2) A partir das duas (2) variáveis adotadas para análise:

a) Desenvolva uma breve análise exploratória/descritiva das mesmas

Problema

Como dito anteriormente, estaremos analisando a relação entre as variáveis "chutes_man" e "gols_man" que serão referentes ao quantidade de chutes e gols do time mandante (equipe que joga em casa) respectivamente.

Importanto pacotes utilizados na análise

```
library(ggplot2)
library(car)
library(ggpubr)
library(dplyr)
library(knitr)
library(DataExplorer)
```

Conhecendo nossa base de dados, temos 36 variáveis:

```
dados <- read.csv("brasileirao_serie_a.csv")
colnames(dados)
```

```
##  [1] "ano_campeonato"           "data"
##  [3] "horario"                  "rodada"
##  [5] "estadio"                  "arbitro"
##  [7] "publico"                  "publico_max"
##  [9] "time_man"                 "time_vis"
## [11] "tecnico_man"              "tecnico_vis"
## [13] "colocacao_man"            "colocacao_vis"
## [15] "valor_equipe_titular_man" "valor_equipe_titular_vis"
## [17] "idade_media_titular_man"  "idade_media_titular_vis"
## [19] "gols_man"                 "gols_vis"
## [21] "gols_1_tempo_man"         "gols_1_tempo_vis"
## [23] "escanteios_man"           "escanteios_vis"
## [25] "faltas_man"               "faltas_vis"
## [27] "chutes_bola_parada_man"   "chutes_bola_parada_vis"
## [29] "defesas_man"              "defesas_vis"
## [31] "impedimentos_man"         "impedimentos_vis"
## [33] "chutes_man"               "chutes_vis"
## [35] "chutes_fora_man"          "chutes_fora_vis"
```

Selecionando da base de dados apenas as colunas que serão analisadas:

```
dados_filtrados <- dados %>%
  select(time = time_man, chutes = chutes_man, gols = gols_man) %>%
  filter(!is.na(chutes))

kable(head(dados_filtrados), caption="Primeiras linhas da base de dados")
```

Table 1: Primeiras linhas da base de dados

time	chutes	gols
Santos FC	3	1
CearÃ¡ SC	5	0
AtlÃ©tico-PR	4	1
CearÃ¡ SC	4	0
EC Bahia	6	1
AtlÃ©tico-MG	4	3

Visualizar a relação entre chutes e gols de cada time mandante

Média de gols por time:

```
media_de_gols_por_time <- dados_filtrados %>%
group_by(time) %>%
summarise_at(vars(gols),
list(media_gols=mean))
knitr::kable(media_de_gols_por_time, digits=2, caption="Média de gols por time")
```

Table 2: Média de gols por time

time	media_gols
AmÃ©rica-MG	0.90
Athletico-PR	1.15
AtlÃ©tico-GO	1.26
AtlÃ©tico-MG	1.84
AtlÃ©tico-PR	2.42
AvaÃ FC	0.25
Botafogo	0.95
CearÃ¡ SC	1.16
Chapecoense	1.15
Corinthians	1.29
Coritiba FC	0.68
Cruzeiro	1.00
CSA	0.50
EC Bahia	1.30
EC VitÃ³ria	1.00
Flamengo	1.97
Fluminense	1.30
Fortaleza	1.28
GoiÃ¡s EC	1.19
GrÃªmio	1.89
Internacional	1.74
Palmeiras	2.00
ParanÃ¡	0.70
RB Bragantino	1.79
SÃ£o Paulo	1.28
Santos FC	1.74
Sport Recife	0.97

time	media_gols
Vasco da Gama	1.19

O time Atlético-PR tem a maior média de gols.

Média de chutes por time:

```
media_de_chutes_por_time <- dados_filtrados %>%
group_by(time) %>%
summarise_at(vars(chutes),
list(media_chutes=mean))
knitr::kable(media_de_chutes_por_time, digits=2, caption="Média de chutes por time")
```

Table 3: Média de chutes por time

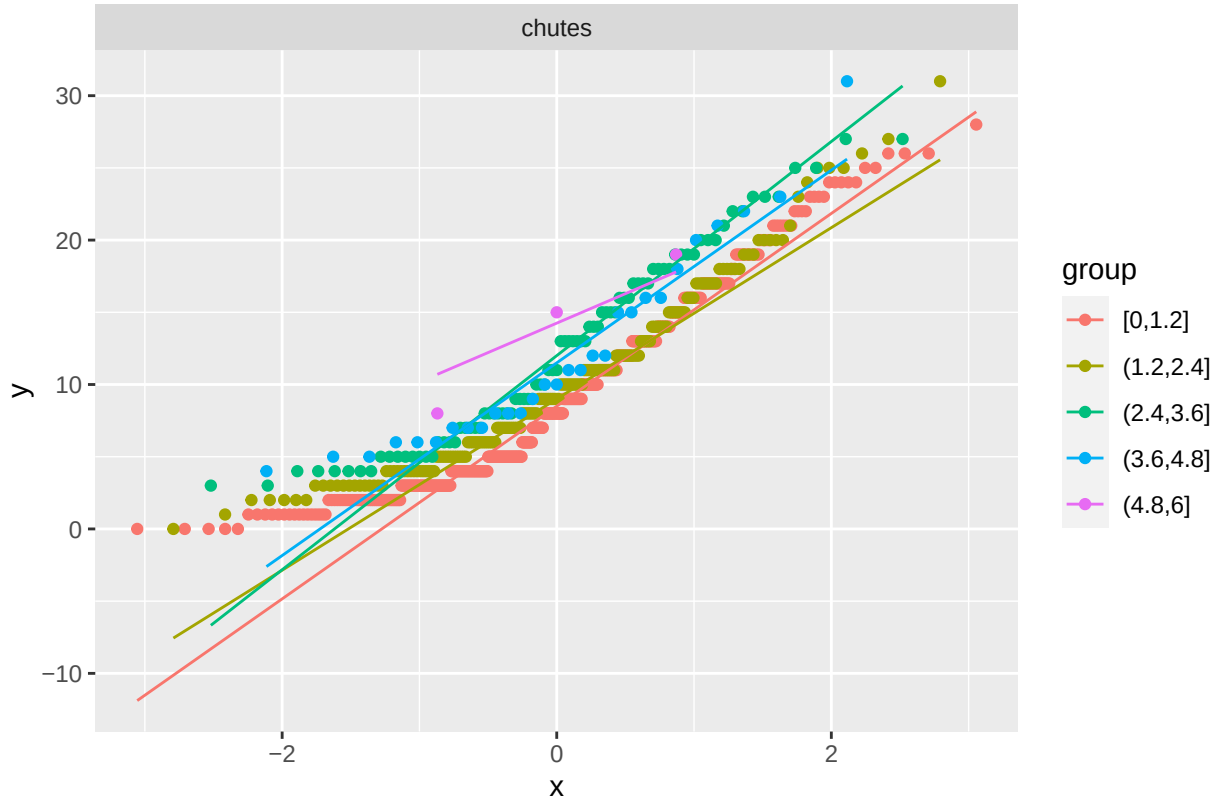
time	media_chutes
AmÃ©rica-MG	3.00
Athletico-PR	10.19
AtlÃ©tico-GO	12.47
AtlÃ©tico-MG	10.92
AtlÃ©tico-PR	6.42
AvaÃ FC	8.00
Botafogo	10.18
CearÃ¡ SC	10.41
Chapecoense	5.75
Corinthians	9.97
Coritiba FC	10.63
Cruzeiro	7.20
CSA	6.50
EC Bahia	9.54
EC VitÃ³ria	3.64
Flamengo	12.43
Fluminense	8.95
Fortaleza	10.24
GoiÃ¡s EC	10.74
GrÃªmio	11.43
Internacional	9.56
Palmeiras	11.47
ParanÃ¡	3.00
RB Bragantino	16.16
SÃ£o Paulo	10.67
Santos FC	10.33
Sport Recife	8.14
Vasco da Gama	8.75

O time RB Bragantino tem a maior média de chutes

Plot quantil-quantil pra verificarmos a validade de cada distribuição das variáveis:

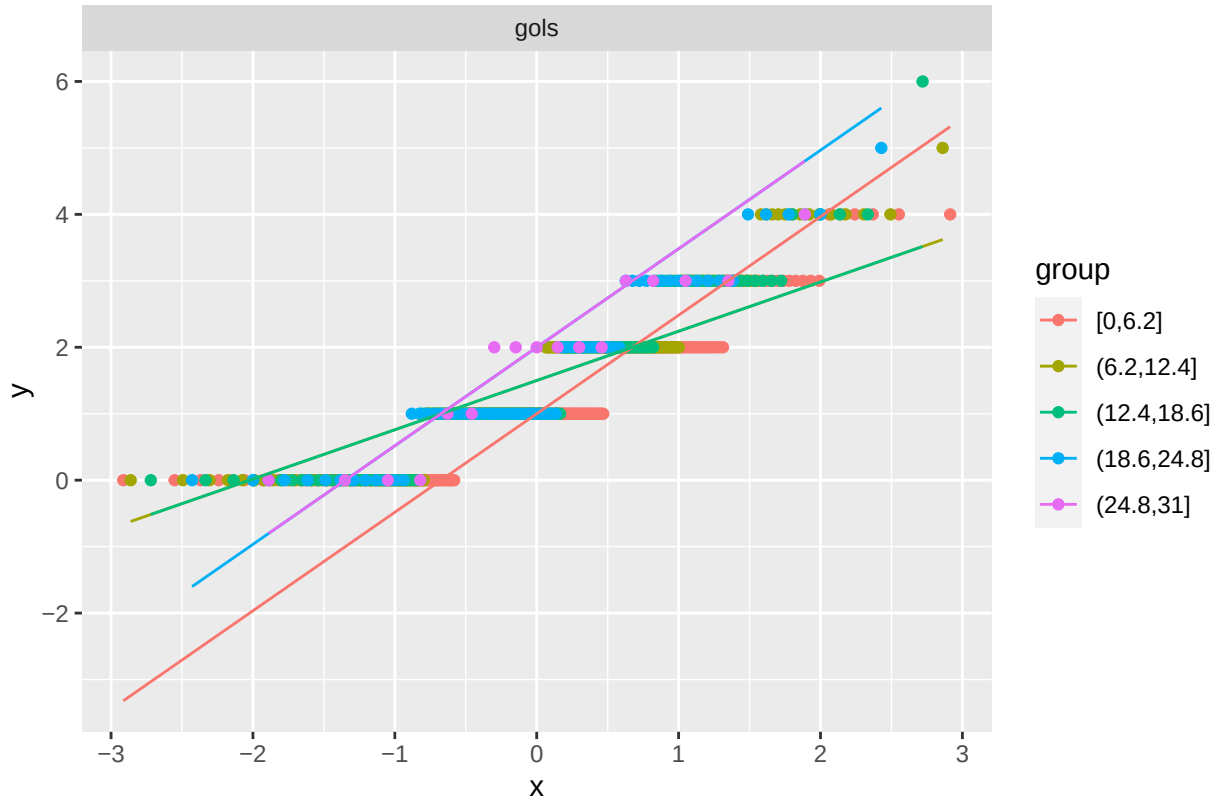
- Gols

```
plot_qq(dados_filtrados, by="gols")
```



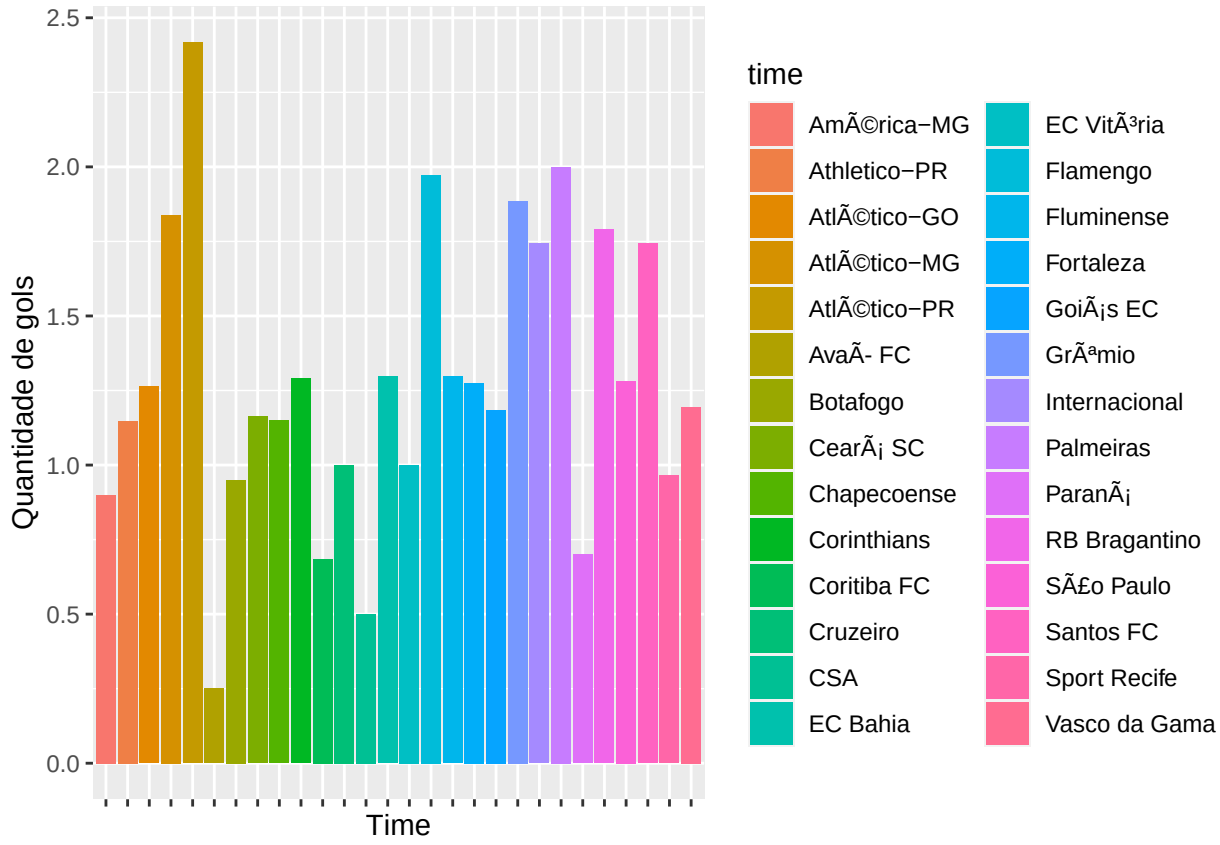
- Chutes

```
plot_qq(dados_filtrados, by="chutes")
```



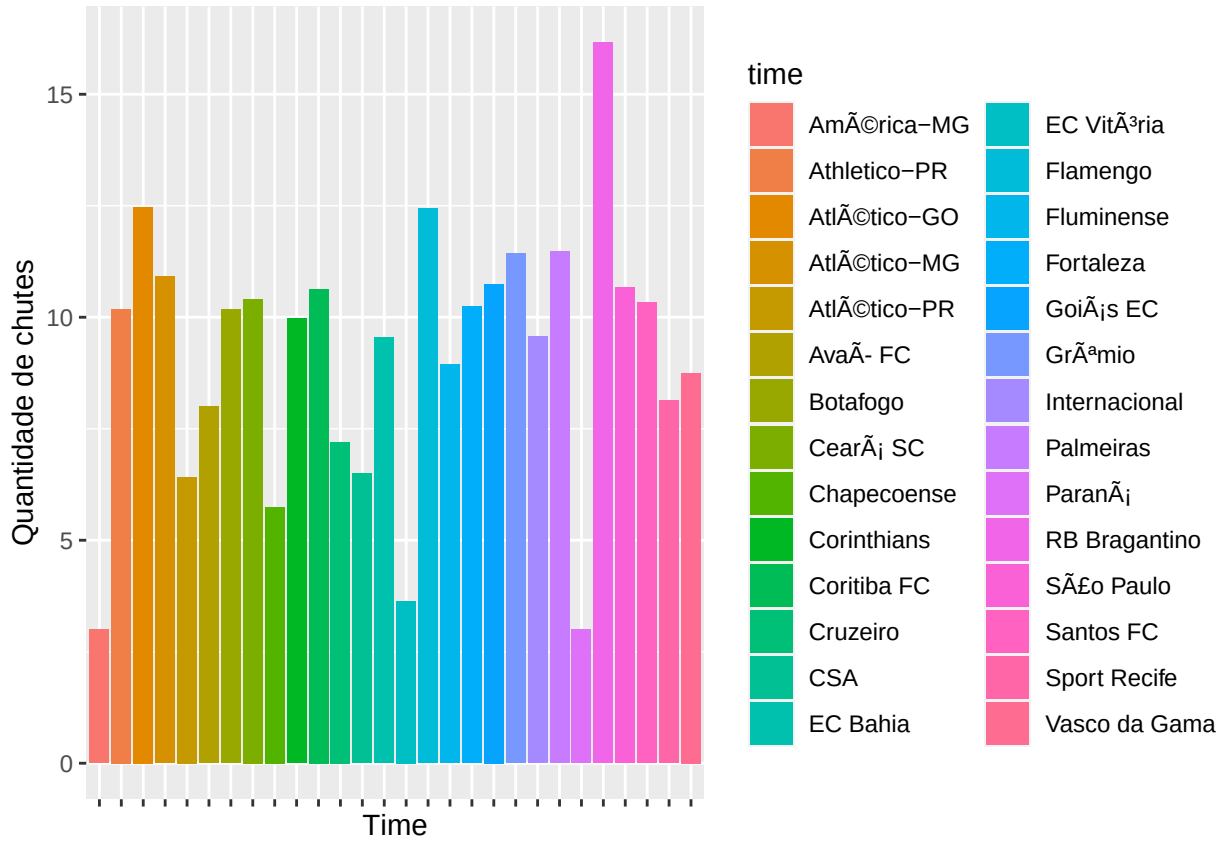
Visualizando por meio do gráfico de barra o número de gols de cada time

```
ggplot(as.data.frame(media_de_gols_por_time),
       aes(x=time, y=media_de_gols_por_time$media_gols, fill = time))+
geom_col(position="dodge")+labs(x="Time", y="Quantidade de gols")+
theme(axis.text.x = element_blank())
```



Visualizando por meio do gráfico de barra o número de chutes de cada time

```
ggplot(as.data.frame(media_de_gols_por_time), aes(x=time, y=media_de_chutes_por_time$media_chutes, fill
geom_col(position="dodge")+
labs(x="Time", y="Quantidade de chutes")+
theme(axis.text.x = element_blank())
```



b) Desenvolva e **interprete de forma prática** uma análise de correlação.

```
#Calculando coeficiente de correlação de pearson
cor(dados_filtrados$chutes,dados_filtrados$gols)
```

```
## [1] 0.1723087
```

```
#Teste estatístico do grau de correlação
cor.test(dados_filtrados$chutes,dados_filtrados$gols)
```

```
##
##  Pearson's product-moment correlation
##
## data:  dados_filtrados$chutes and dados_filtrados$gols
## t = 4.7937, df = 751, p-value = 1.974e-06
## alternative hypothesis: true correlation is not equal to 0
## 95 percent confidence interval:
##  0.1021200 0.2407902
## sample estimates:
##       cor
## 0.1723087
```

```r
#Outros tipos de correlação
cor(dados_filtrados$chutes,dados_filtrados$gols, method="kendall")
```

```
## [1] 0.1412668
```

```r
cor(dados_filtrados$chutes,dados_filtrados$gols, method="spearman")
```

```
## [1] 0.1814503
```

c) Desenvolva e **interprete de forma prática** uma análise de regressão linear simples, incluindo a análise de resíduos e previsões para alguns valores estabelecidos para a variável independente, X = x.

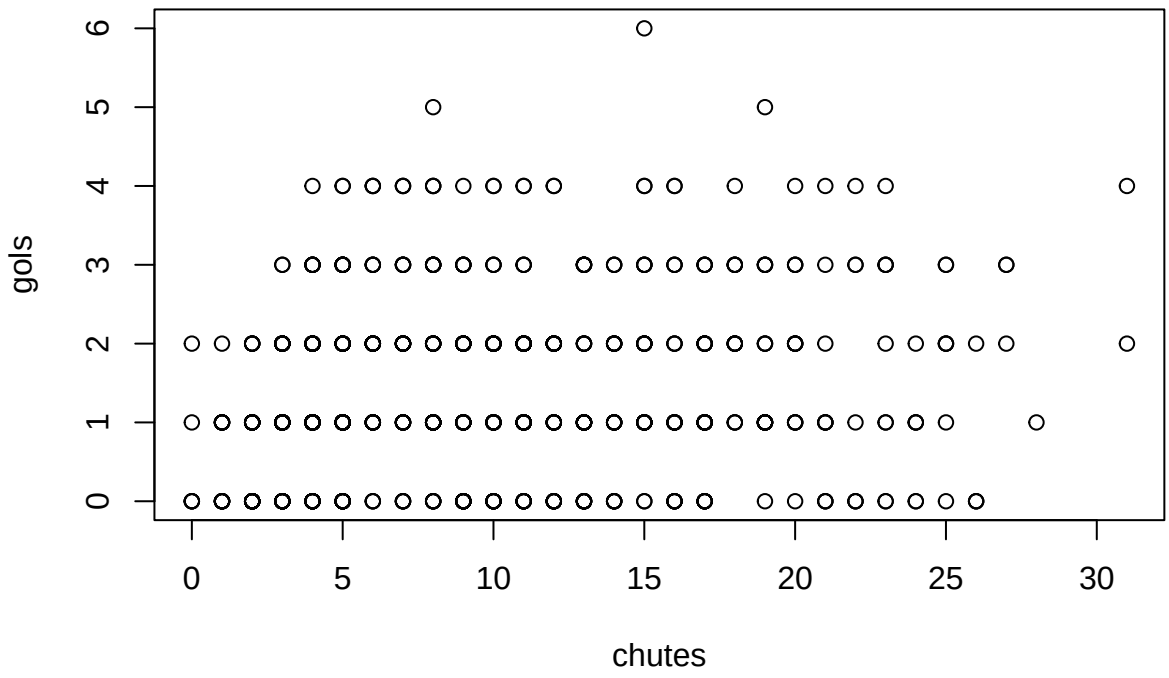
```r
# Modelo de Regressao Linear Simples (MRLS)
mod <- lm(chutes ~ gols, data = dados_filtrados)

# Coeficientes Estimados
mod
```

```
##
## Call:
## lm(formula = chutes ~ gols, data = dados_filtrados)
##
## Coefficients:
## (Intercept)         gols
##       8.511        0.977
```

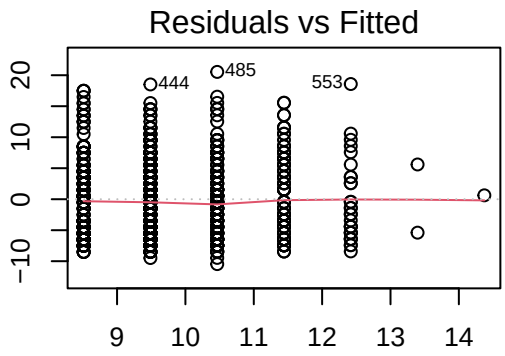
```r
# Inferências
summary(mod)
```

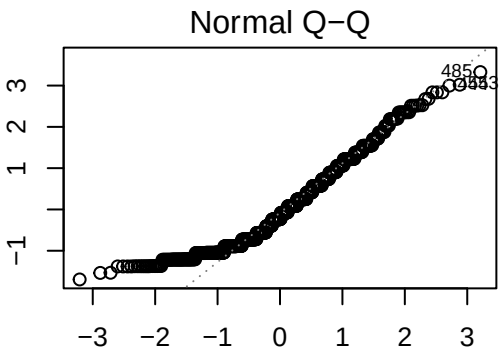
```
##
## Call:
## lm(formula = chutes ~ gols, data = dados_filtrados)
##
## Residuals:
##     Min      1Q  Median      3Q     Max
## -10.465  -5.465  -1.442   4.489  20.535
##
## Coefficients:
##             Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## (Intercept)   8.5111     0.3598  23.655  < 2e-16 ***
## gols          0.9770     0.2038   4.794 1.97e-06 ***
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## Residual standard error: 6.178 on 751 degrees of freedom
## Multiple R-squared:  0.02969,    Adjusted R-squared:  0.0284
## F-statistic: 22.98 on 1 and 751 DF,  p-value: 1.974e-06
```

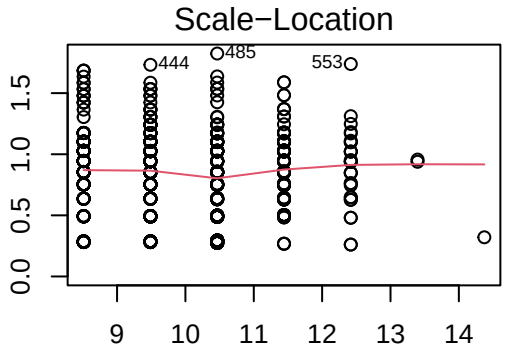
```r
#Gráfico de relação
plot(dados_filtrados$chutes, dados_filtrados$gols, xlab="chutes", ylab="gols")
```

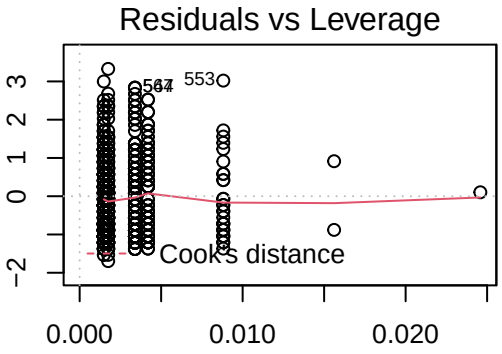



```
## Analise grafica baseada no modelo estimado
par(mfrow=c(2,2), mar=c(3,3,3,3))
plot(mod)
```










```
# Normalidade dos residuos:
shapiro.test(mod$residuals)
```

```
##
##  Shapiro-Wilk normality test
##
## data:  mod$residuals
## W = 0.93874, p-value < 2.2e-16
```

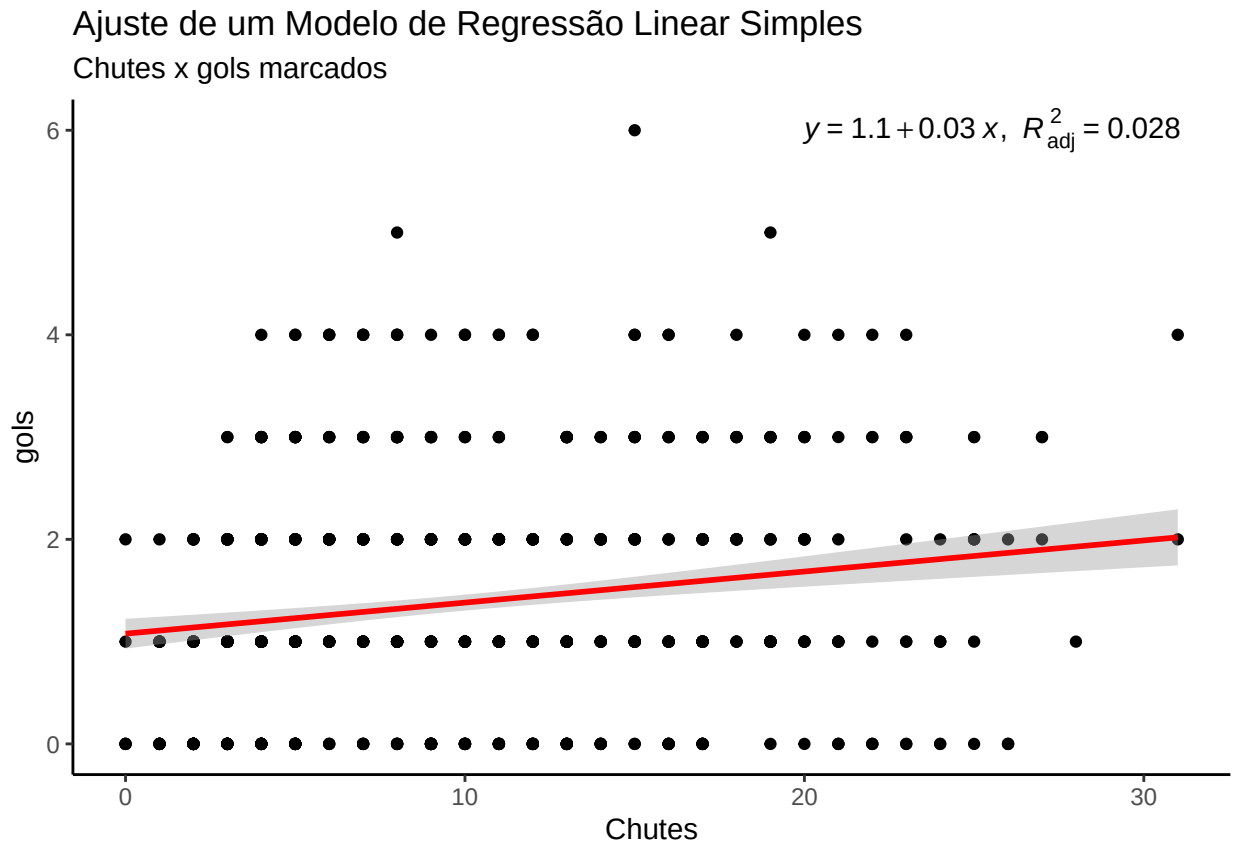
```
# Outliers nos residuos:
summary(rstandard(mod))
```

```
##      Min.   1st Qu.    Median      Mean   3rd Qu.      Max.
## -1.695425 -0.885386 -0.233911  0.000022  0.727833  3.326820
```

```
# Independencia dos residuos
durbinWatsonTest(mod)
```

```
##  lag Autocorrelation D-W Statistic p-value
##    1       0.5278336     0.9413638       0
##  Alternative hypothesis: rho != 0
```

```
dados_filtrados %>% ggplot(aes(x = chutes, y = gols)) +
  theme_classic() +
  geom_point() +
  geom_smooth(method = "lm", col = "red") +
  stat_regline_equation(aes(label = paste(..eq.label.., ..adj.rr.label..,
                                          sep = "*plain(\",\")~~")),
                        label.x = 20, label.y = 6) +
  labs(x='Chutes', y='gols',
       title='Ajuste de um Modelo de Regressão Linear Simples',
       subtitle = 'Chutes x gols marcados')
```




```
# Prevendo a quantidade de chutes para um time com 5 gols
df_chutes <- data.frame(gols = c(5))
predict(mod, df_chutes)
```

```
##        1
## 13.39601
```