Regresion

2024-08-30

Parte 1

```r
M = read.csv("documents/Estatura-peso_HyM.csv")
head(M)
```

```
##   Estatura  Peso Sexo
## 1     1.61 72.21    H
## 2     1.61 65.71    H
## 3     1.70 75.08    H
## 4     1.65 68.55    H
## 5     1.72 70.77    H
## 6     1.63 77.18    H
```

Matriz de Correlacion

```r
MM = subset(M,M$Sexo=="M")
MH = subset(M,M$Sexo=="H")
M1=data.frame(MH$Estatura,MH$Peso,MM$Estatura,MM$Peso)

cor(M1)
```

```
##               MH.Estatura     MH.Peso  MM.Estatura    MM.Peso
## MH.Estatura 1.0000000000 0.846834792 0.0005540612 0.04724872
## MH.Peso     0.8468347920 1.000000000 0.0035132246 0.02154907
## MM.Estatura 0.0005540612 0.003513225 1.0000000000 0.52449621
## MM.Peso     0.0472487231 0.021549075 0.5244962115 1.00000000
```

Interpretar

Obtén medidas

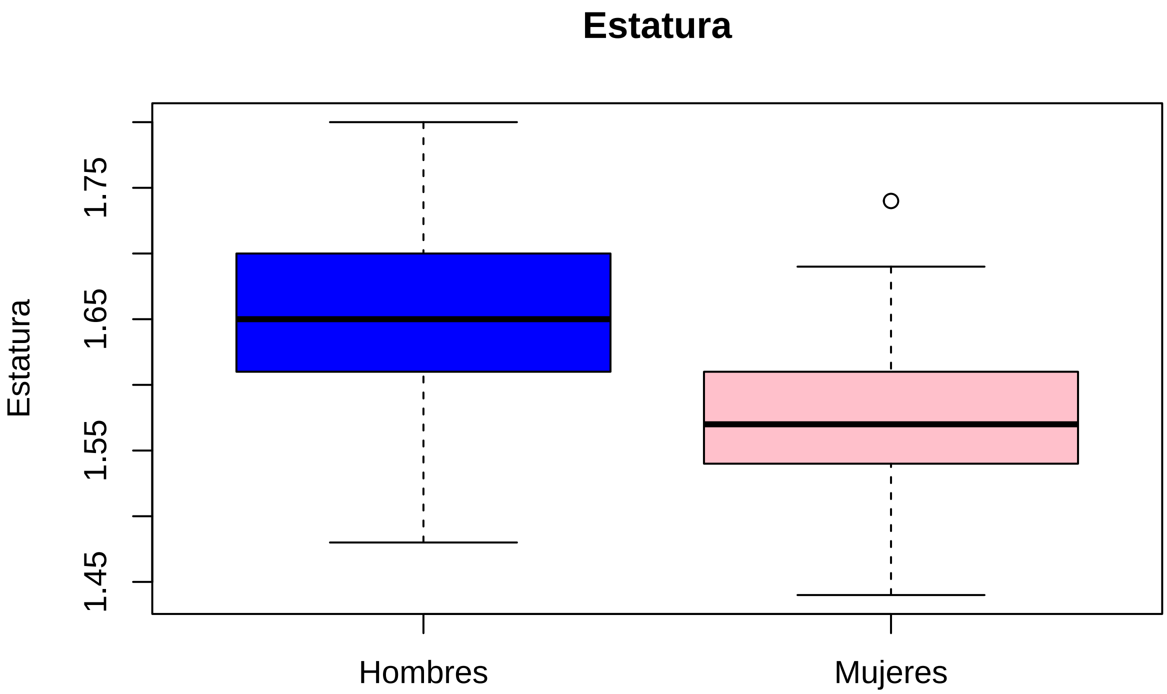
```r
n=4 #número de variables
d=matrix(NA,ncol=7,nrow=n)
for(i in 1:n){
  d[i,]<-c(as.numeric(summary(M1[,i])),sd(M1[ ,i]))
}
m=as.data.frame(d)

row.names(m)=c("H-Estatura","H-Peso","M-Estatura","M-Peso")
names(m)=c("Minimo","Q1","Mediana","Media","Q3","Máximo","Desv Est")
m
```

```
##             Minimo      Q1 Mediana     Media      Q3 Máximo   Desv Est
## H-Estatura    1.48  1.6100   1.650  1.653727  1.7000   1.80 0.06173088
## H-Peso       56.43 68.2575  72.975 72.857682 77.5225  90.49 6.90035408
```

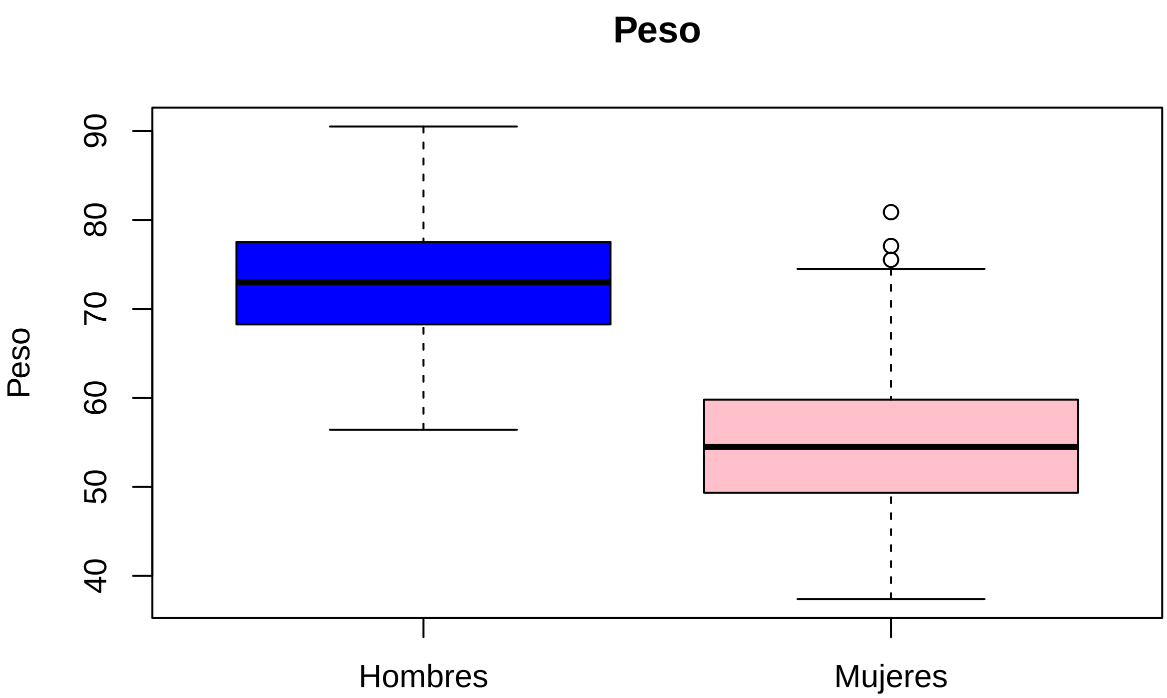
```
## M-Estatura   1.44  1.5400   1.570  1.572955  1.6100   1.74 0.05036758
## M-Peso      37.39 49.3550  54.485 55.083409 59.7950  80.87 7.79278074
```

Boxplot

```
boxplot(M$Estatura~M$Sexo, ylab="Estatura", xlab="", col=c("blue","pink"), names=c("Hombres", "Mujeres")
```




```
boxplot(M$Peso~M$Sexo, ylab="Peso",xlab="", names=c("Hombres", "Mujeres"), col=c("blue","pink"), main="
```



Encuentra la ecuación de regresión de mejor ajuste

```r
modelo1H = lm(Peso ~ Estatura, data = MH)
modelo1H
```

```
##
## Call:
## lm(formula = Peso ~ Estatura, data = MH)
##
## Coefficients:
## (Intercept)     Estatura
##      -83.68        94.66
```

```r
modelo1M = lm(Peso ~ Estatura, data = MM)
modelo1M
```

```
##
## Call:
## lm(formula = Peso ~ Estatura, data = MM)
##
## Coefficients:
## (Intercept)     Estatura
##      -72.56        81.15
```

```r
modelo2 = lm(Peso ~ Estatura+Sexo, M)
modelo2
```

```
##
## Call:
## lm(formula = Peso ~ Estatura + Sexo, data = M)
##
## Coefficients:
## (Intercept)     Estatura        SexoM
##      -74.75        89.26       -10.56
```

Hipotesis:

$H_0 : \beta_1 = 0$ $H_1 : \beta_1 n \neq 0$

```r
summary(modelo1H)
```

```
##
## Call:
## lm(formula = Peso ~ Estatura, data = MH)
##
## Residuals:
##     Min      1Q  Median      3Q     Max
## -8.3881 -2.6073 -0.0665  2.4421 11.1883
##
## Coefficients:
##             Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## (Intercept)  -83.685      6.663  -12.56   <2e-16 ***
## Estatura      94.660      4.027   23.51   <2e-16 ***
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## Residual standard error: 3.678 on 218 degrees of freedom
## Multiple R-squared:  0.7171, Adjusted R-squared:  0.7158
```

```
## F-statistic: 552.7 on 1 and 218 DF,  p-value: < 2.2e-16
```

```r
summary(modelo1M)
```

```
##
## Call:
## lm(formula = Peso ~ Estatura, data = MM)
##
## Residuals:
##      Min       1Q   Median       3Q      Max
## -21.3256  -4.1942   0.4004   4.2724  17.9114
##
## Coefficients:
##             Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## (Intercept)  -72.560     14.041  -5.168 5.34e-07 ***
## Estatura      81.149      8.922   9.096  < 2e-16 ***
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## Residual standard error: 6.65 on 218 degrees of freedom
## Multiple R-squared:  0.2751, Adjusted R-squared:  0.2718
## F-statistic: 82.73 on 1 and 218 DF,  p-value: < 2.2e-16
```

```r
summary(modelo2)
```

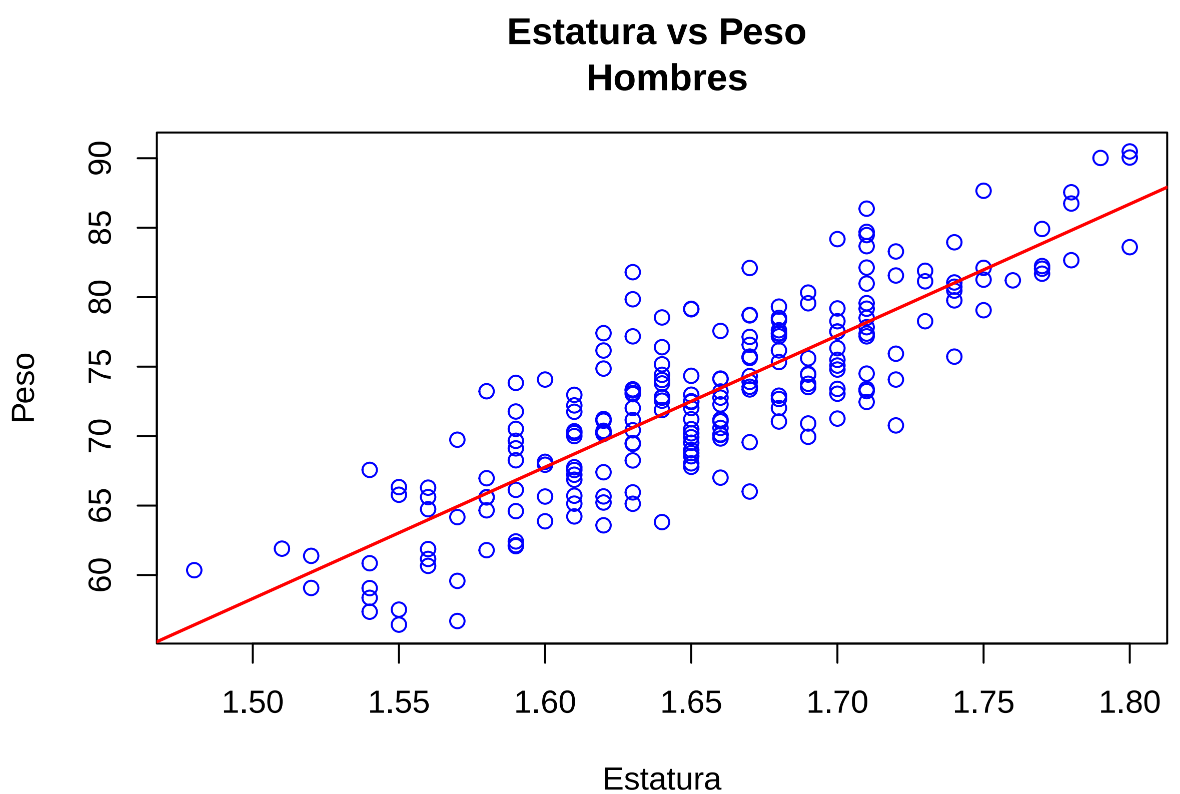
```
##
## Call:
## lm(formula = Peso ~ Estatura + Sexo, data = M)
##
## Residuals:
##      Min       1Q   Median       3Q      Max
## -21.9505  -3.2491   0.0489   3.2880  17.1243
##
## Coefficients:
##             Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## (Intercept) -74.7546     7.5555  -9.894   <2e-16 ***
## Estatura     89.2604     4.5635  19.560   <2e-16 ***
## SexoM       -10.5645     0.6317 -16.724   <2e-16 ***
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## Residual standard error: 5.381 on 437 degrees of freedom
## Multiple R-squared:  0.7837, Adjusted R-squared:  0.7827
## F-statistic: 791.5 on 2 and 437 DF,  p-value: < 2.2e-16
```

A 0.05 si es significativo si los modelos:

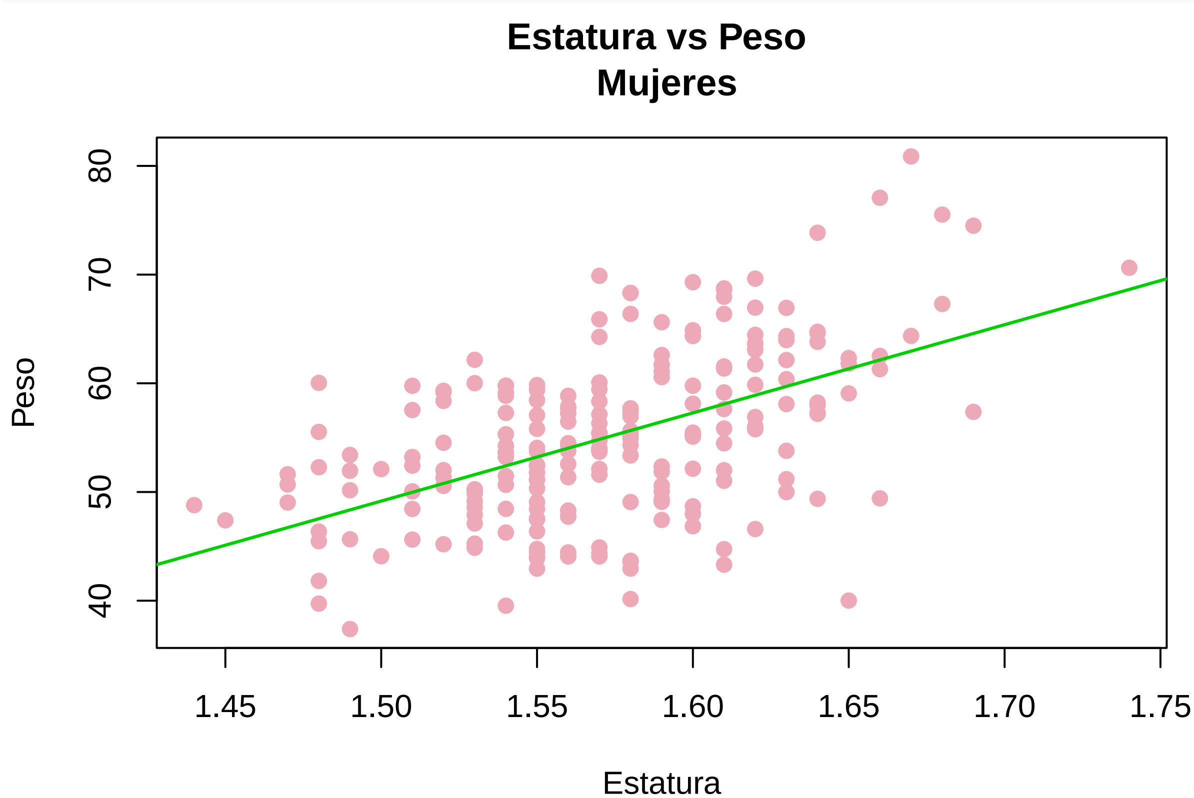
Hombres:

Dibuja el diagrama de dispersión de los datos y la recta de mejor ajuste.

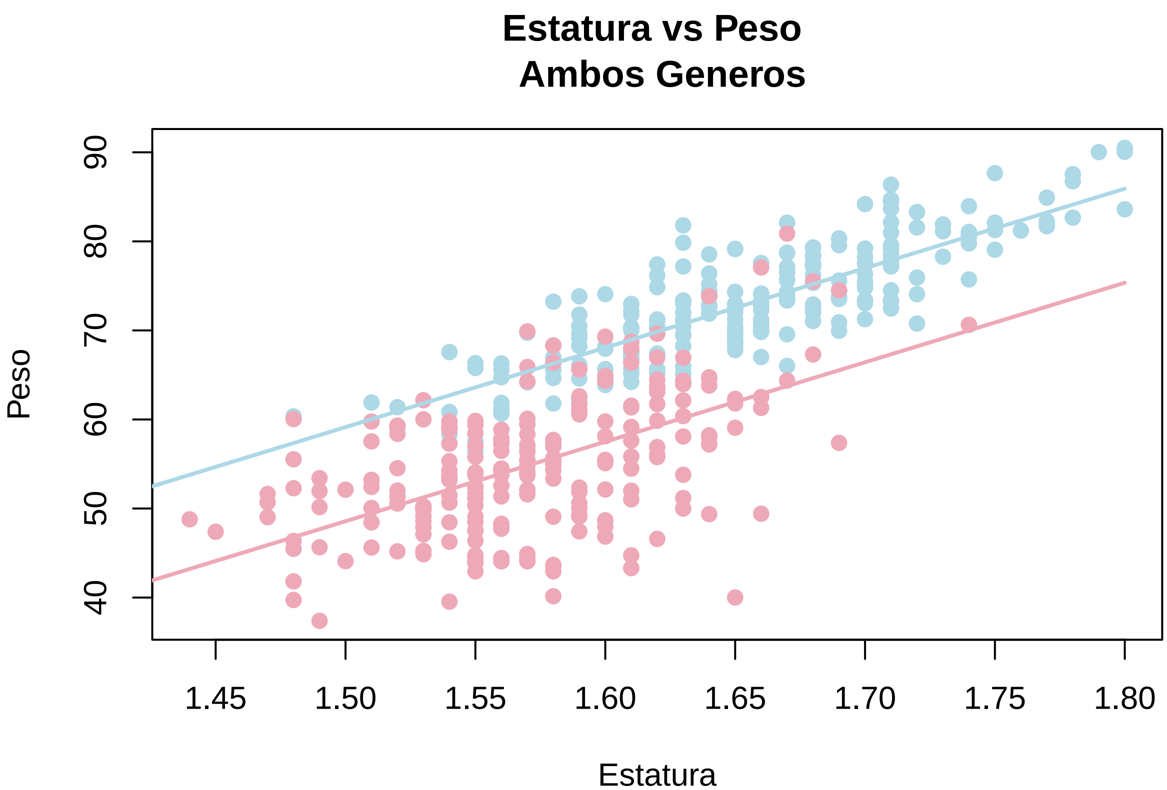
```r
plot(MH$Estatura, MH$Peso, col="blue", main = "Estatura vs Peso \n Hombres", ylab="Peso", xlab="Estatura
abline(modelo1H, col="red", lwd=1.6)
```




```r
plot(MM$Estatura, MM$Peso, col="pink2", pch=19,main = "Estatura vs Peso \n Mujeres", ylab="Peso", xlab=
abline(modelo1M, col="green3", lwd=1.6)
```



```
b0 = modelo2$coefficients[1]
b1 = modelo2$coefficients[2]
b2 = modelo2$coefficients[3]

ym = function(x){b0+b2+b1*x}
yh = function(x){b0+b1*x}

colores = c("lightblue", "pink2")

plot(M$Estatura, M$Peso, col=colores[factor(M$Sexo)], pch=19, main = "Estatura vs Peso \n Ambos Generos
x = seq(1.40, 1.80, 0.01)
lines(x, ym(x), col="pink2", lwd=2)
lines(x, yh(x), col="lightblue", lwd=2)
```



Conclusion

En ambos generos se ve una fuerte relacion entre peso y estatura, para los hombres la estatura ayuda a predecir el peso, viendo un 71.7% de su variabilidad, en mujeres la estatura tambien es un factor significativo, pero solo vemos un 27.5% de la variabilidad en el peso, lo que significa que otros factores influyen.

Con esto podemos ver que en ambos la estatura y el sexo es un facto predictor para el peso, con la estatura siendo una mayor influencia.

Parte 2

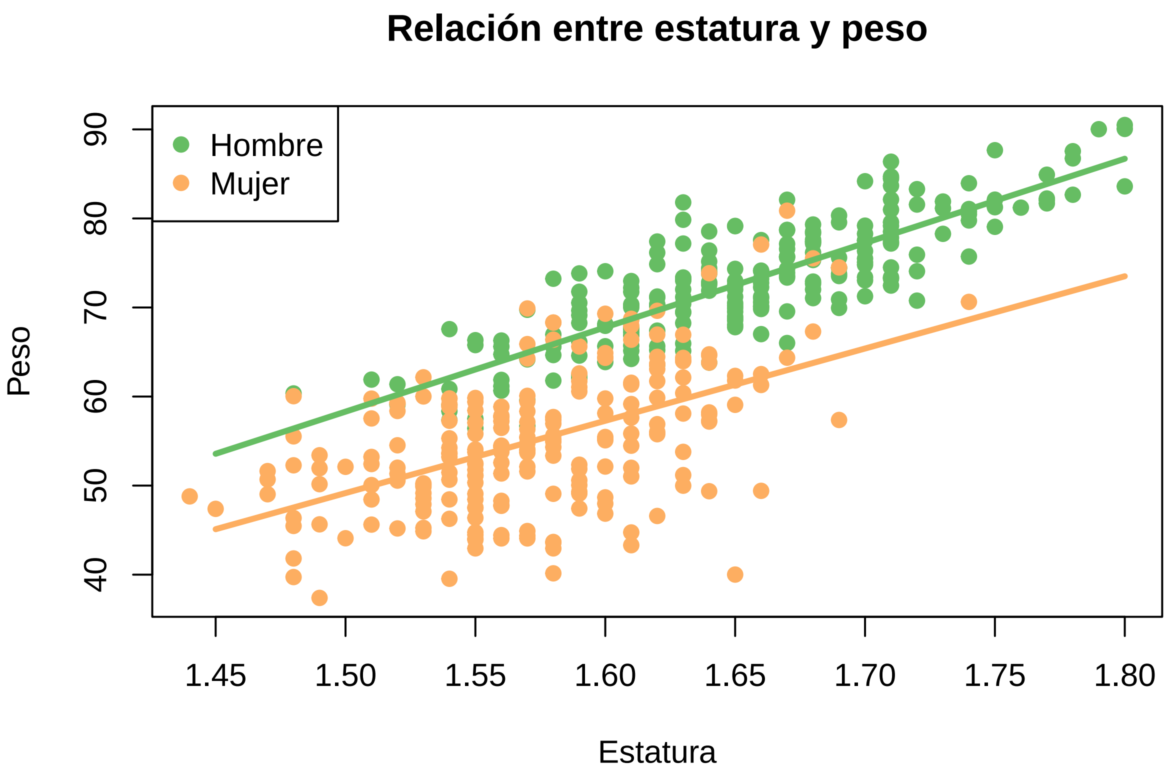
```
modelo3 = lm(Peso ~ Estatura*Sexo, M)
modelo3
```

```
##
## Call:
## lm(formula = Peso ~ Estatura * Sexo, data = M)
##
## Coefficients:
##    (Intercept)        Estatura           SexoM  Estatura:SexoM
##         -83.68           94.66           11.12          -13.51
```

```r
A = summary(modelo3)
A
```

```
##
## Call:
## lm(formula = Peso ~ Estatura * Sexo, data = M)
##
## Residuals:
##      Min       1Q   Median       3Q      Max
## -21.3256  -3.1107   0.0204   3.2691  17.9114
##
## Coefficients:
##                 Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## (Intercept)      -83.685      9.735  -8.597   <2e-16 ***
## Estatura          94.660      5.882  16.092   <2e-16 ***
## SexoM             11.124     14.950   0.744    0.457
## Estatura:SexoM   -13.511      9.305  -1.452    0.147
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## Residual standard error: 5.374 on 436 degrees of freedom
## Multiple R-squared:  0.7847, Adjusted R-squared:  0.7832
## F-statistic: 529.7 on 3 and 436 DF,  p-value: < 2.2e-16
```

```r
b0_A=A$coefficients[1]
b1_A=A$coefficients[2]
b2_A=A$coefficients[3]
b3_A=A$coefficients[4]

Ym=function(x){b0_A+b2_A+(b1_A+b3_A)*x}
Yh=function(x){b0_A+b1_A*x}

colores=c("#66BD63","#FDAE61")
plot(M$Estatura,M$Peso,col=colores[factor(M$Sexo)],pch=19,ylab="Peso",xlab="Estatura",main="Relación en
x=seq(1.45,1.80,0.01)
lines(x,Ym(x),col="#FDAE61",lwd=3)
lines(x,Yh(x),col="#66BD63",lwd=3)

legend("topleft", legend=c("Hombre","Mujer"), pch=19, col=c("#66BD63","#FDAE61"))
```



Conclusion

En el modelo 4 vemos la interaccion entre estatura con sexo, estos nos proporciona una mayor flexibilidad, tambien vemos como el intercepto $\beta 0$ sigue representando el peso promedio de una mujer con una estatura de 0 y tambien vemos como $\beta 1$ es el cambio en peso por altura para las mujeres pero vemos como en los hombres $\beta 3$ ajusta la pendiente y esto permite que la relacion entre estatura y peso sea diferente para cada sexo.

Viendo estos resultados el modelo 4 es el mejor porque el modelo es mas flexible, esto permite que la pendiente y el intercepto varien segun el sexo, esto nos puede ayer a tener una mejor representacion de los datos. Tambien el modelo 3 es uno de los mejores pero esto depende de como nuestras variables afectan, el modelo 3 es mas simple y mas facil de interpretar, la diferencia que tiene el modelo 3 del modelo 4 es que este modelo reconoce la diferencia en peso entre sexos, pero asume que la que la relacion entre estatura y peso es la misma para ambos.

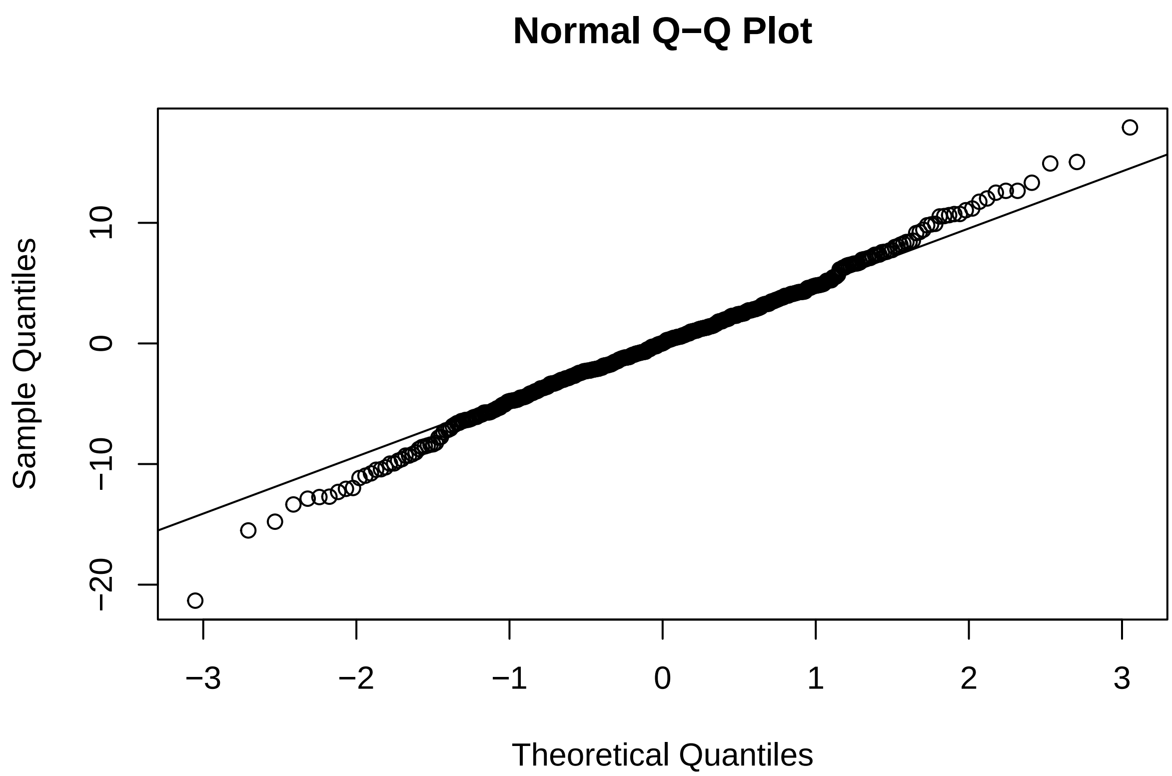
Parte 3

```r
library(nortest)
ad.test(A$residuals)
```

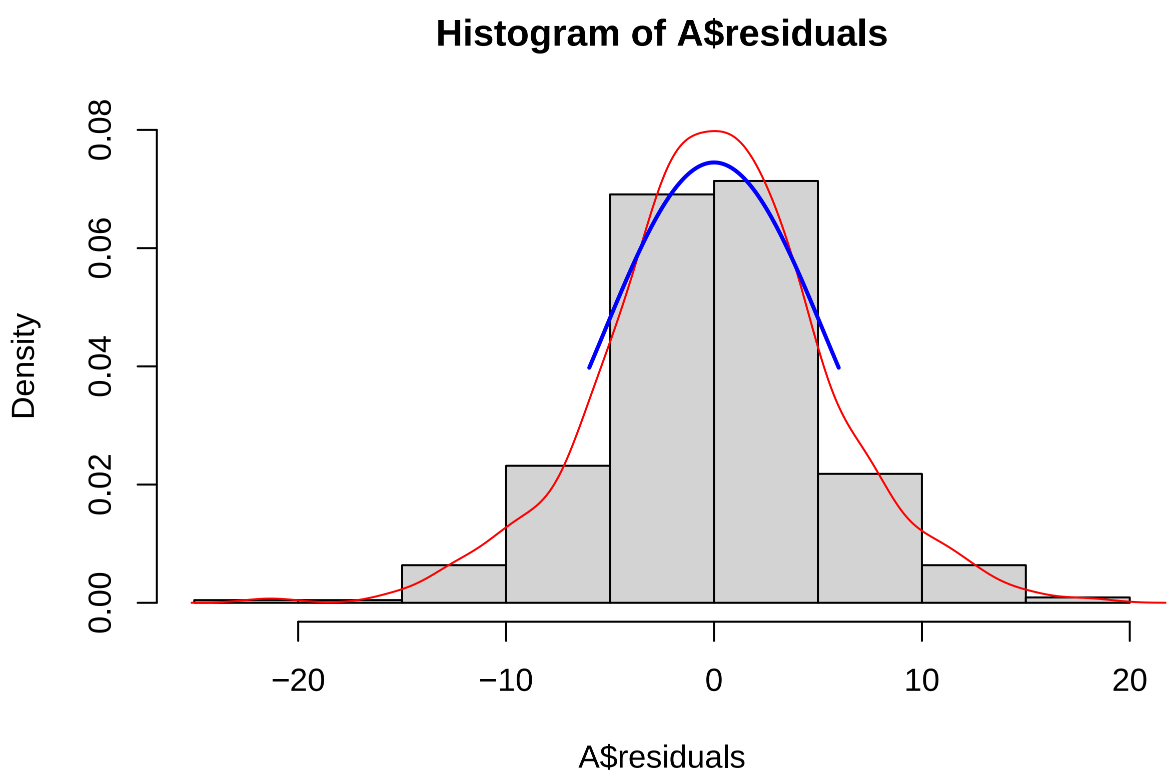
```
##
##  Anderson-Darling normality test
##
## data:  A$residuals
## A = 0.8138, p-value = 0.03516
```

Viendo el valor p, aqui rechazariamos la hipotesis nula de normalidad porque tiene un nivel de significancia menor a 0.05, con esto se sugiere que los residuos no siguen una distribucion normal.

```r
qqnorm(A$residuals)
qqline(A$residuals)
```




```r
hist(A$residuals,freq=FALSE, ylim=c(0, 0.08))
lines(density(A$residual),col="red")
curve(dnorm(x,mean=mean(A$residuals),sd=sd(A$residuals)), from=-6, to=6, add=TRUE, col="blue",lwd=2)
```

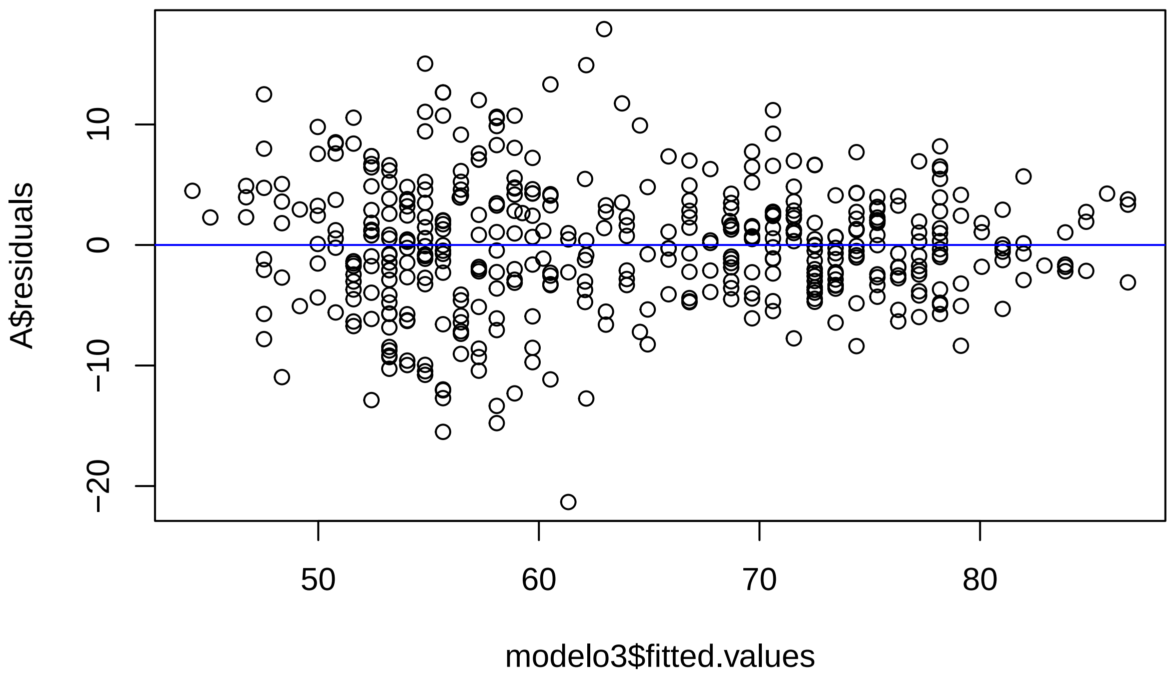


```r
t.test(A$residuals)
```

```
##
##  One Sample t-test
##
## data:  A$residuals
## t = -8.5817e-16, df = 439, p-value = 1
## alternative hypothesis: true mean is not equal to 0
## 95 percent confidence interval:
##  -0.5017741  0.5017741
## sample estimates:
##     mean of x
## -2.190956e-16
```

No hay suficiente evidencia para rechazar la hipotesis nula, estos resultados sugieren que los residuos no son perfectamente normales, aunque los residuos tienen una media cercana a 0, la distribucion podria no ser completamente normal.

```r
plot(modelo3$fitted.values,A$residuals)
abline(h=0, col = 'blue')
```




```r
library(lmtest)
```

```
## Loading required package: zoo
```

```
##
## Attaching package: 'zoo'
```

```
## The following objects are masked from 'package:base':
##
##     as.Date, as.Date.numeric
```

```r
dwtest(modelo3)
```

```
##
##  Durbin-Watson test
```

```
##
## data:  modelo3
## DW = 1.8646, p-value = 0.07113
## alternative hypothesis: true autocorrelation is greater than 0
```

```r
bgtest(modelo3)
```

```
##
##  Breusch-Godfrey test for serial correlation of order up to 1
##
## data:  modelo3
## LM test = 1.3453, df = 1, p-value = 0.2461
```

Viendo estos resultados vemos que no hay evidencia significativa de autocorrelación en los residuos del modelo, lo que indica que los residuos se comportan de manera aleatoria.

```r
bptest(modelo3)
```

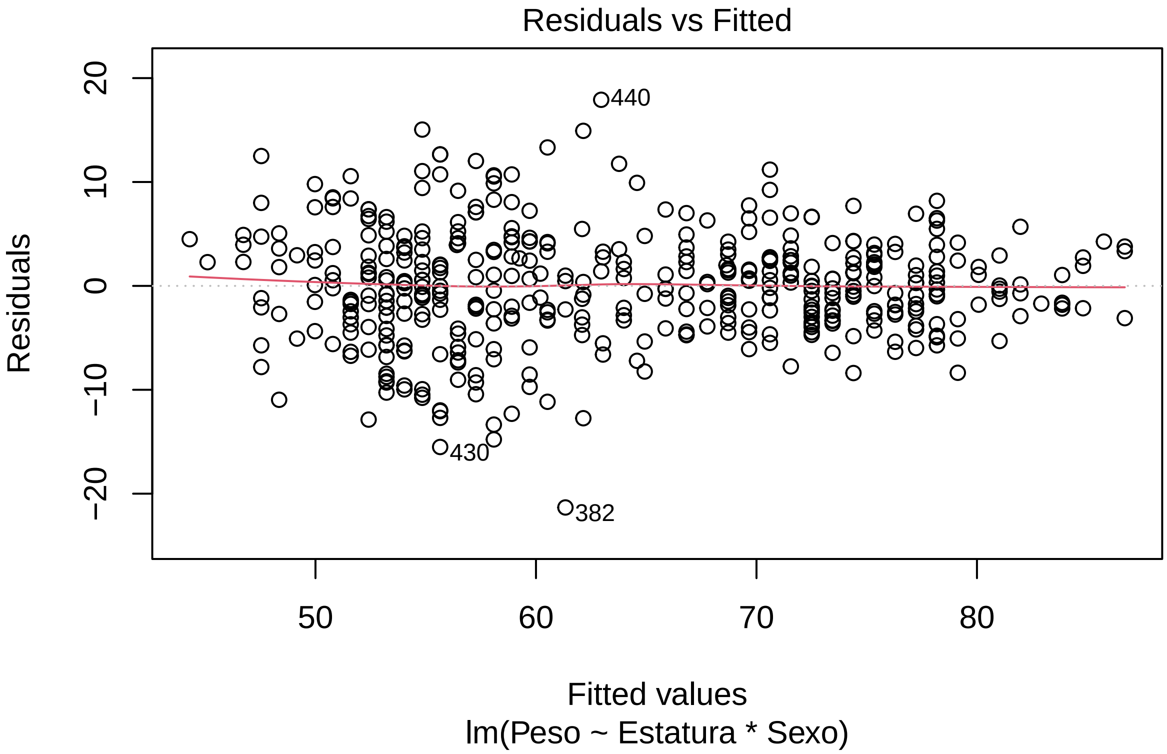
```
##
##  studentized Breusch-Pagan test
##
## data:  modelo3
## BP = 59.211, df = 3, p-value = 8.667e-13
```

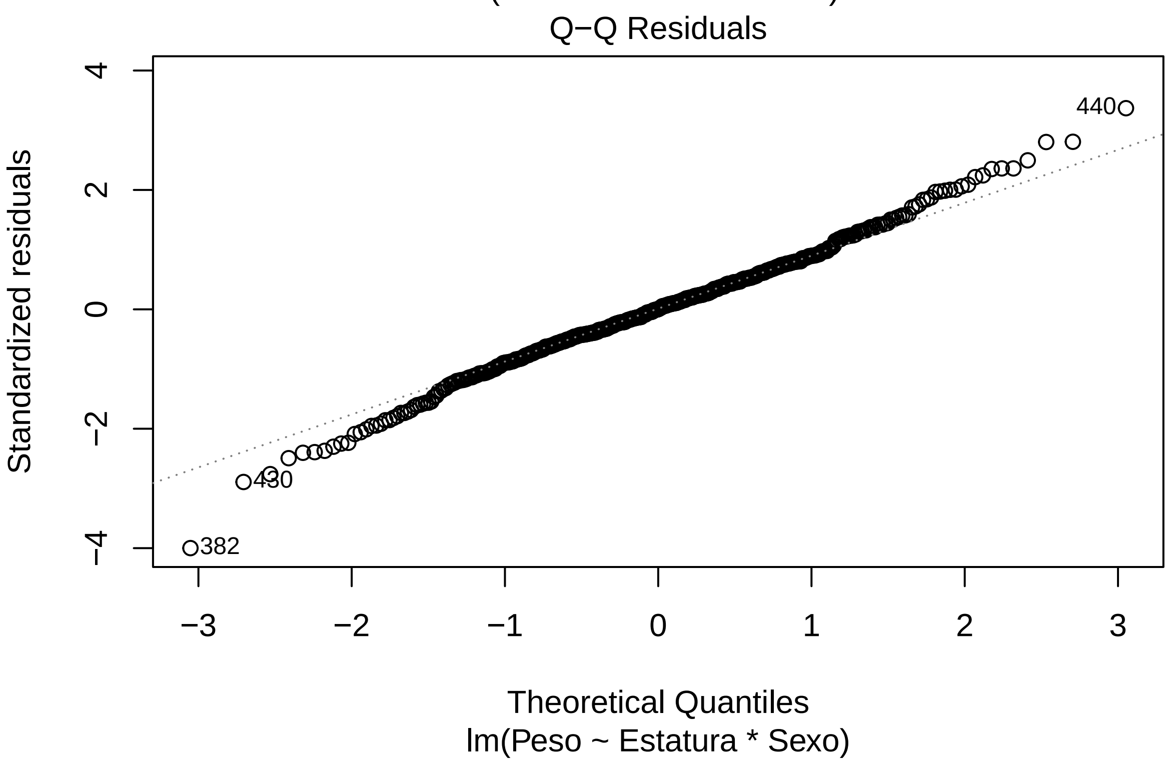
```r
gqtest(modelo3)
```

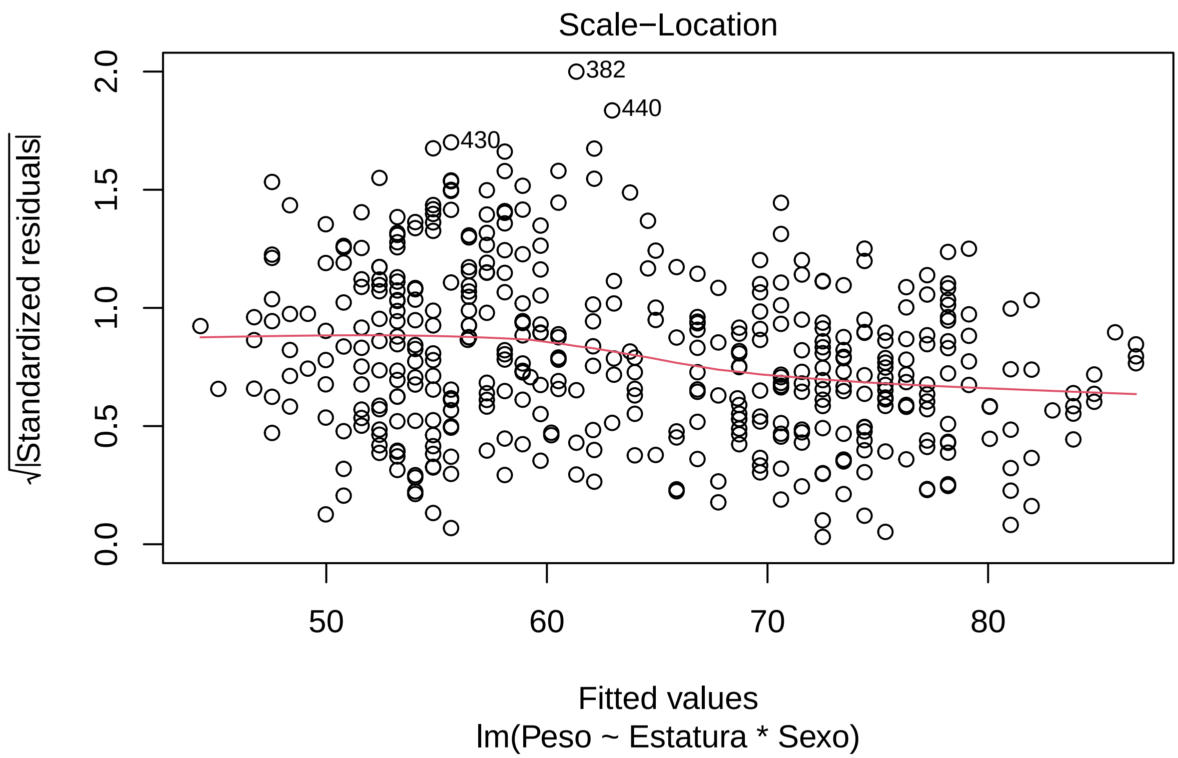
```
##
##  Goldfeld-Quandt test
##
## data:  modelo3
## GQ = 3.2684, df1 = 216, df2 = 216, p-value < 2.2e-16
## alternative hypothesis: variance increases from segment 1 to 2
```

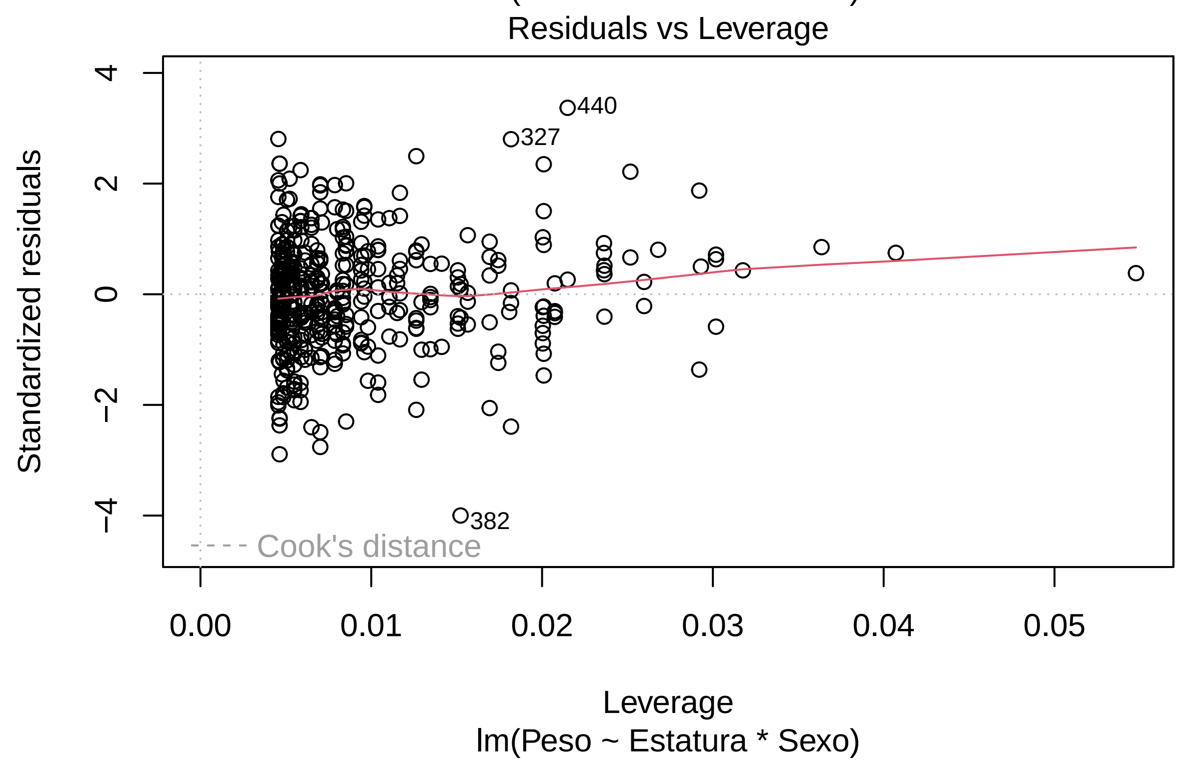
Viendo estos resultados vemos que la varianza de los errores no es constante, esto nos puede llevar a una estimacion de coeficientes menos eficiente.

```r
plot(modelo3)
```


Residuals vs Fitted
Residuals
Fitted values
lm(Peso ~ Estatura * Sexo)
440
430
382
20
10
0
−10
−20
50
60
70
80


Q−Q Residuals
Standardized residuals
Theoretical Quantiles
lm(Peso ~ Estatura * Sexo)
440
430
382
4
2
0
−2
−4
−3
−2
−1
0
1
2
3





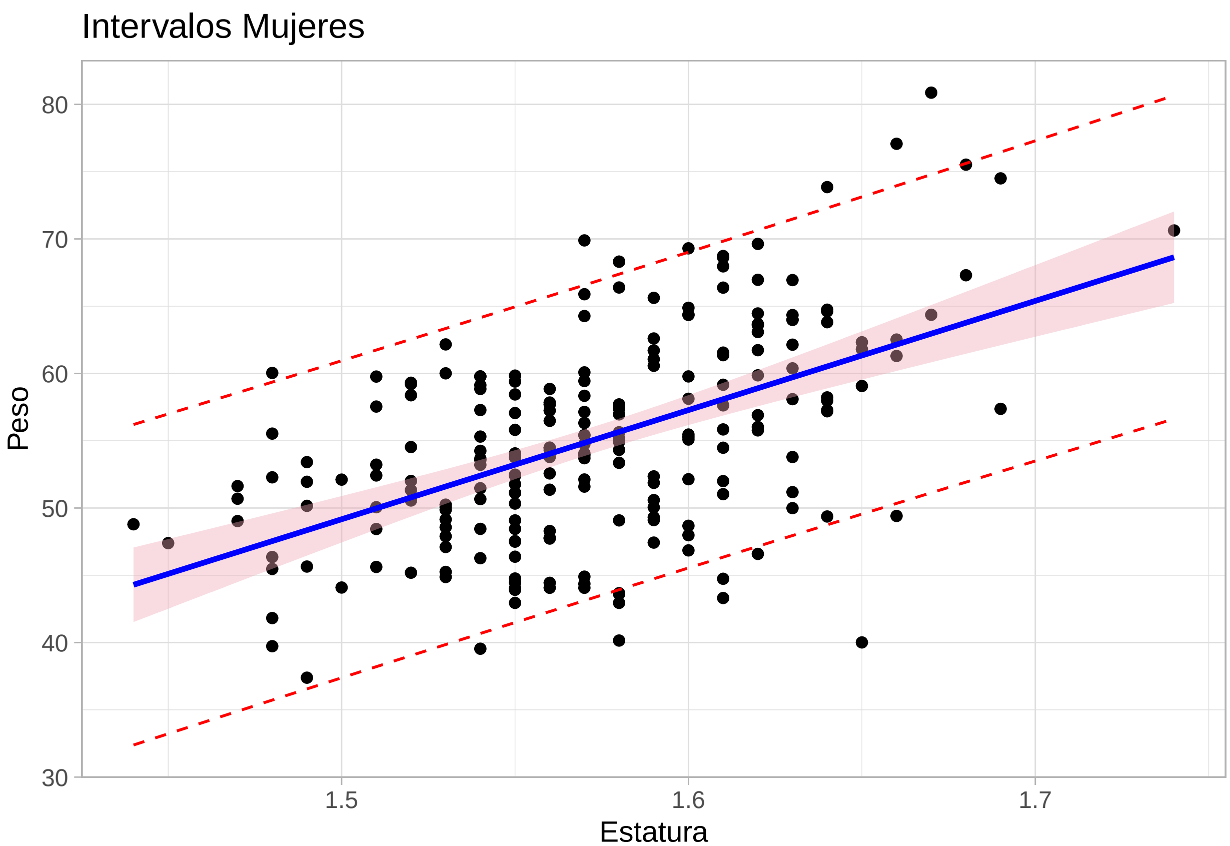
Dos de estos graficos ya se habian visto, el otro nos ayuda a ver la hoocedasticidad, se comparan los valores ajutados y los residuos, la otra grafica nos muestra los residuos estandarizados contra las influencias de las observaciones del modelo

Como la mitad de estas graficas ya las habiamos visto y los datos tambien ya se habian visto, las conclusiones siguen iguales, simplemente nos ayudo a graficas los resultados que teniamos.

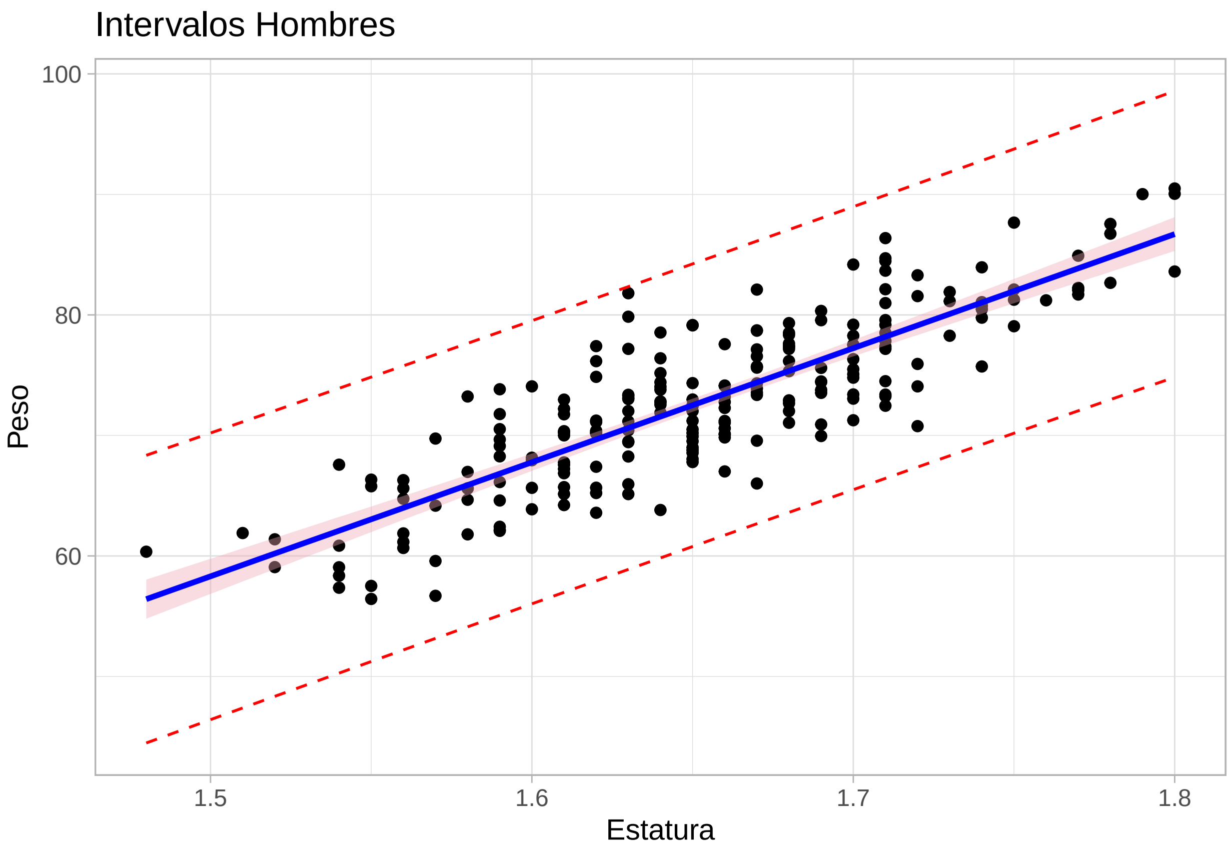
```r
Ip=predict(object=modelo3,interval="prediction",level=0.97)
```

```
## Warning in predict.lm(object = modelo3, interval = "prediction", level = 0.97): predictions on curre
```

```r
datos1=cbind(M,Ip)
MM =subset(datos1, M$Sexo=='M')
MH =subset(datos1, M$Sexo=='H')

library(ggplot2)
ggplot(MM,aes(x=Estatura,y=Peso),)+
  ggtitle("Intervalos Mujeres")+
  geom_point()+
  geom_line(aes(y=lwr), color="red", linetype="dashed")+
  geom_line(aes(y=upr), color="red", linetype="dashed")+
  geom_smooth(method=lm, formula=y~x, se=TRUE, level=0.97, col="blue", fill="pink2")+
  theme_light()
```




```r
ggplot(MH,aes(x=Estatura,y=Peso),)+
  ggtitle("Intervalos Hombres")+
  geom_point()+
  geom_line(aes(y=lwr), color="red", linetype="dashed")+
  geom_line(aes(y=upr), color="red", linetype="dashed")+
  geom_smooth(method=lm, formula=y~x, se=TRUE, level=0.97, col="blue", fill="pink2")+
  theme_light()
```



En el resultado de mujeres vemos una dispersion grande, esto hace que las predicciones individuales puedan variar significativamente, en especial fuera del rango central, pero con esta grafica vemos que puede ser una buena aproximacion para describir la relacion entre estatura y peso.

En cambio en el de hombres, al igual que es una buena manera de describir la relacion entre estatura y peso, con hombres es mas precisa que en el caso de las mujeres, la menor dispersion de datos sugiere una mayor consistencia en la relacion de las variables.