

Árboles de regresión: K regresores

Contents

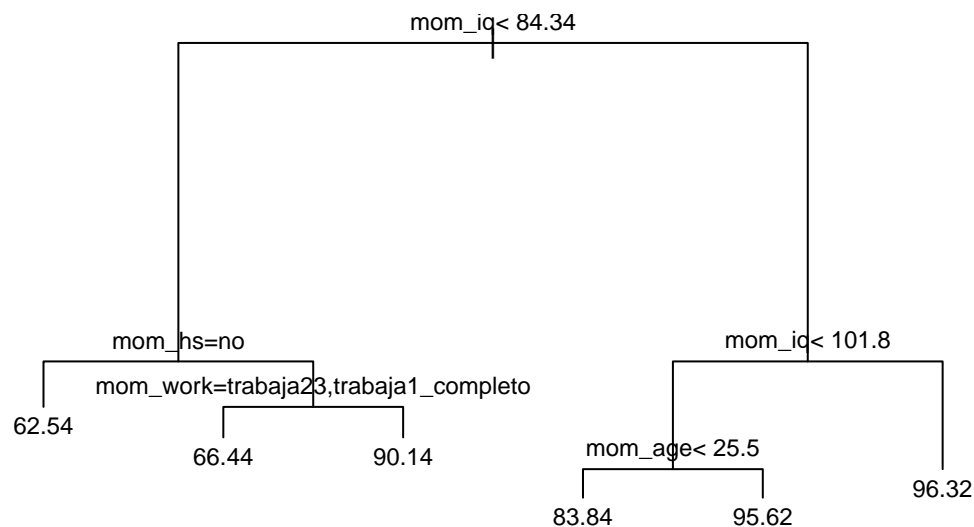
1	Arbol con regresores cuantitativos y cualitativos	1
2	Parámetros del árbol	2
3	Residuos	4
4	Podado	6
5	Prediccion	9

1 Arbol con regresores cuantitativos y cualitativos

```
library(rpart)
d = read.csv('datos/kidiq.csv')
d$mom_hs = factor(d$mom_hs, labels = c("no", "si"))
d$mom_work = factor(d$mom_work, labels = c("notrabaja", "trabaja23", "trabaja1_parcial", "trabaja1_completo"))

# method = "anova" para modelos de regresion
t1 = rpart(kid_score ~ ., data = d, method = "anova")

plot(t1, margin = 0.02)
text(t1, cex = 0.75, pretty = 0)
```



```
print(t1)

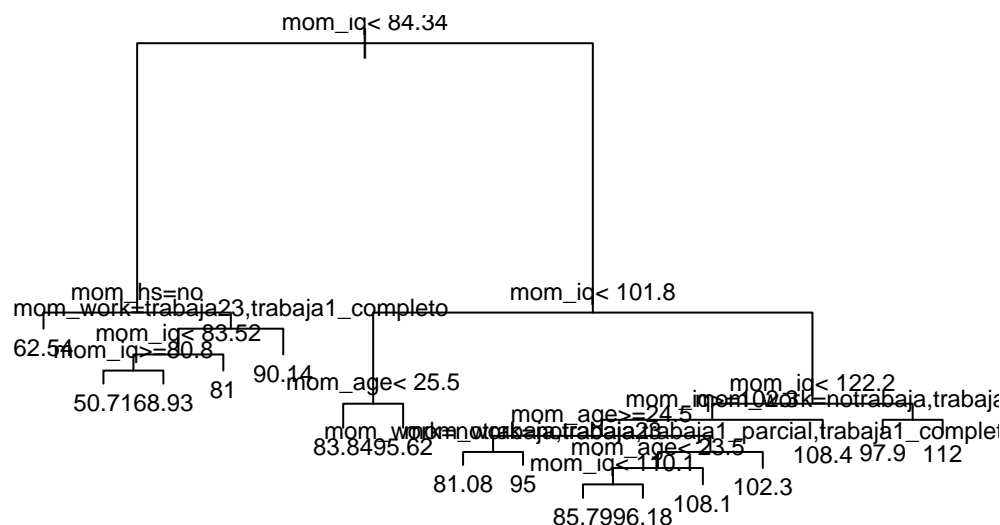
## n= 434
##
## node), split, n, deviance, yval
```

```
##      * denotes terminal node
##
## 1) root 434 180386.200 86.79724
##    2) mom_iq< 84.33641 69 29011.830 66.86957
##      4) mom_hs=no 35 11166.690 62.54286 *
##      5) mom_hs=si 34 16515.440 71.32353
##        10) mom_work=trabaja23,trabaja1_completo 27 9750.667 66.44444 *
##        11) mom_work=notrabaja,trabaja1_parcial 7 3642.857 90.14286 *
##    3) mom_iq>=84.33641 365 118793.700 90.56438
##      6) mom_iq< 101.8061 191 58829.520 85.31937
##        12) mom_age< 25.5 167 51906.630 83.83832 *
##        13) mom_age>=25.5 24 4007.625 95.62500 *
##      7) mom_iq>=101.8061 174 48941.980 96.32184 *
```

Como vemos, cuando hay una variables cualitativa, se van asignando los diferentes niveles del factor a cada rama que sale del nodo hasta que se encuentra la asignación con menor RSS: - En el nodo 2, si mom_hs = no, nos vamos hacia la izquierda; si mom_hs = si, nos vamos a la derecha. - En el nodo 5, si mom_work = trabaja23,trabaja1_completo nos vamos a la izquierda; si mom_work=notrabaja,trabaja1_parcial nos vamos a la derecha.

2 Parámetros del árbol

```
t2 = rpart(kid_score ~ ., data = d, method = "anova",
           control = rpart.control(minsplit = 10, minbucket = 5, cp = 0.007))
plot(t2, margin = 0.02)
text(t2, cex=.75, pretty = 0)
```



```
print(t2)

## n= 434
##
## node), split, n, deviance, yval
##      * denotes terminal node
##
## 1) root 434 180386.2000 86.79724
##    2) mom_iq< 84.33641 69 29011.8300 66.86957
##      4) mom_hs=no 35 11166.6900 62.54286 *
```

```
##      5) mom_hs=si 34 16515.4400 71.32353
##      10) mom_work=trabaja23,trabaja1_completo 27 9750.6670 66.44444
##      20) mom_iq< 83.51527 22 8034.5910 63.13636
##      40) mom_iq>=80.79538 7 545.4286 50.71429 *
##      41) mom_iq< 80.79538 15 5904.9330 68.93333 *
##      21) mom_iq>=83.51527 5 416.0000 81.00000 *
##      11) mom_work=notrabaja,trabaja1_parcial 7 3642.8570 90.14286 *
##      3) mom_iq>=84.33641 365 118793.7000 90.56438
##      6) mom_iq< 101.8061 191 58829.5200 85.31937
##      12) mom_age< 25.5 167 51906.6300 83.83832 *
##      13) mom_age>=25.5 24 4007.6250 95.62500 *
##      7) mom_iq>=101.8061 174 48941.9800 96.32184
##      14) mom_iq< 122.2355 132 38970.8100 94.53788
##      28) mom_iq>=102.2658 127 36978.9900 93.99213
##      56) mom_age>=24.5 37 11611.2400 90.48649
##      112) mom_work=notrabaja,trabaja23 12 6398.9170 81.08333 *
##      113) mom_work=trabaja1_parcial,trabaja1_completo 25 3642.0000 95.00000 *
##      57) mom_age< 24.5 90 24726.1000 95.43333
##      114) mom_work=notrabaja,trabaja1_parcial,trabaja1_completo 69 19845.6500 93.34783
##      228) mom_age< 23.5 61 17308.7500 91.40984
##      456) mom_iq< 110.0551 28 7852.7140 85.78571 *
##      457) mom_iq>=110.0551 33 7818.9090 96.18182 *
##      229) mom_age>=23.5 8 560.8750 108.12500 *
##      115) mom_work=trabaja23 21 3594.2860 102.28570 *
##      29) mom_iq< 102.2658 5 993.2000 108.40000 *
##      15) mom_iq>=122.2355 42 8230.7860 101.92860
##      30) mom_work=notrabaja,trabaja1_completo 30 5234.7000 97.90000 *
##      31) mom_work=trabaja23,trabaja1_parcial 12 1292.0000 112.00000 *
```

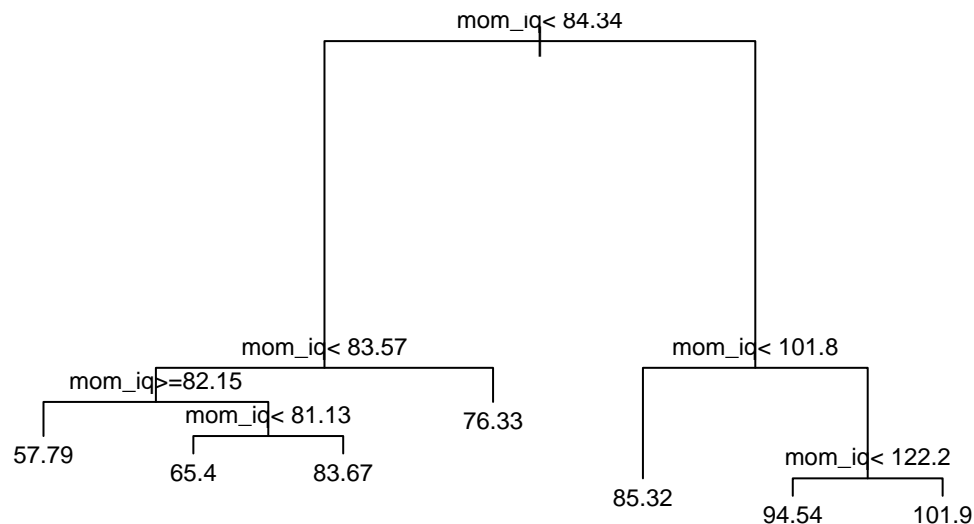
- Como vemos, en este caso el criterio que detiene el crecimiento del árbol es cp. Por ejemplo, el nodo 3 se ha dividido ya que

```
(118793.70 - 58829.52 - 48941.98)/180386.20
```

```
## [1] 0.06110334
```

- que es mayor que el límite $cp = 0.05$.
- Podemos construir un árbol más *profundo*:

```
t3 = rpart(kid_score ~ mom_iq, data = d, method = "anova",
  control = rpart.control(minsplit = 10, minbucket = 5, cp = 0.0069))
plot(t3, margin = 0.02)
text(t3, cex=.75)
```



```
print(t3)
```

```
## n= 434
##
## node), split, n, deviance, yval
##      * denotes terminal node
##
## 1) root 434 180386.200  86.79724
##    2) mom_iq< 84.33641 69  29011.830  66.86957
##      4) mom_iq< 83.57478 60  26044.850  65.45000
##        8) mom_iq>=82.1513 14   5136.357  57.78571 *
##        9) mom_iq< 82.1513 46  19835.830  67.78261
##          18) mom_iq< 81.13004 40  14465.600  65.40000 *
##          19) mom_iq>=81.13004 6   3629.333  83.66667 *
##      5) mom_iq>=83.57478 9   2040.000  76.33333 *
##    3) mom_iq>=84.33641 365 118793.700  90.56438
##      6) mom_iq< 101.8061 191  58829.520  85.31937 *
##      7) mom_iq>=101.8061 174  48941.980  96.32184
##        14) mom_iq< 122.2355 132  38970.810  94.53788 *
##        15) mom_iq>=122.2355 42   8230.786 101.92860 *
```

- vemos que el nodo 7 en t2 no se dividía pero en t3 si se divide ya que:

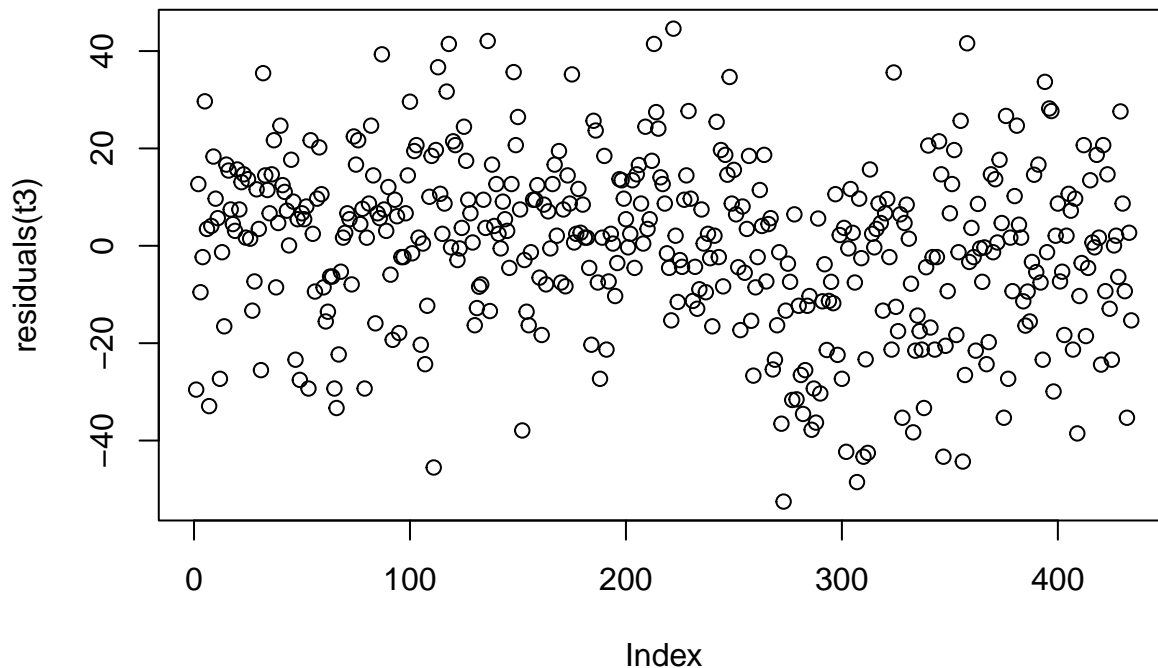
```
(48941.980 - 38970.810 - 8230.786)/180386.200
```

```
## [1] 0.009648099
```

- De nuevo cp es el parámetro más restrictivo.

3 Residuos

```
plot(residuals(t3))
```



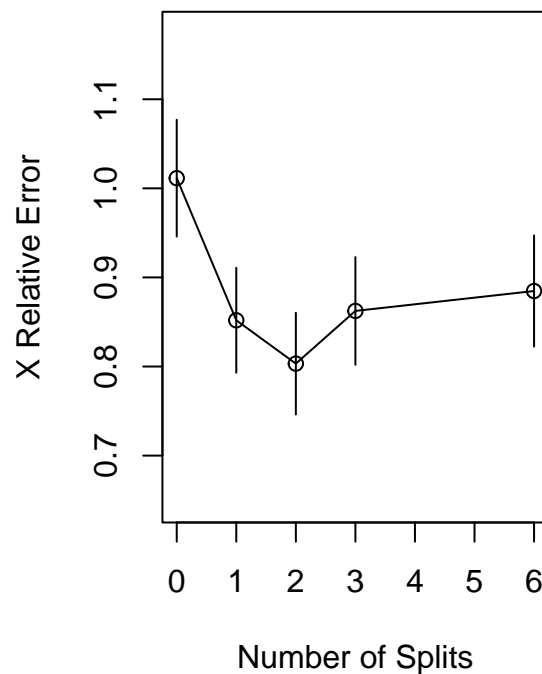
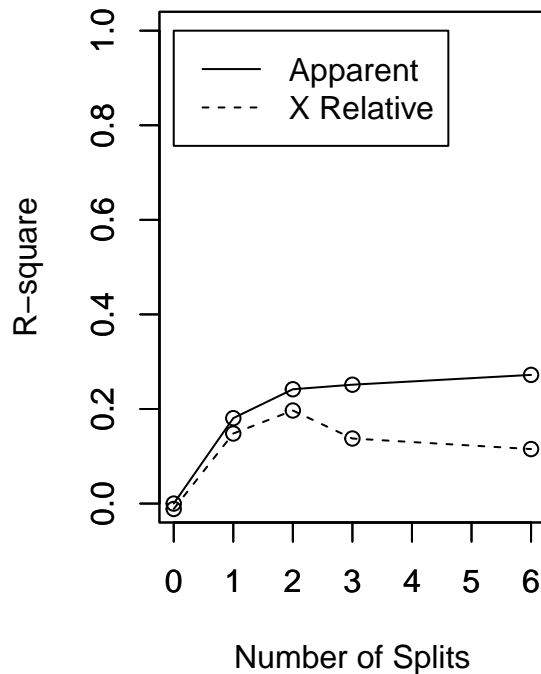
- El R^2 se define a manera análoga a regresión

$$R^2 = 1 - \frac{RSS}{TSS}$$

- donde hay que recordar de $RSS = \text{deviance}(\text{nodo})$ y $TSS = \text{deviance}(\text{root})$
- Se denomina error relativo al cociente RSS/TSS . Y la X indica que se ha calculado mediante validación cruzada.

```
par(mfrow = c(1,2))
rsq.rpart(t3)
```

```
##
## Regression tree:
## rpart(formula = kid_score ~ mom_iq, data = d, method = "anova",
##       control = rpart.control(minsplit = 10, minbucket = 5, cp = 0.0069))
##
## Variables actually used in tree construction:
## [1] mom_iq
##
## Root node error: 180386/434 = 415.64
##
## n= 434
##
##      CP nsplit rel error  xerror   xstd
## 1 0.1806158      0  1.00000 1.01142 0.065573
## 2 0.0611036      1  0.81938 0.85190 0.058885
## 3 0.0096481      2  0.75828 0.80323 0.057090
## 4 0.0069121      3  0.74863 0.86243 0.060438
## 5 0.0069000      6  0.72790 0.88474 0.062429
```

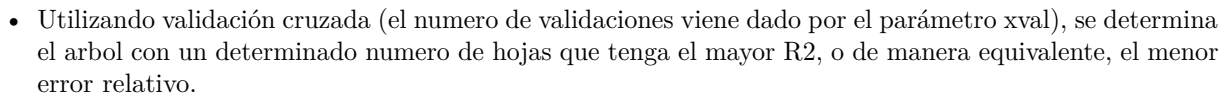


- Apparent: R^2 calculado con la formula $(1 - \text{RSS}/\text{TSS})$
- X Relative: R^2 calculado con validación cruzada (como vemos, el R^2 cuadrado con validación cruzada es menor que el apparent ya que uno está calculado en los datos train y otro en los datos test).
- X relative error: $1 - \text{X Relative}$, es decir, RSS/TSS . Está calculado con validación cruzada. Se dibuja el intervalo $\pm \text{SE}$ calculado con validación cruzada.

4 Podado

- Los árboles que hemos visto se construyen de arriba hacia abajo, desde el nodo raíz hasta las hojas. Otra estrategia es construir un árbol muy profundo y luego podarlo. Construiríamos el árbol, por tanto, de abajo hacia arriba.
- Primero construimos un árbol profundo:

```
t4 = rpart(kid_score ~ ., data = d, method = "anova",
           control = rpart.control(minsplit = 2, cp = 0.005))
plot(t4, margin = 0.02)
text(t4, cex=.75)
```

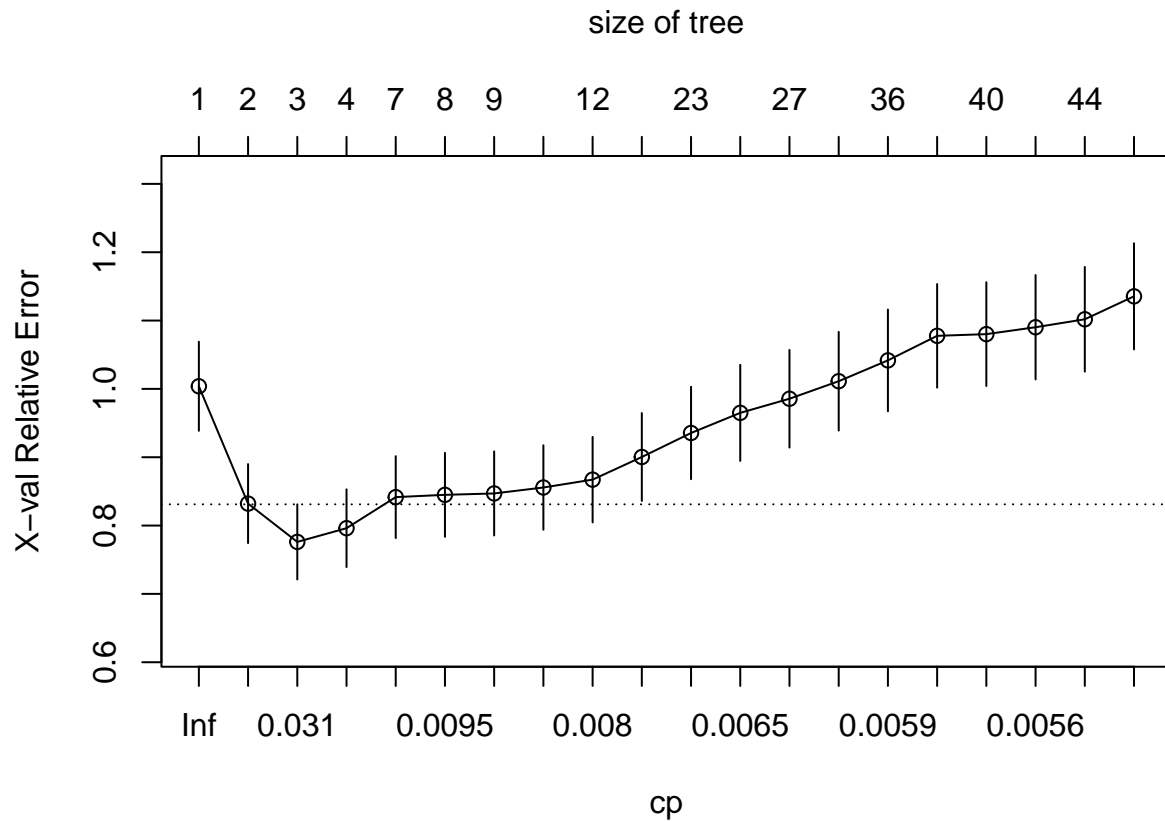


```
##
## Regression tree:
## rpart(formula = kid_score ~ ., data = d, method = "anova", control = rpart.control(minsplit = 2,
##      cp = 0.005))
##
## Variables actually used in tree construction:
## [1] mom_age  mom_hs   mom_iq   mom_work
##
## Root node error: 180386/434 = 415.64
##
## n= 434
##
##      CP nsplit rel error  xerror    xstd
## 1 0.1806158     0  1.00000 1.00385 0.065210
## 2 0.0611036     1  0.81938 0.83212 0.057828
## 3 0.0161612     2  0.75828 0.77606 0.054989
## 4 0.0123630     3  0.74212 0.79614 0.056905
## 5 0.0096481     6  0.70503 0.84161 0.059944
## 6 0.0094469     7  0.69538 0.84495 0.061505
## 7 0.0090591     8  0.68594 0.84700 0.061520
## 8 0.0085517     9  0.67688 0.85569 0.061814
## 9 0.0075110    11  0.65977 0.86719 0.062572
## 10 0.0073281    16  0.61596 0.90033 0.064312
## 11 0.0065568    22  0.57025 0.93546 0.067616
## 12 0.0065249    24  0.55713 0.96493 0.070327
## 13 0.0061137    26  0.54408 0.98557 0.071474
## 14 0.0060254    31  0.51109 1.01125 0.072233
## 15 0.0058459    35  0.48699 1.04171 0.074456
## 16 0.0057384    38  0.46945 1.07765 0.075791
## 17 0.0057263    39  0.46371 1.08013 0.075950
## 18 0.0055520    41  0.45226 1.09023 0.076386
## 19 0.0053275    43  0.44116 1.10187 0.076595
```

```
## 20 0.0050000    44  0.43583 1.13545 0.077698
```

- También se puede utilizar `plotcp()`:

```
plotcp(t4)
```



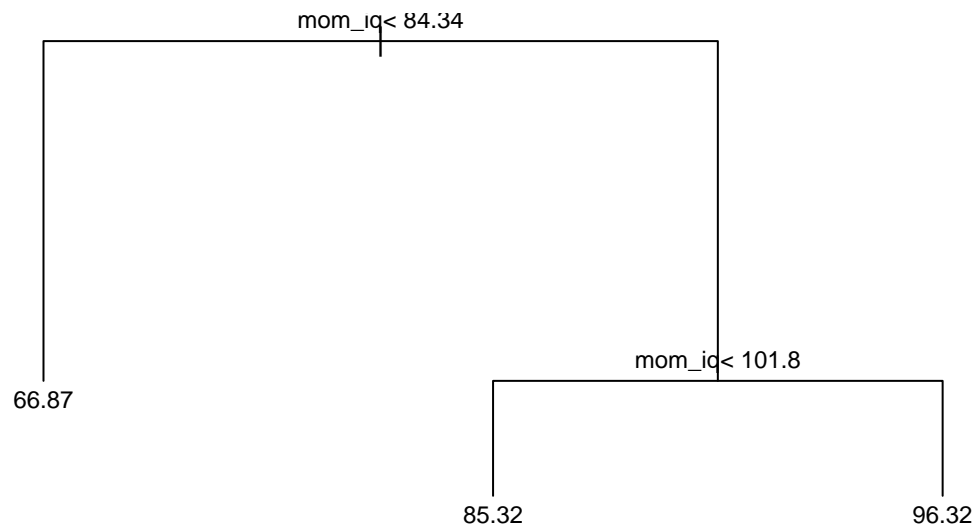
- A veces este gráfico tiene un mínimo, por lo que deberíamos seleccionar ese árbol. En caso contrario, elegimos el tamaño donde el error se estabilice.
- Según el gráfico y la tabla anterior, un árbol de 3 hojas parece razonable.

```
(t4_cp = t4_printcp[3,"CP"])
```

```
## [1] 0.01616121
```

- Ahora podemos el árbol:

```
t4_prune = prune(t4, cp = t4_cp)
plot(t4_prune, margin = 0.02)
text(t4_prune, cex=.75)
```

Ojo, estamos seleccionando el arbol con mayor R2 de acuerdo a validación cruzada (variable xerror). Si nos fijamos en el árbol con menor error de acuerdo a la variable *rel error* tendríamos que elegir el árbol de 45 hojas!

5 Prediccion

```

xp = data.frame(mom_iq = 95, mom_age = 30, mom_hs = "si",
                mom_work = "notrabaja")
predict(t4_prune, newdata = xp)

```

```

##          1
## 85.31937

```

- Mirando el arbol se puede verificar fácilmente la predicción.