: α

Região Crítica (Região de Rejeição): Unilateral esquerda

Rejeitar H_0 se $T_{calc} < -t_{\alpha(n-2)}$



Testes usando p – values

Em alternativa a fixar previamente o nível de significância α , é possível indicar apenas o p -value associado ao valor calculado da estatística T :

prob. de T tomar valores mais extremos que T_{calc} , sob H_0

O cálculo do p -value é feito de forma diferente, consoante a natureza das hipóteses nula e alternativa:

Teste Unilateral direito	$p = P[t_{n-2} > T_{calc}]$
Teste Unilateral esquerdo	$p = P[t_{n-2} < T_{calc}]$
Teste Bilateral	$p = 2P[t_{n-2} > T_{calc}]$.

Testes de hipóteses para a ordenada na origem β_0

Sendo válido o Modelo de Regressão Linear Simples, tem-se:

Testes de Hipóteses a β_0

$$\text{Hipóteses: } H_0 : \beta_0 \begin{matrix} \geq \\ \leq \end{matrix} c \quad \text{vs.} \quad H_1 : \beta_0 \begin{matrix} < \\ > \end{matrix} c$$

$$\text{Estatística do Teste: } T = \frac{\hat{\beta}_0 - \overbrace{\beta_0}^{=c}}{\hat{\sigma}_{\hat{\beta}_0}} \cap t_{n-2}, \quad \text{sob } H_0.$$

Nível de significância do teste: α

Região Crítica (Região de Rejeição): **Rejeitar H_0 se $T_{\text{calc}} = \frac{b_0 - c}{\hat{\sigma}_{\hat{\beta}_0}}$**

$$\begin{array}{ll} T_{\text{calc}} < -t_{\alpha(n-2)} & \text{(Unilateral esquerdo)} \\ \text{verifica: } |T_{\text{calc}}| > t_{\alpha/2(n-2)} & \text{(Bilateral)} \\ T_{\text{calc}} > t_{\alpha(n-2)} & \text{(Unilateral direito)} \end{array}$$

Testes de hipóteses no

No R, a função `summary`, aplicada ao resultado dum comando `lm` produz a informação essencial para testes de hipóteses a β_0 e β_1 :

Estimate As estimativas b_0 e b_1

Std.Error As estimativas dos erros padrões, $\hat{\sigma}_{\hat{\beta}_0}$ e $\hat{\sigma}_{\hat{\beta}_1}$

t value O valor calculado das estatísticas dos testes às hipóteses

$$H_0 : \beta_0(\beta_1) = 0 \quad \text{vs.} \quad H_1 : \beta_0(\beta_1) \neq 0 ,$$

ou seja,

$$T_{calc} = b_0 / \hat{\sigma}_{\hat{\beta}_0} \quad \text{e} \quad T_{calc} = b_1 / \hat{\sigma}_{\hat{\beta}_1}$$

Pr(>|t|) O valor p (p -value) associado a essa estatística de teste.

De novo o exemplo dos lírios

Recordemos os resultados no exemplo dos lírios (acetato 134):

```
> summary(iris.lm)
```

Coefficients:

	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t)
(Intercept)	-0.363076	0.039762	-9.131	4.7e-16 ***
Petal.Length	0.415755	0.009582	43.387	< 2e-16 ***

Num teste a $H_0 : \beta_1 = 0$ vs. $H_1 : \beta_1 \neq 0$, a estatística de teste tem valor calculado

$$T_{calc} = \frac{b_1 - \overbrace{\beta_1|_{H_0}}^{=0}}{\hat{\sigma}_{\hat{\beta}_1}} = \frac{0.415755}{0.009582} = 43.387,$$

cujo valor de prova (*p-value*) é inferior à precisão da máquina ($< 2 \times 10^{-16}$), indicando uma claríssima rejeição da hipótese nula.

O exemplo dos lírios (cont.)

Para testes a valores diferentes de zero dos parâmetros β_j , será preciso completar os cálculos do valor da estatística:

```
> summary(iris.lm)
```

Coefficients:

	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t)
(Intercept)	-0.363076	0.039762	-9.131	4.7e-16 ***
Petal.Length	0.415755	0.009582	43.387	< 2e-16 ***

Valor da estatística no teste $H_0 : \beta_1 = 0.5$ vs. $H_1 : \beta_1 \neq 0.5$:

$$T_{calc} = \frac{b_1 - \overbrace{\beta_1|_{H_0}}^{=0.5}}{\hat{\sigma}_{\hat{\beta}_1}} = \frac{0.415755 - 0.5}{0.009582} = -8.792006.$$

O valor de prova (bilateral) associado a T_{calc} calcula-se como indicado no acetato 141: $p = 2 \times P[t_{n-2} > | -8.792006 |]$. No R:

```
> 2*(1-pt(8.792006, 148))
```

```
[1] 3.552714e-15
```

A claríssima rejeição de H_0 não surpreende: a estimativa $b_1 = 0.4158$ está a uma distância de $\beta_1 = 0.5$ superior a 8 vezes o erro padrão estimado $\hat{\sigma}_{\hat{\beta}_1}$.

Inferência sobre $\mu_{Y|X} = E[Y|X=x]$

Consideremos agora outro problema inferencial de interesse geral, inferência sobre o valor esperado da variável resposta Y , dado um valor x da variável preditora, ou seja, sobre o valor de Y em cima da recta populacional, quando $X = x$:

$$\mu_{Y|X} = E[Y|X=x] = \beta_0 + \beta_1 x .$$

O estimador óbvio desta quantidade é

$$\begin{aligned}\hat{\mu}_{Y|X} &= \hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1 x \\ &= \sum_{i=1}^n (d_i + c_i x) Y_i ,\end{aligned}$$

usando a notação introduzida nos acetatos (119) e (120).

Nota: O estimador $\hat{\mu}_{Y|X}$ é combinação linear das observações Y_i .

A distribuição do estimador de $\mu_{Y|X} = E[Y | X = x]$

Teorema (Distribuição de $\hat{\mu}_{Y|X}$)

Dado o Modelo de Regressão Linear Simples, tem-se

$$\hat{\mu}_{Y|X} = \hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1 x \cap \mathcal{N} \left(\beta_0 + \beta_1 x, \sigma^2 \left[\frac{1}{n} + \frac{(x - \bar{x})^2}{(n-1)s_x^2} \right] \right)$$

$$\Leftrightarrow \frac{\hat{\mu}_{Y|X} - \mu_{Y|X}}{\sigma_{\hat{\mu}_{Y|X}}} \cap \mathcal{N}(0, 1),$$

onde $\sigma_{\hat{\mu}_{Y|X}} = \sqrt{\sigma^2 \left[\frac{1}{n} + \frac{(x - \bar{x})^2}{(n-1)s_x^2} \right]}$ e $\mu_{Y|X} = \beta_0 + \beta_1 x$.

NOTA: Tal como para as distribuições iniciais de $\hat{\beta}_0$ e $\hat{\beta}_1$ (acetato 122), também esta distribuição não é ainda utilizável devido à presença da variância (desconhecida) dos erros aleatórios, σ^2 .

A distribuição para inferência sobre $E[Y | X = x]$

Teorema (Distrib. de $\hat{\mu}_{Y|x}$, sem quantidades desconhecidas)

Dado o Modelo de Regressão Linear Simples, tem-se

$$\frac{\hat{\mu}_{Y|x} - \mu_{Y|x}}{\hat{\sigma}_{\hat{\mu}_{Y|x}}} \cap t_{n-2},$$

onde $\hat{\sigma}_{\hat{\mu}_{Y|x}} = \sqrt{QMRE \left[\frac{1}{n} + \frac{(x-\bar{x})^2}{(n-1)s_x^2} \right]}$.

NOTA: A justificação desta distribuição é totalmente análoga à das distribuições de $\hat{\beta}_1$ e $\hat{\beta}_0$ dadas no acetato 128.

Este resultado está na base de intervalos de confiança e/ou testes de hipóteses para $\mu_{Y|x} = E[Y|X=x] = \beta_0 + \beta_1 x$.

Intervalos de confiança para $\mu_{Y|X} = E[Y|X=x]$

Teorema (IC para $\mu_{Y|X} = \beta_0 + \beta_1 x$)

Dado o Modelo RLS, um intervalo a $(1 - \alpha) \times 100\%$ de confiança para o valor esperado de Y , dado o valor $X = x$ da variável preditora, i.e., para $\mu_{Y|X} = E[Y|X=x] = \beta_0 + \beta_1 x$, é dado por:

$$\left[\hat{\mu}_{Y|X} - t_{\alpha/2(n-2)} \cdot \hat{\sigma}_{\hat{\mu}_{Y|X}}, \hat{\mu}_{Y|X} + t_{\alpha/2(n-2)} \cdot \hat{\sigma}_{\hat{\mu}_{Y|X}} \right],$$

com $\hat{\mu}_{Y|X} = b_0 + b_1 x$ e $\hat{\sigma}_{\hat{\mu}_{Y|X}} = \sqrt{QMRE \left[\frac{1}{n} + \frac{(x-\bar{x})^2}{(n-1)s_x^2} \right]}$.

NOTA: A amplitude do IC aumenta com $QMRE$ e com a distância de x a \bar{x} e diminui com n e s_x^2 . Assim, a estimação de $\mu_{Y|X}$ é melhor para valores de x próximos de \bar{x} .

Inferência sobre $E[Y|X=x]$ no

Valores estimados e intervalos de confiança para $\mu_{Y|X}$ obtêm-se no R com a função `predict`. Os novos valores da variável preditiva são dados, através do argumento `new`, numa `data frame` onde a variável tem o mesmo nome que no ajustamento inicial.

Por exemplo, no exemplo dos lírios, a largura esperada de pétalas de comprimento 1.85 e 4.65, é dada por:

```
> predict(iris.lm, new=data.frame(Petal.Length=c(1.85,4.65)))
      1      2
0.406072 1.570187
```

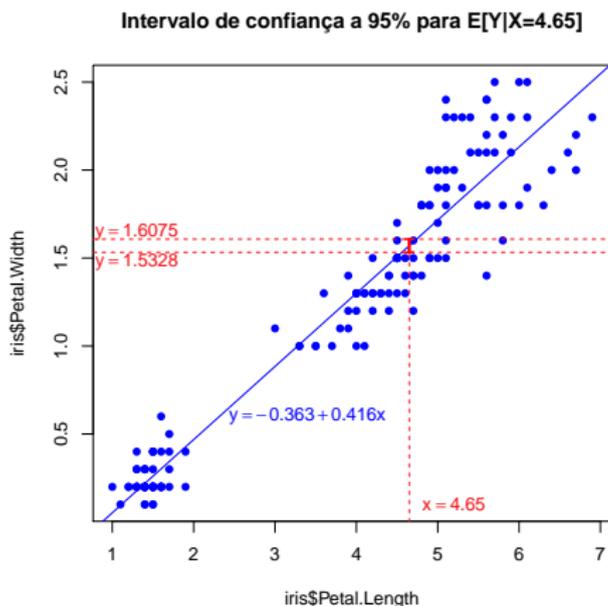
A omissão do argumento `new` produz os valores ajustados de y , os \hat{y}_i associados com os dados usados. Também se pode obter os \hat{y}_i usando o comando `fitted`:

```
> fitted(iris.lm)
```

Inferência sobre $E[Y|X = x]$ no (continuação)

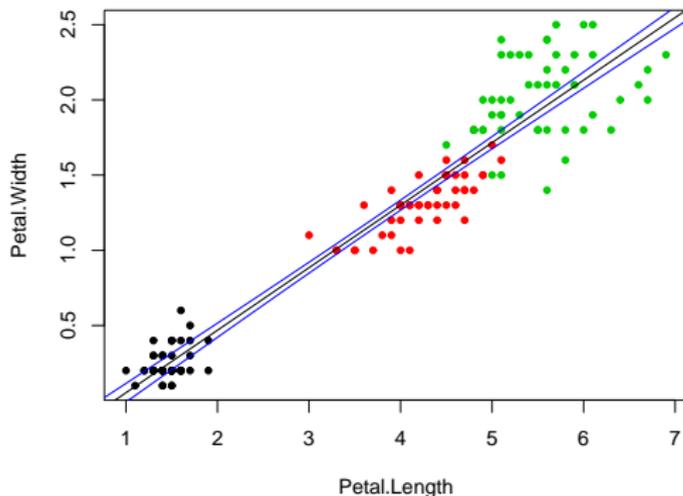
Um **intervalo de confiança** obtém-se com o argumento `int="conf"`:

```
> predict(iris.lm,data.frame(Petal.Length=c(4.65)),int="conf")
      fit      lwr      upr
1 1.570187 1.5328338 1.6075405
```



Bandas de confiança para a recta de regressão

Considerando os ICs para uma gama de valores de x , obtêm-se **bandas de confiança para a recta de regressão**. No exemplo, e com 95% de confiança, a recta populacional está contida nas seguintes bandas:



Os IC para $\mu_{Y|x}$ dependem do valor de x . Terão maior amplitude quanto mais afastado x estiver da média \bar{x} das observações. As bandas são **encurvadas**.

A variabilidade numa observação individual de Y

Os ICs acabados de calcular dizem respeito ao **valor esperado** de Y , para um dado valor de x . Mas **uma observação individual de Y** tem associada uma **variabilidade adicional**. De facto,

$$Y = E[Y|X=x] + \varepsilon = \beta_0 + \beta_1 x + \varepsilon .$$

Como a variabilidade do estimador de $E[Y|X=x]$ é (acetato 146) $V[\hat{\mu}_{Y|x}] = \sigma^2 \left[\frac{1}{n} + \frac{(x-\bar{x})^2}{(n-1)s_x^2} \right]$, e a da flutuação aleatória em torno da recta é $V[\varepsilon_j] = \sigma^2$, a variância de uma observação individual é:

$$\sigma_{Indiv}^2 = \sigma^2 \left[\frac{1}{n} + \frac{(x-\bar{x})^2}{(n-1)s_x^2} \right] + \sigma^2 = \sigma^2 \left[1 + \frac{1}{n} + \frac{(x-\bar{x})^2}{(n-1)s_x^2} \right] .$$

Intervalos de predição para uma observação de Y

Para construir intervalos de predição para uma observação individual de Y , associada ao valor $X = x$, incrementa-se a variância em σ^2 , logo a variância estimada em $QMRE$. Assim:

Intervalo de predição para observação individual de Y

$$\left] \hat{\mu}_{Y|x} - t_{\alpha/2(n-2)} \cdot \hat{\sigma}_{indiv} \quad , \quad \hat{\mu}_{Y|x} + t_{\alpha/2(n-2)} \cdot \hat{\sigma}_{indiv} \quad \left[.$$

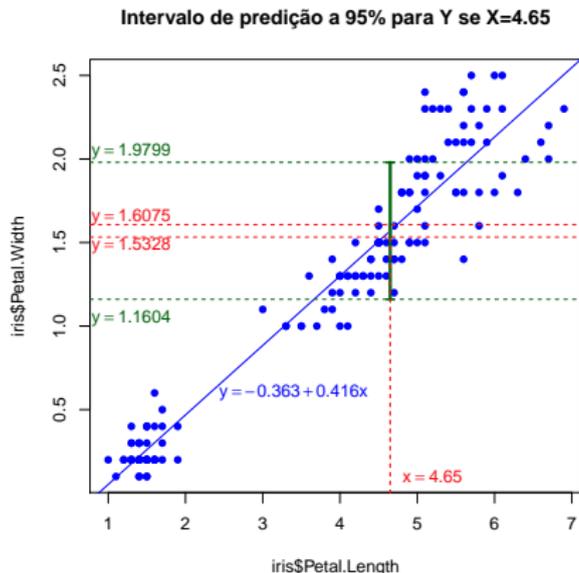
com $\hat{\mu}_{Y|x} = b_0 + b_1x$ e $\hat{\sigma}_{indiv} = \sqrt{QMRE \left[1 + \frac{1}{n} + \frac{(x-\bar{x})^2}{(n-1)s_x^2} \right]}$.

Estes intervalos são necessariamente **de maior amplitude** que os intervalos de confiança para $E[Y|X = x]$ (para o mesmo nível $(1 - \alpha) \times 100\%$).

Intervalos de predição para Y no

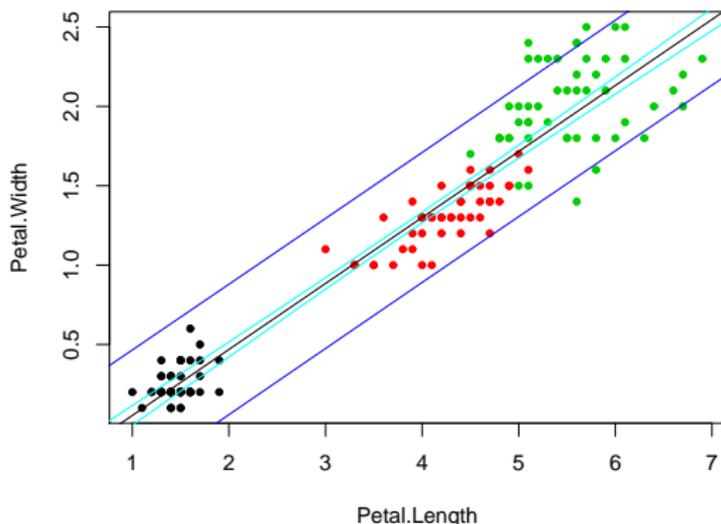
No R, um **intervalo de predição** para uma observação individual de Y obtém-se através da opção `int="pred"`:

```
> predict(iris.lm,data.frame(Petal.Length=c(4.65)),int="pred")
      fit          lwr          upr
1 1.570187  1.160442632  1.9799317
```



Bandas de predição para uma observação de Y

Tal como no caso dos intervalos de confiança para $E[Y|X = x]$, variando os valores de x ao longo dum intervalo obtêm-se **bandas de predição para valores individuais de Y** . No exemplo, 95% dos valores de Y deverão estar contidos entre as seguintes bandas (*encurvadas*):



Avaliando a qualidade do ajustamento do Modelo

Como avaliar a qualidade do ajustamento do Modelo?

- Em termos meramente descritivos, é frequente usar o **Coefficiente de Determinação**, $R^2 = \frac{SQR}{SQT}$.
- Num contexto inferencial, é usual **testar a qualidade do ajustamento do Modelo**.

O teste de ajustamento global do modelo tem a **hipótese nula de que o modelo é inútil** para prever Y a partir de X :

$$H_0 : \mathcal{R}^2 = 0 ,$$

onde \mathcal{R}^2 é o **coeficiente de determinação populacional**.

Avaliando o ajustamento do Modelo (cont.)

O Modelo de Regressão Linear **Simple**s é inútil se $\beta_1 = 0$, isto é, se o Modelo se reduzir ao **Modelo Nulo**: $Y = \beta_0 + \varepsilon$.

Na RLS pode testar-se essa hipótese de duas maneiras:

- Testar $H_0 : \beta_1 = 0$ vs. $H_1 : \beta_1 \neq 0$, usando o teste t de hipóteses a β_1 , considerado no acetato 137.
- Efectuar o teste F ao ajustamento global do modelo. O teste é descrito seguidamente.

Apenas a segunda abordagem se estende ao caso da Regressão Linear Múltipla.

Uma distribuição associada a SQR

Ponto de partida natural para um teste à qualidade de ajustamento do Modelo será saber se SQR (o numerador de R^2) é grande. Ora,

- $SQR = \hat{\beta}_1^2 (n-1) s_X^2$ (ver Exercício 5d das práticas).
- No acetato 122 viu-se que: $\frac{\hat{\beta}_1 - \beta_1}{\sqrt{\frac{\sigma^2}{(n-1)s_X^2}}} \cap \mathcal{N}(0, 1)$.
- Logo, $\frac{(\hat{\beta}_1 - \beta_1)^2}{\sigma^2 / [(n-1)s_X^2]} \cap \chi_1^2$. [Recordar: $Z \cap \mathcal{N}(0, 1) \Rightarrow Z^2 \cap \chi_1^2$].
- Se $\beta_1 = 0$, tem-se: $\frac{SQR}{\sigma^2} \cap \chi_1^2$.

A quantidade SQR/σ^2 cuja distribuição agora se conhece depende da incógnita σ^2 . Mas temos forma de tornear o problema.

SQR e SQRE

- Sabemos (acetato 125) que $SQRE/\sigma^2 \cap \chi_{n-2}^2$.
- Sabemos (da disciplina de Estatística) que as distribuições F surgem da seguinte forma:

$$\left. \begin{array}{l} W \cap \chi_{v_1}^2 \\ V \cap \chi_{v_2}^2 \\ W, V \text{ independentes} \end{array} \right\} \Rightarrow \frac{W/v_1}{V/v_2} \cap F_{v_1, v_2} .$$

- É possível mostrar que $SQRE$ e SQR são v.a. independentes.
- Logo, se $\beta_1 = 0$, tem-se, definindo $QMR = SQR/1$ e $QMRE = SQRE/(n-2)$ (onde $QM \equiv$ **Quadrados Médios**):

$$\frac{QMR}{QMRE} \cap F_{(1, n-2)} .$$

Como usar a estatística F

Vimos que, se $\beta_1 = 0$ tem-se:

$$\frac{QMR}{QMRE} \cap F_{(1, n-2)},$$

sendo $QMR = SQR/1$ e $QMRE = SQRE/(n-2)$.

E se $\beta_1 \neq 0$?

Quanto maior for $\hat{\beta}_1^2$, mais duvidoso será que $\beta_1 = 0$ e, ao mesmo tempo, maior será $SQR = \hat{\beta}_1^2 (n-1) s_x^2$, pelo que maior será a estatística $F = QMR/QMRE$.

Assim, valores elevados da estatística F sugerem que $\beta_1 \neq 0$.

O Teste F de ajustamento global do Modelo

Sendo válido o Modelo de Regressão Linear Simples, pode efectuar-se o seguinte

Teste F de ajustamento global do modelo

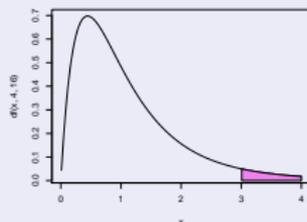
Hipóteses: $H_0 : \beta_1 = 0$ vs. $H_1 : \beta_1 \neq 0$.

Estatística do Teste: $F = \frac{QMR}{QMRE} \cap F_{(1,n-2)}$ se H_0 .

Nível de significância do teste: α

Região Crítica (Região de Rejeição): Unilateral direita

Rejeitar H_0 se $F_{calc} > f_{\alpha(1,n-2)}$



O Teste F de ajustamento global do Modelo (cont)

Pode-se re-escrever as hipóteses e estatística do teste usando Coeficientes de Determinação (ver Exercício 15 de RLS):

Teste F de ajustamento global do modelo

Hipóteses: $H_0 : \mathcal{R}^2 = 0$ vs. $H_1 : \mathcal{R}^2 > 0$.

Estatística do Teste: $F = (n-2) \frac{R^2}{1-R^2} \cap F_{(1,n-2)}$ se H_0 .

Nível de significância do teste: α

Região Crítica (Região de Rejeição): Unilateral direita

Rejeitar H_0 se $F_{calc} > f_{\alpha(1,n-2)}$

- A estatística F é uma função crescente do coeficiente de determinação amostral, R^2 .
- A hipótese nula $H_0 : \mathcal{R}^2 = 0$ afirma que, na população, o coeficiente de correlação (ao quadrado) entre x e y é nulo.

O teste F no

A informação essencial para efectuar um teste F ao ajustamento global de um modelo de regressão também se obtém através do comando `summary`, aplicado a um objecto `lm`. Em particular:

F-statistic valor calculado da estatística $F = \frac{QMR}{QMRE}$, e os graus de liberdade na distribuição F que lhe está associada.

p-value valor de prova de F_{calc} no teste de ajustamento global do modelo.

```
> summary(iris.lm)
```

```
(...)
```

```
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
```

Outra informação de summary

Na tabela final produzida quando um comando `summary` se aplica a um objecto resultante do comando `lm` são também dados os valores de:

Residual Standard error: **Estimativa do desvio padrão σ dos erros aleatórios ε_j :**

$$\hat{\sigma} = \sqrt{QMRE} = \sqrt{\frac{SQRE}{n-2}}$$

Multiple R-squared: **O Coeficiente de Determinação:**

$$R^2 = \frac{SQR}{SQT} = \frac{s_{\hat{y}}^2}{s_y^2} = 1 - \frac{SQRE}{SQT}$$

Adjusted R-squared: **O R^2 modificado:**

$$R_{mod}^2 = 1 - \frac{QMRE}{QMT} = 1 - \frac{\hat{\sigma}^2}{s_y^2}, \quad (QMT = SQT / (n - 1))$$

A Análise dos Resíduos

TODA a inferência feita até aqui admitiu a validade do Modelo Linear, e em particular, dos pressupostos relativos aos **erros aleatórios**: Normais, de média zero, variância homogénea e independentes.

A validade dos ICs e testes de hipóteses atrás referidos **depende da validade desses pressupostos**.

Uma análise de regressão não fica completa sem que haja uma **validação dos pressupostos do modelo**.

A validação dos pressupostos relativos aos erros aleatórios faz-se através dos seus preditores, os resíduos.

Vejamos a distribuição dos resíduos, caso sejam válidos os pressupostos do modelo linear.

A distribuição dos Resíduos no Modelo RLS

Teorema (Distribuição dos Resíduos no Modelo RLS)

Dado o Modelo de Regressão Linear Simples, tem-se:

$$E_i \sim \mathcal{N}\left(0, \sigma^2(1 - h_{ii})\right), \quad \text{onde } h_{ii} = \frac{1}{n} + \frac{(x_i - \bar{x})^2}{(n-1)S_x^2}.$$

Note que um resíduo também é uma combinação linear dos Y_j :

$$E_i = Y_i - \hat{Y}_i = Y_i - (\hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1 x_i) = Y_i - \sum_{j=1}^n (d_j + c_j x_i) Y_j = \sum_{j=1}^n k_j Y_j,$$

com

$$k_j = \begin{cases} -(d_j + x_i c_j) & \text{se } j \neq i \\ 1 - (d_i + x_i c_i) & \text{se } j = i \end{cases}$$

Note que os resíduos E_i têm variâncias diferentes: $V[E_i] = \sigma^2(1 - h_{ii})$.

Diferentes tipos de resíduos

A procura de um comportamento mais estável para os resíduos conduz à definição de **três variantes de resíduos**.

Resíduos habituais : $E_i = Y_i - \hat{Y}_i$;

Resíduos (internamente) standardizados : $R_i = \frac{E_i}{\sqrt{QMRE \cdot (1 - h_{ii})}}$.

(Não é possível concluir que os R_i tenham distribuição t_{n-2} , uma vez que $QMRE$ e E_i não são independentes)

Resíduos Studentizados (ou externamente standardizados):

$$T_i = \frac{E_i}{\sqrt{QMRE_{[-i]} \cdot (1 - h_{ii})}} \cap t_{n-3}$$

sendo $QMRE_{[-i]}$ o valor de $QMRE$ resultante de um ajustamento da Regressão **excluindo** a i -ésima observação (associada ao resíduo E_i).

É possível mostrar que $T_i = R_i \sqrt{\frac{n-3}{n-2-R_i^2}}$.

Os resíduos no

É hábito fazer **representações gráficas** dos (vários tipos) de resíduos **para validar os pressupostos do Modelo** de Regressão Linear.

Não se efectuam testes de Normalidade, uma vez que **os resíduos não são independentes**, como se pode verificar a partir do facto de que somam zero.

No , os três tipos de resíduos obtêm-se com outras tantas funções:

Resíduos usuais (E_i): **residuals**

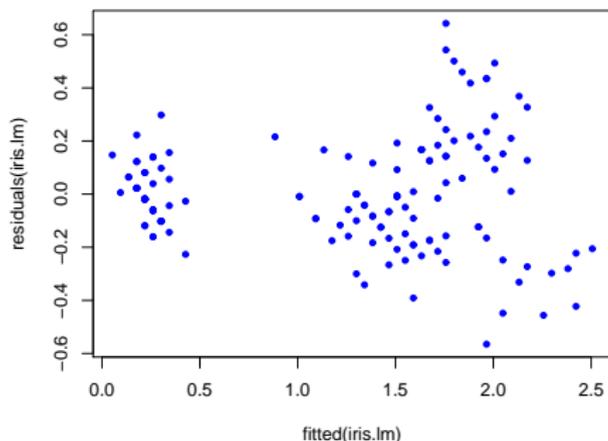
Resíduos estandardizados (R_i): **rstandard**

Resíduos Studentizados (T_i): **rstudent**

Gráficos de resíduos vs. \hat{Y}_i

Um gráfico indispensável é o de Resíduos (usuais) vs. Valores ajustados de Y . No exemplo dos lírios:

```
> plot(fitted(iris.lm), residuals(iris.lm))
```



Não deve existir qualquer padrão aparente. Sendo válido o Modelo RLS, $cor(E_i, \hat{Y}_i) = 0$ (ver exercício 20). Os resíduos devem dispor-se aproximadamente numa banda horizontal em torno de zero.

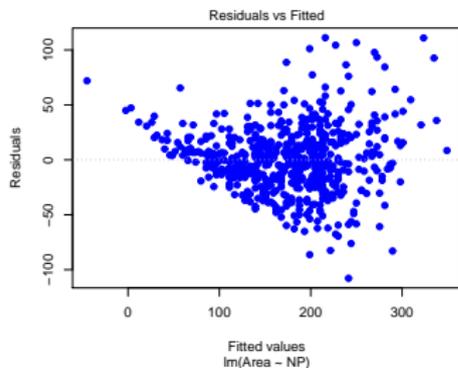
Possíveis padrões indicativos de problemas

Num gráfico de E_i vs. \hat{Y}_i surgem com frequência alguns padrões indicativos de problemas.

Curvatura na disposição dos resíduos Indica violação da hipótese de linearidade entre x e y .

Gráfico em forma de funil Indica violação da hipótese de homogeneidade de variâncias

Um ou mais resíduos muito destacados, ou banda oblíqua Indica possíveis observações atípicas.



Um exemplo de resíduos em **forma de funil**, e sugerindo alguma **curvatura** na relação entre as duas variáveis.

Gráficos para estudar a hipótese de normalidade

Como foi visto no acetato 166, dado o Modelo, $\frac{E_j}{\sqrt{\sigma^2(1-h_{jj})}} \cap \mathcal{N}(0, 1)$.

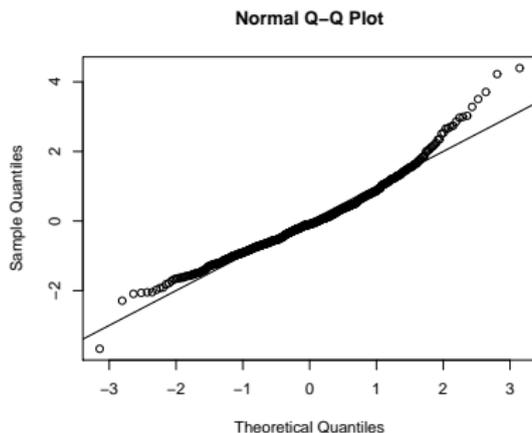
Embora os resíduos standardizados, $R_j = \frac{E_j}{\sqrt{QMRE(1-h_{jj})}}$ não sejam exactamente $\mathcal{N}(0, 1)$, desvios importantes à Normalidade devem fazer duvidar da validade do pressuposto de erros aleatórios Normais.

É hábito investigar a validade do pressuposto de erros aleatórios Normais através de:

- Um **histograma** dos resíduos standardizados; ou
- um **qq-plot** que confronte os **quantis empíricos** dos n resíduos standardizados, com os **quantis teóricos** numa $\mathcal{N}(0, 1)$.

Gráficos para o estudo da Normalidade (cont.)

Um qq-plot indicativo de concordância com a hipótese de Normalidade dos erros aleatórios deverá ter os pontos aproximadamente em cima de uma recta. O exemplo seguinte sugere algum desvio a essa hipótese para os resíduos mais extremos.



Foi criado pelos comandos

```
> qqnorm(rstandard(lm(Area ~ Nldir, data=clopes)))  
> abline(0,1)
```

Gráficos para o estudo de independência

Dependência entre erros aleatórios pode surgir com observações que sejam sequenciais no tempo como resultado, por exemplo, de um “tempo de retorno” de um aparelho de medição, ou de outro fenómeno associado a **correlação temporal**.

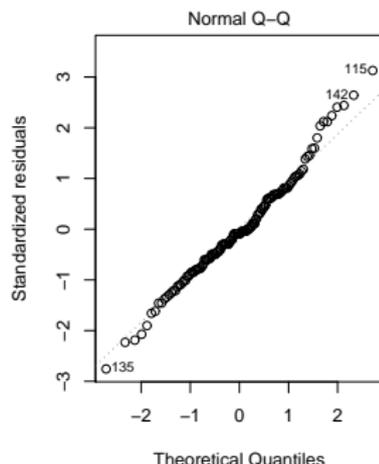
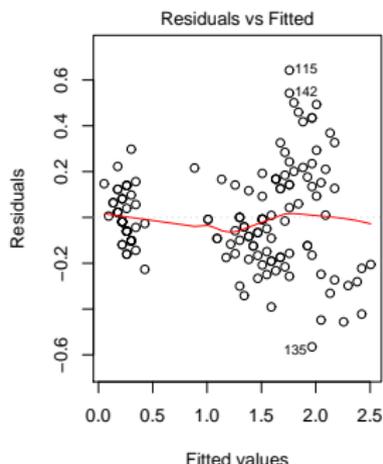
Nesse caso, pode ser útil inspeccionar um **gráfico de resíduos vs. ordem de observação**, para verificar se existem padrões que sugiram falta de independência.

Estudo de resíduos no

O comando `plot`, aplicado a um objecto que resulte de aplicar a função `lm` pode produzir seis gráficos (quatro por omissão). Os dois primeiros correspondem aos que foram vistos nos acetatos anteriores. No exemplo dos lírios, tem-se:

```
> plot(iris.lm, which=1:2)
```

Este comando produz os gráficos



Observações atípicas

Outras ferramentas de diagnóstico visam identificar observações individuais que merecem ulterior análise.

Observações atípicas (*outliers* em inglês). Conceito sem definição rigorosa, procura designar observações que se distanciam da relação linear de fundo entre Y e a variável preditora.

Muitas vezes surgem associadas a resíduos grandes (em módulo). Em particular, e como os resíduos Studentizados têm distribuição aproximadamente $\mathcal{N}(0, 1)$ para n grande, observações para as quais $|T_i| > 3$ podem ser classificadas como atípicas.

Mas por vezes, observações distantes da tendência geral **podem afectar o próprio ajustamento do modelo**, e não serem facilmente identificáveis a partir dos seus resíduos.

As chamadas “observações alavanca”

Observações alavanca (*leverage points* em inglês) são observações que tendem a “atrair” a recta de regressão. Na RLS são observações para as quais é elevado o valor

$$h_{ij} = \frac{1}{n} + \frac{(x_i - \bar{x})^2}{(n-1) s_x^2},$$

também designado o **valor do efeito alavanca** (*leverage*, em inglês).

Assim, numa RLS, quanto mais afastado estiver o valor x_i em relação à média \bar{x} , maior será o efeito alavanca.

O papel de h_{ij} resulta da sua presença na expressão da variância do i -ésimo resíduo E_i (ver acetato 166): $V[E_i] = \sigma^2 (1 - h_{ij})$.

Se h_{ij} é elevado, a variância do resíduo E_i é baixa, logo o resíduo tende a estar próximo do seu valor médio (zero), ou seja, a recta de regressão tende a passar próximo desse ponto.

Observações alavanca (cont.)

Para qualquer observação, verifica-se:

$$\frac{1}{n} \leq h_{ij} \leq 1 ,$$

O **valor médio** das observações alavanca numa regressão linear simples é a razão entre o no. de parâmetros e o no. de observações:

$$\bar{h} = \frac{2}{n} ,$$

Se existirem r observações com o mesmo valor x_i do preditor, o efeito alavanca de qualquer delas não pode exceder $\frac{1}{r}$. Assim, **repetir observações de Y para os mesmos valores da variável preditora é uma forma de impedir que os efeitos alavanca sejam excessivos.**

Observações com um efeito alavanca elevado **podem, ou não, estar dispostas com a mesma tendência de fundo que as restantes observações (i.e., podem, ou não, ser atípicas).**

Observações influentes

Observações influentes são observações que, se retiradas da análise, geram variações assinaláveis no conjunto dos valores ajustados de Y e nos parâmetros estimados, b_0 e b_1 . Medida frequente para a influência da observação i é a **distância de Cook**, que na RLS é:

$$D_i = \frac{\|\hat{\mathbf{y}} - \hat{\mathbf{y}}_{(-i)}\|^2}{2 \cdot \text{QMRE}},$$

sendo $\hat{\mathbf{y}}$ o vector dos n valores ajustados \hat{y}_i usuais e $\hat{\mathbf{y}}_{(-i)}$ o vector dos n valores ajustados de Y obtido estimando os β s sem a observação i . Expressão equivalente (sendo R_i o resíduo standardizado):

$$D_i = R_i^2 \left(\frac{h_{ii}}{1 - h_{ii}} \right) \frac{1}{2}$$

Quanto maior D_i , maior é a influência da i -ésima observação. Por vezes usa-se $D_i > 0.5$ como critério de observação influente.

Uma prevenção

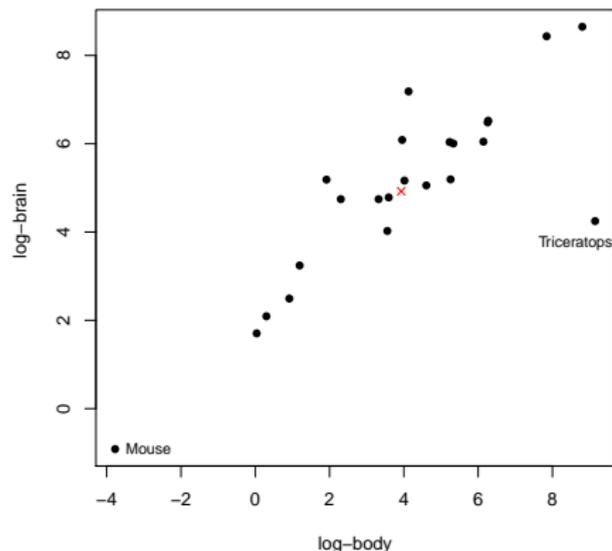
Observações atípicas, influentes ou alavanca, embora podendo estar relacionadas, não são o mesmo conceito.

Por exemplo, uma observação com resíduo (internamente) estandardizado grande e h_{ii} elevado, tem de ter uma distância de Cook grande, logo ser influente. Se tiver R_i^2 grande e h_{ii} pequeno (ou viceversa), pode, ou não, ser influente, consoante a grandeza relativa desses dois valores.

Estes diagnósticos servem sobretudo para **identificar observações que merecem maior atenção e consideração.**

Um exemplo

Considerando apenas um subconjunto das espécies animais estudadas no Exercício 9 de Regressão Linear Simples, obtém-se o seguinte gráfico de log-peso do corpo vs. log-peso do cérebro:



Há duas espécies mais distantes da nuvem de pontos, mas enquanto o *rato* se dispõe na mesma tendência de fundo, o *triceratops* não.

A cruz (x) indica o centro de gravidade (\bar{x}, \bar{y}) da nuvem de pontos.

Um exemplo (cont.)

Os Resíduos (internamente) estandardizados, distâncias de Cook e valores do efeito alavanca são os seguintes:

	R _i	D _i	h _{ii}	
Mountain beaver	-0.547	0.018	0.109	
Cow	-0.201	0.001	0.068	
Grey wolf	0.057	0.000	0.044	
Goat	0.168	0.001	0.045	
Guinea pig	-0.754	0.039	0.119	
Asian elephant	1.006	0.069	0.120	
Donkey	0.276	0.002	0.052	
Horse	0.121	0.001	0.071	
Potar monkey	0.711	0.015	0.057	
Cat	-0.006	0.000	0.081	
Giraffe	0.145	0.001	0.071	
Gorilla	0.195	0.001	0.053	
Human	1.850	0.078	0.044	
African elephant	0.688	0.046	0.163	
Triceratops	-3.610	1.431	0.180	<- D _i muito grande; h _{ii} nem por isso
Rhesus monkey	1.306	0.058	0.064	
Kangaroo	-0.578	0.008	0.044	
Mouse	-1.172	0.355	0.341	<- h _{ii} mais elevado; D _i nem por isso
Rabbit	-0.519	0.013	0.089	
Sheep	0.163	0.001	0.044	
Jaguar	-0.243	0.001	0.046	
Chimpanzee	0.992	0.022	0.043	
Pig	-0.471	0.006	0.052	

Gráficos diagnósticos no

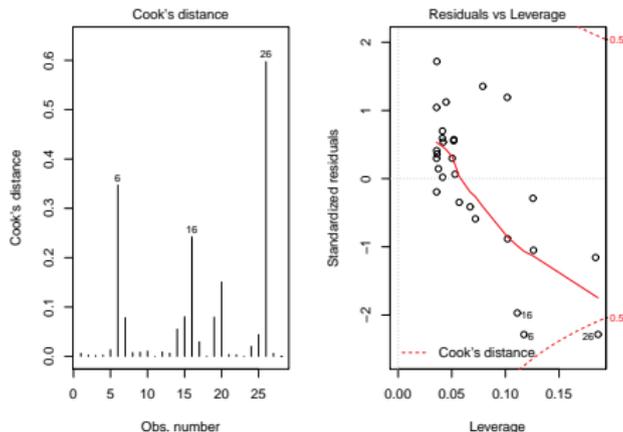
A função `plot`, aplicada a um objecto `lm` produz, além dos gráficos vistos no acetato 174, gráficos com alguns dos diagnósticos agora considerados.

A opção `which=4` produz um diagrama de barras das distâncias de Cook associadas a cada observação.

A opção `which=5` produz um gráfico de Resíduos estandardizados (R_i s) no eixo vertical contra valores de h_{ij} (*leverages*) no eixo horizontal, traçando linhas de igual distância de Cook (para os níveis 0.5 e 1, por omissão), que destacam eventuais observações influentes.

Um exemplo de gráficos de diagnóstico

Um exemplo destes gráficos de diagnósticos, para os dados do Exercício 9 de RLS (Animals) é:



Os valores elevados de distância de Cook reflectem o distanciamento das espécies de dinossáurios da tendência geral das outras espécies, embora o facto de serem **três** observações discordantes mitiga um pouco o valor destes diagnósticos.

Algumas transformações de variáveis

Por vezes, é possível tornar violações às hipóteses de Normalidade dos erros aleatórios ou homogeneidade de variâncias através de transformações de variáveis. Por exemplo,

Se $\text{var}(\varepsilon_j) \propto E[Y_j]$ então $Y \rightarrow \sqrt{Y}$

Se $\text{var}(\varepsilon_j) \propto (E[Y_j])^2$ então $Y \rightarrow \ln Y$

Se $\text{var}(\varepsilon_j) \propto (E[Y_j])^4$ então $Y \rightarrow 1/Y$

são propostas usuais para estabilizar as variâncias.

Os exemplos acima são casos particulares da família Box-Cox de transformações:

$$Y \rightarrow \begin{cases} \frac{Y^\lambda - 1}{\lambda} & , \lambda \neq 0 \\ \ln(Y) & , \lambda = 0 \end{cases}$$

Prevenções sobre transformações

Mas a utilização de transformações da variável resposta Y (e possivelmente também do preditor X) deve ser feita com cautela.

- Uma transformação de variáveis muda também a relação de base entre as variáveis originais;
- Uma transformação que “corrija” um problema (e.g., variâncias heterogéneas) pode gerar outro (e.g., não-normalidade);
- Existe o perigo de usar transformações que resolvam o problema numa amostra específica, mas não tenham qualquer generalidade.

Transformações linearizantes

Diferente é o problema (já visto mais atrás) de transformações que visam linearizar uma **relação original não linear entre x e y** .

Prevenções sobre transformações linearizantes:

- Os estimadores que minimizam a soma de quadrados dos resíduos nas relações linearizadas **não são** os que produzem **as soluções ótimas dum problema de minimização de somas de quadrados de resíduos na relação não-linear original**.
- **As transformações não levaram em conta os erros aleatórios.**
- **As hipóteses de erros aleatórios aditivos, Normais, de variância homogénea, média zero e independentes terão de ser válidas para as relações lineares entre as variáveis transformadas.**

FIM DA MATÉRIA PARA O PRIMEIRO TESTE