lista 4 - descritiva

Lista 4 - Estatística Descritiva

Professora: Márcia D'Elia Branco

Nomes:

Bruna Umino

Beatriz Vianna

Questão 1

```
UPM <- c(100, 100, 125, 125, 150, 150, 175, 175, 200, 200, 225, 225)
clientes <- c(30, 44, 114, 138, 155, 163, 145, 163, 158, 126, 126, 106)
```

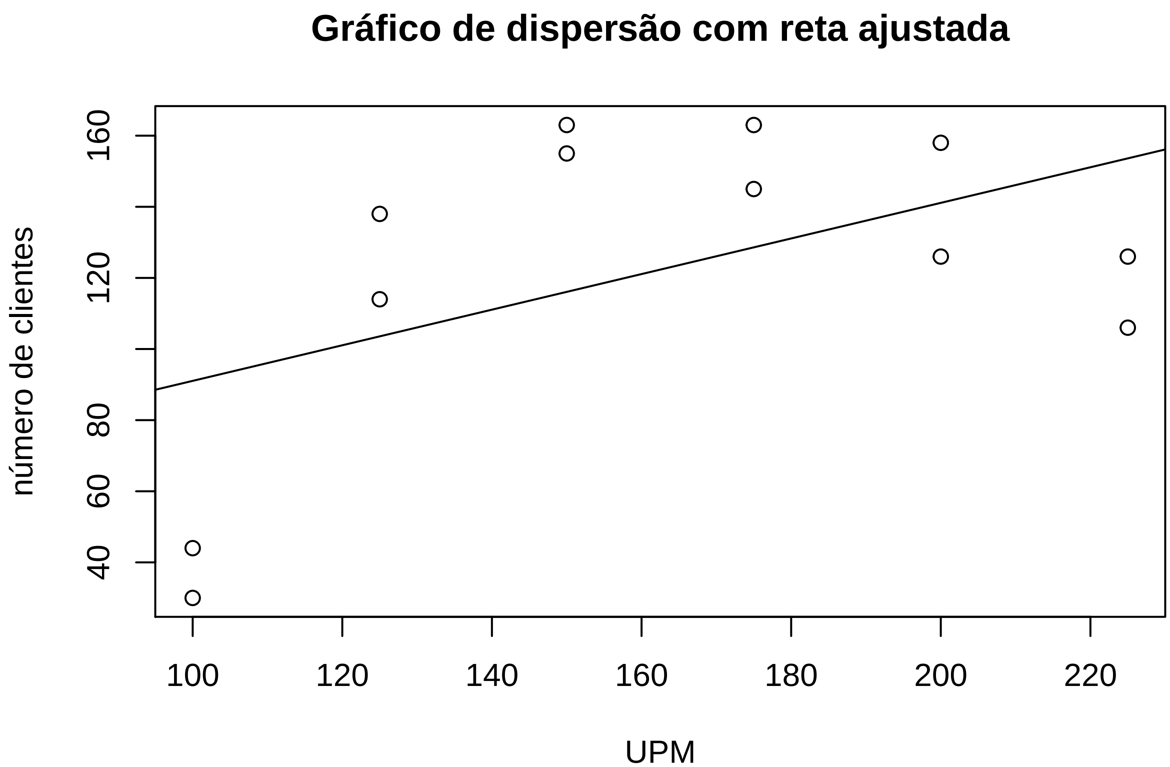
1a

```
summary(lm(clientes~UPM))
```

```
##
## Call:
## lm(formula = clientes ~ UPM)
##
## Residuals:
##    Min     1Q Median     3Q    Max
## -61.05 -32.48  13.42  34.42  46.92
##
## Coefficients:
##             Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## (Intercept)  40.9905    45.3678   0.904   0.3875
## UPM           0.5006     0.2700   1.854   0.0935 .
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## Residual standard error: 39.94 on 10 degrees of freedom
## Multiple R-squared:  0.2558, Adjusted R-squared:  0.1813
## F-statistic: 3.437 on 1 and 10 DF,  p-value: 0.09346
```

1b

```
modelo1 <- lm(clientes~UPM)
plot(UPM, clientes, xlab = "UPM", ylab = "número de clientes", main="Gráfico de dispersão com reta ajus
abline(modelo1)
```



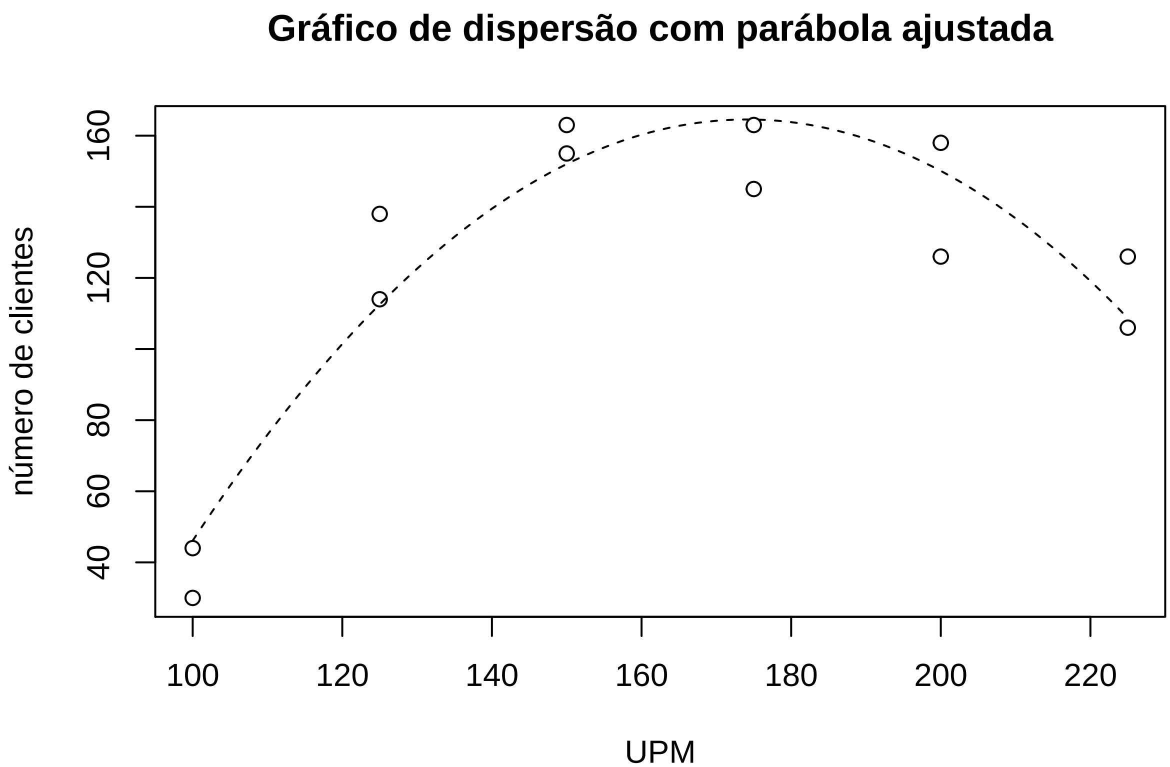
Como podemos observar, a reta ajustada não é o melhor modelo para ajustar os dados, pois não se comportam linearmente

1c

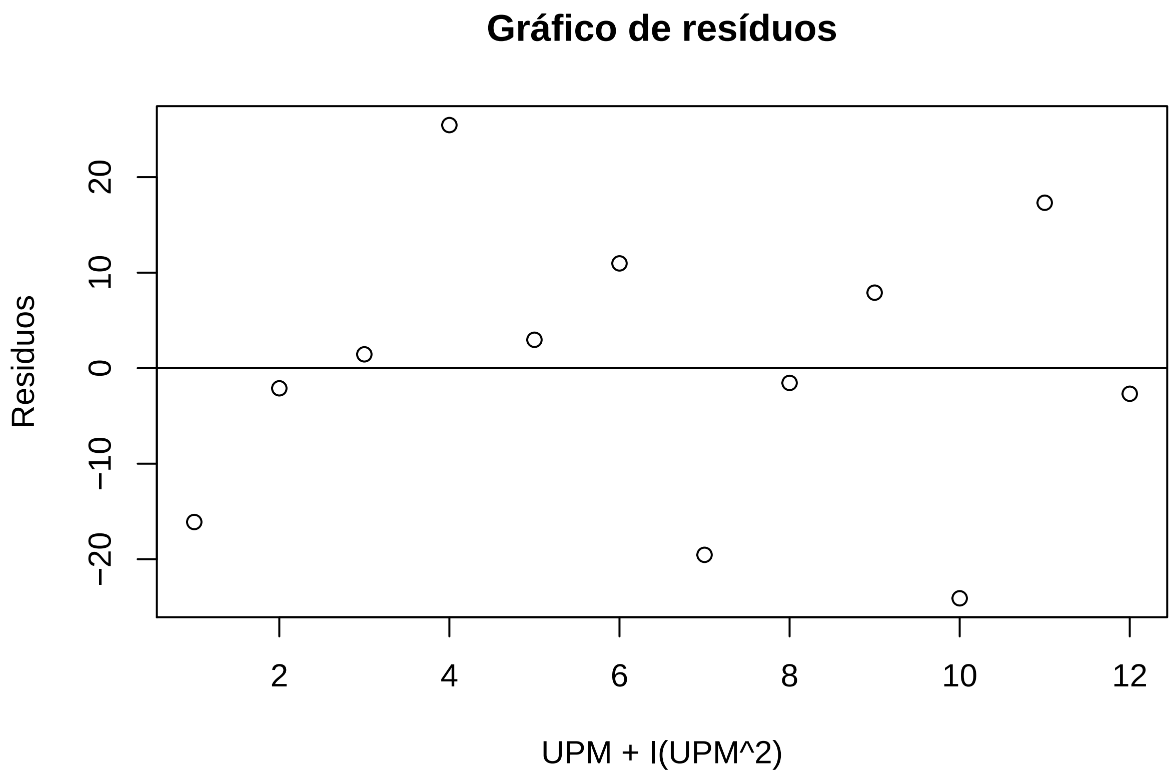
```
plot(clientes~UPM, xlab = "UPM", ylab = "número de clientes", main="Gráfico de dispersão com parábola a
modelo1 <- lm(clientes~UPM)
modelo2 <- update(modelo1,.~. +I(UPM^2))
anova(modelo1,modelo2)
```

```
## Analysis of Variance Table
##
## Model 1: clientes ~ UPM
## Model 2: clientes ~ UPM + I(UPM^2)
##   Res.Df     RSS Df Sum of Sq      F    Pr(>F)
## 1     10 15949.4
## 2      9  2377.4  1     13572 51.379 5.263e-05 ***
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
```

```
#abline(modelo1)
cf.m2 <- coef(modelo2)
curve(cf.m2[1]+cf.m2[2]*x+cf.m2[3]*x^2, add=T, lty=2)
```




```
residuos <- residuals(modelo2)
plot(residuos,
     ylab="Residuos",
     xlab="UPM + I(UPM^2)",
     main="Gráfico de resíduos")
abline(0,0)
```



Observando o gráfico, podemos ver que mesmo com o aumento o valor do eixo x, não aumenta a variabilidade dos dados, então o gráfico é homocedástico.

Questão 2

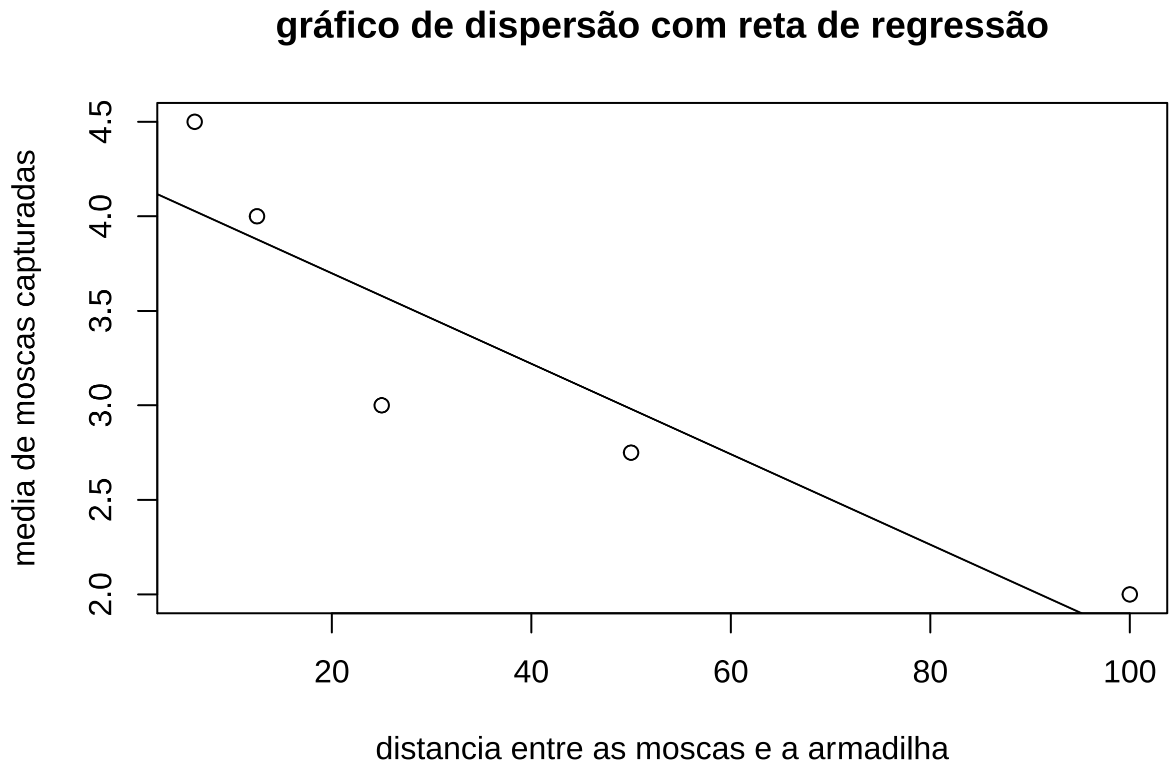
```
distancia <- c(6.25, 12.5, 25.0, 50.0, 100.0)
primeiro <- c(5, 5, 4, 3, 1)
segundo <- c(3,2,5,4,2)
terceiro <- c (4,5,3,2,2)
quarto <-  c(6,4,0,2,3)
medias <- c (0,0,0,0,0)

tabela <- data.frame (distancia, primeiro, segundo, terceiro, quarto)
medias <- c(rowMeans (tabela[,2:5]))
tabela$medias <- medias
tabela
```

```
##   distancia primeiro segundo terceiro quarto medias
## 1      6.25        5       3        4      6   4.50
## 2     12.50        5       2        5      4   4.00
## 3     25.00        4       5        3      0   3.00
## 4     50.00        3       4        2      2   2.75
## 5    100.00        1       2        2      3   2.00
```

Pela tabela, é possível notar que existe uma relação entre a distância das moscas e a média de moscas capturadas (a medida que uma aumenta, a outra diminui). Iremos ajustar uma reta para verificar se essa relação é linear:

```r
plot (tabela$medias~tabela$distancia,
  xlab="distancia entre as moscas e a armadilha",
  ylab="media de moscas capturadas",
  main="gráfico de dispersão com reta de regressão")
abline (lm(tabela$medias~tabela$distancia))
```



Questão 3

Questão 4

```r
escore <- c(9,13,6,8,10,4,14,8,11,7,9,7,5,14,13,16,10,12,11,14,15,18,7,16,9,9,11,13,15,13,10,11,6,17,14
resposta <- c(1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0
```

```r
ajuste_glm <- glm(resposta ~ escore, family = binomial())
summary(ajuste_glm)
```

```
##
## Call:
## glm(formula = resposta ~ escore, family = binomial())
##
## Deviance Residuals:
##     Min       1Q   Median       3Q      Max
## -1.6702  -0.7402  -0.4749   0.5200   2.1157
##
## Coefficients:
##             Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)
```

```
## (Intercept)   2.4040     1.1918   2.017  0.04369 *
## escore       -0.3235     0.1140  -2.838  0.00453 **
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## (Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)
##
##     Null deviance: 61.806  on 53  degrees of freedom
## Residual deviance: 51.017  on 52  degrees of freedom
## AIC: 55.017
##
## Number of Fisher Scoring iterations: 5
```

A partir dos dados podemos observar que a estimativa do intercepto é 2.4040 e do coeficiente angular é -0.3235, ou seja, quanto maior o seu escore no exame psicológico, maior será sua chance de não ter ocorrência de sintomas de demência senil. Além disso, o Pr(>|z|) mostra os p valores correspondentes aos z values (quociente da estimativa pelo erro padrão) em uma distrubuição normal, observando os p valores e pela quantidade de * sabemos que o valor 0.00453 se aproxima mais do centro da normal que o valor 0.04369, ou seja, é mais importatnte para a análise que o valor dado pelo intercepto. Por fim, o residual deviance apresenta a falta de ajuste do modelo como um todo e o null deviance é a mesma medida reduzida à apenas o intercepto.

Questão 5

```
library(car)
dados <- Duncan
```

5c

```
library(pander)
fit1 <- lm(dados$prestige~dados$education+dados$income+dados$type)
modelo3 <- summary(fit1)
mod3_coef <- modelo3$coefficients
colnames(mod3_coef) <- c("Estimativa", "erro padrão", "valor t", "p-valor")
rownames(mod3_coef) <- c("Intercepto", "education", "income", "typeprof", "typewc")
pander(mod3_coef)
```

	Estimativa	erro padrão	valor t	p-valor
Intercepto	-0.185	3.714	-0.04982	0.9605
education	0.3453	0.1136	3.04	0.004164
income	0.5975	0.08936	6.687	5.124e-08
typeprof	16.66	6.993	2.382	0.02206
typewc	-14.66	6.109	-2.4	0.02114

Tabela de medidas resumo

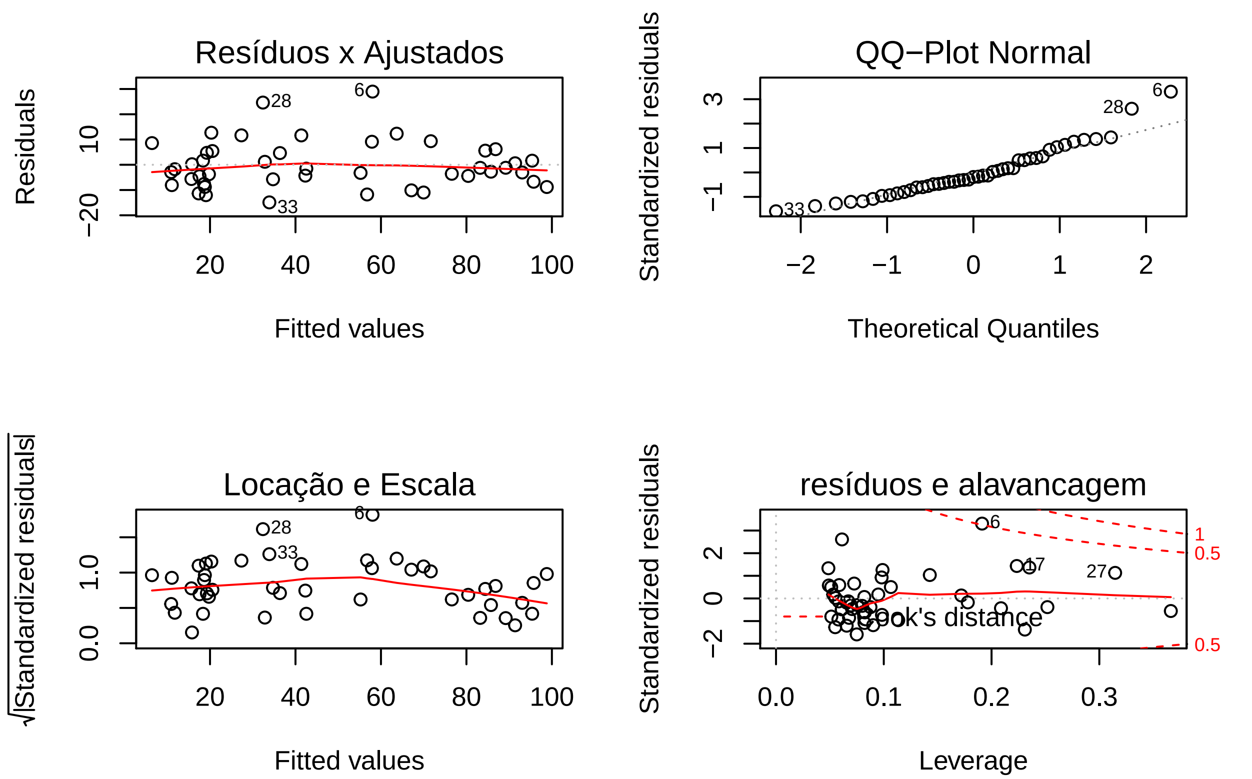
Minimo	1Q	Mediana	3Q	Máximo
-14.890	-5.740	-1.754	5.442	28.972

erro padrão residual: 9.744 R quadrado multiplo: 0.9131 R quadrado ajustado: 0.9044 Estatística F: 105 em 4 com 40 graus de liberdade, p-valor: < 2.2e-16

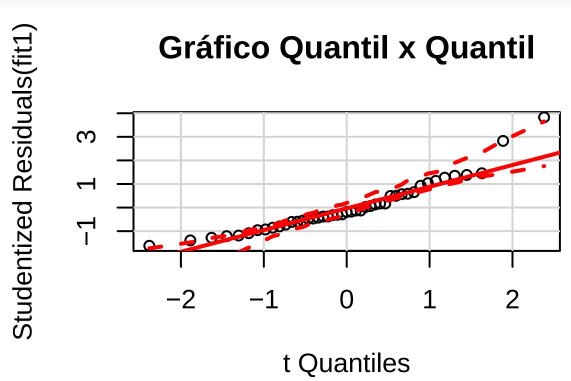
Observando os dados obtidos na tabela de coeficientes, com o enfoque no p-valor, podemos dizer que todos os valores estimados, com exceção do intercepto, são significativo, pois os p-valores são baixos, ao contrario do valor obtido no intercepto que com 0,96051 temos uma grande chance de aceitar a hipótese, ou seja, o intercepto ser igual a zero. Além disso, o R quadrado múltiplo foi igual à 0.9131, bem próximo de 1, que significa que o modelo foi bem ajustado, sendo que 90% dos dados podem ser explicada pelo modelo.

5d

```r
par(mfrow=c(2,2))
plot(fit1, caption = c("Resíduos x Ajustados", "QQ-Plot Normal",
                       "Locação e Escala","", "resíduos e alavancagem"))
```




```r
qqPlot(fit1 ,main = "Gráfico Quantil x Quantil")
```



Pela analise de resíduos não existe nenhuma tendência aparente, então a variabilidade parece constante, mostrando uma homocedasticidade e pelos gráficos qqplots, ambos possuem a maior parte dos dados proximos da reta $Y = X$ com apenas alguns outliares, com isso concluimos que o modelo se aproxima de uma normal.

5e

O modelo pode sim ser utilizado, pois analisando os resíduos, encontramos p-valores baixos, além de um elevado valor do R quadrado que nos mostra através dos dados que o modelo é bem ajustado, o que se observa também pelos gráficos plotados, os quais pelo gráfico de resíduos concluimos uma homocedastidade dos dados e pelos qqplots uma aproximação do modelo para uma normal. Assim, podemos dizer que em 1950, o prestígio pode ser explicado pela profissão, pela renda e pela escolaridade. Porém, devemos notar que os dados são antigos, então não é aconselhável utilizar esses resultados para tentar explicar um préstigo nos dias atuais, mas é possível utilizá-lo como base para uma nova modelagem.