

## **Ejecución de nuestro modelo, para la proyección del precio en criptomonedas.**

**Etap 1:** Comprensión de los datos: De la plataforma de <https://finance.yahoo.com/> hemos recolectado los datos necesarios para nuestro modelo en estudio, ya que cuentan con una buena data histórica para las criptomonedas Bitcoin y Ethereum, estos datos fueron tomados en el rango de fecha del, 01 de enero del año 2018 al 30 de septiembre del año 2022, considerando que tienen variables cualitativas que nos permitirán trabajar de manera correcta con nuestra técnicas de modelado planteadas. Las variables que nos proporciona estos datos son: Date, Open, High, Low, Close, Adj Close y Volumen.

**Etap 2:** Preparación de los datos: Para este estudio trabajaremos con las 6 variables y con un total de 2 criptomonedas: Bitcoin, Ethereum. Considerando que la variable Date no es relevante para nuestro estudio, por ello, se elimina de nuestros datos y solo trabajaremos con: Open, High, Low, Close, Adj Close y Volumen. En este punto la base de datos con la que se cuenta para el proyecto contiene toda la información necesaria para poder cumplir el objetivo de proyectar el precio de las criptomonedas Bitcoin y Ethereum.

### **Descripción de las variables:**

**Open:** Es una variable numérica, es el monto por el cual se ha iniciado transacciones en las principales casas de cambio, en este caso las últimas 24 horas

**High:** Es una variable numérica, es el monto más alto en transacciones en las principales casas de cambio, en este caso las últimas 24 horas

**Low:** Es una variable numérica, es el monto más bajo en transacciones en las principales casas de cambio, en este caso las últimas 24 horas

**Close:** Es una variable numérica, es el monto de cierre en transacciones en las principales casas de cambio, en este caso las últimas 24 horas

**AdjClose:** Es una variable numérica, es el monto de cierre ajustado en transacciones en las principales casas de cambio, en este caso las últimas 24 horas

**Volumen:** Variable numérica que representa la cantidad de criptomoneda que se ha comercializado durante un cierto periodo de tiempo, en este caso las últimas 24 horas

### **Formato de datos:**

La técnica de machine learning que vamos a implementar requiere un tipo de dato cuantitativo para la variable respuesta.

**Etap 3: Modelado:** La técnica escogida para obtener el objetivo de minería de datos son los árboles de regresión implementada con el software R. Como método alternativo de pronóstico usaremos el método Random Forest también por R

Los paquetes para llevar a cabo dicho modelo son: rpart para el árbol de regresión y randomForest para los bosques aleatorios que están basado en arboles de decisión, a medida

que se va ejecutando la etapa 3, vamos analizando los resultados obtenidos considerando esto como la etapa 4 de nuestro modelo predictivo propuesto en la entrega anterior del modelar el sistema.

### **Construcción del modelo:**

#### **Moneda Bitcoin:**

**Gráfico de series de tiempo variable precio del bitcoin**



En este gráfico podemos observar el comportamiento del precio del cierre ajustado del bitcoin del 01 de enero del año 2018 al 30 de septiembre del año 2022.

### **Creamos conjuntos de entrenamiento y prueba:**

Para este estudio trabajaremos con las 6 variables y con un total de 2 criptomonedas: Bitcoin, Ethereum.

El conjunto de datos para la criptomoneda Bitcoin fue tomado desde el 01 de enero del año 2018 al 30 de septiembre del año 2022, la cual nos muestra un conjunto de datos diarios, para las pruebas con la herramienta R

### **Aplicación del modelo con la herramienta R.**

#### **Etapas 3 y 4**

#### **Librería rpart, para el árbol de regresión.**

Entrenar nuestro modelo.

```
BTC1 <- read_excel("BTC1.xlsx")
```

 lectura de nuestros datos

```
View(BTC1)
```

```
set.seed(345)
```

entrenamiento<-sample(1:1734, 1214) contiene el 70% de nuestros datos.

```
archivo_entrenamiento <- BTC1[entrenamiento, ]
```

archivo\_prueba <- BTC1[-entrenamiento, ] contiene el 30% de nuestros datos de prueba.

Generamos nuestro primer modelo m1 para nuestro árbol de regresión.

```
m1 <- rpart(  
  formula = AdjClose ~.,  
  data    = archivo_entrenamiento,  
  method = "anova"  
)
```

m1 nos imprime por pantalla lo siguiente:

```
n= 1214
```

```
node), split, n, deviance, yval
```

```
    * denotes terminal node
```

```
1) root 1214 375122200000 20863.750
```

```
2) Low< 26279.07 833 20597460000 9885.850
```

```
4) Close< 14057.15 708 4166640000 8070.729 *
```

```
5) Close>=14057.15 125 886221300 20166.700 *
```

```
3) Low>=26279.07 381 34652230000 44865.290
```

```
6) Close< 45745.61 211 4455647000 37692.820 *
```

```
7) Close>=45745.61 170 5869203000 53767.580
```

```
14) Close< 53963.92 88 369652400 48680.070 *
```

```
15) Close>=53963.92 82 777532700 59227.340 *
```

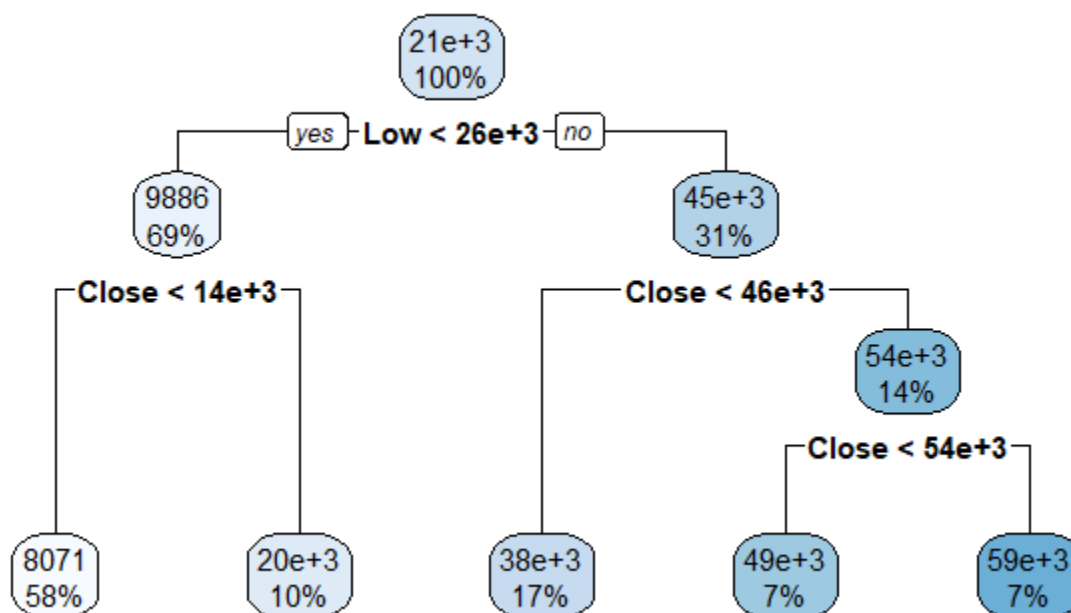
Estos valores que se muestran, nos dan, nuestro árbol de regresión para m1.

Por ejemplo, el primer nodo contiene todas las observaciones de nuestro entrenamiento(1214), y una predicción para AdjClose promedio de 20863.750. La primera división está definida por la condición Low< 26279.07, habiendo 833 observaciones que cumplen esta condición.

Podemos observar el modelo m1 toma en cuenta las variables por orden de importancia, ya que las variables hacen la mejor separación para crear los grupos.

Visualicemos mejor a través de un gráfico de nuestro modelo m1, rpart.plot(m1)

### Árbol de regresión bitcoin



En el gráfico podemos observar que si el Low no es menor a 26279.07, entonces el AdjClose promedio es igual a 45745.61, esto es para un 31% de los 1214 días.

Este 31% de las observaciones se divide dependiendo de, si el Close es menor a 46e+3 o no, si es menor toma un 17% de ellas con un AdjClose de 38e+3, si es mayor toma el 14% restante 54e+3.

De las ramas del lado izquierdo podremos observar que cuando el Low es menor a 26279.07, el AdjClose es igual 9880 (para el 69% de los datos de entrenamiento), esto a su vez se subdivide dependiendo de, si el Close es menor a 14e+3 o no, de ser afirmativo, el AdjClose es igual a 8071 lo que representa un 58%, de lo contrario el AdjClose sera de 20e+3, para un 10% de los datos.

Podemos decir q a través de este árbol m1, a mayor Low el rendimiento del bitcoin es mayor, también hay porcentajes más altos de grupos con rendimiento positivo.

**Veamos cómo se comporta el error en el modelo:**

**m1\$cpstable**

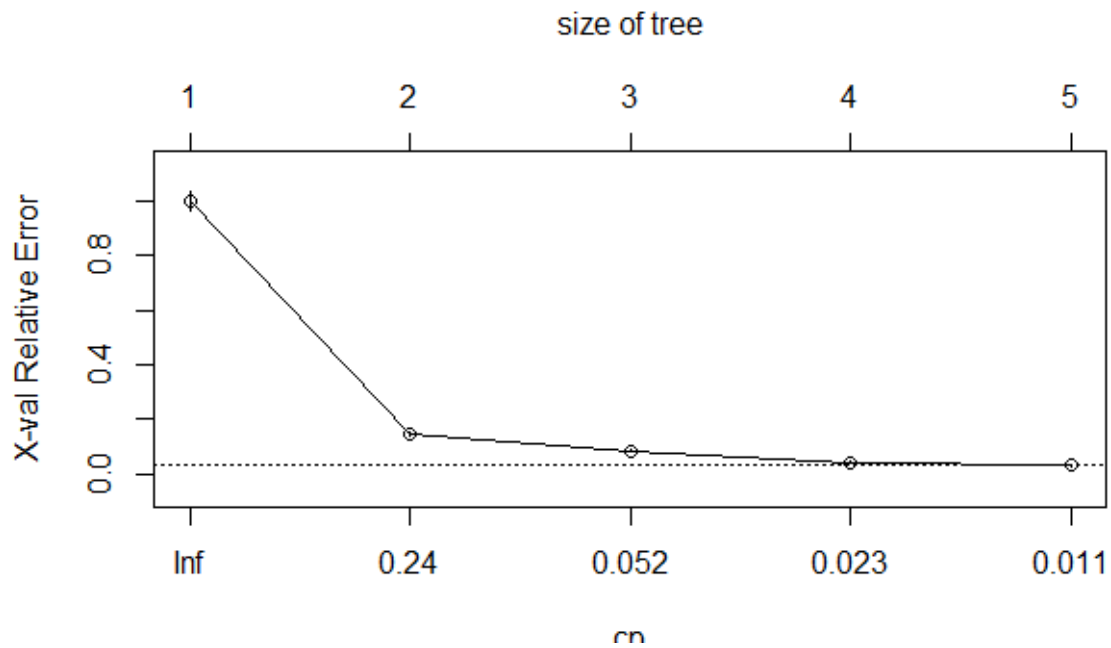
**CP nsplit rel error xerror xstd**

**1 0.85271548 0 1.00000000 1.00068804 0.034846940**

2 0.06485189	1 0.14728452 0.14776287 0.006865837
3 0.04143875	2 0.08243263 0.08224448 0.003646038
4 0.01258795	3 0.04099388 0.04146711 0.001814497
5 0.01000000	4 0.02840593 0.02906066 0.001268426

Observemos la columna xerror, el error va disminuyendo hasta el valor 0.02906066.

### Veámoslo a través de un gráfico:

**plotcp(m1)**

**Generemos la predicción para nuestro modelo m1 con los datos de prueba:**

```
pred <- predict(m1, archivo_prueba)
```

**pred**

[illegible]

[illegible]

[illegible]

249	250	251	252	253	254	255	256
8070.729	8070.729	8070.729	8070.729	8070.729	8070.729	8070.729	8070.729
257	258	259	260	261	262	263	264
8070.729	8070.729	8070.729	8070.729	8070.729	8070.729	8070.729	8070.729
265	266	267	268	269	270	271	272
8070.729	8070.729	8070.729	8070.729	8070.729	8070.729	8070.729	8070.729
273	274	275	276	277	278	279	280
8070.729	8070.729	8070.729	8070.729	8070.729	8070.729	8070.729	8070.729
281	282	283	284	285	286	287	288
8070.729	8070.729	8070.729	8070.729	8070.729	8070.729	8070.729	8070.729
289	290	291	292	293	294	295	296
8070.729	8070.729	8070.729	8070.729	8070.729	8070.729	8070.729	8070.729
297	298	299	300	301	302	303	304
8070.729	8070.729	8070.729	8070.729	8070.729	8070.729	8070.729	8070.729
305	306	307	308	309	310	311	312
8070.729	8070.729	8070.729	8070.729	8070.729	8070.729	8070.729	8070.729
313	314	315	316	317	318	319	320
8070.729	8070.729	8070.729	8070.729	8070.729	8070.729	8070.729	8070.729
321	322	323	324	325	326	327	328
8070.729	8070.729	8070.729	8070.729	20166.695	20166.695	20166.695	20166.695
329	330	331	332	333	334	335	336
20166.695	20166.695	20166.695	20166.695	20166.695	20166.695	20166.695	37692.821
337	338	339	340	341	342	343	344
37692.821	37692.821	37692.821	37692.821	37692.821	37692.821	37692.821	37692.821
345	346	347	348	349	350	351	352
37692.821	37692.821	37692.821	37692.821	37692.821	37692.821	37692.821	48680.074
353	354	355	356	357	358	359	360
48680.074	48680.074	48680.074	48680.074	59227.343	59227.343	59227.343	59227.343



[illegible]

473	474	475	476	477	478	479	480
37692.821	37692.821	37692.821	37692.821	37692.821	37692.821	37692.821	37692.821
481	482	483	484	485	486	487	488
37692.821	37692.821	37692.821	37692.821	20166.695	20166.695	20166.695	20166.695
489	490	491	492	493	494	495	496
20166.695	20166.695	20166.695	20166.695	20166.695	20166.695	20166.695	20166.695
497	498	499	500	501	502	503	504
20166.695	20166.695	20166.695	20166.695	20166.695	20166.695	20166.695	20166.695
505	506	507	508	509	510	511	512
20166.695	20166.695	20166.695	20166.695	20166.695	20166.695	20166.695	20166.695
513	514	515	516	517	518	519	520
20166.695	20166.695	20166.695	20166.695	20166.695	20166.695	20166.695	20166.695

Estos son los valores predichos por nuestro modelo m1, para nuestros datos de prueba que son 520 datos en total.

Veamos la precisión del modelo m1.

```
sqrt(mean((pred - archivo_prueba$AdjClose) ^ 2))
[1] 3017.525
```

Los valores predichos por nuestro modelo m1 se alejan 3017.525 de los valores reales de nuestros datos, por ello deberemos de realizar un ajuste a nuestro árbol de regresión, para que nos mejore dichas predicciones, con esto finalizaremos la etapa 3 y 4 para este modelo m1.

## Modelo ajustado para el árbol de regresión con más precisión: Moneda Bitcoin:

Usamos la función de la librería rpart para entrenar nuestro modelo.

```
BTC1 <- read_excel("BTC1.xlsx")
```

lectura de nuestros datos

```
View(BTC1)
```

```
set.seed(345)
```

```
entrenamiento <- sample(1:1734, 1214)
```

contiene el 70% de nuestros datos.

```
archivo_entrenamiento <- BTC1[entrenamiento, ]
```

```
archivo_prueba <- BTC1[-entrenamiento, ]
```

contiene el 30% de nuestros datos.

Generamos nuestro modelo para nuestro árbol de regresión.

```
m2 <- rpart(  
  formula = AdjClose ~ .,  
  data    = archivo_entrenamiento,  
  method  = "anova",  
  control = list(cp = 0, xval = 10)  
)
```

m2 nos imprime por pantalla los siguiente

n= 1214

node), split, n, deviance, yval

\* denotes terminal node

```
1) root 1214 3.751222e+11 20863.750  
2) Low< 26279.07 833 2.059746e+10 9885.850  
4) Close< 14057.15 708 4.166640e+09 8070.729  
8) Close< 7856.056 314 6.313758e+08 5851.318  
16) Close< 5485.075 114 4.324175e+07 4127.229  
32) Close< 4527.02 88 5.618325e+06 3819.098  
64) Close< 3785.992 39 5.636864e+05 3579.259  
128) Close< 3537.027 12 9.071759e+04 3427.878 *  
129) Close>=3537.027 27 7.575285e+04 3646.540  
258) Close< 3640.251 13 5.820214e+03 3602.882 *  
259) Close>=3640.251 14 2.214556e+04 3687.080 *  
65) Close>=3785.992 49 1.025719e+06 4009.990  
130) Close< 4058.917 33 1.744133e+05 3930.710  
260) Close< 3935.732 18 2.107876e+04 3872.336 *
```

261) Close>=3935.732 15 1.839381e+04 4000.760 \*  
131) Close>=4058.917 16 2.161113e+05 4173.503 \*  
33) Close>=4527.02 26 9.892060e+05 5170.137  
66) Close< 5132.154 10 1.859472e+05 4962.800 \*  
67) Close>=5132.154 16 1.046958e+05 5299.722 \*  
17) Close>=5485.075 200 5.611934e+07 6834.049  
34) Close< 6895.78 113 9.952049e+06 6437.296  
68) Close< 6282.755 25 1.507093e+06 6002.987  
136) Close< 5952.25 10 2.061871e+05 5731.823 \*  
137) Close>=5952.25 15 7.541022e+04 6183.763 \*  
69) Close>=6282.755 88 2.389683e+06 6560.679  
138) Close< 6572.46 47 3.119135e+05 6430.151  
276) Close< 6438.156 24 4.546903e+04 6359.804  
552) Close< 6365.395 13 6.103983e+03 6324.365 \*  
553) Close>=6365.395 11 3.741257e+03 6401.687 \*  
277) Close>=6438.156 23 2.374670e+04 6503.556  
554) Close< 6505.99 12 2.713911e+03 6476.666 \*  
555) Close>=6505.99 11 2.890478e+03 6532.890 \*  
139) Close>=6572.46 41 3.590404e+05 6710.309  
278) Close< 6694.161 19 2.373501e+04 6624.443 \*  
279) Close>=6694.161 22 7.422990e+04 6784.467  
558) Close< 6801.3 14 8.135710e+03 6744.324 \*  
559) Close>=6801.3 8 4.053426e+03 6854.717 \*  
35) Close>=6895.78 87 5.276179e+06 7349.371  
70) Close< 7384.288 50 9.518772e+05 7175.893  
140) Close< 7155.917 21 1.231682e+05 7033.977  
280) Close< 6998.525 8 4.998057e+03 6946.473 \*  
281) Close>=6998.525 13 1.921853e+04 7087.825 \*

141) Close>=7155.917 29 9.949090e+04 7278.660  
282) Close< 7284.104 16 2.133560e+04 7234.122 \*  
283) Close>=7284.104 13 7.353590e+03 7333.477 \*  
71) Close>=7384.288 37 7.861652e+05 7583.800  
142) Close< 7604.32 21 8.332570e+04 7472.253  
284) Close< 7478.638 13 4.605106e+03 7426.358 \*  
285) Close>=7478.638 8 6.840612e+03 7546.833 \*  
143) Close>=7604.32 16 9.859006e+04 7730.206 \*  
9) Close>=7856.056 394 7.559207e+08 9839.499  
18) Close< 10037.7 235 8.356498e+07 8887.332  
36) Close< 8894.787 118 1.070261e+07 8366.709  
72) Close< 8446.754 70 1.457848e+06 8142.329  
144) Close< 8113.542 28 1.623682e+05 7989.193  
288) Close< 8022.14 18 3.644387e+04 7940.339 \*  
289) Close>=8022.14 10 5.635916e+03 8077.129 \*  
145) Close>=8113.542 42 2.011124e+05 8244.420  
290) Close< 8262.791 27 3.391132e+04 8200.992  
580) Close< 8195.092 11 4.739897e+03 8165.441 \*  
581) Close>=8195.092 16 5.710488e+03 8225.434 \*  
291) Close>=8262.791 15 2.462429e+04 8322.589 \*  
73) Close>=8446.754 48 5.809964e+05 8693.929  
146) Close< 8683.524 23 7.238365e+04 8593.675  
292) Close< 8582.225 9 1.076986e+04 8536.315 \*  
293) Close>=8582.225 14 1.296548e+04 8630.550 \*  
147) Close>=8683.524 25 6.476565e+04 8786.163  
294) Close< 8779.413 11 3.987755e+03 8734.390 \*  
295) Close>=8779.413 14 8.126386e+03 8826.842 \*  
37) Close>=8894.787 117 8.621647e+06 9412.404

74) Close< 9450.091 68 1.354564e+06 9215.198  
148) Close< 9202.656 30 2.555851e+05 9083.849  
296) Close< 9067.145 11 3.063764e+04 8977.709 \*  
297) Close>=9067.145 19 2.928079e+04 9145.298 \*  
149) Close>=9202.656 38 1.727865e+05 9318.895  
298) Close< 9320.674 19 1.720619e+04 9260.508 \*  
299) Close>=9320.674 19 2.603836e+04 9377.282 \*  
75) Close>=9450.091 49 9.525769e+05 9686.078  
150) Close< 9715.042 31 1.965121e+05 9598.702  
300) Close< 9587.484 13 1.908058e+04 9515.009 \*  
301) Close>=9587.484 18 2.060950e+04 9659.146 \*  
151) Close>=9715.042 18 1.117861e+05 9836.560 \*  
19) Close>=10037.7 159 1.444049e+08 11246.790  
38) Close< 12122.82 140 4.857920e+07 10966.690  
76) Close< 11000.99 74 5.380916e+06 10469.450  
152) Close< 10524.45 45 4.925207e+05 10274.100  
304) Close< 10295.95 25 8.303017e+04 10194.470  
608) Close< 10196.87 12 1.222097e+04 10141.470 \*  
609) Close>=10196.87 13 5.989561e+03 10243.390 \*  
305) Close>=10295.95 20 5.282764e+04 10373.630  
610) Close< 10372.58 13 5.078080e+03 10343.630 \*  
611) Close>=10372.58 7 1.431034e+04 10429.360 \*  
153) Close>=10524.45 29 5.062301e+05 10772.590  
306) Close< 10730.19 11 3.594561e+04 10627.500 \*  
307) Close>=10730.19 18 9.724021e+04 10861.250 \*  
77) Close>=11000.99 66 4.387776e+06 11524.200  
154) Close< 11557.9 38 8.300875e+05 11339.060  
308) Close< 11277.88 12 7.145353e+04 11149.400 \*

309) Close>=11277.88 26 1.277494e+05 11426.600  
618) Close< 11419.97 12 1.710685e+04 11361.400 \*  
619) Close>=11419.97 14 1.592202e+04 11482.480 \*  
155) Close>=11557.9 28 4.873118e+05 11775.470  
310) Close< 11794.9 17 1.004135e+05 11686.280 \*  
311) Close>=11794.9 11 4.264319e+04 11913.320 \*  
39) Close>=12122.82 19 3.909591e+06 13310.670 \*  
5) Close>=14057.15 125 8.862213e+08 20166.700  
10) Close< 20717.93 77 2.196552e+08 18483.440  
20) Close< 17586.2 19 1.671418e+07 15899.040 \*  
21) Close>=17586.2 58 3.446529e+07 19330.060  
42) Close< 18999.13 18 3.107323e+06 18384.130 \*  
43) Close>=18999.13 40 8.004063e+06 19755.730  
86) Close< 19742.97 20 5.350809e+05 19352.770  
172) Close< 19373.46 11 5.152782e+04 19225.420 \*  
173) Close>=19373.46 9 8.713818e+04 19508.410 \*  
87) Close>=19742.97 20 9.739237e+05 20158.680  
174) Close< 20158.85 11 1.369681e+05 19995.080 \*  
175) Close>=20158.85 9 1.826386e+05 20358.650 \*  
11) Close>=20717.93 48 9.842118e+07 22866.920  
22) Close< 22717.02 21 5.249289e+06 21581.730  
44) Close< 21659.06 14 9.557619e+05 21301.760 \*  
45) Close>=21659.06 7 1.001401e+06 22141.680 \*  
23) Close>=22717.02 27 3.150872e+07 23866.500  
46) Close< 23915.47 20 2.344009e+06 23358.100  
92) Close< 23433.36 13 4.378723e+05 23138.350 \*  
93) Close>=23433.36 7 1.124652e+05 23766.220 \*  
47) Close>=23915.47 7 9.225760e+06 25319.070 \*

3) Low>=26279.07 381 3.465223e+10 44865.290  
6) Close< 45745.61 211 4.455647e+09 37692.820  
12) Close< 36763.98 81 5.281861e+08 32770.060  
24) Close< 32534.21 36 5.316852e+07 30253.640  
48) Close< 30642.66 23 9.109200e+06 29457.430  
96) Close< 29550.77 14 1.283916e+06 29011.470 \*  
97) Close>=29550.77 9 7.098126e+05 30151.140 \*  
49) Close>=30642.66 13 3.681466e+06 31662.320 \*  
25) Close>=32534.21 45 6.468171e+07 34783.190  
50) Close< 35060.38 25 8.261856e+06 33814.050  
100) Close< 33826.67 13 1.630980e+06 33362.390 \*  
101) Close>=33826.67 12 1.105887e+06 34303.350 \*  
51) Close>=35060.38 20 3.588587e+06 35994.610  
102) Close< 36123.97 13 5.323777e+05 35720.220 \*  
103) Close>=36123.97 7 2.598159e+05 36504.180 \*  
13) Close>=36763.98 130 7.414852e+08 40760.080  
26) Close< 40908.64 69 8.837587e+07 38807.220  
52) Close< 38673.55 30 9.564931e+06 37695.710  
104) Close< 37642.48 14 7.924417e+05 37163.180 \*  
105) Close>=37642.48 16 1.328290e+06 38161.680 \*  
53) Close>=38673.55 39 1.323728e+07 39662.220  
106) Close< 39854.67 25 2.139096e+06 39280.480  
212) Close< 39162.47 7 1.576593e+05 38902.630 \*  
213) Close>=39162.47 18 5.934414e+05 39427.420 \*  
107) Close>=39854.67 14 9.490953e+05 40343.910 \*  
27) Close>=40908.64 61 9.231102e+07 42969.060  
54) Close< 43388.77 40 1.658336e+07 42197.950  
108) Close< 42086.79 15 1.386425e+06 41495.260 \*



109) Close>=42086.79 25 3.346210e+06 42619.570  
218) Close< 42654.08 14 2.352727e+05 42327.360 \*  
219) Close>=42654.08 11 3.941467e+05 42991.470 \*  
55) Close>=43388.77 21 6.640324e+06 44437.830  
110) Close< 44625.58 14 1.256586e+06 44108.270 \*  
111) Close>=44625.58 7 8.219366e+05 45096.970 \*  
7) Close>=45745.61 170 5.869203e+09 53767.580  
14) Close< 53963.92 88 3.696524e+08 48680.070  
28) Close< 48639.23 43 1.864536e+07 46971.700  
56) Close< 47213.45 30 4.070139e+06 46611.050  
112) Close< 46551.89 14 4.267358e+05 46262.930 \*  
113) Close>=46551.89 16 4.622402e+05 46915.660 \*  
57) Close>=47213.45 13 1.668870e+06 47803.950 \*  
9) Close>=48639.23 45 1.055894e+08 50312.520  
58) Close< 51304.23 35 1.708176e+07 49597.450  
116) Close< 49824.98 23 1.625246e+06 49141.130  
232) Close< 49175.2 13 1.714571e+05 48941.760 \*  
233) Close>=49175.2 10 2.652679e+05 49400.320 \*  
117) Close>=49824.98 12 1.488102e+06 50472.060 \*  
59) Close>=51304.23 10 7.973544e+06 52815.270 \*  
15) Close>=53963.92 82 7.775327e+08 59227.340  
30) Close< 59795.32 49 1.009601e+08 57068.710  
60) Close< 57002.6 21 1.546666e+07 55676.650  
120) Close< 55512.72 8 1.053570e+06 54663.350 \*  
121) Close>=55512.72 13 1.143997e+06 56300.220 \*  
61) Close>=57002.6 28 1.427778e+07 58112.760  
122) Close< 58175.95 15 9.821514e+05 57534.270 \*  
123) Close>=58175.95 13 2.484046e+06 58780.240 \*

31) Close $\geq$ 59795.32 33 1.092196e+08 62432.590

62) Close $<$  62599.01 19 8.462213e+06 61150.050 \*

63) Close $\geq$ 62599.01 14 2.708943e+07 64173.170 \*

Estos valores que se muestran, nos dan nuestro árbol de regresión para m2.

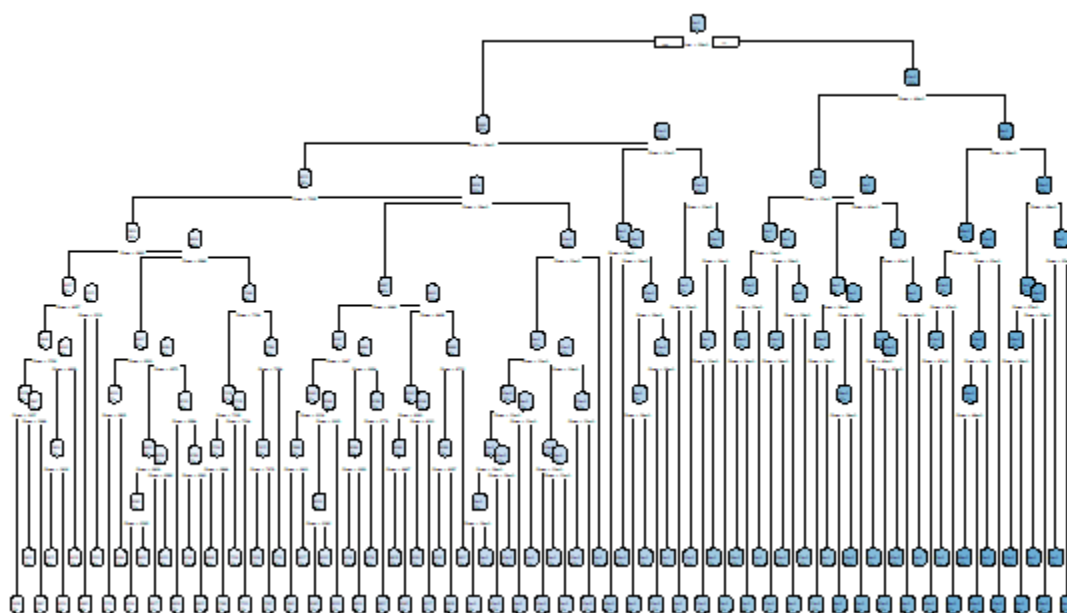
Por ejemplo, el primer nodo contiene todas las observaciones de nuestro entranamiento(1214), y una predicción para AdjClose de 20863.750. La primera división está definida por la condición Low $<$  26279.07, habiendo 833 observaciones que cumplen esta condición. Lo mismo que para el modelo del árbol de regresión m1

Podemos observar que el modelo m2 toma en cuenta las variables por orden de importancia, ya que las variables hacen la mejor separación para crear los grupos, la diferencia en este modelo es que hace una mayor división en grupos para los datos.

Visualicemos mejor a través de un gráfico de nuestro modelo m2, rpart.plot(m2)

La imagen proporcionada por R es muy grande se colocará en este documento, pero no se observarán bien los valores, para su interpretación, esta grafica se podrá observar detalladamente en el archivo (Rplot.pdf) proporcionado.

### Árbol de regresión ajustado bitcoin



En el gráfico podemos observar que si el Low no es menor a 26e+3, entonces el AdjClose es igual a 45e+3, esto es para un 31% de los 1214 días.

Este 31% de las observaciones se divide dependiendo de, si el Close es menor a 46e+3 o no, si es menor toma un 17% de ellas con un AdjClose de 38e+3, si es mayor toma el 14% para un AdjClose de 54e+3.

Este 14% de las observaciones se divide dependiendo de, si el Close es menor a 54e+3 o no, si es menor toma un 7% de ellas con un AdjClose de 49e+3, si es mayor también toma un 7% para un AdjClose de 59e+3.

Este 7% de las observaciones se divide dependiendo de, si el Close es menor a 60e+3 o no, si es menor toma un 4% de ellas con un AdjClose de 57e+3, si es mayor toma un 3% para un AdjClose de 64e+3.

Este 3% de las observaciones se divide dependiendo de, si el Close es menor a 63e+3 o no, si es menor toma un 2% de ellas, con un AdjClose de 61e+3, si es mayor toma un 1% para un AdjClose de 64e+3.

De las ramas del lado izquierdo podremos observar que cuando el Low es menor a 26e+3, el AdjClose es igual 9886 (para el 69% de los datos de entrenamiento), esto a su vez se subdivide dependiendo de, si el Close es menor a 14e+3 o no, de ser afirmativo, el AdjClose es igual a 8071 lo que representa un 58%, de lo contrario el AdjClose sera de 20e+3, para un 10% de los datos.

Para el 58% de las observaciones, se divide dependiendo de, si el Close es menor a 7856 o no, si es menor toma un 26% de ellas con un AdjClose de 5851, si es mayor, un 32% para un AdjClose de 9839.

Para el 26% de las observaciones, se divide dependiendo de, si el Close es menor a 5485 o no, si es menor toma un 9% de ellas con un AdjClose de 4127, si es mayor, un 16% para un AdjClose de 6834.

Para el 9% de las observaciones, se divide dependiendo de, si el Close es menor a 4527 o no, si es menor toma un 7% de ellas con un AdjClose de 3819, si es mayor, un 2% para un AdjClose de 5170.

Para el 7% de las observaciones, se divide dependiendo de, si el Close es menor a 3786 o no, si es menor toma un 3% de ellas para un AdjClose de 3579, si es mayor, un 4% para un AdjClose de 4010.

Para el 3% de las observaciones, se divide dependiendo de, si el Close es menor a 3537 o no, si es menor toma un 1% de ellas, para un AdjClose de 3428, si es mayor, un 1% para un AdjClose de 3603.

Podríamos decir q a través de este árbol m1, a mayor Low el rendimiento del bitcoin es mayor, también hay porcentajes más altos de grupos con rendimiento positivo.

**Veamos cómo se comporta el error en el modelo m2:**

**m2\$cpstable**

	<b>CP nsplit</b>	<b>rel error</b>	<b>xerror</b>	<b>xstd</b>
<b>1</b>	<b>8.527155e-01</b>	<b>0</b>	<b>1.0000000000</b>	<b>1.0017980430 3.488011e-02</b>
<b>2</b>	<b>6.485189e-02</b>	<b>1</b>	<b>0.1472845177 0.1479595849</b>	<b>6.850194e-03</b>
<b>3</b>	<b>4.143875e-02</b>	<b>2</b>	<b>0.0824326259 0.0828708946</b>	<b>3.691673e-03</b>
<b>4</b>	<b>1.258795e-02</b>	<b>3</b>	<b>0.0409938755 0.0414563110</b>	<b>1.795726e-03</b>
<b>5</b>	<b>8.493168e-03</b>	<b>4</b>	<b>0.0284059283 0.0287477601</b>	<b>1.223652e-03</b>
<b>6</b>	<b>7.409170e-03</b>	<b>5</b>	<b>0.0199127605 0.0217112356</b>	<b>8.163401e-04</b>
<b>7</b>	<b>1.514560e-03</b>	<b>6</b>	<b>0.0125035907 0.0128524465</b>	<b>5.676849e-04</b>
<b>8</b>	<b>1.512449e-03</b>	<b>7</b>	<b>0.0109890311 0.0113922071</b>	<b>5.182305e-04</b>
<b>9</b>	<b>1.494975e-03</b>	<b>8</b>	<b>0.0094765823 0.0110951173</b>	<b>5.092493e-04</b>
<b>10</b>	<b>1.418244e-03</b>	<b>9</b>	<b>0.0079816073 0.0099824372</b>	<b>4.774697e-04</b>
<b>11</b>	<b>1.407410e-03</b>	<b>10</b>	<b>0.0065633633 0.0075651397</b>	<b>4.008383e-04</b>
<b>12</b>	<b>1.093873e-03</b>	<b>11</b>	<b>0.0051559533 0.0052827788</b>	<b>3.193810e-04</b>
<b>13</b>	<b>6.542338e-04</b>	<b>12</b>	<b>0.0040620807 0.0045286909</b>	<b>2.791345e-04</b>
<b>14</b>	<b>4.491224e-04</b>	<b>13</b>	<b>0.0034078469 0.0037048141</b>	<b>2.128910e-04</b>
<b>15</b>	<b>2.450299e-04</b>	<b>14</b>	<b>0.0029587245 0.0031568564</b>	<b>1.788536e-04</b>
<b>16</b>	<b>2.146876e-04</b>	<b>15</b>	<b>0.0027136946 0.0029181161</b>	<b>1.705834e-04</b>
<b>17</b>	<b>1.963838e-04</b>	<b>16</b>	<b>0.0024990070 0.0027326710</b>	<b>1.615687e-04</b>
<b>18</b>	<b>1.898465e-04</b>	<b>17</b>	<b>0.0023026231 0.0024619264</b>	<b>1.501474e-04</b>
<b>19</b>	<b>1.841729e-04</b>	<b>18</b>	<b>0.0021127767 0.0023760708</b>	<b>1.485273e-04</b>
<b>20</b>	<b>1.748061e-04</b>	<b>19</b>	<b>0.0019286038 0.0021170335</b>	<b>1.384790e-04</b>
<b>21</b>	<b>1.712528e-04</b>	<b>20</b>	<b>0.0017537977 0.0020365268</b>	<b>1.379655e-04</b>
<b>22</b>	<b>1.643816e-04</b>	<b>21</b>	<b>0.0015825449 0.0018673318</b>	<b>1.059492e-04</b>
<b>23</b>	<b>1.408375e-04</b>	<b>22</b>	<b>0.0014181633 0.0017178816</b>	<b>1.012846e-04</b>
<b>24</b>	<b>1.090074e-04</b>	<b>23</b>	<b>0.0012773258 0.0014367395</b>	<b>7.755018e-05</b>
<b>25</b>	<b>1.076392e-04</b>	<b>24</b>	<b>0.0011683183 0.0013488655</b>	<b>7.579804e-05</b>

26 1.034610e-04	25 0.0010606791 0.0013126266 7.375361e-05
27 9.765943e-05	26 0.0009572182 0.0012144132 7.247577e-05
28 6.225679e-05	27 0.0008595587 0.0009802470 7.057547e-05
29 5.315321e-05	28 0.0007973019 0.0009354036 6.778680e-05
30 3.723698e-05	29 0.0007441487 0.0008818896 6.654801e-05
31 3.537272e-05	30 0.0007069118 0.0008228015 5.655763e-05
32 3.440573e-05	31 0.0006715390 0.0008078873 5.632238e-05
33 3.159165e-05	32 0.0006371333 0.0007884293 5.580750e-05
34 2.882151e-05	33 0.0006055417 0.0007708382 5.533753e-05
35 2.705543e-05	34 0.0005767202 0.0007553381 5.520632e-05
36 2.309585e-05	35 0.0005496647 0.0007294134 5.485882e-05
37 1.984473e-05	36 0.0005265689 0.0006803140 5.433342e-05
38 1.896841e-05	37 0.0005067241 0.0006614121 5.426954e-05
39 1.731451e-05	38 0.0004877557 0.0006462632 5.420039e-05
40 1.683320e-05	39 0.0004704412 0.0006231439 5.384654e-05
41 1.614214e-05	40 0.0004536080 0.0006162731 5.382359e-05
42 1.472851e-05	41 0.0004374659 0.0005833415 5.348963e-05
43 1.216084e-05	42 0.0004227374 0.0005678161 5.334633e-05
44 1.168197e-05	43 0.0004105765 0.0005539947 5.315915e-05
45 1.074029e-05	44 0.0003988946 0.0005432014 5.303982e-05
46 9.431958e-06	45 0.0003881543 0.0005201232 5.283122e-05
47 8.776144e-06	46 0.0003787223 0.0005102196 5.283419e-05
48 8.480338e-06	47 0.0003699462 0.0005046695 5.283362e-05
49 8.185006e-06	48 0.0003614658 0.0004961553 5.283387e-05
50 7.454621e-06	49 0.0003532808 0.0004896485 5.283927e-05
51 7.242415e-06	50 0.0003458262 0.0004854666 5.280253e-05
52 4.781566e-06	51 0.0003385838 0.0004779842 5.280454e-05
53 4.581784e-06	52 0.0003338022 0.0004739129 5.282118e-05

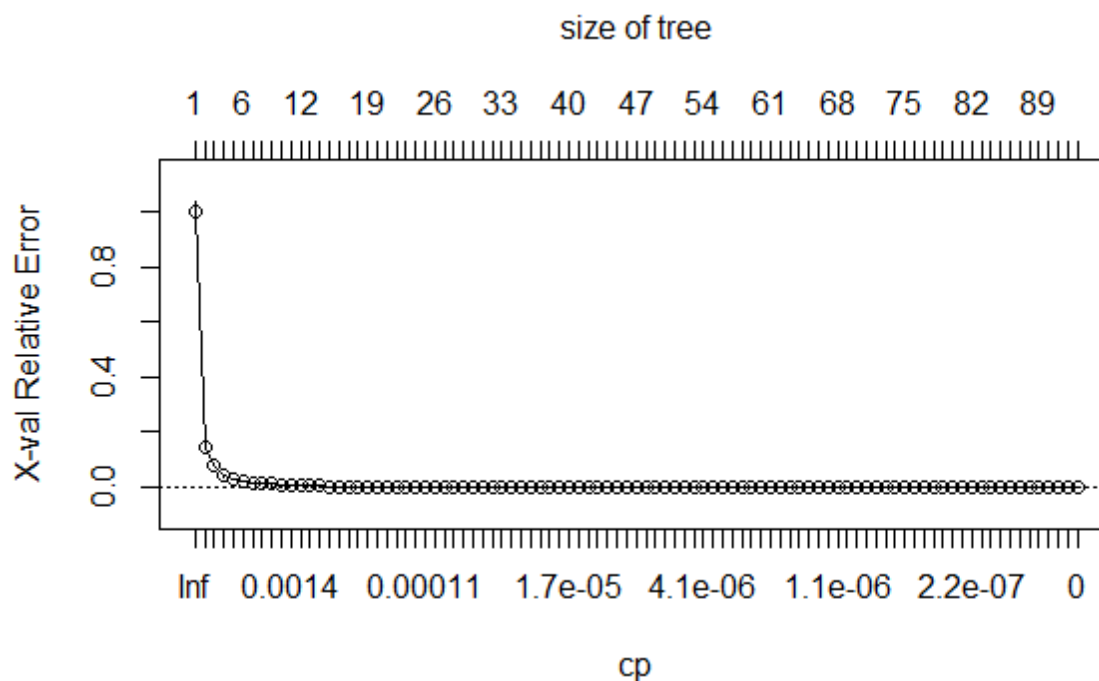
54 3.700116e-06	53 0.0003292204 0.0004720121 5.282530e-05
55 3.266924e-06	54 0.0003255203 0.0004710176 5.283047e-05
56 3.168357e-06	55 0.0003222534 0.0004680222 5.283655e-05
57 2.917364e-06	56 0.0003190850 0.0004662046 5.283774e-05
58 2.469043e-06	57 0.0003161677 0.0004629919 5.284324e-05
59 1.943948e-06	58 0.0003136986 0.0004563469 5.286540e-05
60 1.862228e-06	59 0.0003117547 0.0004548373 5.287337e-05
61 1.744277e-06	60 0.0003098925 0.0004533140 5.288198e-05
62 1.717517e-06	61 0.0003081482 0.0004521910 5.288774e-05
63 1.693301e-06	62 0.0003064307 0.0004520516 5.288864e-05
64 1.681811e-06	63 0.0003047374 0.0004518664 5.288981e-05
65 1.610807e-06	64 0.0003030556 0.0004511498 5.289405e-05
66 1.183207e-06	65 0.0003014448 0.0004485498 5.290855e-05
67 1.058898e-06	66 0.0003002615 0.0004457659 5.291819e-05
68 1.056762e-06	67 0.0002992026 0.0004455887 5.291937e-05
69 9.944609e-07	68 0.0002981459 0.0004451175 5.292234e-05
70 9.507914e-07	69 0.0002971514 0.0004447433 5.292472e-05
71 9.177145e-07	70 0.0002962006 0.0004438389 5.292795e-05
72 6.959746e-07	71 0.0002952829 0.0004417605 5.293893e-05
73 6.469833e-07	72 0.0002945869 0.0004407201 5.294518e-05
74 5.216078e-07	73 0.0002939400 0.0004403024 5.294778e-05
75 4.180559e-07	74 0.0002934184 0.0004393634 5.295379e-05
76 3.800809e-07	75 0.0002930003 0.0004386261 5.295843e-05
77 3.597247e-07	76 0.0002926202 0.0004383619 5.296014e-05
78 3.453328e-07	77 0.0002922605 0.0004380295 5.296229e-05
79 3.206645e-07	78 0.0002919152 0.0004375404 5.296544e-05
80 2.637850e-07	79 0.0002915945 0.0004365357 5.296890e-05
81 2.525058e-07	80 0.0002913307 0.0004363180 5.297029e-05

82	1.916175e-07	81	0.0002910782	0.0004360783	5.297184e-05
83	1.887430e-07	82	0.0002908866	0.0004359931	5.297239e-05
84	1.727961e-07	83	0.0002906978	0.0004359290	5.297281e-05
85	1.653882e-07	84	0.0002905250	0.0004358559	5.297329e-05
86	1.403583e-07	85	0.0002903597	0.0004357788	5.297379e-05
87	1.296866e-07	86	0.0002902193	0.0004356978	5.297432e-05
88	1.273907e-07	87	0.0002900896	0.0004356537	5.297461e-05
89	9.496583e-08	88	0.0002899622	0.0004354702	5.297582e-05
90	8.914221e-08	89	0.0002898673	0.0004353934	5.297632e-05
91	6.254211e-08	90	0.0002897781	0.0004352920	5.297699e-05
92	4.836374e-08	91	0.0002897156	0.0004352286	5.297741e-05
93	0.000000e+00	92	0.0002896672	0.0004352083	5.297754e-05

Observemos la columna xerror, el error va disminuyendo hasta el valor 0.0002896672

**Veámoslo a través de un gráfico:**

`plotcp(m2)`



**Generemos la predicción para nuestro modelo m2 con los datos de prueba:**

`pred <- predict(m2, archivo_prueba)`

**pred**

1	2	3	4	5	6	7	8
15899.036	15899.036	15899.036	15899.036	11149.398	10861.249	11361.402	11686.278
9	10	11	12	13	14	15	16
9145.298	7730.206	8165.441	8977.709	11149.398	11361.402	10343.628	10627.501
17	18	19	20	21	22	23	24
10429.356	11149.398	9836.560	9377.282	9260.508	9145.298	7940.339	8977.709
25	26	27	28	29	30	31	32
8977.709	8536.315	7940.339	6854.717	6854.717	6854.717	8977.709	8826.842
33	34	35	36	37	38	39	40
9377.282	9145.298	9260.508	9836.560	8322.589	8536.315	8322.589	8077.129
41	42	43	44	45	46	47	48
7546.833	7546.833	7333.477	7426.358	7546.833	7730.206	6744.324	6744.324
49	50	51	52	53	54	55	56
6183.763	6183.763	6624.443	6744.324	6401.687	6183.763	6183.763	6183.763
57	58	59	60	61	62	63	64
6324.365	7426.358	7333.477	7730.206	8322.589	7730.206	7546.833	7087.825
65	66	67	68	69	70	71	72
6324.365	6183.763	6532.890	6476.666	6532.890	6744.324	6744.324	6946.473
73	74	75	76	77	78	79	80
7234.122	7234.122	6744.324	6324.365	6324.365	6324.365	6183.763	6744.324
81	82	83	84	85	86	87	88
6476.666	6624.443	6532.890	6476.666	6624.443	6624.443	6624.443	6624.443
89	90	91	92	93	94	95	96
6324.365	6476.666	6476.666	6476.666	6324.365	6401.687	6324.365	6401.687
97	98	99	100	101	102	103	104
6476.666	6476.666	6401.687	6401.687	5731.823	5731.823	5731.823	4962.800
105	106	107	108	109	110	111	112



4000.760	3687.080	3872.336	4173.503	4173.503	3427.878	3427.878	3427.878
113	114	115	116	117	118	119	120
3427.878	3427.878	3602.882	3687.080	4000.760	3872.336	3872.336	3687.080
121	122	123	124	125	126	127	128
4000.760	3872.336	3872.336	4173.503	3687.080	3687.080	3602.882	3427.878
129	130	131	132	133	134	135	136
3427.878	3427.878	3427.878	3687.080	3687.080	3602.882	4000.760	4000.760
137	138	139	140	141	142	143	144
4000.760	3872.336	3872.336	3872.336	3872.336	3872.336	4000.760	3872.336
145	146	147	148	149	150	151	152
3872.336	4000.760	4000.760	4000.760	4962.800	5299.722	5299.722	4962.800
153	154	155	156	157	158	159	160
5299.722	5299.722	5299.722	5299.722	5731.823	5731.823	6401.687	7234.122
161	162	163	164	165	166	167	168
7940.339	8322.589	7730.206	7940.339	7730.206	7940.339	8165.441	8826.842
169	170	171	172	173	174	175	176
9260.508	9260.508	9515.009	10627.501	11686.278	13310.671	13310.671	10627.501
177	178	179	180	181	182	183	184
10861.249	10861.249	13310.671	13310.671	10343.628	9836.560	9836.560	9515.009
185	186	187	188	189	190	191	192
10141.471	10861.249	10861.249	11482.476	10861.249	10141.471	10861.249	10141.471
193	194	195	196	197	198	199	200
9836.560	9515.009	10627.501	10627.501	10429.356	10429.356	10429.356	10343.628
201	202	203	204	205	206	207	208
10243.391	10141.471	9836.560	8225.434	8322.589	8322.589	8322.589	8225.434
209	210	211	212	213	214	215	216
8225.434	7546.833	7546.833	9260.508	9260.508	8826.842	8734.390	8077.129
217	218	219	220	221	222	223	224

7730.206	7234.122	7546.833	7333.477	7546.833	7546.833	7426.358	7234.122
225	226	227	228	229	230	231	232
7087.825	7234.122	7546.833	7333.477	7234.122	6946.473	8077.129	8734.390
233	234	235	236	237	238	239	240
8734.390	8630.550	8322.589	8977.709	9515.009	9377.282	9377.282	9659.146
241	242	243	244	245	246	247	248
9836.560	9836.560	9836.560	10141.471	9836.560	10141.471	9659.146	9659.146
249	250	251	252	253	254	255	256
9659.146	9377.282	8826.842	8826.842	8630.550	8826.842	8826.842	5299.722
257	258	259	260	261	262	263	264
5299.722	5731.823	6401.687	6476.666	6476.666	6624.443	6744.324	6854.717
265	266	267	268	269	270	271	272
7333.477	6946.473	6854.717	6624.443	7234.122	6854.717	7730.206	8826.842
273	274	275	276	277	278	279	280
8977.709	8977.709	9260.508	9836.560	8630.550	9659.146	9836.560	9836.560
281	282	283	284	285	286	287	288
9515.009	8826.842	8977.709	10141.471	9377.282	9515.009	9515.009	9515.009
289	290	291	292	293	294	295	296
9260.508	9260.508	9659.146	9145.298	9145.298	9377.282	9260.508	9260.508
297	298	299	300	301	302	303	304
9145.298	9145.298	9515.009	11149.398	11361.402	11149.398	11686.278	11913.316
305	306	307	308	309	310	311	312
11913.316	11686.278	10429.356	10343.628	10861.249	10861.249	10627.501	10627.501
313	314	315	316	317	318	319	320
10861.249	10861.249	10627.501	10627.501	10627.501	11482.476	11361.402	11686.278
321	322	323	324	325	326	327	328
11913.316	13310.671	13310.671	13310.671	15899.036	15899.036	18384.125	18384.125
329	330	331	332	333	334	335	336

19508.411 19225.420 18384.125 21301.763 23138.352 23138.352 25319.066 29011.470  
337 338 339 340 341 342 343 344  
29011.470 37163.182 40343.914 38161.676 35720.220 34303.354 36504.179 31662.321  
345 346 347 348 349 350 351 352  
33362.389 30151.144 33362.389 35720.220 37163.182 38161.676 52815.274 45096.967  
353 354 355 356 357 358 359 360  
47803.953 50472.058 50472.058 52815.274 56300.216 57534.274 58780.240 57534.274  
361 362 363 364 365 366 367 368  
58780.240 52815.274 56300.216 57534.274 58780.240 58780.240 56300.216 58780.240  
369 370 371 372 373 374 375 376  
56300.216 54663.349 57534.274 58780.240 56300.216 49400.320 50472.058 44108.266  
377 378 379 380 381 382 383 384  
42991.471 37163.182 37163.182 38902.633 39427.415 33362.389 37163.182 35720.220  
385 386 387 388 389 390 391 392  
40343.914 35720.220 31662.321 31662.321 31662.321 34303.354 34303.354 34303.354  
393 394 395 396 397 398 399 400  
35720.220 34303.354 33362.389 33362.389 31662.321 31662.321 31662.321 30151.144  
401 402 403 404 405 406 407 408  
31662.321 40343.914 39427.415 40343.914 46915.659 48941.761 52815.274 46262.935  
409 410 411 412 413 414 415 416  
46262.935 45096.967 47803.953 47803.953 47803.953 40343.914 44108.266 45096.967  
417 418 419 420 421 422 423 424  
47803.953 47803.953 54663.349 54663.349 54663.349 54663.349 57534.274 57534.274  
425 426 427 428 429 430 431 432  
61150.050 64173.170 61150.050 61150.050 61150.050 64173.170 64173.170 61150.050  
433 434 435 436 437 438 439 440  
56300.216 56300.216 52815.274 57534.274 47803.953 46915.659 48941.761 47803.953  
441 442 443 444 445 446 447 448

47803.953 50472.058 46915.659 46262.935 41495.259 41495.259 34303.354 37163.182  
 449 450 451 452 453 454 455 456  
 44108.266 44108.266 40343.914 38161.676 37163.182 38161.676 38161.676 38902.633  
 457 458 459 460 461 462 463 464  
 44108.266 42327.364 41495.259 42991.471 46915.659 46915.659 47803.953 45096.967  
 465 466 467 468 469 470 471 472  
 46262.935 45096.967 42991.471 44108.266 42991.471 40343.914 41495.259 39427.415  
 473 474 475 476 477 478 479 480  
 38161.676 38161.676 38161.676 30151.144 30151.144 31662.321 30151.144 30151.144  
 481 482 483 484 485 486 487 488  
 30151.144 31662.321 30151.144 29011.470 22141.677 19225.420 20358.650 21301.763  
 489 490 491 492 493 494 495 496  
 21301.763 20358.650 20358.650 19225.420 20358.650 21301.763 21301.763 22141.677  
 497 498 499 500 501 502 503 504  
 22141.677 22141.677 23766.217 23766.217 23138.352 23138.352 23138.352 25319.066  
 505 506 507 508 509 510 511 512  
 25319.066 25319.066 21301.763 21301.763 21301.763 20358.650 19995.077 19995.077  
 513 514 515 516 517 518 519 520  
 19225.420 22141.677 20358.650 19995.077 19508.411 18384.125 19225.420 19225.420

Estos son los valores predichos por nuestro modelo m2, para nuestros datos de prueba que son 520 datos en total.

## **Veamos la precisión del modelo m2.**

```
sqrt (mean((pred - archivo_prueba$AdjClose) ^ 2))
```

```
[1] 326.5503
```

Los valores predichos por nuestro modelo se alejan 326.5503 de los valores reales de nuestros datos, por ello con este modelo hemos obtenido una mejor predicción con respecto al modelo m1, con esto finalizaremos la etapa 3 y 4 para este modelo m2.

## Construcción del modelo:

### Moneda Ethereum:

#### Gráfico de series de tiempo variable precio del bitcoin



En este gráfico podemos observar el comportamiento del precio del cierre ajustado del bitcoin del 01 de Enero del año 2018 al 30 de septiembre del año 2022.

### Aplicación del modelo con la herramienta R.

Usamos la función de la librería rpart para entrenar nuestro modelo m3.

```
ETH <- read_excel("ETH.xlsx")
```

```
View(ETH)
```

```
set.seed(345)
```

```
entrenamientoETH <- sample(1:1734, 1214)
```

```
archivo_entrenamientoETH <- ETH[entrenamientoETH, ]
```

```
archivo_pruebaETH <- ETH[-entrenamientoETH, ]
```

Generamos nuestro modelo m3 para nuestro árbol de regresión moneda Ethereum.

```
m3 <- rpart(
```

```
  formula = AdjClose ~.,
```

```
  data = archivo_entrenamientoETH,
```

```
  method = "anova"
```

```
)
```

m3 nos imprime por pantalla lo siguiente:

n= 1214

node), split, n, deviance, yval

\* denotes terminal node

- 1) root 1214 1877262000 1166.1220
- 2) Close< 1662.976 854 132423300 442.4566
- 4) Close< 742.5575 707 17175440 282.9205 \*
- 5) Close>=742.5575 147 10708910 1209.7500 \*
- 3) Close>=1662.976 360 236669300 2882.8180
- 6) Close< 2977.092 205 33044400 2299.2220
- 12) Close< 2307.175 104 3232463 1949.2090 \*
- 13) Close>=2307.175 101 3951682 2659.6310 \*
- 7) Close>=2977.092 155 41462620 3654.6710
- 14) Close< 3715.697 88 3001943 3250.9290 \*
- 15) Close>=3715.697 67 5275153 4184.9600 \*

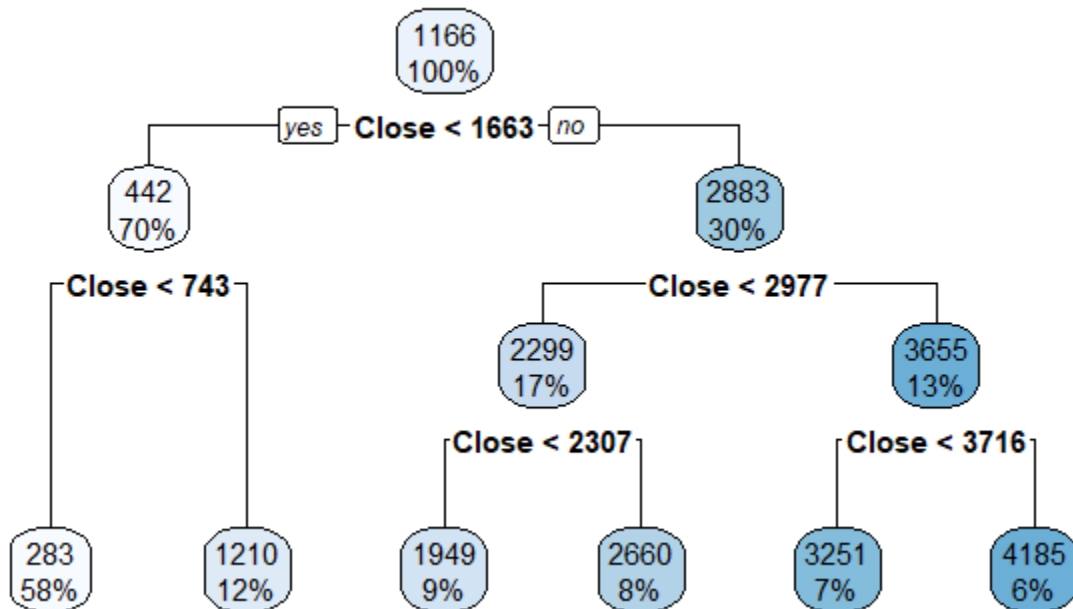
Estos valores que se muestran, nos dan, nuestro árbol de regresión para m3.

Por ejemplo, el primer nodo contiene todas las observaciones de nuestro entranamiento(1214), y una predicción para AdjClose promedio de 1166. La primera división está definida por la condición Close< 1663, habiendo 854 observaciones que cumplen esta condición.

Podemos observar el modelo m3 toma en cuenta las variables por orden de importancia, ya que las variables hacen la mejor separación para crear los grupos.

Visualicemos mejor a través de un gráfico de nuestro modelo m3, `rpart.plot(m3)`

## Árbol de regresión Ethereum



En el gráfico podemos observar que, si el Close no es menor a 1663, entonces el AdjClose es igual a 2883, esto es para un 30% de los 1214 días.

Este 30% de las observaciones se divide dependiendo de, si el Close es menor a 2977 o no, si es menor toma un 17% de ellas con un AdjClose de 2299, si es mayor toma el 13% para un AdjClose de 3655.

Para el 13% de las observaciones, se divide dependiendo de, si el Close es menor a 3716 o no, si es menor toma un 7% de ellas, para un AdjClose de 3251, si es mayor, un 6% para un AdjClose de 4185.

De las ramas del lado izquierdo podremos observar que cuando el Close es menor a 1663, el AdjClose es igual 442 (para el 70% de los datos de entrenamiento), esto a su vez se subdivide dependiendo de, si el Close es menor a 743 o no, de ser afirmativo, el AdjClose es igual a 283 lo que representa un 58%, de lo contrario el AdjClose será de 1210, para un 12% de los datos.

**Veamos cómo se comporta el error en el modelo m3:**

**m3\$cptable**

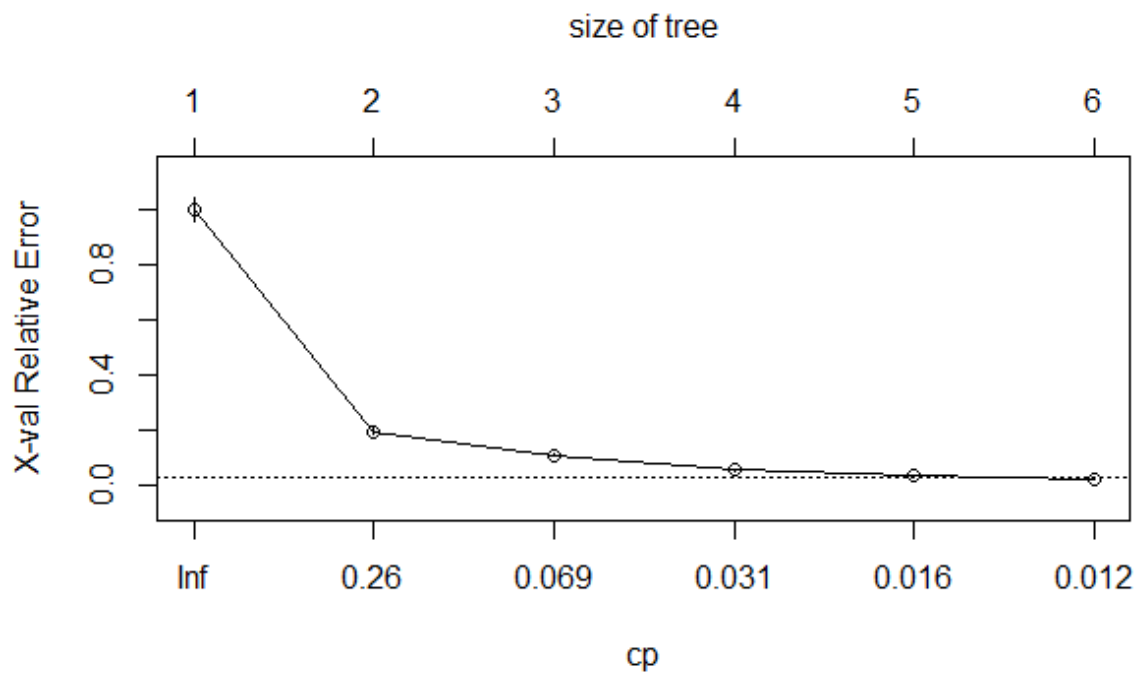
**CP nsplit rel error xerror xstd**

**1 0.80338774 0 1.00000000 1.00100611 0.040671000**

2 0.08638235	1 0.19661226 0.19786721 0.009793804
3 0.05568696	2 0.11022990 0.11181534 0.005069120
4 0.01767763	3 0.05454294 0.05625608 0.002776841
5 0.01377552	4 0.03686532 0.03925577 0.001793465
6 0.01000000	5 0.02308980 0.02734376 0.001105189

Observemos la columna xerror, el error va disminuyendo hasta el valor 0.02308980

### Veámoslo a través de un gráfico:

**plotcp(m3)**

**Generemos la predicción para nuestro modelo m3 con los datos de prueba:**

```
predETH <- predict(m3, archivo_pruebaETH)
```

predETH

[illegible]



[illegible]

[illegible]

241	242	243	244	245	246	247	248
282.9205	282.9205	282.9205	282.9205	282.9205	282.9205	282.9205	282.9205
249	250	251	252	253	254	255	256
282.9205	282.9205	282.9205	282.9205	282.9205	282.9205	282.9205	282.9205
257	258	259	260	261	262	263	264
282.9205	282.9205	282.9205	282.9205	282.9205	282.9205	282.9205	282.9205
265	266	267	268	269	270	271	272
282.9205	282.9205	282.9205	282.9205	282.9205	282.9205	282.9205	282.9205
273	274	275	276	277	278	279	280
282.9205	282.9205	282.9205	282.9205	282.9205	282.9205	282.9205	282.9205
281	282	283	284	285	286	287	288
282.9205	282.9205	282.9205	282.9205	282.9205	282.9205	282.9205	282.9205
289	290	291	292	293	294	295	296
282.9205	282.9205	282.9205	282.9205	282.9205	282.9205	282.9205	282.9205
297	298	299	300	301	302	303	304
282.9205	282.9205	282.9205	282.9205	282.9205	282.9205	282.9205	282.9205
305	306	307	308	309	310	311	312
282.9205	282.9205	282.9205	282.9205	282.9205	282.9205	282.9205	282.9205
313	314	315	316	317	318	319	320
282.9205	282.9205	282.9205	282.9205	282.9205	282.9205	282.9205	282.9205
321	322	323	324	325	326	327	328
282.9205	282.9205	282.9205	282.9205	282.9205	282.9205	282.9205	282.9205
329	330	331	332	333	334	335	336
282.9205	282.9205	282.9205	282.9205	282.9205	282.9205	282.9205	282.9205
337	338	339	340	341	342	343	344
282.9205	1209.7497	1209.7497	1209.7497	1209.7497	1209.7497	1209.7497	1209.7497
345	346	347	348	349	350	351	352
1209.7497	1209.7497	1209.7497	1209.7497	1209.7497	1209.7497	1949.2093	1949.2093
							1209.7497

353	354	355	356	357	358	359	360
1209.7497	1209.7497	1949.2093	1949.2093	1949.2093	1949.2093	1949.2093	1949.2093
361	362	363	364	365	366	367	368
1949.2093	1209.7497	1949.2093	1949.2093	1949.2093	1949.2093	1949.2093	1949.2093
369	370	371	372	373	374	375	376
1949.2093	2659.6306	2659.6306	4184.9602	4184.9602	3250.9288	4184.9602	3250.9288
377	378	379	380	381	382	383	384
3250.9288	2659.6306	1949.2093	2659.6306	2659.6306	2659.6306	2659.6306	2659.6306
385	386	387	388	389	390	391	392
2659.6306	1949.2093	1949.2093	1949.2093	1949.2093	1949.2093	1949.2093	1949.2093
393	394	395	396	397	398	399	400
2659.6306	2659.6306	1949.2093	1949.2093	1949.2093	1949.2093	1949.2093	1949.2093
401	402	403	404	405	406	407	408
1949.2093	2659.6306	2659.6306	2659.6306	3250.9288	4184.9602	4184.9602	3250.9288
409	410	411	412	413	414	415	416
3250.9288	3250.9288	3250.9288	3250.9288	3250.9288	2659.6306	3250.9288	3250.9288
417	418	419	420	421	422	423	424
3250.9288	3250.9288	3250.9288	3250.9288	3250.9288	3250.9288	3250.9288	4184.9602
425	426	427	428	429	430	431	432
4184.9602	4184.9602	4184.9602	4184.9602	4184.9602	4184.9602	4184.9602	4184.9602
433	434	435	436	437	438	439	440
4184.9602	4184.9602	4184.9602	4184.9602	4184.9602	4184.9602	4184.9602	4184.9602
441	442	443	444	445	446	447	448
4184.9602	4184.9602	3250.9288	4184.9602	3250.9288	3250.9288	2659.6306	2659.6306
449	450	451	452	453	454	455	456
3250.9288	3250.9288	2659.6306	2659.6306	2659.6306	2659.6306	2659.6306	2659.6306
457	458	459	460	461	462	463	464
2659.6306	2659.6306	2659.6306	3250.9288	3250.9288	3250.9288	3250.9288	3250.9288

465	466	467	468	469	470	471	472
3250.9288	3250.9288	3250.9288	3250.9288	3250.9288	3250.9288	3250.9288	2659.6306
473	474	475	476	477	478	479	480
2659.6306	2659.6306	2659.6306	1949.2093	1949.2093	1949.2093	1949.2093	1949.2093
481	482	483	484	485	486	487	488
1949.2093	1949.2093	1949.2093	1209.7497	1209.7497	1209.7497	1209.7497	1209.7497
489	490	491	492	493	494	495	496
1209.7497	1209.7497	1209.7497	1209.7497	1209.7497	1209.7497	1209.7497	1209.7497
497	498	499	500	501	502	503	504
1209.7497	1209.7497	1949.2093	1949.2093	1949.2093	1949.2093	1949.2093	1949.2093
505	506	507	508	509	510	511	512
1949.2093	1949.2093	1209.7497	1209.7497	1209.7497	1209.7497	1209.7497	1209.7497
513	514	515	516	517	518	519	520
1209.7497	1949.2093	1209.7497	1209.7497	1209.7497	1209.7497	1209.7497	1209.7497

Estos son los valores predichos por nuestro modelo m3, para nuestros datos de prueba que son 520 datos en total.

### **Veamos la precisión del modelo m3.**

```
sqrt (mean((predETH - archivo_pruebaETH$AdjClose) ^ 2))
[1] 185.6993
```

Los valores predichos por nuestro modelo se alejan 185.6993 de los valores reales de nuestros datos, por ello deberemos de realizar un ajuste a nuestro árbol de regresión, para que nos mejore dichas predicciones, con esto finalizaremos la etapa 3 y 4 para este modelo m3.

### **Modelo m4 para el árbol de regresión Ajustado con más precisión Moneda Ethereum:**

Usamos la función de la libreria rpart para entrenar nuestro modelo

```
ETH <- read_excel("ETH.xlsx")
```

```
View(ETH)
```

```
set.seed(345)
```

```
entrenamientoETH<-sample(1:1734, 1214)
```

```

archivo_entrenamientoETH <- ETH[entrenamientoETH, ]
archivo_pruebaETH <- ETH[-entrenamientoETH, ]
Generamos modelo m4 para nuestro árbol de regresión ajustado.
m4 <- rpart(
  formula = AdjClose ~ .,
  data    = archivo_entrenamientoETH,
  method  = "anova",
  control = list(cp = 0, xval = 10)
)
m4 nos imprime por pantalla lo siguiente:
n= 1214

```

```

node), split, n, deviance, yval

```

```

* denotes terminal node

```

```

1) root 1214 1.877262e+09 1166.1220
  2) Close< 1662.976 854 1.324233e+08 442.4566
    4) Close< 742.5575 707 1.717544e+07 282.9205
      8) Close< 339.209 489 1.404306e+06 191.1945
        16) Close< 198.802 285 2.175860e+05 153.7945
          32) Close< 153.9386 142 3.183040e+04 129.5414
            64) Close< 125.7751 50 5.539247e+03 112.7836
              128) Close< 109.8552 17 1.159571e+03 100.6379 *
                129) Close>=109.8552 33 5.799892e+02 119.0404
                  258) Close< 119.0076 16 1.091549e+02 115.3556 *
                    259) Close>=119.0076 17 4.911910e+01 122.5085 *
                      65) Close>=125.7751 92 4.618719e+03 138.6490
                        130) Close< 139.1978 50 7.184164e+02 133.2217

```

260) Close< 131.8618 17 3.966705e+01 128.5315 \*  
 261) Close>=131.8618 33 1.121500e+02 135.6378  
 522) Close< 135.6565 16 1.249680e+01 133.9966 \*  
 523) Close>=135.6565 17 1.599881e+01 137.1824 \*  
 131) Close>=139.1978 42 6.742379e+02 145.1100  
 262) Close< 145.739 25 7.158876e+01 142.2423  
 524) Close< 142.2454 13 8.936894e+00 140.8703 \*  
 525) Close>=142.2454 12 1.167343e+01 143.7286 \*  
 263) Close>=145.739 17 9.470662e+01 149.3272 \*  
 33) Close>=153.9386 143 1.928703e+04 177.8780  
 66) Close< 177.742 70 2.844854e+03 167.7496  
 132) Close< 166.4789 28 3.769318e+02 161.0439  
 264) Close< 159.8069 11 2.345623e+01 156.9817 \*  
 265) Close>=159.8069 17 5.450479e+01 163.6724 \*  
 133) Close>=166.4789 42 3.695104e+02 172.2200  
 266) Close< 172.2291 21 5.181632e+01 169.7147  
 532) Close< 169.4165 8 4.422336e+00 167.9746 \*  
 533) Close>=169.4165 13 8.264213e+00 170.7856 \*  
 267) Close>=172.2291 21 5.408063e+01 174.7253  
 534) Close< 174.1728 8 2.002375e+00 172.9447 \*  
 535) Close>=174.1728 13 1.110422e+01 175.8211 \*  
 67) Close>=177.742 73 2.375267e+03 187.5903  
 134) Close< 187.7466 38 2.831960e+02 183.0044  
 268) Close< 182.9653 18 3.183820e+01 180.4845 \*  
 269) Close>=182.9653 20 3.419032e+01 185.2723  
 538) Close< 185.5887 13 6.541753e+00 184.4457 \*  
 539) Close>=185.5887 7 2.271572e+00 186.8073 \*  
 135) Close>=187.7466 35 4.252431e+02 192.5693

270) Close< 192.4765 19 2.450588e+01 189.5961 \*  
 271) Close>=192.4765 16 3.332443e+01 196.1000 \*  
 17) Close>=198.802 204 2.311439e+05 243.4444  
 34) Close< 254.3884 141 3.328364e+04 224.1332  
 68) Close< 223.796 70 3.454674e+03 210.7112  
 136) Close< 214.5422 48 8.022223e+02 206.6171  
 272) Close< 206.0818 20 7.354983e+01 202.3330  
 544) Close< 202.3527 10 9.819547e+00 200.6844 \*  
 545) Close>=202.3527 10 9.372339e+00 203.9816 \*  
 273) Close>=206.0818 28 9.940306e+01 209.6772  
 546) Close< 209.3975 12 8.606725e+00 207.7523 \*  
 547) Close>=209.3975 16 1.298908e+01 211.1209 \*  
 137) Close>=214.5422 22 9.252087e+01 219.6437  
 274) Close< 219.2943 9 5.973873e+00 217.5279 \*  
 275) Close>=219.2943 13 1.836468e+01 221.1085 \*  
 69) Close>=223.796 71 4.785406e+03 237.3662  
 138) Close< 236.5351 34 3.682496e+02 229.7559  
 276) Close< 230.4915 21 7.667933e+01 227.6052  
 552) High< 229.9579 9 4.568189e+00 225.5407 \*  
 553) High>=229.9579 12 4.977822e+00 229.1537 \*  
 277) Close>=230.4915 13 3.754174e+01 233.2299 \*  
 139) Close>=236.5351 37 6.384162e+02 244.3596  
 278) Close< 243.9534 16 7.207455e+01 240.4963 \*  
 279) Close>=243.9534 21 1.456039e+02 247.3030  
 558) Close< 247.4825 14 1.788205e+01 245.6943 \*  
 559) Close>=247.4825 7 1.903646e+01 250.5203 \*  
 35) Close>=254.3884 63 2.759578e+04 286.6645  
 70) Close< 292.4818 41 3.421478e+03 273.3307



140) Close< 275.7368 27 5.811985e+02 267.5779  
 280) Close< 267.5844 13 1.097945e+02 263.6459 \*  
 281) Close>=267.5844 14 8.377454e+01 271.2291 \*  
 141) Close>=275.7368 14 2.234517e+02 284.4254 \*  
 71) Close>=292.4818 22 3.300118e+03 311.5139  
 142) Close< 313.0768 12 4.664673e+02 302.1245 \*  
 143) Close>=313.0768 10 5.062367e+02 322.7811 \*  
 9) Close>=339.209 218 2.428033e+06 488.6728  
 18) Close< 513.5915 139 2.933854e+05 419.6415  
 36) Close< 426.0325 80 3.425668e+04 384.7643  
 72) Close< 380.7874 31 4.565852e+03 363.8332  
 144) Close< 362.2983 13 3.478042e+02 351.0038 \*  
 145) Close>=362.2983 18 5.329932e+02 373.0988 \*  
 73) Close>=380.7874 49 7.516933e+03 398.0065  
 146) Close< 401.0493 31 9.119914e+02 389.6893  
 292) Close< 390.4498 19 1.009874e+02 385.8758 \*  
 293) Close>=390.4498 12 9.721720e+01 395.7272 \*  
 147) Close>=401.0493 18 7.672854e+02 412.3305 \*  
 37) Close>=426.0325 59 2.986520e+04 466.9325  
 74) Close< 468.282 32 5.077534e+03 449.7115  
 148) Close< 445.8611 12 3.042576e+02 435.0149 \*  
 149) Close>=445.8611 20 6.262454e+02 458.5295  
 298) Close< 458.6645 9 9.560363e+01 453.2755 \*  
 299) Close>=458.6645 11 7.893478e+01 462.8282 \*  
 75) Close>=468.282 27 4.050241e+03 487.3426  
 150) Close< 484.8885 13 1.571443e+02 475.9724 \*  
 151) Close>=484.8885 14 6.518400e+02 497.9006 \*  
 19) Close>=513.5915 79 3.068125e+05 610.1331

38) Close< 630.6324 53 5.947174e+04 572.9983  
 76) Close< 563.7838 21 4.432858e+03 536.2712  
 152) Close< 537.2489 11 4.867237e+02 524.6194 \*  
 153) Close>=537.2489 10 8.099429e+02 549.0883 \*  
 77) Close>=563.7838 32 8.123123e+03 597.1005  
 154) Close< 594.7902 14 1.224058e+03 581.8693 \*  
 155) Close>=594.7902 18 1.125136e+03 608.9470 \*  
 39) Close>=630.6324 26 2.527044e+04 685.8308  
 78) Close< 677.6497 10 1.782830e+03 651.8061 \*  
 79) Close>=677.6497 16 4.675252e+03 707.0963 \*  
 5) Close>=742.5575 147 1.070891e+07 1209.7500  
 10) Close< 1248.027 85 1.990684e+06 1013.3940  
 20) High< 1048.24 36 1.779843e+05 854.4349  
 40) Close< 878.0325 24 4.322104e+04 813.1064  
 80) Close< 802.578 10 2.161238e+03 767.2198 \*  
 81) Close>=802.578 14 4.964115e+03 845.8826 \*  
 41) Close>=878.0325 12 1.178410e+04 937.0919 \*  
 21) High>=1048.24 49 2.347399e+05 1130.1800  
 42) Close< 1138.964 28 3.420969e+04 1078.2480  
 84) Close< 1080.143 16 5.230877e+03 1051.6940 \*  
 85) Close>=1080.143 12 2.656113e+03 1113.6520 \*  
 43) Close>=1138.964 21 2.432677e+04 1199.4240  
 86) Close< 1191.096 8 1.315504e+03 1159.2270 \*  
 87) Close>=1191.096 13 2.130051e+03 1224.1600 \*  
 11) Close>=1248.027 62 9.480333e+05 1478.9470  
 22) Close< 1464.857 27 9.134968e+04 1352.7470  
 44) Close< 1352.09 14 1.186223e+04 1305.5190 \*  
 45) Close>=1352.09 13 1.463030e+04 1403.6090 \*

23) Close $\geq$ 1464.857 35 9.494665e+04 1576.3010  
 46) Close $<$  1567.456 14 1.469510e+04 1523.8270 \*  
 47) Close $\geq$ 1567.456 21 1.600246e+04 1611.2840  
 94) Close $<$  1600.81 8 3.474783e+02 1579.6410 \*  
 95) Close $\geq$ 1600.81 13 2.715327e+03 1630.7570 \*  
 3) Close $\geq$ 1662.976 360 2.366693e+08 2882.8180  
 6) Close $<$  2977.092 205 3.304440e+07 2299.2220  
 12) Close $<$  2307.175 104 3.232463e+06 1949.2090  
 24) Close $<$  1948.665 53 2.601712e+05 1798.9820  
 48) Close $<$  1798.743 26 4.070436e+04 1740.9950  
 96) Close $<$  1738.249 12 5.218281e+03 1702.9470 \*  
 97) Close $\geq$ 1738.249 14 3.224513e+03 1773.6070 \*  
 49) Close $\geq$ 1798.743 27 4.785041e+04 1854.8230  
 98) Close $<$  1873.094 19 6.688055e+03 1830.6060 \*  
 99) Close $\geq$ 1873.094 8 3.555964e+03 1912.3370 \*  
 25) Close $\geq$ 1948.665 51 5.331645e+05 2105.3270  
 50) Close $<$  2100.505 24 4.629691e+04 2012.6950  
 100) Close $<$  2005.43 12 1.826679e+03 1974.9470 \*  
 101) Close $\geq$ 2005.43 12 1.027165e+04 2050.4430 \*  
 51) Close $\geq$ 2100.505 27 9.787190e+04 2187.6680  
 102) Close $<$  2205.104 17 1.364653e+04 2147.5310 \*  
 103) Close $\geq$ 2205.104 10 1.028496e+04 2255.8990 \*  
 13) Close $\geq$ 2307.175 101 3.951682e+06 2659.6310  
 26) Close $<$  2673.843 54 5.557085e+05 2499.5540  
 52) Close $<$  2484.645 23 5.791074e+04 2396.5150  
 104) Close $<$  2396.92 12 6.467589e+03 2353.5730 \*  
 105) Close $\geq$ 2396.92 11 5.174676e+03 2443.3610 \*  
 53) Close $\geq$ 2484.645 31 7.243192e+04 2576.0020

106) Close< 2567.159 14 5.470677e+03 2529.0590 \*  
 107) Close>=2567.159 17 1.070329e+04 2614.6610 \*  
 27) Close>=2673.843 47 4.224344e+05 2843.5490  
 54) Close< 2840.45 21 4.041499e+04 2746.6810  
 108) Close< 2742.851 10 2.945414e+03 2706.3370 \*  
 109) Close>=2742.851 11 6.397059e+03 2783.3570 \*  
 55) Close>=2840.45 26 2.581239e+04 2921.7880  
 110) Close< 2907.67 8 1.712354e+03 2880.6370 \*  
 111) Close>=2907.67 18 4.531698e+03 2940.0770 \*  
 7) Close>=2977.092 155 4.146262e+07 3654.6710  
 14) Close< 3715.697 88 3.001943e+06 3250.9290  
 28) Close< 3298.468 55 4.568098e+05 3128.1530  
 56) Close< 3120.476 25 4.448812e+04 3040.9570  
 112) Close< 3050.445 15 5.211094e+03 3010.3770 \*  
 113) Close>=3050.445 10 4.208939e+03 3086.8270 \*  
 57) Close>=3120.476 30 6.384033e+04 3200.8170  
 114) Close< 3201.79 14 5.018324e+03 3156.6170 \*  
 115) Close>=3201.79 16 7.538854e+03 3239.4920 \*  
 29) Close>=3298.468 33 3.343059e+05 3455.5550  
 58) Close< 3467.141 19 4.407757e+04 3382.0650 \*  
 59) Close>=3467.141 14 4.835306e+04 3555.2910 \*  
 15) Close>=3715.697 67 5.275153e+06 4184.9600  
 30) Close< 4208.1 37 6.799265e+05 3972.3720  
 60) Close< 3990.56 20 9.201461e+04 3859.7820  
 120) Close< 3862.378 10 8.091991e+03 3798.1520 \*  
 121) Close>=3862.378 10 7.958795e+03 3921.4110 \*  
 61) Close>=3990.56 17 3.610967e+04 4104.8310 \*  
 31) Close>=4208.1 30 8.607164e+05 4447.1520

62)  $\text{Low} < 4286.596$  18 7.794079e+04 4322.9330 \*

63)  $\text{Low} \geq 4286.596$  12 8.840085e+04 4633.4820 \*

Estos valores que se muestran, nos dan, nuestro árbol de regresión ajustado para m4.

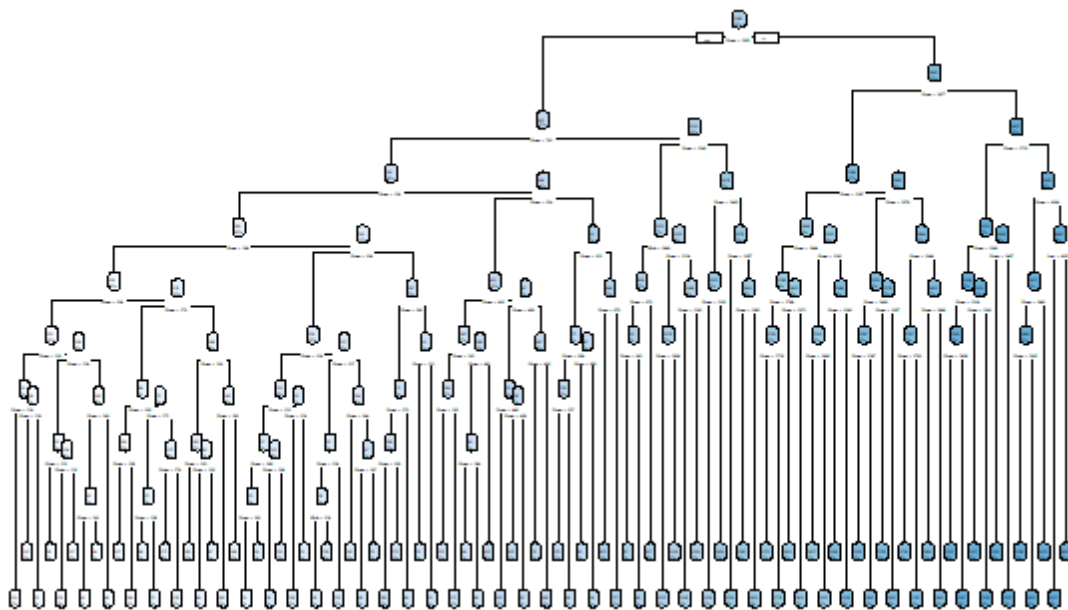
Por ejemplo, el primer nodo contiene todas las observaciones de nuestro entrenamiento (1214), y una predicción para AdjClose promedio de 1166.1220. La primera división está definida por la condición  $\text{Close} < 1662.976$ , habiendo 854 observaciones que cumplen esta condición.

Podemos observar el modelo m4 toma en cuenta las variables por orden de importancia, ya que las variables hacen la mejor separación para crear los grupos.

Visualicemos mejor a través de un gráfico de nuestro modelo m4, `rpart.plot(m4)`

La imagen proporcionada por R es muy grande se colocará en este documento, pero no se observarán bien los valores, esta gráfica se podrá observar detalladamente en el archivo (Rplot01.pdf) proporcionado.

### Árbol de regresión ajustado Ethereum



En el gráfico podemos observar que, si el Close no es menor a 2977, entonces el AdjClose es igual a 365, esto es para un 13% de los 1214 días.

Este 13% de las observaciones se divide dependiendo de, si el Close es menor a 3716 o no, si es menor toma un 7% de ellas con un AdjClose de 3251, si es mayor toma el 6% para un AdjClose de 4185.

Este 6% de las observaciones se divide dependiendo de, si el Close es menor a 4208 o no, si es menor toma un 3% de ellas con un AdjClose de 3972, si es mayor toma un 2% para un AdjClose de 4447.

Este 2% de las observaciones se divide dependiendo de, si el Close es menor a 4287 o no, si es menor toma un 1% de ellas con un AdjClose de 4323, si es mayor toma un 1% para un AdjClose de 4633.

De las ramas del lado izquierdo podremos observar que cuando el Close es menor a 1663, el AdjClose es igual 442(para el 70% de los datos de entrenamiento), esto a su vez se subdivide dependiendo de, si el Close es menor a 743 o no, de ser afirmativo, el AdjClose es igual a 283 lo que representa un 58%, de lo contrario el AdjClose sera de 1210, para un 12% de los datos.

Para el 58% de las observaciones, se divide dependiendo de, si el Close es menor a 339 o no, si es menor toma un 40% de ellas con un AdjClose de 191, si es mayor, un 18% para un AdjClose de 489.

Para el 40% de las observaciones, se divide dependiendo de, si el Close es menor a 199 o no, si es menor toma un 23% de ellas con un AdjClose de 154, si es mayor, un 17% para un AdjClose de 243.

Para el 23% de las observaciones, se divide dependiendo de, si el Close es menor a 154 o no, si es menor toma un 12% de ellas con un AdjClose de 130, si es mayor, un 12% para un AdjClose de 178.

Para el 12% de las observaciones, se divide dependiendo de, si el Close es menor a 126 o no, si es menor toma un 4% de ellas para un AdjClose de 113, si es mayor, un 8% para un AdjClose de 139.

Para el 4% de las observaciones, se divide dependiendo de, si el Close es menor a 110 o no, si es menor toma un 1% de ellas, para un AdjClose de 101.

**Veamos cómo se comporta el error en el modelo m4:**

**m4\$cpstable**

	CP	nsplit	rel error	xerror	xstd
1	8.033877e-01	0	1.0000000000	1.0010061113	4.067100e-02
2	8.638235e-02	1	0.1966122554	0.1978672148	9.793804e-03
3	5.568696e-02	2	0.1102299024	0.1118153423	5.069120e-03
4	1.767763e-02	3	0.0545429408	0.0562560830	2.776841e-03
5	1.377552e-02	4	0.0368653154	0.0392557748	1.793465e-03

6	7.107746e-03	5	0.0230897961	0.0257193838	1.021502e-03
7	4.139110e-03	6	0.0159820502	0.0164721128	8.564808e-04
8	1.989339e-03	7	0.0118429406	0.0122482648	6.556297e-04
9	1.583977e-03	8	0.0098536013	0.0096002322	4.445753e-04
10	1.299301e-03	9	0.0082696243	0.0082890787	3.630255e-04
11	1.177687e-03	10	0.0069703234	0.0079177614	3.343293e-04
12	9.736711e-04	11	0.0057926361	0.0067413407	2.987153e-04
13	8.405648e-04	12	0.0048189649	0.0057727918	2.697199e-04
14	5.090264e-04	13	0.0039784002	0.0046830788	2.174350e-04
15	4.057703e-04	14	0.0034693738	0.0035831448	1.963847e-04
16	3.698871e-04	15	0.0030636035	0.0034081012	1.922658e-04
17	2.939400e-04	16	0.0026937164	0.0031698417	1.793253e-04
18	2.265885e-04	17	0.0023997765	0.0024339204	1.139274e-04
19	2.072144e-04	18	0.0021731880	0.0022940298	1.073544e-04
20	1.897482e-04	19	0.0019659736	0.0021968842	1.020500e-04
21	1.856328e-04	20	0.0017762254	0.0021868174	1.016416e-04
22	1.288447e-04	21	0.0015905926	0.0019839462	9.342389e-05
23	1.221265e-04	22	0.0014617478	0.0016071357	8.055127e-05
24	1.182948e-04	23	0.0013396213	0.0015658922	7.968225e-05
25	9.386193e-05	24	0.0012213265	0.0014585841	7.516068e-05
26	9.141847e-05	25	0.0011274646	0.0012703755	7.180343e-05
27	9.069830e-05	26	0.0010360461	0.0012219959	6.697571e-05
28	8.867626e-05	27	0.0009453478	0.0011912842	6.596215e-05
29	6.550987e-05	28	0.0008566715	0.0010622210	6.514670e-05
30	4.046523e-05	29	0.0007911617	0.0010018227	6.343779e-05

31 3.938738e-05	30 0.0007506964 0.0008971371 5.974209e-05
32 3.454881e-05	31 0.0007113091 0.0008739847 5.924889e-05
33 3.422489e-05	32 0.0006767602 0.0008554083 5.882652e-05
34 2.996810e-05	33 0.0006425353 0.0008436139 5.850746e-05
35 2.731806e-05	34 0.0006125673 0.0008126706 5.785555e-05
36 2.499159e-05	35 0.0005852492 0.0007783307 5.709641e-05
37 2.464679e-05	36 0.0005602576 0.0007723414 5.698183e-05
38 2.003258e-05	37 0.0005356108 0.0007564011 5.675904e-05
39 1.922784e-05	38 0.0005155782 0.0007107616 5.632737e-05
40 1.868045e-05	39 0.0004963504 0.0007036124 5.627684e-05
41 1.821727e-05	40 0.0004776699 0.0006984418 5.627061e-05
42 1.718544e-05	41 0.0004594527 0.0006920866 5.615060e-05
43 1.655204e-05	42 0.0004422672 0.0006800673 5.599582e-05
44 1.402186e-05	43 0.0004257152 0.0006577316 5.572408e-05
45 1.334048e-05	44 0.0004116933 0.0006339486 5.566658e-05
46 1.181183e-05	45 0.0003983529 0.0006060463 5.561122e-05
47 1.154471e-05	46 0.0003865410 0.0005954626 5.560787e-05
48 1.112323e-05	47 0.0003749963 0.0005862314 5.563520e-05
49 1.111949e-05	48 0.0003638731 0.0005872663 5.563423e-05
50 1.104663e-05	49 0.0003527536 0.0005843601 5.564205e-05
51 1.042387e-05	50 0.0003417070 0.0005720631 5.563032e-05
52 1.002117e-05	51 0.0003312831 0.0005631367 5.558403e-05
53 7.493311e-06	52 0.0003212619 0.0005484175 5.558332e-05
54 6.892837e-06	53 0.0003137686 0.0005387394 5.559541e-05
55 3.109666e-06	54 0.0003068758 0.0005349220 5.561221e-05



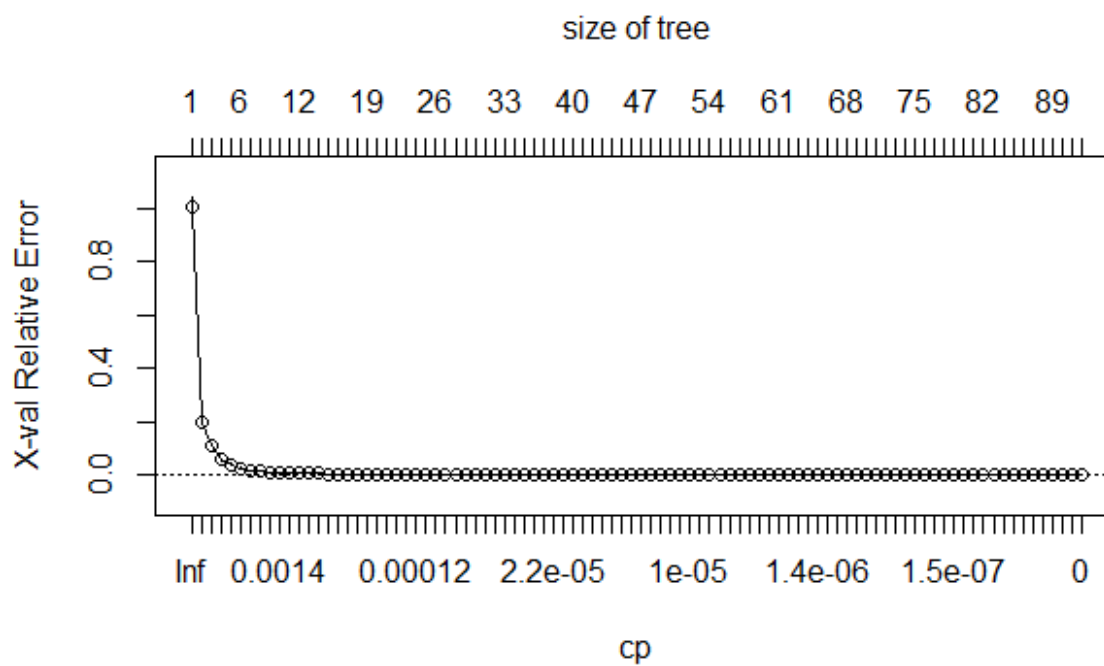
56 3.075719e-06	55 0.0003037661 0.0005310816 5.561859e-05
57 2.209085e-06	56 0.0003006904 0.0005273738 5.563731e-05
58 2.024058e-06	57 0.0002984813 0.0005251674 5.565038e-05
59 2.012900e-06	58 0.0002964573 0.0005228093 5.566562e-05
60 1.962995e-06	59 0.0002944444 0.0005224589 5.566779e-05
61 1.726587e-06	60 0.0002924814 0.0005190620 5.568779e-05
62 1.718495e-06	61 0.0002907548 0.0005174142 5.569826e-05
63 1.670620e-06	62 0.0002890363 0.0005173570 5.569866e-05
64 1.393960e-06	63 0.0002873657 0.0005156512 5.570966e-05
65 1.363652e-06	64 0.0002859717 0.0005143576 5.571842e-05
66 1.239792e-06	65 0.0002846080 0.0005128692 5.572584e-05
67 1.117805e-06	66 0.0002833683 0.0005125129 5.572833e-05
68 8.879037e-07	67 0.0002822504 0.0005115130 5.573529e-05
69 3.802276e-07	68 0.0002813625 0.0005103058 5.574389e-05
70 3.352060e-07	69 0.0002809823 0.0005097241 5.574800e-05
71 3.018222e-07	70 0.0002806471 0.0005095876 5.574900e-05
72 2.705763e-07	71 0.0002803453 0.0005092571 5.575141e-05
73 2.406202e-07	72 0.0002800747 0.0005089413 5.575371e-05
74 2.246438e-07	73 0.0002798341 0.0005085988 5.575624e-05
75 2.241231e-07	74 0.0002796094 0.0005085995 5.575623e-05
76 2.064867e-07	75 0.0002793853 0.0005084853 5.575704e-05
77 1.957174e-07	76 0.0002791788 0.0005082952 5.575841e-05
78 1.592590e-07	77 0.0002789831 0.0005080685 5.576007e-05
79 1.404245e-07	78 0.0002788239 0.0005077396 5.576247e-05
80 1.353187e-07	79 0.0002786834 0.0005075637 5.576376e-05

81	1.156831e-07	80	0.0002785481	0.0005075049	5.576419e-05
82	5.789572e-08	81	0.0002784324	0.0005073087	5.576563e-05
83	4.456193e-08	82	0.0002783745	0.0005072384	5.576614e-05
84	4.144721e-08	83	0.0002783300	0.0005071885	5.576651e-05
85	3.632009e-08	84	0.0002782885	0.0005071663	5.576668e-05
86	3.576130e-08	85	0.0002782522	0.0005071116	5.576708e-05
87	2.895598e-08	86	0.0002782164	0.0005070952	5.576720e-05
88	2.715575e-08	87	0.0002781875	0.0005070409	5.576761e-05
89	2.182649e-08	88	0.0002781603	0.0005070306	5.576768e-05
90	2.084407e-08	89	0.0002781385	0.0005070234	5.576774e-05
91	1.351809e-08	90	0.0002781177	0.0005070173	5.576778e-05
92	0.000000e+00	91	0.0002781041	0.0005070173	5.576778e-05

Observemos la columna xerror, el error va disminuyendo hasta el valor 0.0002781041

**Veámoslo a través de un gráfico:**

`plotcp(m4)`



**Generemos la predicción para nuestro modelo m4 con los datos de prueba:**

```
predETH <- predict(m4, archivo_pruebaETH)
```

predETH

1	2	3	4	5	6	7	8
937.0919	1159.2265	1305.5187	1403.6088	1051.6945	1051.6945	1051.6945	1224.1603
9	10	11	12	13	14	15	16
1051.6945	767.2198	845.8826	845.8826	937.0919	937.0919	845.8826	937.0919
17	18	19	20	21	22	23	24
845.8826	845.8826	767.2198	707.0963	707.0963	707.0963	549.0883	549.0883
25	26	27	28	29	30	31	32
549.0883	524.6194	453.2755	395.7272	373.0988	373.0988	608.9470	608.9470
33	34	35	36	37	38	39	40
707.0963	651.8061	707.0963	845.8826	707.0963	707.0963	707.0963	651.8061
41	42	43	44	45	46	47	48
581.8693	581.8693	581.8693	581.8693	581.8693	581.8693	608.9470	524.6194
49	50	51	52	53	54	55	56
435.0149	435.0149	462.8282	475.9724	453.2755	435.0149	435.0149	435.0149
57	58	59	60	61	62	63	64
453.2755	475.9724	453.2755	453.2755	475.9724	435.0149	412.3305	412.3305
65	66	67	68	69	70	71	72
351.0038	322.7811	302.1245	284.4254	284.4254	284.4254	284.4254	284.4254
73	74	75	76	77	78	79	80
302.1245	284.4254	233.2299	196.1000	196.1000	184.4457	196.1000	245.6943
81	82	83	84	85	86	87	88
217.5279	233.2299	229.1537	221.1085	225.5407	225.5407	229.1537	225.5407
89	90	91	92	93	94	95	96

200.6844	203.9816	203.9816	203.9816	196.1000	200.6844	200.6844	207.7523
97	98	99	100	101	102	103	104
217.5279	211.1209	211.1209	211.1209	180.4845	180.4845	172.9447	149.3272
105	106	107	108	109	110	111	112
115.3556	100.6379	115.3556	115.3556	115.3556	100.6379	100.6379	100.6379
113	114	115	116	117	118	119	120
100.6379	100.6379	100.6379	100.6379	115.3556	133.9966	137.1824	133.9966
121	122	123	124	125	126	127	128
156.9817	156.9817	156.9817	156.9817	128.5315	128.5315	115.3556	100.6379
129	130	131	132	133	134	135	136
115.3556	100.6379	100.6379	122.5085	122.5085	122.5085	149.3272	149.3272
137	138	139	140	141	142	143	144
149.3272	140.8703	133.9966	137.1824	137.1824	137.1824	137.1824	133.9966
145	146	147	148	149	150	151	152
133.9966	140.8703	137.1824	137.1824	163.6724	175.8211	175.8211	163.6724
153	154	155	156	157	158	159	160
167.9746	167.9746	172.9447	172.9447	170.7856	172.9447	172.9447	233.2299
161	162	163	164	165	166	167	168
263.6459	263.6459	240.4963	245.6943	233.2299	245.6943	263.6459	271.2291
169	170	171	172	173	174	175	176
271.2291	271.2291	271.2291	302.1245	322.7811	322.7811	302.1245	302.1245
177	178	179	180	181	182	183	184
284.4254	284.4254	322.7811	284.4254	217.5279	211.1209	217.5279	211.1209
185	186	187	188	189	190	191	192
217.5279	221.1085	221.1085	229.1537	207.7523	186.8073	196.1000	186.8073
193	194	195	196	197	198	199	200
172.9447	170.7856	175.8211	175.8211	180.4845	180.4845	180.4845	180.4845
201	202	203	204	205	206	207	208

211.1209	217.5279	217.5279	175.8211	175.8211	180.4845	180.4845	180.4845
209	210	211	212	213	214	215	216
175.8211	163.6724	163.6724	180.4845	180.4845	186.8073	186.8073	175.8211
217	218	219	220	221	222	223	224
163.6724	149.3272	149.3272	149.3272	149.3272	149.3272	149.3272	143.7286
225	226	227	228	229	230	231	232
143.7286	128.5315	133.9966	133.9966	128.5315	128.5315	143.7286	163.6724
233	234	235	236	237	238	239	240
167.9746	167.9746	163.6724	170.7856	184.4457	184.4457	189.5961	203.9816
241	242	243	244	245	246	247	248
211.1209	221.1085	221.1085	225.5407	221.1085	284.4254	263.6459	263.6459
249	250	251	252	253	254	255	256
263.6459	250.5203	229.1537	229.1537	229.1537	233.2299	229.1537	122.5085
257	258	259	260	261	262	263	264
115.3556	122.5085	133.9966	133.9966	133.9966	133.9966	140.8703	143.7286
265	266	267	268	269	270	271	272
170.7856	163.6724	156.9817	149.3272	180.4845	172.9447	196.1000	211.1209
273	274	275	276	277	278	279	280
217.5279	211.1209	203.9816	211.1209	186.8073	207.7523	211.1209	211.1209
281	282	283	284	285	286	287	288
211.1209	203.9816	203.9816	245.6943	233.2299	240.4963	229.1537	233.2299
289	290	291	292	293	294	295	296
229.1537	229.1537	240.4963	225.5407	225.5407	240.4963	240.4963	240.4963
297	298	299	300	301	302	303	304
233.2299	233.2299	263.6459	322.7811	351.0038	385.8758	395.7272	395.7272
305	306	307	308	309	310	311	312
435.0149	412.3305	385.8758	373.0988	373.0988	385.8758	351.0038	351.0038
313	314	315	316	317	318	319	320

351.0038 351.0038 351.0038 351.0038 351.0038 385.8758 373.0988 373.0988  
321 322 323 324 325 326 327 328  
373.0988 395.7272 385.8758 385.8758 462.8282 475.9724 549.0883 608.9470  
329 330 331 332 333 334 335 336  
608.9470 608.9470 581.8693 651.8061 651.8061 581.8693 707.0963 707.0963  
337 338 339 340 341 342 343 344  
707.0963 1224.1603 1224.1603 1305.5187 1113.6519 1051.6945 1305.5187 1224.1603  
345 346 347 348 349 350 351 352  
1403.6088 1305.5187 1305.5187 1523.8271 1579.6409 1702.9468 1912.3375 1403.6088  
353 354 355 356 357 358 359 360  
1523.8271 1579.6409 1702.9468 1830.6057 1830.6057 1773.6070 1830.6057 1773.6070  
361 362 363 364 365 366 367 368  
1830.6057 1579.6409 1702.9468 1830.6057 1912.3375 2147.5315 1974.9466 2147.5315  
369 370 371 372 373 374 375 376  
2147.5315 2783.3568 2783.3568 3921.4113 3921.4113 3555.2905 4104.8310 3239.4921  
377 378 379 380 381 382 383 384  
3382.0650 2443.3610 2255.8988 2614.6611 2880.6368 2614.6611 2614.6611 2353.5727  
385 386 387 388 389 390 391 392  
2529.0590 2255.8988 1912.3375 1830.6057 1830.6057 1974.9466 2050.4433 2255.8988  
393 394 395 396 397 398 399 400  
2353.5727 2353.5727 2147.5315 1974.9466 1912.3375 1912.3375 1912.3375 1773.6070  
401 402 403 404 405 406 407 408  
1974.9466 2529.0590 2706.3372 2783.3568 3239.4921 3798.1524 3921.4113 3555.2905  
409 410 411 412 413 414 415 416  
3382.0650 3239.4921 3555.2905 3555.2905 3382.0650 2783.3568 3086.8271 3156.6170  
417 418 419 420 421 422 423 424  
3382.0650 3382.0650 3555.2905 3555.2905 3555.2905 3382.0650 3555.2905 3798.1524  
425 426 427 428 429 430 431 432

3921.4113 4104.8310 3921.4113 4633.4820 4633.4820 4633.4820 4633.4820 4322.9326  
 433 434 435 436 437 438 439 440  
 4104.8310 4322.9326 4104.8310 4633.4820 3921.4113 3798.1524 4104.8310 3921.4113  
 441 442 443 444 445 446 447 448  
 3921.4113 4104.8310 3555.2905 3798.1524 3156.6170 3086.8271 2443.3610 2706.3372  
 449 450 451 452 453 454 455 456  
 3086.8271 3156.6170 2783.3568 2614.6611 2614.6611 2614.6611 2614.6611 2783.3568  
 457 458 459 460 461 462 463 464  
 2940.0773 2783.3568 2783.3568 3010.3766 3239.4921 3382.0650 3382.0650 3239.4921  
 465 466 467 468 469 470 471 472  
 3382.0650 3382.0650 3156.6170 3239.4921 3239.4921 3086.8271 3086.8271 2940.0773  
 473 474 475 476 477 478 479 480  
 2783.3568 2706.3372 2880.6368 2050.4433 1912.3375 1912.3375 1773.6070 1830.6057  
 481 482 483 484 485 486 487 488  
 1830.6057 1830.6057 1773.6070 1403.6088 1224.1603 1051.6945 1113.6519 1224.1603  
 489 490 491 492 493 494 495 496  
 1224.1603 1159.2265 1159.2265 1051.6945 1224.1603 1403.6088 1305.5187 1523.8271  
 497 498 499 500 501 502 503 504  
 1523.8271 1579.6409 1702.9468 1702.9468 1702.9468 1702.9468 1702.9468 1912.3375  
 505 506 507 508 509 510 511 512  
 1912.3375 1912.3375 1630.7566 1630.7566 1630.7566 1523.8271 1523.8271 1630.7566  
 513 514 515 516 517 518 519 520  
 1630.7566 1702.9468 1579.6409 1403.6088 1305.5187 1305.5187 1305.5187 **1305.5187**

Estos son los valores predichos por nuestro modelo m4, para nuestros datos de prueba que son 520 datos en total.

### **Veamos la precisión del modelo m4.**

```
sqrt (mean((predETH - archivo_pruebaETH$AdjClose) ^ 2))
```

```
[1] 23.74157
```

Los valores predichos por nuestro modelo se alejan 23.74157 de los valores reales de nuestros datos, por ello con este modelo hemos obtenido una mejor predicción con respecto al modelo m3, con esto finalizaremos la etapa 3 y 4 para este modelo m4.

## **Aplicación del modelo alternativo randomForest con la herramienta R. Librería randomForest, para bosques aleatorio.**

Moneda Bitcoin:

**Gráfico de series de tiempo variable precio del bitcoin**



En este gráfico podemos observar el comportamiento del precio del cierre ajustado del bitcoin del 01 de enero del año 2018 al 30 de septiembre del año 2022.

### **Entrenamos nuestro modelo:**

```
BTC_rf <- read_excel("BTC1.xlsx")  
View(BTC_rf)  
set.seed(345)  
entrenamiento_rf <- sample(1:1734, 1214)  
archivo_entrenamiento_rf <- BTC_rf[entrenamiento_rf, ]  
archivo_prueba_rf <- BTC_rf[-entrenamiento_rf, ]
```

### **Generamos nuestro primer modelo para nuestro bosque aleatorio moneda Bitcoin:**

```
Blt_rf <- randomForest(AdjClose ~ ., data=archivo_entrenamiento_rf,
```



```
ntree=400, mtry=5,  
proximity=TRUE)
```

**BIt\_rf nos imprime por pantalla lo siguiente:**

Call:

```
randomForest(formula = AdjClose ~ ., data = archivo_entrenamiento_rf, ntree = 400, mtry = 5,  
proximity = TRUE)
```

Type of random forest: regression

Number of trees: 400

No. of variables tried at each split: 5

Mean of squared residuals: 18614.35

% Var explained: 99.99

Estos valores que se muestran, nos dan, nuestro bosque aleatorio para ETH1\_rf. En este caso nos proporciona; el número de árboles con cual fue creado nuestro modelo ETH1\_rf, el número de variables probadas en cada división, la media de los residuos cuadrados y el % Var explicado.

**Generamos la predicción para nuestro BIt\_rf con los datos de prueba:**

```
predBTC1 <- predict(BIt_rf, archivo_prueba_rf)
```

**predBTC imprime por pantalla lo resultados obtenidos de predBTC1.**

<b>1</b>	<b>2</b>	<b>3</b>	<b>4</b>	<b>5</b>	<b>6</b>	<b>7</b>	<b>8</b>
<b>15412.600</b>	<b>15648.753</b>	<b>15011.421</b>	<b>14306.101</b>	<b>11185.007</b>	<b>10928.214</b>	<b>11350.796</b>	<b>11783.218</b>
<b>9</b>	<b>10</b>	<b>11</b>	<b>12</b>	<b>13</b>	<b>14</b>	<b>15</b>	<b>16</b>
<b>9172.289</b>	<b>7770.922</b>	<b>8123.689</b>	<b>8924.835</b>	<b>11078.971</b>	<b>11412.029</b>	<b>10316.651</b>	<b>10720.793</b>
<b>17</b>	<b>18</b>	<b>19</b>	<b>20</b>	<b>21</b>	<b>22</b>	<b>23</b>	<b>24</b>
<b>10432.588</b>	<b>11089.426</b>	<b>9949.594</b>	<b>9336.304</b>	<b>9202.745</b>	<b>9193.438</b>	<b>7911.672</b>	<b>8917.445</b>
<b>25</b>	<b>26</b>	<b>27</b>	<b>28</b>	<b>29</b>	<b>30</b>	<b>31</b>	<b>32</b>
<b>8940.833</b>	<b>8498.982</b>	<b>7964.564</b>	<b>6891.450</b>	<b>6846.453</b>	<b>6862.933</b>	<b>8905.357</b>	<b>8814.908</b>
<b>33</b>	<b>34</b>	<b>35</b>	<b>36</b>	<b>37</b>	<b>38</b>	<b>39</b>	<b>40</b>
<b>9351.798</b>	<b>9129.680</b>	<b>9236.297</b>	<b>9877.498</b>	<b>8437.258</b>	<b>8501.204</b>	<b>8393.339</b>	<b>8056.336</b>
<b>41</b>	<b>42</b>	<b>43</b>	<b>44</b>	<b>45</b>	<b>46</b>	<b>47</b>	<b>48</b>

7560.007	7487.541	7361.765	7460.017	7543.324	7634.494	6785.931	6774.512
49	50	51	52	53	54	55	56
6123.594	6198.066	6593.037	6738.904	6396.941	6238.906	6244.115	6276.987
57	58	59	60	61	62	63	64
6355.242	7455.807	7355.937	7695.315	8387.490	7790.226	7559.043	7044.103
65	66	67	68	69	70	71	72
6303.441	6195.789	6502.686	6473.716	6525.261	6715.850	6766.557	6964.764
73	74	75	76	77	78	79	80
7194.900	7256.812	6789.237	6295.488	6332.688	6329.154	6284.757	6714.938
81	82	83	84	85	86	87	88
6487.128	6592.468	6547.827	6492.991	6625.287	6593.501	6641.748	6586.692
89	90	91	92	93	94	95	96
6292.279	6473.304	6482.280	6472.931	6321.096	6380.576	6358.136	6377.375
97	98	99	100	101	102	103	104
6461.255	6458.447	6390.794	6376.594	5872.204	5619.238	5561.936	4922.258
105	106	107	108	109	110	111	112
3987.156	3737.320	3816.607	4290.925	4162.546	3458.371	3436.895	3437.867
113	114	115	116	117	118	119	120
3371.604	3289.895	3503.693	3655.125	4001.605	3855.292	3826.369	3748.560
121	122	123	124	125	126	127	128
3940.145	3855.397	3849.367	4070.541	3674.955	3700.381	3585.077	3478.916
129	130	131	132	133	134	135	136
3492.852	3460.351	3433.885	3670.679	3671.624	3626.840	3982.660	3966.009
137	138	139	140	141	142	143	144
4002.410	3883.560	3850.573	3894.877	3903.976	3913.526	3952.201	3912.146
145	146	147	148	149	150	151	152
3909.379	4031.781	4028.168	4025.981	5057.174	5221.039	5311.423	5060.373
153	154	155	156	157	158	159	160

5194.876	5255.128	5292.660	5337.714	5562.679	5785.662	6377.538	7275.822
161	162	163	164	165	166	167	168
7971.953	8324.275	7714.099	7964.362	7686.204	7912.913	8153.929	8835.064
169	170	171	172	173	174	175	176
9321.490	9275.667	9527.740	10690.505	11781.681	12833.069	12263.259	10582.473
177	178	179	180	181	182	183	184
10792.804	10989.998	12251.462	12279.316	10368.842	9911.645	9809.522	9544.882
185	186	187	188	189	190	191	192
10075.108	10819.989	10958.083	11489.748	10906.882	10061.305	10769.101	10131.538
193	194	195	196	197	198	199	200
9773.233	9523.875	10597.513	10579.190	10508.737	10448.659	10404.942	10363.560
201	202	203	204	205	206	207	208
10208.765	10175.933	10014.447	8248.410	8333.487	8385.619	8335.243	8206.858
209	210	211	212	213	214	215	216
8247.536	7535.431	7507.306	9267.031	9237.720	8808.790	8722.777	8051.837
217	218	219	220	221	222	223	224
7654.250	7212.896	7536.735	7322.119	7552.804	7565.576	7410.234	7274.236
225	226	227	228	229	230	231	232
7142.104	7195.139	7518.364	7289.650	7202.209	6972.499	8052.229	8727.967
233	234	235	236	237	238	239	240
8718.536	8670.066	8434.139	8915.330	9515.717	9387.398	9344.125	9603.742
241	242	243	244	245	246	247	248
9740.551	9806.827	9865.400	10111.789	9874.899	10134.482	9635.549	9604.079
249	250	251	252	253	254	255	256
9657.795	9343.631	8816.687	8805.124	8666.484	8863.843	8805.470	5243.576
257	258	259	260	261	262	263	264
5226.991	5922.822	6402.502	6467.568	6438.331	6604.236	6789.443	6860.238
265	266	267	268	269	270	271	272

7294.853	6962.215	6846.284	6642.520	7191.207	6888.219	7672.062	8864.086
273	274	275	276	277	278	279	280
8985.004	8915.953	9268.366	9910.139	8598.605	9663.327	9740.603	9740.377
281	282	283	284	285	286	287	288
9526.038	8806.956	8916.149	10165.983	9325.917	9477.902	9448.815	9531.150
289	290	291	292	293	294	295	296
9286.023	9312.052	9651.372	9189.973	9081.266	9375.393	9242.752	9241.203
297	298	299	300	301	302	303	304
9135.939	9161.312	9526.350	11089.081	11305.524	11237.580	11694.320	11899.770
305	306	307	308	309	310	311	312
11898.716	11780.810	10511.971	10365.739	10976.731	10943.965	10527.742	10681.058
313	314	315	316	317	318	319	320
10776.116	10785.683	10611.284	10540.581	10671.831	11558.847	11312.669	11757.117
321	322	323	324	325	326	327	328
11927.037	12784.777	13649.077	13882.757	15542.018	16299.272	18659.516	18328.842
329	330	331	332	333	334	335	336
19583.745	19289.393	18515.439	21329.762	22850.801	23282.958	26760.590	29003.802
337	338	339	340	341	342	343	344
29379.614	36851.758	40714.011	38383.454	35484.854	33906.922	36634.655	32140.819
345	346	347	348	349	350	351	352
32572.901	30402.082	33496.217	35512.782	36937.709	38053.318	51889.952	44969.981
353	354	355	356	357	358	359	360
48269.808	50680.558	51129.613	51907.878	55990.811	57316.197	59447.200	57814.768
361	362	363	364	365	366	367	368
58356.249	51929.896	55976.558	57796.106	58972.046	58300.488	56068.158	59729.312
369	370	371	372	373	374	375	376
55965.647	54848.834	57790.031	58890.002	55991.982	49695.597	50056.649	43691.729
377	378	379	380	381	382	383	384

42823.264 37328.056 37536.940 38750.336 39202.898 33607.672 37331.422 35570.266

385 386 387 388 389 390 391 392

40168.053 35618.589 32324.836 31751.113 32164.744 34617.741 34354.871 34967.503

393 394 395 396 397 398 399 400

35509.386 34303.417 32868.479 32766.452 31765.414 31444.056 31599.713 29759.006

401 402 403 404 405 406 407 408

32070.983 40034.153 39722.799 40822.281 47076.457 48850.523 52361.329 46053.339

409 410 411 412 413 414 415 416

46361.469 44840.563 48147.628 47752.909 47270.391 40650.377 43611.387 44780.939

417 418 419 420 421 422 423 424

48137.515 47695.976 55058.601 53884.406 54906.863 54842.471 57396.164 57305.281

425 426 427 428 429 430 431 432

61425.379 65688.669 60844.014 61230.083 61502.947 65683.577 64711.774 60521.079

433 434 435 436 437 438 439 440

56937.186 56260.895 53560.911 57117.188 47240.271 46691.921 48917.705 47709.749

441 442 443 444 445 446 447 448

48631.253 50742.221 47162.180 46449.411 41591.695 41770.272 34976.189 37195.818

449 450 451 452 453 454 455 456

43784.857 44463.301 40039.307 38428.582 37088.601 38366.374 38393.665 39133.678

457 458 459 460 461 462 463 464

43966.850 42415.737 41078.108 42797.215 46813.511 47097.282 47478.245 45544.925

465 466 467 468 469 470 471 472

45919.657 45615.163 43296.270 43626.409 42784.797 40718.349 41495.077 39744.366

473 474 475 476 477 478 479 480

38103.928 37770.145 38462.676 30208.081 29649.120 31737.617 29733.407 29787.291

481 482 483 484 485 486 487 488

29810.500 31105.434 30318.482 27431.571 22440.438 19155.834 20734.647 21202.417

489 490 491 492 493 494 495 496

20881.749 20213.767 20515.526 19327.511 20520.407 21145.087 20895.813 22712.728  
 497 498 499 500 501 502 503 504  
 22481.340 22545.597 23848.343 24090.400 23324.849 22902.872 23178.250 24150.479  
 505 506 507 508 509 510 511 512  
 24620.737 24207.412 21174.342 21551.756 21419.857 20303.510 19785.039 19782.896  
 513 514 515 516 517 518 519 520  
 19267.304 22313.750 20329.412 19728.397 19409.298 18832.529 19216.190 **19224.934**

Estos son los valores predichos por nuestro modelo BIt\_rf, para nuestros datos de prueba que son 520 datos en total.

Veamos la precisión del modelo BIt\_rf.

```
sqrt (mean((predBTC1 - archivo_prueba_rf$AdjClose) ^ 2))
```

```
[1] 92.48863
```

Los valores predichos por nuestro modelo BIt\_rf se alejan 92.48863 de los valores reales de nuestros datos.

## Aplicación del modelo alternativo randomForest con la herramienta R.

Librería randomForest, para bosques aleatorio.

Moneda Ethereum:

Gráfico de series de tiempo variable precio del bitcoin



En este gráfico podemos observar el comportamiento del precio del cierre ajustado del bitcoin del 01 de Enero del año 2018 al 30 de septiembre del año 2022.

### **Entrenamos nuestro modelo:**

```
ETH_rf <- read_excel("ETH.xlsx")  
View(ETH_rf)  
set.seed(345)  
entrenamientoETH_rf<-sample(1:1734, 1214)  
archivo_entrenamientoETH_rf <- ETH_rf[entrenamientoETH_rf, ]  
archivo_pruebaETH_rf <- ETH_rf[-entrenamientoETH_rf, ]
```

### **Generamos nuestro primer modelo para nuestro bosque aleatorio moneda Ethereum:**

```
ETH1_rf <- randomForest(AdjClose ~ ., data=archivo_entrenamientoETH_rf,  
                        ntree=400, mtry=2,  
                        proximity=TRUE)
```

**ETH1\_rf nos imprime por pantalla lo siguiente:**

**Call:**

```
randomForest(formula = AdjClose ~ ., data = archivo_entrenamientoETH_rf, ntree  
= 400, mtry = 2, proximity = TRUE)
```

**Type of random forest: regression**

**Number of trees: 400**

**No. of variables tried at each split: 2**

**Mean of squared residuals: 551.329**

**% Var explained: 99.96**

Estos valores que se muestran, nos dan, nuestro bosque aleatorio para ETH1\_rf. En este caso nos proporciona; el número de árboles con cual fue creado nuestro modelo ETH1\_rf, el número de variables probadas en cada división, la media de los residuos cuadrados y el % Var explicado.

### **Generamos la predicción para nuestro ETH1\_rf con los datos de prueba:**

```
predETH1 <- predict(ETH1_rf, archivo_pruebaETH_rf)
```

predETH1 imprime por pantalla lo resultados obtenidos de predETH1.

1	2	3	4	5	6	7
983.01451	1145.31148	1262.29240	1362.14187	1016.60185	1019.17793	1038.37191
8	9	10	11	12	13	14
1226.00384	1062.28102	743.47657	822.70764	859.77866	960.76966	910.03657
15	16	17	18	19	20	21
865.51289	875.29076	861.43092	858.12677	761.08698	713.38581	703.76058
22	23	24	25	26	27	28
693.33755	562.43315	554.42553	559.58516	527.72541	451.77017	391.66834
29	30	31	32	33	34	35
379.48916	383.95801	604.11613	618.50567	680.82511	666.86781	684.63956
36	37	38	39	40	41	42
811.79489	696.04113	714.49683	699.66310	663.79262	600.72898	592.90034
43	44	45	46	47	48	49
575.74296	558.82060	582.28955	601.36181	541.01084	536.08637	440.64072
50	51	52	53	54	55	56
429.66753	466.68754	480.45171	442.07074	432.91521	435.58059	435.97252
57	58	59	60	61	62	63
448.74280	471.95621	454.15336	454.66065	477.19760	440.48594	418.27679
64	65	66	67	68	69	70
410.53419	362.32166	343.60550	302.22766	282.22470	277.50325	282.66896
71	72	73	74	75	76	77
282.09906	283.78848	293.97977	289.69079	243.62277	197.09519	197.02153
78	79	80	81	82	83	84
187.03129	200.28477	243.70714	217.28071	228.86778	227.42281	220.83919
85	86	87	88	89	90	91
226.26050	225.04384	228.38236	225.12936	199.75100	203.89431	204.24931
92	93	94	95	96	97	98



203.69364	197.69225	199.52729	200.47818	207.15225	217.98777	213.47839
99	100	101	102	103	104	105
210.93011	210.63434	185.50783	180.60693	174.17980	154.62974	114.60187
106	107	108	109	110	111	112
109.85826	106.74468	117.48752	116.44617	91.80171	91.51893	90.46520
113	114	115	116	117	118	119
90.03736	88.05743	91.22880	95.36098	113.82571	132.50875	138.95838
120	121	122	123	124	125	126
134.36266	151.75080	153.91886	156.18632	157.22872	127.38862	127.00235
127	128	129	130	131	132	133
113.55546	107.88225	108.02259	107.01134	105.15193	119.47949	122.58111
134	135	136	137	138	139	140
123.53676	146.54330	146.31510	146.88339	140.41545	133.81325	136.51248
141	142	143	144	145	146	147
138.38411	138.58991	137.86065	134.56630	133.98549	139.89112	136.85004
148	149	150	151	152	153	154
136.81866	166.39327	176.39957	178.40724	164.02394	167.02847	167.71619
155	156	157	158	159	160	161
172.98881	173.93716	172.78388	170.27294	172.88025	236.19039	255.60347
162	163	164	165	166	167	168
260.60115	242.65658	247.44762	233.96100	246.19041	258.68034	267.87364
169	170	171	172	173	174	175
273.13661	267.48559	270.56902	308.69051	314.99600	337.78818	308.16759
176	177	178	179	180	181	182
294.52993	287.21894	287.23842	312.35382	292.75812	218.96074	212.86366
183	184	185	186	187	188	189
215.91795	209.67788	218.12665	221.84119	222.23263	229.54209	208.19093
190	191	192	193	194	195	196

189.66193	197.14985	187.65997	178.11155	170.37193	176.42542	174.67397
197	198	199	200	201	202	203
177.04221	180.86529	180.03447	179.49767	211.71165	218.35731	217.83307
204	205	206	207	208	209	210
172.59237	178.95145	178.73679	181.65786	182.37812	175.30273	163.84846
211	212	213	214	215	216	217
162.37952	183.44693	182.52936	186.84121	186.01220	175.92848	163.76005
218	219	220	221	222	223	224
147.36239	150.17520	149.71906	149.05757	150.32527	149.44354	145.21415
225	226	227	228	229	230	231
142.93207	128.38049	132.41737	134.06623	130.07482	127.86964	143.49789
232	233	234	235	236	237	238
164.11040	167.47138	168.69975	161.82080	170.76582	183.74644	183.32850
239	240	241	242	243	244	245
188.36892	201.09191	211.03537	221.51768	222.23713	228.30237	223.47585
246	247	248	249	250	251	252
280.26000	267.29610	259.33800	266.62411	252.65349	230.28670	227.58303
253	254	255	256	257	258	259
226.39173	228.57274	225.45758	125.33440	113.62807	125.89772	133.37147
260	261	262	263	264	265	266
135.39045	133.59080	134.87478	142.27173	144.83642	170.87971	160.84342
267	268	269	270	271	272	273
157.93830	154.43594	183.00459	175.98414	197.45548	213.49630	216.39990
274	275	276	277	278	279	280
212.13031	204.62749	210.95306	185.81016	206.80214	213.48084	212.60272
281	282	283	284	285	286	287
210.89305	203.11469	204.59919	245.36066	233.84756	238.90561	229.62541
288	289	290	291	292	293	294

233.81747	227.84989	229.36038	242.09024	228.12831	227.24848	240.66772
295	296	297	298	299	300	301
239.97914	240.06174	234.23956	237.34168	259.48436	325.31046	343.86030
302	303	304	305	306	307	308
386.12171	392.16902	396.58974	435.12919	412.67904	386.80969	365.72229
309	310	311	312	313	314	315
366.60430	385.48009	337.95341	351.30311	355.30636	358.04855	356.70907
316	317	318	319	320	321	322
350.22709	335.29844	385.06460	367.53180	378.73919	373.19855	388.65949
323	324	325	326	327	328	329
386.14500	385.51760	462.33550	471.54353	540.73473	590.38621	609.37452
330	331	332	333	334	335	336
598.82787	567.47855	625.17078	650.79078	595.92412	727.82952	737.07359
337	338	339	340	341	342	343
733.95611	1188.99655	1207.92248	1252.77189	1093.97490	1074.35109	1240.09089
344	345	346	347	348	349	350
1229.55394	1366.08449	1256.84448	1317.58514	1518.01571	1592.09404	1713.11723
351	352	353	354	355	356	357
1917.01232	1396.30149	1490.93662	1567.53065	1716.39674	1802.63247	1807.39318
358	359	360	361	362	363	364
1792.36449	1868.16206	1794.25139	1827.19461	1585.76724	1697.61827	1802.06383
365	366	367	368	369	370	371
1896.32876	2121.80028	1987.57690	2140.23942	2150.93653	2720.99949	2776.71738
372	373	374	375	376	377	378
3719.04161	3937.81432	3718.80536	4043.36497	3348.03762	3424.16230	2472.04850
379	380	381	382	383	384	385
2310.54975	2476.08225	2843.41680	2634.56990	2575.47993	2371.99371	2529.61400
386	387	388	389	390	391	392

2199.90067	1879.50945	1878.76777	1819.69557	1958.78829	2076.74473	2250.74206
393	394	395	396	397	398	399
2313.19720	2313.63061	2152.56018	1979.85630	1932.69459	1887.88953	1886.06818
400	401	402	403	404	405	406
1795.03841	1964.87539	2580.09844	2696.96267	2760.15604	3265.11498	3677.52328
407	408	409	410	411	412	413
3933.72805	3474.93117	3466.35305	3290.77261	3544.98707	3574.92564	3453.90125
414	415	416	417	418	419	420
2832.69147	3040.54898	3141.77552	3255.58050	3401.87262	3538.03696	3586.78773
421	422	423	424	425	426	427
3586.17800	3471.29274	3542.95382	3710.58015	3850.43305	4112.95850	3992.25887
428	429	430	431	432	433	434
4505.49047	4491.31172	4660.20090	4625.33338	4333.92555	4094.10647	4267.02796
435	436	437	438	439	440	441
4140.45740	4562.29766	3969.53058	3778.31033	3981.59054	3989.69314	3996.79247
442	443	444	445	446	447	448
4069.22910	3678.39848	3777.97355	3222.87548	3104.34933	2429.66638	2674.62009
449	450	451	452	453	454	455
3130.18931	3130.67127	2808.97739	2632.94196	2611.72869	2610.41077	2581.25813
456	457	458	459	460	461	462
2793.97983	2946.58200	2848.72527	2801.14719	3004.98678	3273.00774	3351.08336
463	464	465	466	467	468	469
3420.96174	3319.65190	3449.99039	3461.65717	3213.78559	3229.83578	3244.14390
470	471	472	473	474	475	476
3035.24221	3106.77714	2964.06352	2843.57487	2762.59791	2845.17291	2030.38289
477	478	479	480	481	482	483
1956.12985	1952.15917	1801.97382	1795.40816	1806.53164	1812.14070	1797.37558
484	485	486	487	488	489	490

1467.42162	1190.57551	1020.20515	1137.14974	1216.27909	1204.00027	1142.24242
491	492	493	494	495	496	497
1170.66183	1056.36809	1170.97258	1312.47334	1333.57688	1555.54002	1554.23999
498	499	500	501	502	503	504
1602.02318	1721.02755	1699.82042	1690.82531	1712.22022	1700.41635	1880.61975
505	506	507	508	509	510	511
1944.19754	1922.78089	1685.14743	1644.72613	1651.47687	1556.19723	1567.70740
512	513	514	515	516	517	518
1611.41568	1611.85135	1730.15273	1608.26028	1441.96666	1313.18506	1321.85969
519	520					
1318.04463	1337.01739					

Estos son los valores predichos por nuestro modelo predETH1, para nuestros datos de prueba que son 520 datos en total.

Veamos la precisión del modelo predETH1.

```
sqrt (mean((predETH - archivo_pruebaETH$AdjClose) ^ 2))
```

```
[1] 23.74157
```

Los valores predichos por nuestro modelo predETH1 se alejan 23.74157 de los valores reales de nuestros datos.

**NOTA:** a pesar de que, para los modelos con randomForest tiene una semilla (set.seed(345)) para que, a la hora de reproducir estos resultados, sean los mismo, randomForest genera su modelo de manera aleatoria, dando como resultado bosques aleatorios diferentes, por tal motivo a la hora de reproducir este modelo, el modelo que obtendrán será distinto al presentado acá, para las monedas Bitcoin y Ethereum.

## Informe con los resultados obtenidos. Etapa 5

### Moneda bitcoin:

En términos generales el rendimiento de la moneda bitcoin es bueno, se estima que para el 1 de octubre de 2022, tendrá un precio estimado de **19224.934\$** por Bitcoin, esto por el modelo generado con el randomForest, ahora con nuestro modelo de árbol de regresión ajustado, para el 1 de octubre de 2021, tendrá un precio estimado de **19225.420\$** por Bitcoin.

Esta información la podemos tener en cuenta a la hora de operar en la compra/venta de la criptomoneda.



En la imagen presentada, la cual obtuvimos de la pagina de <https://finance.yahoo.com/> para la criptomoneda Bitcoin, podemos observar que el día 30 de septiembre del 2022, la tendencia del precio de la criptomoneda era a la baja, por lo cual, para el día 01 de octubre del 2022 lo pronosticado por randomForest era **19224.934\$** por Bitcoin y el precio para ese día fue de 19044.11\$

**Nota:** Las predicciones con randomForest se alejan de los valores reales 92.48863 unidades en promedio y con el árbol de regresión ajustado se alejan 326.5503 unidades.

### Moneda Ethereum:

En términos generales el rendimiento de la moneda Ethereum también es bueno, se estima que, para el 1 de octubre de 2022, tendrá un precio estimado de **1337.01739\$** por Ethereum, esto por el modelo generado con el randomForest, ahora con nuestro modelo de árbol de regresión ajustado, para el 1 de octubre de 2022, tendrá un precio estimado de **1305.5187\$** por Ethereum.

Esta información la podemos tener en cuenta a la hora de operar en la compra/venta de la criptomoneda.



En la imagen presentada, la cual obtuvimos de la página de <https://finance.yahoo.com/> para la criptomoneda Ethereum, podemos observar que el día 30 de septiembre del 2022, la tendencia del precio de la criptomoneda era a la baja, por lo cual, para el día 01 de octubre del 2022 lo pronosticado por randomForest era 1337.01739\$ por Ethereum y el precio para ese día fue de 1276.09\$

**Nota:** Las predicciones con randomForest se alejan de los valores reales 23.74157 unidades en promedio y con el árbol de regresión ajustado se alejan 23.74157 unidades.

**Nota:** Estos modelos fueron elaborados con la herramienta R en su versión 4.2.1, los paquetes utilizados:

readxl en su versión 1.4.1, rpart en su versión 4.1.16, rpart.plot en su versión 3.1.1 y randomForest en su versión 4.7-1.1

**Elaborado por: José David Pérez Rivas CI: 18.796.169**