## Estatística Básica e Experimentação no R

## Walmes Marques Zeviani\*

## Sumário

1	Intr	odução à manipulação de objetos e funções	3
	1.1	Instalação do R	3
	1.2	Pedindo ajuda	3
	1.3	Criação, atribuição, acesso e modificação de objetos	4
	1.4	Informações sobre objetos (atributos)	5
	1.5	Operações matemáticas	6
	1.6	Operações estatísticas	6
	1.7	Construindo funções	7
2	Imp	portação de dados e análise exploratória	8
	2.1	Impotando dados	8
	2.2	Explorações gráficas (1)	Ç
	2.3	Explorações gráficas (2)	Ç
	2.4	Recursos gráficos avançados	10
3	Reg	ressão linear	11
	3.1	Importando e manipulando dados	11
	3.2	Regressão linear simples	12
	3.3	Regressão linear múltipla	12
	3.4	Seleção de modelos/variáveis	13
	3.5	Remoção de pontos discrepantes	13
	3.6	Predição de valores a partir do modelo escolhido	14
	3.7	Representação gráfica do ajuste	14
	3.8	Mais sobre análise de resíduos e $R^2$ (quarteto de Anscombe)	15
4	Reg	ressão não linear	15
	4.1	Motivação	15
	4.2	Definição	16
	4.3	Exemplo de modelos não lineares	16
	4.4	Uso de recursos gráficos para entender o significado dos parâmetros	17
	4.5	Estimação de parâmetros em modelos não lineares	18
	4.6	Ajuste de modelo não linear aos dados de DAP	19
	4.7	Comparação de curvas ajustadas	21
	4.8	Ajuste de modelos não lineares com a library{nlme}	22

<sup>\*</sup>Documento concluído em 1 de dezembro de 2010 às 18:08:02 – Centro Politécnico – Universidade Federal do Paraná.

5	Análise de experimento com um fator em DIC	<b>2</b> 3		
	5.1 Importando dados	23		
	5.2 Análise de variância	24		
	5.3 Aplicando teste de Tukey para comparar médias	24		
	5.4 Aplicando teste de Scott-Knott para agrupar médias	24		
		25		
	1			
	5.6 Estudo das taxas de erro tipo I dos testes	25		
6	Análise de experimentos de um fator em DBC	26		
	6.1 Entrada de dados	26		
	6.2 Análise de variância	26		
	6.3 Teste de médias	27		
	6.4 Observações perdidas	27		
	on observações peraidas	_,		
7	Análise de experimento fatorial duplo em DIC	28		
	7.1 Análise de variância	28		
	7.2 Testes de médias	29		
8	Análise de fatorial duplo em DBC			
0		<b>30</b>		
	8.2 Análise de variância e desdobramento das somas de quadrados	30		
	8.3 Desdobramento da interação com testes de médias	31		
9	Análise de experimento fatorial com um tratamento adicional	32		
10	Análise de covariância	33		
10	10.1 Análise de variância	33		
	10.2 Constraste entre níveis dos fatores	34		
	10.2 Constraste entre nivers dos fatores	94		
11	Experimento fatorial com fatores qualitativos e quantitativos	35		
	11.1 Desdobramento da interação	35		
	11.2 Obtenção das equações de regressão e $\mathbb{R}^2$	36		
10	Fatorial com fatores quantitativos - superfície de resposta	37		
14	12.1 Análise de variância e obtenção do modelo empírico			
	12.2 Gráfico do modelo final	37		
13	Análise de experimentos em parcela subdividida	38		
	13.1 Análise de variância	38		
	13.2 Teste de médias	38		
11	From earliers and the control of a control of the c	20		
14	Experimentos em parcelas subsubdivididas	39		
	14.1 Análise de variância	39		
	14.2 Testes de médias	40		
15	Recursos gráficos	42		
	15.1 Gráficos do pacote <i>graphics</i>	42		
	15.2 Gráficos do pacote lattice	44		

## 1 Introdução à manipulação de objetos e funções

#### 1.1 Instalação do R

#### 1.2 Pedindo ajuda

#### 1.3 Criação, atribuição, acesso e modificação de objetos

```
# vetores, sequências e números aleatórios
c(2,4,7,3,8,9)
1:7
seq(0, 20, by=3.1)
seq(0, 20, length=4)
rep(1:3, times=3)
rep(1:3, each=3)
rnorm(5, 3, 2)
rnorm(5, sd=2, mean=3)
rnorm(5, mean=3, sd=2)
runif(5)
#-----
# matrizes
matrix(c(1,5,38,400), 2, 2)
matrix(c(1,5,50,400), 2, 2)
matrix(1:6, 2, 3)
matrix(rnorm(9), 3, 3)
matrix(c("a","c","b","j"), 2, 2)
#------
# estrutura de dados (planilha)
data.frame(A=1:4, B=runif(4), C=letters[1:4])
data.frame(trat=c(1:2,1:2), bloc=rep(1:2, e=2))
expand.grid(cult=c("A","B"), bloc=c("I","III","III"), dose=1:3)
# listas
list(A=rnorm(4),
     B=matrix(1:4,2,2),
     C=data.frame(a=1:4, b=runif(4), c=letters[1:4]),
     D="0 R é livre")
# atribuição, acesso e modificação de vetores
x \leftarrow seq(12, 18, 2); x
x[1]
x[2:3]
x[-4]
x[3:4] \leftarrow c(20,22); x
# atribuição, acesso e modificação de matrizes
x \leftarrow matrix(rnorm(9), 3, 3); x
x[1,]
x[,1]
x[2,2]
x[-3,-3]

x[3,1] <- 19; x

x[3,1] <- "19"; x
# atribuição, acesso e modificação de tabelas de dados
x <- data.frame(A=1:4, B=runif(4), C=letters[1:4]); x</pre>
x[,1]
x[,"A"]
x[1,2]
x[-3,-3]
x[1,"A"] <- 200
# atribuição, acesso e modificação de "planilhas"
```

#### 1.4 Informações sobre objetos (atributos)

```
# como obter informações sobre um objeto?
v <- c(a=1, b=2, c=3)
length(v)
class(v)
class("R")
names(v)
m <- matrix(1:3,2,2)</pre>
dim(m)
class(m)
colnames(m)
colnames(m) <- c("i","j")</pre>
colnames(m)
d <- expand.grid(A=1:2, B=c("A","B"))</pre>
dim(d)
nrow(d); ncol(d)
names(d)
names(d) <- c("trat", "bloc")</pre>
l \leftarrow list(A=rnorm(4), B=matrix(1:4,2,2))
dim(l)
class(l)
names(l)
# como saber praticamente tudo sobre um objeto?
str(v)
str(m)
str(d)
str(l)
ls()
```

#### 1.5 Operações matemáticas

```
# as operações fundamentais e mais
1+100
3-5
2*8
3/4
2^3
sqrt(4)
exp(3)
2.71^3
log(10)
log10(1000)
log(30, base=3)
# as operações em vetores
x < -1:3
x-1
x+c(5:7)
x/3
x/c(1:2)
x^2
log(x)
#-----
# as operações com matrizes
x <- matrix(1:4, 2, 2)
y <- matrix(4:1, 2, 2)
z <- matrix(1:6, 3, 2)
x*10
x-4
x+y
X*y
X%*%y
X+Z
Z%*%X
det(x)
diag(x)
solve(x)
t(z)
# operações trigonométricas
x < - seq(0, 2, 0.5)
sin(x*pi)
cos(x*pi)
tan(x*pi)
asin(1)/pi
acos(-1)/pi
atan(1)/pi
#-----
```

#### 1.6 Operações estatísticas

, #------

```
# em vetores
x <- rnorm(1000)
mean(x)
sum(x)
var(x)
sd(x)
median(x)
max(x)
min(x)
range(x)
summary(x)
plot(x)
hist(x)
x \leftarrow matrix(rnorm(20), 4, 5)
colSums(x)
rowMeans(x)
mean(x)
var(x)
cor(x)
sd(x)
apply(x, 1, mean)
apply(x, 1, max)
apply(x, 2, min)
# operações com data.frames
x <- expand.grid(A=c("H","M"), B=c("sim","não"), rep=1:4)
x$alt <- rnorm(x$A, 1.7)
tapply(x$alt, x$A, mean)
with(x, tapply(alt, A, mean))
with(x, tapply(alt, B, var))
with(x, tapply(alt, list(A, B), sum))
with(x, aggregate(alt, list(A, B), mean))
```

#### 1.7 Construindo funções

## 2 Importação de dados e análise exploratória

#### 2.1 Impotando dados

```
# como importar/ler dados?
apropos("read")
help(read.table)
#-----
# onde os dados devem estar?
getwd()
setwd("/home/walmes/Documentos/Curso R")
apropos("system")
system("ls")
# importando dados
soja <- read.table("http://www.leg.ufpr.br/~walmes/cursoR/soja.txt", header=TRUE, sep="\t", dec=",")</pre>
class(soja)
names(soja)
dim(soja)
str(soja)
head(soja)
soja
# exploração númerica
with(soja, tapply(rengrao, list(potassio), mean))
with(soja, tapply(rengrao, list(potassio, agua), mean))
# selecionando subconjuntos dos dados
subset(soja, potassio==0)
subset(soja, bloco=="I")
subset(soja,\ potassio == 0\ \&\ bloco == "I")
subset(soja, rengrao<15)</pre>
subset(soja, rengrao<15 & pesograo<11)</pre>
#------
# um pouco sobre perguntas lógicas
```

#### 2.2 Explorações gráficas (1)

```
# matriz de diagramas de dispersão
pairs(soja)
# gráficos simples de dispersão
plot(rengrao-potassio, data-subset(soja, agua==50))
plot(rengrao-potassio, data-subset(soja, agua==50),
    xlab="Dose de potássio", ylab="Rendimento de grãos",
     col=2, pch=19, cex=1.2)
#-----
# boxplot
boxplot(rengrao~potassio, data=subset(soja, agua==50))
boxplot(rengrao~potassio, data=soja, col="yellow")
# todos níveis de água ao mesmo tempo
par(mfrow=c(1,3))
plot(rengrao~potassio, data=subset(soja, agua==37.5), main="37.5% de água")
plot(rengrao~potassio, data=subset(soja, agua==50), main="50.0% de água")
plot(rengrao~potassio, data=subset(soja, agua==62.5), main="62.5% de água")
# gráficos de barras
par(mfrow=c(1,1))
pot.m <- with(soja, tapply(rengrao, potassio, mean))</pre>
pot.m
bp <- barplot(pot.m) # ylim=c(0,32)</pre>
text(bp, pot.m, label=round(pot.m, 3)) # pos=3
title("Médias dos tratamentos")
box()
```

#### 2.3 Explorações gráficas (2)

. #------

```
# lendo novos dados
agr <- read.table("http://www.leg.ufpr.br/~walmes/cursoR/agreg.txt", header=TRUE, sep="\t")
str(agr)
#-----
# como os dados se distribuem (marginal)?
pairs(agr)
hist(agr$roundness)
plot(agr$roundness, col=agr$prof)
plot(density(agr$roundness))
#-----
# mas as médias não mudam com a profundidade?
with(agr, tapply(roundness, profundidade, mean))
with(agr, tapply(aspecto, profundidade, mean))
#-----
# os dados têm distribição normal? como checar?
par(mfrow=c(1,2))
qqnorm(agr$roundness); qqline(agr$roundness)
qqnorm(agr$roundness); qqtine(agr$roundness)
qqnorm(agr$aspecto); qqline(agr$roundness)
with(subset(agr, profundidade==5), { qqnorm(roundness); qqline(roundness) })
with(subset(agr, profundidade==20), { qqnorm(roundness); qqline(roundness) })
qqnorm(scale(agr$roundness), asp=1); qqline(scale(agr$roundness))
hist(scale(agr$roundness), freq=FALSE)
curve(dnorm(x), add=TRUE, col=2); lines(density(scale(agr$roundness)), col=3)
# o que fazer? tranformar? qual tranformação?
require(MASS)
agr5 <- subset(agr, profundidade==5)</pre>
boxcox(agr5$roundness~1, lambda=seq(-1,6,l=100))
qqnorm(agr5$roundness^4); qqline(agr5$roundness^4)
shapiro.test(agr5$roundness)
shapiro.test(agr5$roundness^4)
# o que fazer em casos como esse?
boxcox(agr5\$aspecto{\sim}1,\ lambda=seq(-1,6,l=100))
qqnorm(agr5$aspecto^3); qqline(agr5$aspecto^3)
#-----
```

#### 2.4 Recursos gráficos avançados

```
qqmath(~roundness+aspecto|profundidade, data=agr)
histogram(~roundness|profundidade, data=agr)
densityplot(\sim roundness + aspecto | profundidade, data = agr)
# matriz de dispersão
str(agr)
splom(agr[,-1], group=agr$profundidade)
#-----
# os dados abaixo têm distribuição normal?
m < -gl(15,8)
x \leftarrow rnorm(m, as.numeric(m), 0.1)
xp <- qqnorm(x); qqline(x)</pre>
rug(xp$x)
rug(xp$y, side=2)
m\Theta < - lm(x\sim m)
xp <- qqnorm(residuals(m0)); qqline(residuals(m0))</pre>
rug(xp$x)
rug(xp\$y, side=2)
# uma mistura de distribuições
par(mfrow=c(1,1))
curve(dnorm(x,0,1), 0, 20)
for(i \text{ in } seq(0,20,l=7)) \ \{ \ curve(dnorm(x,i,1), \ add=TRUE, \ col=i); \ abline(v=i, \ col=i, \ lty=3) \ \}
```

## 3 Regressão linear

#### 3.1 Importando e manipulando dados

#### 3.2 Regressão linear simples

#### 3.3 Regressão linear múltipla

```
# ajuste do modelo quadrático
m1 < -lm(h\sim d+d2, data=dapcc) # ou lm(h\sim d+I(d^2), data=dapcc)
summary(m1)
layout(matrix(c(1,1,2,3,4,5),2,3))
plot(h~d, dapcc)
lines(fitted(m1)~d, dapcc)
plot(m1)
# modelo cúbico
m2 < -lm(h\sim d+d2+d3, data=dapcc) # ou lm(h\sim d+I(d^2)+I(d^3), data=dapcc)
summary(m2)
plot(h~d, dapcc)
lines(fitted(m2)~d, dapcc)
plot(m2)
#-----
# modelo recíproco
m3 <- lm(h~d+di, data=dapcc)
summary(m3)
plot(h~d, dapcc); lines(fitted(m3)~d, dapcc); plot(m3)
# modelo quadrado do recíproco
m4 <- lm(h~d+di2, data=dapcc)
summary(m4)
plot(h~d, dapcc); lines(fitted(m4)~d, dapcc); plot(m4)
# modelo raíz quadrada
m5 <- lm(h\sim d+dr, data=dapcc)
summary(m5)
plot(h~d, dapcc); lines(fitted(m5)~d, dapcc); plot(m5)
```

#### 3.4 Seleção de modelos/variáveis

#### 3.5 Remoção de pontos discrepantes

```
# identificar/remover os pontos discrepantes/influentes
layout(1)
plot(residuals(m5)~d, dapcc)
id <- identify(dapcc$d, residuals(m5))</pre>
# análise com os pontos removidos dapcc2 <- dapcc[-c(15,41,209),]
str(dapcc2)
dapcc2 <- dapcc[-id,]
m5b <- lm(h~d+dr, data=dapcc2)</pre>
summary(m5b)
layout(matrix(c(1,1,2,3,4,5),2,3))
plot(h~d, dapcc2); lines(fitted(m5b)~d, dapcc2); plot(m5b)
# e se tentarmos tranformar?
require(MASS)
layout(1)
bc <- boxcox(m5b, lambda=seq(0.5,2,l=100))</pre>
str(bc)
bc$x[which.max(bc$y)]
```

### 3.6 Predição de valores a partir do modelo escolhido

#### 3.7 Representação gráfica do ajuste

## 3.8 Mais sobre análise de resíduos e $R^2$ (quarteto de Anscombe)

```
# mais sobre resíduos e R2
data(anscombe)
ans1 <- lm(y1\sim x1, anscombe)
ans2 <- lm(y2\sim x2, anscombe)
ans3 <- lm(y3~x3, anscombe)
ans4 <- lm(y4\sim x4, anscombe)
summary(ans1)
summary(ans2)
summary(ans3)
summary(ans4)
par(mfrow=c(4,5), oma=c(0,0,0,0), mar=c(2,2,2,2))\\ plot(y1\sim x1, anscombe); abline(ans1, col=2); plot(ans1)
plot(y2~x2, anscombe); abline(ans2, col=2); plot(ans2)
plot(y3~x3, anscombe); abline(ans3, col=2); plot(ans3)
plot(y4~x4, anscombe); abline(ans4, col=2); plot(ans4)
# o significado dos leverages
hatvalues(ans1)
sapply(list(ans1, ans2, ans3, ans4), hatvalues)
browseURL(URLencode("http://animation.yihui.name/lm:least_squares"))
```

## 4 Regressão não linear

#### 4.1 Motivação

```
da <- read.table(textConnection(lines), header=TRUE); closeAllConnections()</pre>
plot(eclod~dia, da)
#-----
# aiuste de modelos lineares e não lineares
new <- data.frame(dia=seq(0,30,l=100))</pre>
plot(eclod\sim dia, da, xlim=c(0,30), ylim=c(0,600))
#-----
# modelo linear da reta
m0 <- lm(eclod~dia, da)
lines(predict(m0, newdata=new)~new$dia, col=1)
#-----
# modelo polinômio cúbico
m1 <- lm(eclod~poly(dia, 3), da)</pre>
lines(predict(m1, newdata=new)~new$dia, col=2)
      ______
# modelo não linear (logístico)
m2 <- nls(eclod~SSlogis(dia, Asym, xmid, scal), data=da)
lines(predict(m2, newdata=new)~new$dia, col=3)</pre>
#-----
```

#### 4.2 Definição

#### 4.3 Exemplo de modelos não lineares

#### 4.4 Uso de recursos gráficos para entender o significado dos parâmetros

```
# pacote que permite a construção de interfaces gráficas
library(gWidgetsRGtk2)
# modelo michaelis mentem (reações químicas, liberação de nutrientes no solo)
limits <- list(A=c(0,20), B=c(0,6))
plottest \leftarrow function(...) \{ curve(svalue(A)*x/(svalue(B)+x), 0, 15) \}
# função que contrói a janela gráfica com deslizadores
#func <-
w <- gwindow("Slider and spinbox example")</pre>
tbl <- glayout(cont=w)</pre>
for(i in 1:length(limits)){
 tbl[i,1] <- paste("Slide to adjuste parameter", names(limits)[i])</pre>
 tbl[i,2, expand=TRUE] <- (assign(names(limits)[i],</pre>
             gslider(from=limits[[i]][1], to=limits[[i]][2],
                     by=diff(limits[[i]])/20, value=mean(limits[[i]]),
                     container=tbl, handler=plottest)))
plottest()
#'; writeLines(func, "func.R")
# modelo logístico (curva de crescimento)
limits <- list(A=c(0,20), B=c(10,60), C=c(1,7))
plottest <- function(...){ curve(svalue(A)/(1+exp((svalue(B)-x)/svalue(C))), 0, 50) }</pre>
source("func.R")
# modelo resposta platô (ensaios com fetilizante)
```

#### 4.5 Estimação de parâmetros em modelos não lineares

```
# como funciona o procedimento iterativo para estimar parâmetros?
# exemplo com o modelo michaelis mentem e dados de mentirinha
theta <- c(A=10, B=3)
da <- data.frame(x=seq(1,20,2))
da$y <- theta["A"]*da$x/(theta["B"]+da$x)+rnorm(da$x,0,0.2)
plot(y~x, da)
# sequência de estimativas até a convergência do procedimento de estimação
# caminho pela superfície de mínimos quadrados
sqe <- function(A, B, y, x) \{ hy <- (A*x)/(B+x); sum((y-hy)^2) \} \\ SQE <- Vectorize(sqe, c("A", "B"))
A.grid <- seq(0,40,l=100)
B.grid <- seq(0,20,l=100)
start.list \leftarrow list(s1=c(A=0.1,B=0.1), s2=c(A=40,B=20),
                    s3=c(A=35,B=2.5), s4=c(A=18,B=18))
par(mfrow=c(2,2))
for(lis in 1:4){
  contour(A.grid, B.grid, sqe.surf, levels=(seq(1,35,2))^2,
  xlab="A", ylab="B", col="gray70")
sink("trace.txt")
  n0 <- nls(y~A*x/(B+x), data=da, start=start.list[[lis]], trace=TRUE)
  sink()
  trace <- read.table("trace.txt")</pre>
  for(i in seq(nrow(trace)-1)){
    arrows(trace[i,"V3"], trace[i,"V4"],
trace[i+1,"V3"], trace[i+1,"V4"],
            col=2, length=0.1)
    abline(v=trace[i+1,"V3"], h=trace[i+1,"V4"], col="orange", lty=3)
    Sys.sleep(1)
    print(c(i, trace[i+1, "V3"], trace[i+1, "V4"]))
```

## 4.6 Ajuste de modelo não linear aos dados de DAP

```
dap <- read.table(file.choose(), header=TRUE)</pre>
dap <- read.table("http://www.leg.ufpr.br/~walmes/cursoR/dap.txt", header=TRUE)</pre>
names(dap) <- c("d", "h")
# ordenando e tomando só os casos completos
dap <- dap[order(dap$d),]</pre>
dapcc <- dap[complete.cases(dap),]</pre>
str(dapcc)
# análise gráfica exploratória dos dados
plot(h~d, dapcc)
# análise gráfica do modelo candidato h = b0*(1-exp(b1*d))^b2
limits <- list(b0=c(25,35), b1=c(0,0.5), b2=c(0.7, 1.3))
plottest <- function(...){</pre>
 plot(h~d, dapcc)
 curve(svalue(b0)*(1-exp(-svalue(b1)*x))^svalue(b2), add=TRUE, col=2)
source("func.R")
# ajustar o modelo não linear (com bons chutes)
n0 <- nls(h\sim b0*(1-exp(-b1*d))^b2, data=dapcc,
        start=list(b0=35, b1=0.1, b2=1.3), trace=TRUE)
summary(n0)
#-----
```

```
# ajustar o modelo não linear (com chutes sem noção) n\theta <- nls(h\sim b\theta*(1-exp(-b1*d))^b2, data=dapcc,
        start=list(b0=35, b1=0, b2=1.3), trace=TRUE)
n0 <- nls(h\sim b0*(1-exp(-b1*d))^b2, data=dapcc,
# verificação do ajuste
plot(h~d, dapcc)
lines(fitted(n0)~d, dapcc, col=2)
# não temos os gráficos de resíduos prontos para modelos não lineares, vamos contruí-los
# extraindo valores
r.cru <- residuals(n0)</pre>
var(r.cru)
r.pad <- residuals(n0, type="pearson")</pre>
var(r.pad)
fitd <- fitted(n0)</pre>
#-----
# fazendos os gráficos
par(mfrow=c(1,3))
plot(r.cru~fitd)
abline(h=0, lty=3)
scatter.smooth(sqrt(abs(r.pad))~fitd)
qqnorm(r.pad); qqline(r.pad, lty=2)
#------
# intervalo de confiança para as estimativas
confint.default(n0)
confint(n0)
# o intervalo de confiânça de b2 contém o 1, será que preciso de b2?
n1 <- nls(h\sim b0*(1-exp(-b1*d)), data=dapcc,
       start=list(b0=30, b1=0.1))
summary(n1)
#-----
# como ficou?
layout(1)
plot(h~d, dapcc)
lines(fitted(n0)~d, dapcc, col=2)
lines(fitted(n1)~d, dapcc, col=3)
#-----
# teste da razão de verossimilhança para exclusão de b2
anova(n1, n0)
# comparar o ajuste do modelo não linear com o linear escolhido na aula passada
-2*c(logLik(n1))+2*2
# AIC (k=2 parâmetros)
# -2*c(logLik(m5))+3*2
# 966.5362 (k=3 parâmetros)
-2*c(logLik(n1))+2*log(221)
# BIC (k=2 parâmetros)
-2*c(logLik(m5))+3*log(221)
#-----
# R2 em modelos não lineares (danger!)
R2 <- function(nls.obj){
 da <- eval(nls.obj$data)</pre>
 resp.name <- all.vars(summary(nls.obj)$formula)[1]</pre>
```

#### 4.7 Comparação de curvas ajustadas

```
# dados
# dadus

frango <- expand.grid(dia=2:42, sistema=factor(c("A","B")))

frango$peso <- c( 80.18145, 89.98167, 132.14629, 191.04534, 167.68245, 191.45191,

220.74227, 212.98519, 230.82651, 346.32728, 391.14474, 407.79706,
                                                 441.54167, 499.63470, 575.36996, 603.35279, 678.09090, 763.96071, 787.66652, 921.68731, 959.13005, 1069.59008, 1150.70054, 1269.26359, 1313.35194, 1419.24574, 1532.63279, 1647.94630, 1722.91144, 1832.84384, 1921.09935, 1960.50372, 2062.17519, 2204.45014, 2258.73203, 2311.79432,
                                                  2466.26338, 2505.48039, 2521.81638, 2625.00725, 2728.60234, 201.41506,
                                                     240.71230,
                                                                                                                                                                                                                                    346.07243,
                                                                                     289.29251, 215.56332, 294.79948, 297.17629,
                                                     358.03428, 393.36050, 388.47739, 477.51108,
                                                                                                                                                                                                 420.89742,
                                                                                                                                                                                                                                    490.44854,
                                                    605.53948, 629.18954, 659.28526, 713.87248, 773.69469, 887.45404, 943.04904, 970.29292, 980.20056, 1142.43274, 1197.28398, 1187.79456, 1442.43274, 1197.28398, 1187.79456, 1442.43274, 1452.43274, 1452.43274, 1452.43274, 1452.43274, 1452.43274, 1452.43274, 1452.43274, 1452.43274, 1452.43274, 1452.43274, 1452.43274, 1452.43274, 1452.43274, 1452.43274, 1452.43274, 1452.43274, 1452.43274, 1452.43274, 1452.43274, 1452.43274, 1452.43274, 1452.43274, 1452.43274, 1452.43274, 1452.43274, 1452.43274, 1452.43274, 1452.43274, 1452.43274, 1452.43274, 1452.43274, 1452.43274, 1452.43274, 1452.43274, 1452.43274, 1452.43274, 1452.43274, 1452.43274, 1452.43274, 1452.43274, 1452.43274, 1452.43274, 1452.43274, 1452.43274, 1452.43274, 1452.43274, 1452.43274, 1452.43274, 1452.43274, 1452.43274, 1452.43274, 1452.43274, 1452.43274, 1452.43274, 1452.43274, 1452.43274, 1452.43274, 1452.43274, 1452.43274, 1452.43274, 1452.43274, 1452.43274, 1452.43274, 1452.43274, 1452.43274, 1452.43274, 1452.43274, 1452.43274, 1452.43274, 1452.43274, 1452.43274, 1452.43274, 1452.43274, 1452.43274, 1452.43274, 1452.43274, 1452.43274, 1452.43274, 1452.43274, 1452.43274, 1452.43274, 1452.43274, 1452.43274, 1452.43274, 1452.43274, 1452.43274, 1452.43274, 1452.43274, 1452.43274, 1452.43274, 1452.43274, 1452.43274, 1452.43274, 1452.43274, 1452.43274, 1452.43274, 1452.43274, 1452.43274, 1452.43274, 1452.43274, 1452.43274, 1452.43274, 1452.43274, 1452.43274, 1452.43274, 1452.43274, 1452.43274, 1452.43274, 1452.43274, 1452.43274, 1452.43274, 1452.43274, 1452.43274, 1452.43274, 1452.43274, 1452.43274, 1452.43274, 1452.43274, 1452.43274, 1452.43274, 1452.43274, 1452.43274, 1452.43274, 1452.43274, 1452.43274, 1452.43274, 1452.43274, 1452.43274, 1452.43274, 1452.43274, 1452.43274, 1452.43274, 1452.43274, 1452.43274, 1452.43274, 1452.43274, 1452.43274, 1452.43274, 1452.43274, 1452.43274, 1452.43274, 1452.43274, 1452.43274, 1452.43274, 1452.43274, 1452.43274, 1452.43274, 1452.43274, 1452.43274, 1452.43274, 1452.43274, 1452.43274, 1452.43274, 1452.43274, 1452.43274, 145
                                                 1243.54212, 1340.48431, 1453.78205, 1542.45519, 1596.08595, 1702.33500, 1801.46693, 1847.62131, 1860.69871, 2018.38835, 2046.97753, 2077.06034,
                                                  2236.60287, 2238.75234, 2302.30264, 2354.35641)
# análise gráfica exploratória
require(lattice)
xyplot(peso~dia, groups=sistema, data=frango, type=c("p","smooth"))
xyplot(peso~dia|sistema, data=frango, type=c("p","smooth"))
# ajuste de curvas individuais com modelo logístico
nA \leftarrow nls(peso\sim A/(1+exp(-(dia-d50)/S))),
                             data=subset(frango, sistema=="A"),
start=list(A=3000, d50=25, S=10))
summary(nA)
nB \leftarrow nls(peso\sim A/(1+exp(-(dia-d50)/S))),
                             data=subset(frango, sistema=="B"),
                              start=list(A=3000, d50=25, S=10))
# fazer o ajuste das duas curvas num único nls(), estimativa do QMR é mais consistente
nAB <- nls(peso~A[sistema]/(1+exp(-(dia-d50[sistema]))/S[sistema])),</pre>
                                data=frango,
                                 start=list(
                                      A=c(3200,3200),
                                      d50=c(28,30),
                                      S=c(8,10)))
summary(nAB)
# as estimativas de A são tão próximas, será que direrem?
```

```
confint.default(nAB) # baseado em normalidade assintótica
confint(nAB)
                # baseado em perfil de verossimilhança
# ajustar um modelo em que A seja comum aos dois sistemas
nAB2 <- nls(peso~A/(1+exp(-(dia-d50[sistema])/S[sistema])),
            data=frango.
            start=list(
              A=c(3200),
              d50=c(28,30),
              S=c(8,10)))
summary(nAB2)
# empregar o teste da razão de verossimilhança para testar a restrição em A
anova(nAB2, nAB)
#-----
# fazer o gráfico dos valores ajustados/preditos
new <- expand.grid(dia=0:70, sistema=factor(c("A","B")))</pre>
new$fit <- predict(nAB2, newdata=new)</pre>
# gráfico
with(frango, plot(peso~dia, col=sistema, xlim=c(0,70), ylim=c(0,3200))) with(subset(new, sistema=="A"), lines(dia, fit)) with(subset(new, sistema=="B"), lines(dia, fit, col=2))
```

#### 4.8 Ajuste de modelos não lineares com a library{nlme}

```
# dados de número de nematóides ecloditos em função dos dias e dose de nematícida
nema <- expand.grid(dia=seq(2,16,2), dose=c(0,1,5,10))
nema$eclod <- c(13, 56.5, 97.5, 168, 246.5, 323, 374, 389, 7, 26, 64.5, 126, 207.5, 282, 334, 343, 5, 21.5, 45.5, 79, 118.5, 146, 167.5, 174.5, 3.25, 9.25, 12.5, 20.5, 32.25, 39.25, 40.25, 42.25)
xyplot(eclod~dia, groups=dose, data=nema, type="b", auto.key=TRUE)
# carrega o pacote nlme (do grupo dos recomendados)
require(nlme)
# ajuste das curvas em uma única função (usando função selfstart)
gn0 <- gnls(eclod~SSlogis(dia, Asym, xmid, scal),</pre>
             data=nema,
              params=Asym+xmid+scal~factor(dose),
              start=c(500, -100, -200, -400, 4.4,0,0,0, 1.13,0,0,0))
summary(gn0)
anova(gn0, type="marginal")
# novos valores de dia para a predição de eclod
new <- expand.grid(dia=seq(0,20,0.2), dose=c(0,1,5,10))
new$eclod <- predict(gn0, newdata=new)</pre>
xyplot(eclod~dia, groups=dose, data=new)
# incluir todos os resultados em um único gráfico
```

## 5 Análise de experimento com um fator em DIC

#### 5.1 Importando dados

```
Lines <-
"gen diam
ATF06B 0.713
ATF06B 0.635
ATF06B 0.757
ATF40B 0.621
ATF40B 0.527
ATF40B 0.640
ATF54B 0.559
ATF54B 0.446
ATF54B 0.616
BR001B 0.734
BR001B 0.635
BR001B 0.763
BR005B 0.597
BR005B 0.415
BR005B 0.460
BR007B 0.601
BR007B 0.506
BR007B 0.623
BR008B 0.724
BR008B 0.574
BR008B 0.663
P9401 0.686
P9401 0.440
P9401 0.588
SC283 0.632
SC283 0.610
SC283 0.650'
diam <- read.table(textConnection(Lines), header=TRUE); closeAllConnections()</pre>
# instalação de pacotes para o teste de Tukey e Scott-Knott
# install.packages("agricolae", dep=TRUE)
# install.packages("ScottKnott", dep=TRUE)
# install.packages("contrast", dep=TRUE)
# install.packages("multcomp", dep=TRUE)
# http://cran.r-project.org/
```

#### 5.2 Análise de variância

#### 5.3 Aplicando teste de Tukey para comparar médias

#### 5.4 Aplicando teste de Scott-Knott para agrupar médias

#### 5.5 Aplicando contrastes

```
# biblioteca para fazer contrates; o modelo precisa ser classe "lm" e não "aov"
require(contrast)
a0 <- lm(diam~gen, data=diam)
class(a0)
# um nível contra o outro
c0 <- contrast(a0, list(gen="ATF06B"), list(gen="ATF40B"))</pre>
levels(diam$gen)
coef(a0)
c0$X
summary(a0)
# um grupo de níveis contra outro
c1 <- contrast(a0, type="average", list(gen=c("BR001B","ATF06B","BR008B","SC283")))
c2 <- contrast(a0, type="average", list(gen=c("ATF40B","BR007B","P9401","ATF54B","BR005B")))
c1
c1$X-c2$X
(c1$X-c2$X)%*%coef(a0)
# biblioteca para coduzir comparações multiplas de hipóteses
require(multcomp)
summary(glht(a0, linfct=(c1$X-c2$X)))
#-----
```

#### 5.6 Estudo das taxas de erro tipo I dos testes

```
.
#-----
# função que gera experimentos em DIC sob H0
trat <- gl(6,4)
geraov <- function(...){
  y <- rnorm(length(trat))
```

```
m0 <- lm(y\sim trat)
 s0 <- summary(m0)</pre>
 t1 \leftarrow abs(coef(m0)[2]*sqrt(2))/s0$sigma
 t2 \leftarrow diff(range(0, coef(m0)[-1]))*sqrt(2)/s0$sigma
 return(c(t1,t2))
geraov()
# gerando 1000 experimentos aleatórios
exper <- abs(replicate(2000, geraov()))</pre>
# quantil da distribuição t para 95% de área com df graus de liberdade no resíduo
qt(0.975, df=length(trat)-length(levels(trat)))
#-----
# número de experimentos sob H0 que rejeitaram H0, ocorrência do erro tipo I
apply(exper, 1, function(x) sum(x>2.01))/2000
apply(exper, 1, function(x) sum(x>3.17))/2000
# qual deveria ser a dms para assegurar o nível nominal de significância?
quantile(exper[2,], prob=0.95)
qtukey(0.95, length(levels(trat)), length(trat)-length(levels(trat)))/sqrt(2)
#-----
# gráfico
layout(1)
plot(density(exper[1,]), lty=1)
lines(density(exper[2,]), lty=2) abline(v=c(2.1,3.17), lty=1:2)
```

## 6 Análise de experimentos de um fator em DBC

#### 6.1 Entrada de dados

#### 6.2 Análise de variância

#### 6.3 Teste de médias

#### 6.4 Observações perdidas

```
with(dbc, tapply(prod, proced, mean, na.rm=TRUE))
#-----
# o que acontece com os estimadores de mínimos quadrados das médias?
with(dbc, tapply(ajus, proced, mean))
# como comparar médias? Tukey usando a média harmônica do número de repetições (danger)
dbc.cc <- dbc[complete.cases(dbc),]</pre>
with(dbc.cc,
    HSD.test(prod, proced,
            DFerror=df.residual(m1),
             MSerror=deviance(m1)/df.residual(m1)
# procedimentos diretos que precisam melhor descrição metodológica (usar com cuidado!)
TukeyHSD(m1)
layout(1)
plot(TukeyHSD(m1))
abline(v=0)
summary(glht(m1, linfct=mcp(proced="Tukey")))
# contraste de médias populacionais marginais, montando os vetores de comparações
comp <- outer(levels(dbc$proced), levels(dbc$proced),</pre>
            function(x, y) paste(x, y, sep="-"))
comp <- comp[upper.tri(comp)]</pre>
comp <- do.call(rbind, strsplit(comp, "-"))</pre>
#-----
# montando a matriz de contrastes
cX <- sapply(1:nrow(comp),
            function(i){
             c.contr <- contrast(m1, type="average",</pre>
                                 list(proced=comp[i,1], bloco=levels(dbc$bloco)), list(proced=comp[i,2], bloco=levels(dbc$bloco)))
             c.contr$X
cX
# fornecendo a matriz para a glht para manutenção do erro tipo I
comP <- glht(m1, linfct=t(cX))</pre>
summary(comP)
# as médias marginais populacionais
do.call(c, sapply(levels(dbc$proced),
                 function(i){
                  contrast(m1, type="average", list(proced=i, bloco=levels(dbc$bloco)))[1]
```

## 7 Análise de experimento fatorial duplo em DIC

#### 7.1 Análise de variância

```
vol <- read.table("http://www.leg.ufpr.br/~walmes/cursoR/volume.txt", header=TRUE)</pre>
str(vol)
unique(vol$dose)
#-----
# análise gráfica
require(lattice)
xyplot(volu~dose, groups=gen, data=vol, type=c("p","smooth"))
xyplot(volu~gen|dose, data=vol)
# análise de variância
m0 <- aov(volu~gen+dose+gen:dose, data=vol)
m0 <- aov(volu~gen*dose, data=vol)</pre>
summary(m0)
#-----
# verificando tipo das variáveis
class(vol$gen)
class(vol$dose)
vol$dose <- factor(vol$dose)</pre>
class(vol$dose)
#-----
# análise de variância com a especificação correta
m0 <- aov(volu~gen*dose, data=vol)
summary(m0)
#------
# checagem
par(mfrow=c(2,2))
plot(m0)
layout(1)
#-----
# testes
shapiro.test(residuals(m0))
bartlett.test(residuals(m0)~vol$dose)
#-----
# precisa-se de tranformação para normalidade e homocedasticidade
require(MASS)
boxcox(m0)
#-----
# usando a tranformação indicada
m1 <- aov(volu^0.33~gen*dose, data=vol)
par(mfrow=c(2,2))
plot(m1)
layout(1)
shapiro.test(residuals(m1))
bartlett.test(residuals(m1)~vol$dose)
bartlett.test(residuals(m1)~vol$gen)
summary(m1)
#-----
```

#### 7.2 Testes de médias

. #------

```
# teste de Tukey para gen (com dados transformados)
Tu <- with(vol, HSD.test(volu^0.33, gen,
                       DFerror=df.residual(m1),
                       MSerror=deviance(m1)/df.residual(m1)
Tu
#-----
# aplicando a transformação inversa
Tu$means <- Tu$means^(1/0.33)
# médias na escala original
with(vol, tapply(volu, gen, mean))
# cuidados ao combinar funções estatísticas com funções não lineares
mean(sqrt(1:3))
sqrt(mean(1:3))
# teste de SkottKnott (com dados tranformados)
sk \leftarrow SK(x=vol, y=vol$volu^0.33, model="y~gen*dose", which="gen") sk \leftarrow summary(sk)
sk$Means <- sk$Means^(1/0.33)
```

## 8 Análise de fatorial duplo em DBC

#### 8.1 Entrando com os dados

#### 8.2 Análise de variância e desdobramento das somas de quadrados

```
plot(m0)
layout(1)
# desdobrando somas de quadrados para a variação de K dentro de A
m1 <- aov(rg~bloc+A/K, data=rend)
summary(m1)
coef(m1)
summary(m1, split=list("A:K"=list(
                                  "A-37.5"=c(1,4,7,10),
                                  "A-50.0"=c(2,5,8,11),
                                  "A-62.5"=c(3,6,9,12)
                                  )))
# para facilitar encontrar as posições pode-se fazer a busca por expessões regulares
words <- c("0", "R", "é", "um", "programa", "livre")
grep("r", words)
names(coef(m1))
names(coef(m1))[8:19]
grep("A37.5", names(coef(m1))[8:19])
grep("A50", names(coef(m1))[8:19])
grep("A62.5", names(coef(m1))[8:19])
# usando as expressões regulares vamos desdobrar A dentro de K
m2 <- aov(rg~bloc+K/A, data=rend)</pre>
summary(m2)
names(coef(m2))
# buscando pela expressão regular
# buscando peta expressao regitar
grep("K0", names(coef(m2))[10:19])
grep("K30", names(coef(m2))[10:19])
grep("K60", names(coef(m2))[10:19])
grep("K120", names(coef(m2))[10:19])
grep("K180", names(coef(m2))[10:19])
# decomposição das somas de quadrados
summary(m2, split=list("K:A"=list(
                                  "K-0"=c(1,6),
"K-30"=c(2,7),
                                  "K-60"=c(3,8),
                                  K-120=c(4,9)
                                  "K-180"=c(5,10)
                                  )))
```

#### 8.3 Desdobramento da interação com testes de médias

```
# usando funções para fazer o desdobramento (lapply)
levels(rend$A)
lapply(levels(rend$A),
      function(a){
        with(subset(rend, A==a),
HSD.test(rg, K,
                       DFerror=df.residual(m0),
                       MSerror=deviance(m0)/df.residual(m0)))
      })
# fazendo o mesmo para o teste ScottKnott (a ordem A*K e K*A é importante!)
sk \leftarrow SK.nest(x=rend, y=rend\$rg, model="y~bloc+A*K", which="A:K", fl2=1)
summary(sk)
sk <- SK.nest(x=rend, y=rend$rg, model="y~bloc+K*A", which="K:A", fl2=1)
summary(sk)
# fazer o teste de ScottKnott com um comando apenas (lapply)
length(levels(rend$A))
lapply(1:3,
      function(a){
        sk \leftarrow SK.nest(x=rend, y=rend\$rg, model="y~bloc+K*A", which="K:A", fl2=a)
        summary(sk)
                      -----
lapply(1:5,
       function(a){
        sk \leftarrow SK.nest(x=rend, y=rend\$rg, model="y~bloc+A*K", which="A:K", fl2=a)
        summary(sk)
```

## 9 Análise de experimento fatorial com um tratamento adicional

```
# as matrizes de contrastes envolvidas
contrasts(fa$trat)
contrasts(fa$origem)
contrasts(fa$concentração)
# para definir os contrastes a testemunha deve ser o último nível
levels(fa$origem)
levels(fa$concentração)
fa$concentração <- factor(fa$concentração, levels=c("25","50","75","0"))</pre>
contrasts(fa$concentração)
levels(fa$concentração)
# usar contrastes em que a testemunha contraste com os tratamentos (helmert)
contrasts(C(fa$origem, treatment))
contrasts(C(fa$origem, SAS))
contrasts(C(fa$origem, sum))
contrasts(C(fa$origem, poly))
contrasts(C(fa$origem, helmert))
# anova só da parte fatorial
anova(m0)
m1 <- aov(media~bloc+origem*concentração, data=subset(fa, trat!="TEST"))
summary(m1)
# anova com fornecimento dos contrates e "arrancando" a SQ do contraste com o adicional
# da SQ do fator origem
m2 <- aov(media~bloc+origem*concentração, data=fa,
          contrast=list(origem=contr.helmert, concentração=contr.helmert))
summary(m2)
summary(m2, expand.split=FALSE,
        split=list("origem"=list("fatorial"=c(1:2), "adicional"=3)))
# teste de média da testemunha contra as origens na menor concentração with(subset(fa, concentração %in% c("0","25")),
     HSD.test(media, origem,
              DFerror=df.residual(m2),
              MSerror=deviance(m2)/df.residual(m2)))
```

#### 10 Análise de covariância

#### 10.1 Análise de variância

```
#------#
# dados
ac <- read.table("http://www.leg.ufpr.br/~walmes/cursoR/ancova.txt", header=TRUE)
str(ac)
#-----
# análise de variância (em experimentos não ortogonais a ordem dos termos é importante!)
m0 <- aov(peso28~sexo*energia, data=ac)
summary(m0)
m1 <- aov(peso28~pi+id+sexo*energia, data=ac)
```

```
summary(m1)
m1 <- aov(peso28~id+pi+sexo*energia, data=ac)
summary(m1)
anova(m0, m1)
m2 <- aov(peso28~energia*sexo+pi+id, data=ac)
summary(m2)
m2 <- aov(peso28~sexo*energia+pi+id, data=ac)</pre>
summary(m2)
# dado que há efeito de sexo após correção da variação para pi e id, fazer teste de médias
# deve-se escolher o valor das covariáveis a ser fixado para comparar tratamentos
mean(ac$pi)
mean(ac$id)
# para fazer os contrastes (objeto deve ser da classe lm)
require(contrast)
levels(ac$sexo)
levels(ac$energia)
m0 <- lm(peso28~pi+id+sexo*energia, data=ac)</pre>
anova(m0)
par(mfrow=c(2,2))
plot(m0)
layout(1)
#-----
```

#### 10.2 Constraste entre níveis dos fatores

```
# femea vs macho castrado
contrast(m0, type="average",
           list(sexo="F", energia=c("baixo","medio","alto"), pi=92, id=138), list(sexo="MC", energia=levels(ac$energia), pi=92, id=138))
# femêa vs macho imunocatrado
contrast(m0, type="average",
           list(sexo="F", energia=levels(ac$energia), pi=92, id=138),
list(sexo="MI", energia=levels(ac$energia), pi=92, id=138))
# macho castrado vs macho imunocastrado
contrast(m0, type="average",
           list(sexo="MI", energia=levels(ac$energia), pi=92, id=138), list(sexo="MC", energia=levels(ac$energia), pi=92, id=138))
# as médias marginais populacionais
med <- sapply(levels(ac$sexo),</pre>
                  function(s){
                    contrast(m0, type="average",
                                list(sexo=s, energia=levels(ac$energia), pi=92, id=138))[1:7]
                  })
str(med)
med
# gráfico de barras com IC para a média
```

# 11 Experimento fatorial com fatores qualitativos e quantitativos

```
sorgo <- read.table("http://www.leg.ufpr.br/~walmes/cursoR/anovareg.txt", header=TRUE)</pre>
sorgo <- transform(sorgo, bloco=factor(bloco), cultivar=factor(cultivar))</pre>
str(sorgo)
# gráficos exploratórios
require(lattice)
xyplot(indice~dose|cultivar, groups=bloco, data=sorgo,
      jitter.x=TRUE, type=c("p","l"), layout=c(3,1))
xyplot(indice~dose, groups=cultivar, data=sorgo, jitter.x=TRUE, type=c("p","a"))
# análise de variância do modelo de fatores
m0 <- aov(indice~bloco+cultivar*ordered(dose), data=sorgo)
summary(m0)
# checagem
par(mfrow=c(2,2))
plot(m0)
layout(1)
#-----
```

#### 11.1 Desdobramento da interação

```
"Ag-1002"=seq(1, by=3, length.out=5),
"BR-300"=seq(2, by=3, length.out=5),
                                "Pioneer-B815"=seq(3, by=3, length.out=5)
# desdobrando somas de quadrados de cultivar dentro das doses
# dicas: forneça para 'by' o número de níveis de dose (6)
# forneça para 'length.out' os graus de liberdade de cultivar (3-1)
m2 <- aov(indice~bloco+ordered(dose)/cultivar, data=sorgo)</pre>
summary(m2, split=list("ordered(dose):cultivar"=list(
                                "N.0"=seq(1, by=6, length.out=2),
"N.60"=seq(2, by=6, length.out=2),
                                "N.120"=seq(3, by=6, length.out=2),
"N.180"=seq(4, by=6, length.out=2),
                                "N.240"=seq(5, by=6, length.out=2),
"N.300"=seq(6, by=6, length.out=2)
# desdobrando efeitos dos graus polinômio dentro de dose dentro de cultivar
# lof é falta de ajuste (lack of fit)
summary(m1, split=list("cultivar:ordered(dose)"=list(
                                "Ag-1002.L"=1,
                                Ag - 1002.Q'' = 4
                                Ag - 1002.C = 7
                                Ag-1002.lof=c(10,13),
                                "BR-300.L"=2,
                                "BR-300.Q"=5,
                                "BR-300.C"=8,
                                "BR-300.lof"=c(11,14),
                                "Pioneer-B815.L"=3,
                                "Pioneer-B815.Q"=6,
                                "Pioneer-B815.C"=9,
                                "Pioneer-B815.lof"=c(12,15)
```

## 11.2 Obtenção das equações de regressão e R<sup>2</sup>

## 12 Fatorial com fatores quantitativos - superfície de resposta

#### 12.1 Análise de variância e obtenção do modelo empírico

```
# vamos usar os dados de rendimento de grãos de soja em função de K e A
rend <- read.table("http://www.leg.ufpr.br/~walmes/cursoR/rendimento.txt", header=TRUE)
rend <- transform(rend, bloc=factor(bloc))</pre>
str(rend)
#-----
# ajustar um modelo quadrático completo
m0 < -lm(ts-bloc+poly(A, 2, raw=TRUE)*poly(K, 4, raw=TRUE), data=rend) \# modelo saturado m1 < -lm(ts-bloc+poly(A, 2, raw=TRUE)*poly(K, 2, raw=TRUE), data=rend) \# modelo desejado
# testar a falta de ajuste e checagem dos resíduos
anova(m1, m0)
par(mfrow=c(2,2))
plot(m1)
layout(1)
# ajustando o modelo de segundo grau (dica, usar contr.sum para blocos)
levels(rend$bloc)
contrasts(rend$bloc) <- contr.sum(5)</pre>
contrasts(rend$bloc)
m2 \leftarrow lm(ts\sim bloc+(A+I(A^2))*(K+I(K^2)), data=rend)
anova(m2)
```

#### 12.2 Gráfico do modelo final

```
.# ajustar modelo menor e testar a falta de ajuste
m3 <- lm(ts~bloc+A+K+A:K+I(A^2)+I(K^2), data=rend)
anova(m3)
anova(m2, m3)
anova(m3, m0)
```

```
summary(m3)
#------
# fazer o gráfico tridimensional dos valores preditos (dica, ajustar um modelo sem blocos
# apenas para fazer a predição, certificar-se de que as estimativa são as mesmas) m4 < -lm(ts-A+K+A:K+I(A^2)+I(K^2), data=rend)
summary(m4)
p0 <- expand.grid(A=seq(35,65,l=80), K=seq(0,200,l=80))
p0$ts <- predict(m4, newdata=p0)</pre>
# usar a wireframe() da lattice (ver persp(), contour(), contourplot())
require(lattice)
wireframe(ts~A*K, data=p0, scales=list(arrows=FALSE))
level plot(ts \sim A*K, \ data=p0, \ scales=list(arrows=FALSE), \ col.regions=heat.colors)
#------
# outros gráficos
A \leftarrow seq(35,65,l=20); K \leftarrow seq(0,200,l=20)
p0 <- expand.grid(A=A, K=K)
po$ts <- predict(m4, newdata=p0)
filled.contour(A, K, matrix(po$ts,20,20))
contour(A, K, matrix(po$ts,20,20))
```

## 13 Análise de experimentos em parcela subdividida

#### 13.1 Análise de variância

#### 13.2 Teste de médias

```
# dedobrar ES em cada nível de AD
require(agricolae)
df.residual(m0)
deviance(m0)
#-----
# temos que retirar os valores de GL e QM da anova
str(summary(m0))
str(summary(m0)[[1]])
str(summary(m0)[[1]][[1]])
summary(m0)[[1]][[1]]
summary(m0)[[2]][[1]]
glP <- summary(m0)[[1]][[1]][3,1]
qmP <- summary(m0)[[1]][[1]][3,3]
glS <- summary(m0)[[2]][[1]][3,1]
qmS <- summary(m0)[[2]][[1]][3,3]
amS
#-----
# teste de Tukey
lapply(levels(ps$AD),
      function(a){
        #-----
# teste de ScottKnott
lapply(1:3,
      function(a){
        sk <- SK.nest(x=ps, y=ps$alt, model="y~BL+ES*AD+Error(BL:AD)",
which="ES:AD", fl2=a, error="Within")
        summary(sk)
      })
# desdobrar AD dentro de ES (requer variância complexa, expressão de Satterthwaite)
# função criada para calcular o QM e GL aproximados baseados na função linear de QMs
satter <- function(A, B, C=c(0,1,1)){
 ## cada termo é um vetor cujos elementos são QM, GL e número de níveis de cada estrato/fator
 ## o vetor em C só precisa ser fonecido em casos de parcela subsubdivida qmr <- (A[1]+(B[3]-1)*B[1]+B[3]*(C[3]-1)*C[1])/(B[3]*C[3])
 ngl \leftarrow (A[1]+(B[3]-1)*B[1]+B[3]*(C[3]-1)*C[1])^2/
   ((A[1]^2/A[2])+((B[3]-1)*B[1])^2/B[2]+(B[3]*(C[3]-1)*C[1])^2/C[2])
  return(c(qmr=qmr, ngl=ngl))
# obtendo o QM e GL (QM do resíduo, GL do resíduo e número de níveis do fator do estrato) satter(A=c(qmP, glP, 3), B=c(qmS, glS, 2))
lapply(levels(ps$ES),
      function(a){
        with(subset(ps, ES==a),
            HSD.test(alt, AD, DFerror=7.43, MSerror=29.83))
#------
# desdobrar com o teste de ScottKnott
lapply(1:2,
      function(a){
        sk <- SK.nest(x=ps, y=ps$alt, model="y~BL+AD*ES+Error(BL:AD)",
which="AD:ES", fl2=a, error="BL:AD")
```

```
summary(sk)
})

#-----
.
```

## 14 Experimentos em parcelas subsubdivididas

#### 14.1 Análise de variância

```
# dados
pss <- read.table("http://www.leg.ufpr.br/~walmes/cursoR/pss.txt", header=TRUE)
pss <- transform(pss, dorg=factor(dorg), dnpk=factor(dnpk), bloco=factor(bloco))</pre>
# análise de variância, ErroA=bloco:parcela, ErroB=bloco:parcela:subparcela
m0 <- aov(AF~bloco+fonte*dorg*dnpk+Error(bloco:fonte/dorg), data=pss)
summary(m0)
#-----
# checagem não é possível por padrão
class(m0)
m1 <- aov(AF~bloco+fonte*dorg*dnpk, data=pss)</pre>
par(mfrow=c(2,2))
plot(m1)
layout(1)
boxcox(m1)
m2 <- aov(log(AF)~bloco+fonte*dorg*dnpk, data=pss)</pre>
par(mfrow=c(2,2))
plot(m2)
# análise de variância com dados tranformados
m0 <- aov(log(AF)~bloco+fonte*dorg*dnpk+Error(bloco:fonte/dorg), data=pss)</pre>
summary(m0)
```

#### 14.2 Testes de médias

```
function(o){
                  tes <- with(subset(pss, fonte==f & dorg==o),
                               HSD.test(log(AF), dnpk,
                                        DFerror=gl3, MSerror=qm3))
                  tes$means <- exp(tes$means)</pre>
                  tes
                })
       })
# desdobrar níveis de dorg em níveis de fonte com dnpk (usa variância combinada)
gl1 <- summary(m0)[[1]][[1]][3,1]
qm1 <- summary(m0)[[1]][[1]][3,3]
gl2 <- summary(m0)[[2]][[1]][3,1]
gl2 <- Summary(m0)[[2]][[1]][3,3]

vcBemCA <- satter(c(qm2, gl2, 4),

c(qm3, gl3, 5))
vcBemCA
lapply(levels(pss$fonte),
       function(f){
         lapply(levels(pss$dnpk),
                 function(npk){
                  tes <- with(subset(pss, fonte==f & dnpk==npk),
                               HSD.test(log(AF), dorg,
                                        DFerror=vcBemCA["ngl"], MSerror=vcBemCA["qmr"]))
                  tes$means <- exp(tes$means)</pre>
                  tes
                })
       })
# desdobrar níveis de fonte dentro de níveis de dorg com dnpk
vcAemBC
lapply(levels(pss$dorg),
       function(o){
         lapply(levels(pss$dnpk),
                function(npk){
                  tes <- with(subset(pss, dorg==o & dnpk==npk),
                              HSD.test(log(AF), fonte,
DFerror=vcAemBC["ngl"], MSerror=vcAemBC["qmr"]))
                  tes$means <- exp(tes$means)</pre>
                  tes
                })
       })
# usando o teste de ScottKnott para dnpk em fonte com dorg
require(ScottKnott)
tes <- SK.nest(x=pss, y=log(pss$AF), model="y~bloco+dnpk*fonte*dorg+Error(bloco:fonte/dorg)", which="dnpk:fonte:dorg", error="Within", fl2=1, fl3=1)
summary(tes)
lapply(1:3,
       function(f){
         lapply(1:4,
                function(o){
                  which="dnpk:fonte:dorg", error="Within",
```

```
fl2=f, fl3=o)
                   tes <- summary(tes)
                   tes$Means <- exp(tes$Means)
                 })
       })
# desdobrar dorg em fonte com dnpk
\label{eq:sknest} \textbf{tes} <- \textit{SK.nest}(\mathbf{x} = pss, \ y = log(pss \not AF), \\ model = "y \sim bloco + dorg* fonte*dnpk + Error(bloco: fonte/dorg)", \\
               which="dorg:fonte:dnpk", error="bloco:fonte:dorg", fl2=1, fl3=1)
summary(tes)
lapply(1:3,
       function(f){
         lapply(1:5,
                   tes <- SK.nest(x=pss, y=log(pss$AF),
                                   model="y~bloco+dorg*fonte*dnpk+Error(bloco:fonte/dorg)",
                                   which="dorg:fonte:dnpk", error="bloco:fonte:dorg",
                                   fl2=f, fl3=npk)
                   tes <- summary(tes)
                   tes$Means <- exp(tes$Means)</pre>
                 })
       })
# desdobrar fonte em dorg com dnpk
tes <- SK.nest(x=pss, y=log(pss$AF),
               model="y~bloco+fonte*dorg*dnpk+Error(bloco:fonte/dorg)"
               which="fonte:dorg:dnpk", error="bloco:fonte", fl2=1, fl3=1)
summary(tes)
lapply(1:4,
       function(o){
         lapply(1:5,
                 function(npk){
                   fl2=o, fl3=npk)
                   tes <- summary(tes)</pre>
                   tes$Means <- exp(tes$Means)
                   tes
                })
       })
```

## 15 Recursos gráficos

## 15.1 Gráficos do pacote graphics

```
.
#------
# conhecendo os recursos gráficos
layout(1)
```

```
demo(graphics)
#-----
# carregando dados disponível no R
data(anscombe)
str(anscombe)
#-----
# gráficos de dispersão e identificação de pontos
plot(y1~x1, data=anscombe,
col="red", pch=3, type="p", cex=1.2)
with(anscombe, identify(x1, y1))
# gráficos de funções e inserção de legenda
# graficos de lanções e inserção de legenda curve((2*pi*1)^{-0.5*exp(-0.5*(x-0)^22/1)}, from=-3, to=3) curve(grafination (x, 0.5, 1.1), grafination (x, 0
          col=c(1,3), lty=c(1,2))
                                                         # visualizando a distribuição dos dados
hist(anscombe$y1)
with(anscombe, plot(density(y1)))
qqnorm(anscombe$y1); qqline(anscombe$y1)
with(anscombe, plot(ecdf(y1)))
#------
# boxplot e adição de retas
x <- matrix(rep(1:10, 10), ncol=10)
x[10,] <- 10:19
boxplot(x)
fivenum(1:10)
abline(h=fivenum(1:10), col="orange", lty=5)
abline(h=8+(8-3)*1.5, col="cyan", lty=4)
abline(v=6.5)
abline(a=9, b=1, col="red")
#-----
# combinando recursos gráficos (1)
hist(anscombe$y1, freq=FALSE)
lines(density(anscombe$y1))
mean(anscombe); sd(anscombe)
curve(dnorm(x, 7.5, 2.03), col="green", lty=2, add=TRUE)
# combinando recursos gráficos (2)
plot(y1~x1, data=anscombe)
m0 <- lm(y1~x1, data=anscombe)
abline(m0, col="red")</pre>
with(anscombe, segments(x1, y1, x1, fitted(m0)))
with(anscombe, points(x1, fitted(m0), pch=3))
# combinando recursos gráficos (3)
new.x1 <- seq(4, 14, length=20)
p0 <- predict(m0, newdata=data.frame(x1=new.x1),</pre>
                         interval="confidence")
str(p0)
lines(new.x1, p0[,"fit"], lwd=2)
lines(new.x1, p0[,"lwr"], lty=2)
lines(new.x1, p0[,"upr"], lty=2)
coef(m0)
legend("topleft", legend="y=3+0.5*x",
             col=1, lwd=2, bty="n")
```

```
#-----
 # gráficos de barras com texto
 mads <- apply(anscombe[,5:8], 2, mad)</pre>
tt <- barplot(mads, ylim=c(0,2.5))
text(tt, mads, label=mads, pos=3)
title("Desvios absolutos da mediana")
 #------
 # gráficos de setores (pizza)
 str(HairEyeColor)
 x <- apply(HairEyeColor, 2, sum)
 x <- apply(HairEyeColor, 1, sum)</pre>
pie(x)
 pie(mads, main="DAM")
 #-----
 # interpretando o qqplot
 x \leftarrow rnorm(n, 2, 1.2) \#x \leftarrow rbeta(n, 2, 1.2) \#x \leftarrow rgamma(n, 2, 1.2)
qnorm(x); qqline(x, col="red")
op <- par(fig=c(.02,.5,.5,.98), new=TRUE)
hist(x, freq=FALSE, axes=FALSE, main="", xlab="", ylab="")
lines(density(x), col="red", lwd=2)</pre>
 box()
 par(op)
 # gráficos de contornos de níveis
 str(volcano)
 x \leftarrow 10*(1:nrow(volcano))
 y <- 10*(1:ncol(volcano))
 image(x, y, volcano)
 contour(x, y, volcano, add=TRUE)
 image(matrix(rnorm(100),10,10))
 contour(matrix(rnorm(100),10,10))
 # funções paramétricas de representação 3D
 x <- seq(-10, 10, length=50)
 y <- x
 z \leftarrow outer(x, y, function(x,y) 0.5*sin(x)+0.8*sin(y))
 filled.contour(x, y, z)
 persp(x, y, z, theta=30, phi=30, expand=0.5, col="lightgreen")
 # matriz de gráficos de dispersão
 pairs(~mpg+disp+drat+wt, data=mtcars,
      main="Matriz gráfica de dispersão")
15.2 Gráficos do pacote lattice
```

#	
require(lattice) #	#
#	

<pre>densityplot(~height voice.part, data=singer) qqmath(~height voice.part, data=singer)</pre>	
#	#
# dispersão xyplot(Petal.Length~Sepal.Length Species, data=iris, type=c("p","smooth"))	#
#	
<pre># box and whiskers (caixa e bigode) bwplot(depth~factor(mag) cut(stations,2), data=quakes, pch=" ")</pre>	#
#	
# representação 3D	
wireframe(volcano, shade=TRUE)	
g <- expand.grid(x=1:10, y=5:15, gr=1:2)	
$g$z <- log((g$x^g$g+g$y^2)*g$gr)$	
wireframe(z~x*y, data=g, groups=gr)	
cloud(Sepal.Length~Petal.Length*Petal.Width Species, data=iris)	4
#	#
# matriz de gráficos de dispersão	
<pre>splom(~iris[1:4], groups=Species, data=iris)</pre>	
	#
#	
•	