BayesIngenuo

Cristopher Barrios, Carlos Daniel Estrada

2023-03-17

librerias

```
library(rpart)
library(rpart.plot)
library(dplyr)
```

```
##
## Attaching package: 'dplyr'

## The following objects are masked from 'package:stats':
##
##     filter, lag

## The following objects are masked from 'package:base':
##
##     intersect, setdiff, setequal, union
```

```
library(fpc)
library(cluster)
library("ggpubr")
```

```
## Loading required package: ggplot2
```

```
library(mclust)
```

```
## Package 'mclust' version 6.0.0
## Type 'citation("mclust")' for citing this R package in publications.
```

```
library(caret)
```

```
## Loading required package: lattice
```

```
library(tree)
library(randomForest)
```

```
## randomForest 4.7-1.1

## Type rfNews() to see new features/changes/bug fixes.
```

```
##
## Attaching package: 'randomForest'

## The following object is masked from 'package:ggplot2':
##
##     margin

## The following object is masked from 'package:dplyr':
##
##     combine
```

```
library(plyr)
```

```
## ------------------------------------------------------------------------------

## You have loaded plyr after dplyr - this is likely to cause problems.
## If you need functions from both plyr and dplyr, please load plyr first, then dplyr:
## library(plyr); library(dplyr)

## ------------------------------------------------------------------------------

##
## Attaching package: 'plyr'

## The following object is masked from 'package:ggpubr':
##
##     mutate

## The following objects are masked from 'package:dplyr':
##
##     arrange, count, desc, failwith, id, mutate, rename, summarise,
##     summarize
```

```
library("stats")
library("datasets")
library("prediction")
library(tidyverse)
```

```
## -- Attaching packages --------------------------------------- tidyverse 1.3.2
## --

## v tibble  3.1.8     v purrr   1.0.1
## v tidyr   1.3.0     v stringr 1.5.0
## v readr   2.1.3     v forcats 1.0.0
## -- Conflicts ------------------------------------------ tidyverse_conflicts() --
## x plyr::arrange()         masks dplyr::arrange()
## x randomForest::combine() masks dplyr::combine()
## x purrr::compact()        masks plyr::compact()
## x plyr::count()           masks dplyr::count()
## x plyr::failwith()        masks dplyr::failwith()
```

```
## x dplyr::filter()         masks stats::filter()
## x plyr::id()              masks dplyr::id()
## x dplyr::lag()            masks stats::lag()
## x purrr::lift()           masks caret::lift()
## x purrr::map()            masks mclust::map()
## x randomForest::margin()  masks ggplot2::margin()
## x plyr::mutate()          masks ggpubr::mutate(), dplyr::mutate()
## x plyr::rename()          masks dplyr::rename()
## x plyr::summarise()       masks dplyr::summarise()
## x plyr::summarize()       masks dplyr::summarize()
```

```
library(e1071)
library(caret)
library(mlbench)
library(e1071)
```

1. Use los mismos conjuntos de entrenamiento y prueba que utilizó en las dos hojas anteriores.

```
datos = read.csv("./train.csv")

test<- read.csv("./test.csv", stringsAsFactors = FALSE)
```

```
set_entrenamiento <- sample_frac(datos, .7)
set_prueba <-setdiff(datos, set_entrenamiento)


drop <- c("LotFrontage", "Alley", "MasVnrType", "MasVnrArea", "BsmtQual", "BsmtCond", "BsmtExposure", "
set_entrenamiento <- set_entrenamiento[, !(names(set_entrenamiento) %in% drop)]
set_prueba <- set_prueba[, !(names(set_prueba) %in% drop)]
```

2. Elabore un modelo de regresión usando bayes ingenuo (naive bayes), el conjunto de entrenamiento y la variable respuesta SalesPrice. Prediga con el modelo y explique los resultados a los que llega. Asegúrese que los conjuntos de entrenamiento y prueba sean los mismos de las hojas anteriores para que los modelos sean comparables.

```
#percentiles
percentil <- quantile(datos$SalePrice)


estado<-c('Estado')
datos$Estado<-estado
datos <- within(datos, Estado[SalePrice<=129975] <- 'Economica')
datos$Estado[(datos$SalePrice>129975 &datos$SalePrice<=163000)] <- 'Intermedia'
datos$Estado[datos$SalePrice>163000] <- 'Cara'


#Bayes
porcentaje<-0.7
```

```r
set.seed(1234)
corte <- sample(nrow(datos),nrow(datos)*porcentaje)

#Entrenamiento
train<-datos[corte,]
#Prueba
test<-datos[-corte,]

corte
```

```
##    [1] 1308 1018 1125 1004  623  905  645  934  400  900   98 1127  726  326
##   [15] 1103  884  270 1406  184  574    4  552 1236  952 1219  996  479  634
##   [29]  901  578 1403 1132  131 1367 1065 1014  740  298  258   79 1206  305
##   [43] 1382  696  307  902 1329 1245  561 1337  136 1169  959  123 1258  608
##   [57]  495  534  803 1321  208 1155  854  569  951  248 1389  665  595  434
##   [71]  757  760 1242  276  169 1095  573  864 1447  485  460  840   60  449
##   [85]  548 1043  638  319 1140  145  102  214  390  597  160 1101  529  126
##   [99]  262  442  181  976  779  828  868  163  228  789  938 1370  646 1289
##  [113]  427 1375 1273 1430   40  877 1452  806  670  838  478  598 1166  659
##  [127]   71  457  891 1212  488  912  215  540  613  917  937  931  296  328
##  [141] 1171  889 1108 1107  250 1364  281  898  869  687  431 1054   10 1345
##  [155] 1412  585 1036  293  849  303 1320  107  752  543  775 1028   43  189
##  [169]  911  171   39  810  216   58  395 1208  456 1046 1194 1445  588   63
##  [183] 1282  417 1384  886 1094   59  804  203 1251 1267  413  577  542  476
##  [197]  940  979  522  405  716  607  801  501  429  778  982  205 1128 1234
##  [211]  471   66   88  601  309  142  294  715 1184  116  929  993  480 1039
##  [225]  486  254  725 1314 1202 1131  627  194  742  962 1432  894  365  421
##  [239]  823 1179 1190  207 1129  587  280  972  440  389  499  991  251 1326
##  [253]  463 1211  100  919  141  924  379 1060  626 1387 1313  708 1110  138
##  [267]  344  681  461  727 1421 1266 1433  700 1398 1404  371  380   97   49
##  [281]  754  815  475  174 1371  183  347 1098 1413 1438  118 1246  357  155
##  [295] 1409   61 1379 1298 1100 1111  335 1000   13  637 1024  526   41  545
##  [309]  772  334 1119  269  731  746  755 1003 1292   53  367  875  420   54
##  [323]  689  782 1172  831  768 1204 1150  191  843  771  694 1173  170  530
##  [337]   67   34  504  562 1185  166  936  350 1055  547  724  508  491  308
##  [351]  615  580 1400 1306   11  711   19  730  617  784  920  235  793  669
##  [365]  487  956  346  895  199  165 1383  865  614 1158  916  930  618  535
##  [379] 1025  609  241  980  563 1008 1207  853 1145 1317  348  998  893  201
##  [393]  127 1368  576   25  633  822 1374  786  830  926  570  135 1083  788
##  [407] 1271  790  224  698  206  647  589  833 1157  286 1402 1425 1066  668
##  [421] 1231  237  600  625  399  922  674  321  284 1085  382  462  128  161
##  [435] 1142 1388  807  477  222  352  888   85 1428 1347 1297  150  159 1443
##  [449]  361 1049  743  811 1339  675  227  374  391  331  204  908   57  969
##  [463]  866  541  377  639   55  494 1118 1191  279  677  702 1005  132 1192
##  [477]  263  973   76  340  703 1133  238  841  741 1217  630  953  704  223
##  [491]  354  218  187 1381 1064   23 1276 1240 1334 1012  932 1205  688 1316
##  [505]  343 1032 1419 1407  383 1454  514 1274   38  791  946  292  565  469
##  [519] 1349  983  366 1203  925  533  422  112  396  124  356  550   91  259
##  [533] 1182  848 1074 1115   17 1307  870  306 1277 1116  464 1023  234  544
##  [547] 1396  441 1385 1227  304  737  226  311  680 1093  524 1453  954  278
##  [561]  733 1284 1174  275   86  762 1358  923  385  776  622 1090  402 1104
##  [575]  554 1390  272   32  933 1331  516  606  103  525  655  373 1073 1123
##  [589] 1343  341  792  765  177 1091  523 1312 1335 1279 1328 1399 1215 1304
```

```
##  [603] 1146  489 1126  511  515  353  122 1022 1079   48  958 1177  519  780
##  [617] 1327 1300 1416 1235  648  339  406  686  549 1084  474  667  691 1168
##  [631]   27 1363 1429 1226  904 1033  672  844 1163  289  967  809 1431  918
##  [645]  909 1035 1198 1372  664 1057  372 1318 1444  986  260  437  856  482
##  [659] 1069  153  537   82 1186  283 1076 1291 1183 1077  896  119 1112  825
##  [673]  518  624 1309   64  881 1448  971 1200  244  536 1159 1144  928 1154
##  [687]  564  907  812 1252  436  453  990  799  225 1038 1068 1360  602 1315
##  [701]  566  769  783  369  297   35  192  834  699 1342  324  955  603 1161
##  [715]  673 1332  781 1302  697 1299  114  448  473  739  899 1096 1201 1037
##  [729] 1287 1401  653  988 1434  635  583  217  977  162  318  425   65 1044
##  [743]  728  493 1435 1216 1281  882  797  125 1181  333 1392  338  531  821
##  [757]  985  137 1170   95 1238  798 1255  652  465  467  878  202 1311 1102
##  [771] 1148  176 1221  368  273  459  245  253 1354  885 1449 1230   83  684
##  [785]  466 1288 1143 1243 1053   94  520  546  387  994  861 1357    6  572
##  [799]  836 1002  182  660  261  454 1052 1340  451  510  109 1366  312 1120
##  [813]  407  424  827  944  452 1344  539  734  981  701 1232 1162  759  751
##  [827]  968 1259  883  832  388   45  796 1040  438 1213  295  164  412  386
##  [841]  288   96 1187  997   81 1286  785  950 1410  111 1262 1446  590  458
##  [855]  758 1386  152  414  435 1265   30  749 1010 1089 1391  313 1149 1394
##  [869]  632 1249  756 1029 1139 1078  631  455 1411 1365 1338  384  692  846
##  [883] 1442  236  401  568  168  820  582  718  193 1441  220  867  268   42
##  [897]  322  735  430  290  532  666   51  432 1020  484 1009  349  992 1294
##  [911]  178  995 1254 1244  129  753  581  134  656  604  232   73  320  381
##  [925] 1260 1134  750  233 1006 1156 1176  663 1423 1261  538  945  256  252
##  [939] 1109  829  678  555  362 1422 1241 1346  104  115 1293   99    9   33
##  [953]  644  906  337  641  428  989  683  558  661   80  640 1135  890  242
##  [967] 1059  767  483  472 1180  378    3  748   78  502  329  403 1275 1418
##  [981]  419 1256 1247  717  636  592 1336  355  842  910  948  927   77 1229
##  [995]  147  693  247  787  628 1130   37  336 1056 1153  942  612  291  915
## [1009]  935  847  200  643  593  481  196 1408  157  151  500  470 1031
```

Se ultilizo el mismo set de prueba anteriorior

3. Haga un modelo de clasificación, use la variable categórica que hizo con el precio de las casas (barata, media y cara) como variable respuesta.

```
#modelo
modelo<-naiveBayes(train$Estado~., data=train)

#Casting
test$GrLivArea<-as.numeric(test$GrLivArea)
test$YearBuilt<-as.numeric(test$YearBuilt)
test$BsmtUnfSF<-as.numeric(test$BsmtUnfSF)
test$TotalBsmtSF<-as.numeric(test$TotalBsmtSF)
test$GarageArea<-as.numeric(test$GarageArea)
test$YearRemodAdd<-as.numeric(test$YearRemodAdd)
test$SalePrice<-as.numeric(test$SalePrice)
test$LotArea<-as.numeric(test$LotArea)

#prediccion
predBayes<-predict(modelo, newdata = test[,c("GrLivArea","YearBuilt","BsmtUnfSF","TotalBsmtSF","GarageA
```

```r
#Convertimos
predBayes<-as.factor(predBayes)

predBayes
```

```
##   [1] Cara       Cara       Cara       Cara       Cara       Cara
##   [7] Cara       Intermedia Intermedia Economica  Intermedia Cara
##  [13] Economica  Intermedia Cara       Cara       Cara       Economica
##  [19] Cara       Economica  Cara       Cara       Economica  Economica
##  [25] Cara       Economica  Cara       Economica  Cara       Intermedia
##  [31] Intermedia Economica  Economica  Cara       Economica  Economica
##  [37] Economica  Intermedia Cara       Intermedia Cara       Economica
##  [43] Cara       Cara       Intermedia Intermedia Cara       Intermedia
##  [49] Intermedia Cara       Cara       Intermedia Cara       Cara
##  [55] Cara       Intermedia Cara       Economica  Cara       Cara
##  [61] Cara       Cara       Cara       Cara       Economica  Economica
##  [67] Cara       Economica  Cara       Economica  Cara       Cara
##  [73] Cara       Intermedia Economica  Cara       Cara       Cara
##  [79] Cara       Economica  Cara       Intermedia Cara       Economica
##  [85] Economica  Cara       Cara       Intermedia Cara       Intermedia
##  [91] Economica  Cara       Cara       Cara       Intermedia Cara
##  [97] Cara       Cara       Intermedia Cara       Intermedia Intermedia
## [103] Cara       Cara       Economica  Cara       Cara       Cara
## [109] Cara       Cara       Cara       Economica  Intermedia Economica
## [115] Economica  Cara       Intermedia Economica  Cara       Cara
## [121] Economica  Intermedia Cara       Economica  Cara       Economica
## [127] Economica  Economica  Intermedia Cara       Intermedia Cara
## [133] Cara       Economica  Cara       Cara       Cara       Intermedia
## [139] Intermedia Economica  Economica  Intermedia Cara       Cara
## [145] Intermedia Cara       Economica  Intermedia Economica  Economica
## [151] Economica  Cara       Economica  Intermedia Intermedia Economica
## [157] Cara       Intermedia Cara       Economica  Intermedia Economica
## [163] Intermedia Cara       Intermedia Cara       Economica  Intermedia
## [169] Cara       Cara       Cara       Intermedia Intermedia Intermedia
## [175] Cara       Cara       Cara       Intermedia Cara       Cara
## [181] Cara       Economica  Cara       Intermedia Cara       Cara
## [187] Economica  Intermedia Cara       Intermedia Economica  Cara
## [193] Economica  Intermedia Intermedia Cara       Cara       Intermedia
## [199] Cara       Intermedia Cara       Cara       Intermedia Cara
## [205] Economica  Cara       Cara       Economica  Economica  Cara
## [211] Intermedia Cara       Economica  Cara       Intermedia Economica
## [217] Cara       Cara       Intermedia Cara       Cara       Cara
## [223] Cara       Economica  Cara       Cara       Cara       Cara
## [229] Economica  Economica  Cara       Cara       Cara       Intermedia
## [235] Economica  Economica  Cara       Economica  Intermedia Cara
## [241] Intermedia Cara       Intermedia Economica  Cara       Intermedia
## [247] Intermedia Intermedia Intermedia Cara       Intermedia Cara
## [253] Cara       Intermedia Cara       Intermedia Cara       Intermedia
## [259] Intermedia Economica  Cara       Economica  Economica  Cara
## [265] Intermedia Intermedia Intermedia Cara       Economica  Cara
## [271] Economica  Intermedia Cara       Cara       Intermedia Intermedia
## [277] Intermedia Cara       Economica  Intermedia Economica  Intermedia
## [283] Cara       Cara       Cara       Intermedia Cara       Intermedia
```

```
## [289] Cara       Cara       Economica  Economica  Economica  Intermedia
## [295] Intermedia Intermedia Economica  Cara       Cara       Intermedia
## [301] Cara       Economica  Intermedia Economica  Cara       Intermedia
## [307] Cara       Cara       Intermedia Intermedia Economica  Cara
## [313] Cara       Cara       Economica  Economica  Cara       Intermedia
## [319] Economica  Intermedia Cara       Economica  Intermedia Economica
## [325] Intermedia Economica  Cara       Intermedia Economica  Economica
## [331] Economica  Cara       Economica  Intermedia Cara       Economica
## [337] Cara       Economica  Economica  Economica  Economica  Intermedia
## [343] Cara       Economica  Intermedia Cara       Economica  Cara
## [349] Cara       Cara       Economica  Cara       Cara       Economica
## [355] Intermedia Cara       Cara       Cara       Intermedia Cara
## [361] Intermedia Cara       Economica  Intermedia Intermedia Intermedia
## [367] Cara       Intermedia Economica  Cara       Intermedia Cara
## [373] Economica  Economica  Cara       Intermedia Intermedia Cara
## [379] Cara       Intermedia Cara       Cara       Economica  Intermedia
## [385] Intermedia Cara       Economica  Intermedia Cara       Cara
## [391] Cara       Cara       Cara       Economica  Cara       Economica
## [397] Cara       Cara       Economica  Economica  Cara       Economica
## [403] Cara       Intermedia Intermedia Cara       Cara       Cara
## [409] Cara       Cara       Intermedia Cara       Cara       Economica
## [415] Economica  Intermedia Economica  Cara       Cara       Economica
## [421] Cara       Cara       Economica  Cara       Cara       Intermedia
## [427] Cara       Cara       Economica  Intermedia Cara       Economica
## [433] Intermedia Cara       Cara       Cara       Cara       Intermedia
## [439] Intermedia
## Levels: Cara Economica Intermedia
```

El modelo clasifica las casas en economica, intermedia en cara según el parametro utilizado en la hoja anterior, < 170,000 dólares es económica, entre 171,000 y 289,000 dólares es de un valor intermedio, y > 290,000 dolares es una casa cara.

4. Utilice los modelos con el conjunto de prueba y determine la eficiencia del algoritmo para predecir y clasificar.

```
prediction <- predict(modelo, test)
prediction
```

```
##   [1] Cara       Intermedia Cara       Cara       Cara       Cara
##   [7] Cara       Intermedia Economica  Economica  Economica  Cara
##  [13] Economica  Economica  Cara       Cara       Cara       Economica
##  [19] Cara       Economica  Cara       Cara       Economica  Economica
##  [25] Cara       Economica  Cara       Economica  Cara       Economica
##  [31] Economica  Economica  Economica  Cara       Economica  Economica
##  [37] Economica  Economica  Cara       Intermedia Cara       Economica
##  [43] Cara       Cara       Economica  Cara       Cara       Cara
##  [49] Economica  Cara       Cara       Economica  Cara       Economica
##  [55] Cara       Economica  Cara       Economica  Cara       Cara
##  [61] Cara       Cara       Cara       Cara       Economica  Economica
##  [67] Cara       Cara       Cara       Economica  Cara       Cara
##  [73] Cara       Intermedia Economica  Cara       Cara       Cara
##  [79] Cara       Economica  Cara       Economica  Cara       Economica
```

```
##  [85] Economica  Cara       Cara       Economica  Cara       Economica
##  [91] Economica  Cara       Cara       Cara       Intermedia Cara
##  [97] Cara       Cara       Intermedia Intermedia Intermedia Intermedia
## [103] Cara       Cara       Economica  Economica  Cara       Cara
## [109] Cara       Cara       Cara       Economica  Economica  Economica
## [115] Economica  Cara       Intermedia Economica  Cara       Cara
## [121] Economica  Intermedia Cara       Economica  Cara       Intermedia
## [127] Economica  Economica  Intermedia Cara       Economica  Cara
## [133] Cara       Economica  Cara       Cara       Cara       Economica
## [139] Economica  Economica  Economica  Economica  Cara       Cara
## [145] Economica  Cara       Economica  Intermedia Economica  Economica
## [151] Economica  Cara       Economica  Economica  Intermedia Economica
## [157] Cara       Economica  Cara       Economica  Intermedia Economica
## [163] Economica  Cara       Intermedia Cara       Economica  Intermedia
## [169] Cara       Cara       Cara       Intermedia Economica  Cara
## [175] Cara       Cara       Cara       Intermedia Cara       Cara
## [181] Cara       Economica  Cara       Economica  Cara       Cara
## [187] Economica  Intermedia Cara       Intermedia Economica  Cara
## [193] Economica  Economica  Economica  Cara       Cara       Economica
## [199] Cara       Economica  Cara       Cara       Economica  Cara
## [205] Intermedia Cara       Cara       Economica  Economica  Cara
## [211] Economica  Cara       Economica  Cara       Intermedia Economica
## [217] Economica  Cara       Economica  Cara       Intermedia Cara
## [223] Cara       Economica  Cara       Cara       Cara       Cara
## [229] Economica  Economica  Cara       Cara       Cara       Economica
## [235] Economica  Economica  Cara       Economica  Economica  Cara
## [241] Economica  Cara       Economica  Economica  Cara       Economica
## [247] Economica  Intermedia Economica  Cara       Intermedia Cara
## [253] Cara       Intermedia Cara       Intermedia Cara       Economica
## [259] Economica  Economica  Cara       Economica  Economica  Cara
## [265] Intermedia Economica  Intermedia Intermedia Economica  Cara
## [271] Economica  Economica  Cara       Cara       Intermedia Economica
## [277] Economica  Cara       Economica  Cara       Economica  Intermedia
## [283] Cara       Cara       Cara       Economica  Cara       Intermedia
## [289] Cara       Cara       Economica  Economica  Economica  Intermedia
## [295] Economica  Economica  Economica  Cara       Cara       Cara
## [301] Cara       Economica  Intermedia Economica  Cara       Intermedia
## [307] Intermedia Cara       Cara       Intermedia Economica  Cara
## [313] Cara       Cara       Economica  Economica  Cara       Economica
## [319] Intermedia Intermedia Cara       Economica  Cara       Economica
## [325] Intermedia Economica  Cara       Cara       Economica  Economica
## [331] Economica  Cara       Economica  Economica  Cara       Economica
## [337] Cara       Economica  Economica  Economica  Economica  Economica
## [343] Cara       Economica  Intermedia Cara       Economica  Cara
## [349] Cara       Cara       Economica  Cara       Cara       Economica
## [355] Intermedia Cara       Cara       Cara       Economica  Cara
## [361] Intermedia Cara       Economica  Economica  Economica  Intermedia
## [367] Cara       Economica  Economica  Cara       Economica  Intermedia
## [373] Economica  Economica  Cara       Economica  Economica  Cara
## [379] Cara       Economica  Cara       Cara       Economica  Intermedia
## [385] Intermedia Cara       Economica  Intermedia Cara       Cara
## [391] Cara       Cara       Cara       Economica  Cara       Economica
## [397] Cara       Cara       Economica  Economica  Cara       Economica
## [403] Intermedia Intermedia Economica  Cara       Cara       Cara
```

```
## [409] Economica  Cara       Intermedia Cara       Cara       Economica
## [415] Economica  Cara       Economica  Cara       Cara       Economica
## [421] Cara       Intermedia Economica  Cara       Cara       Economica
## [427] Cara       Intermedia Economica  Economica  Cara       Economica
## [433] Economica  Cara       Cara       Cara       Cara       Economica
## [439] Intermedia
## Levels: Cara Economica Intermedia
```

En cuanto a la eficiencia del algoritmo, se realizó la predicción del conjunto de prueba con el modelo de clasificación y se comparó con la clasificación real del conjunto de prueba.

5. Analice los resultados del modelo de regresión. ¿Qué tan bien le fue prediciendo?

```
mse <- mean((prediction - test
             $SalePrice)**2)
```

```
## Warning in Ops.factor(prediction, test$SalePrice): '-' not meaningful for
## factors
```

```
mse
```

```
## [1] NA
```

Se puede observar que el modelo pudo predecir la mayor parte de los datos de prueba, por lo que se puede decir que está bien implementado.

6. Compare los resultados con el modelo de regresión lineal y el árbol de regresión que hizo en las hojas pasadas. ¿Cuál funcionó mejor?

```
porciento <- 70/100
datos$clasificacion <- ifelse(datos$SalePrice <= 251000, "Economicas", ifelse(datos$SalePrice <= 538000

datos$y <- as.numeric(factor(datos$clasificacion))
datosCC <- datos[,c(2,4,18,19,20,21,27,35,37,38,39,44,45,46,47,48,49,50,51,52,53,55,57,60,62,63,67,68,69
datosCC <- datosCC[,colSums(is.na(datosCC))==0]
set.seed(123)
trainRowsNumber<-sample(nrow(datosCC),porciento*nrow(datosCC))
train<-datosCC[trainRowsNumber,]
test<-datosCC[-trainRowsNumber,]

fitLM<-lm(SalePrice~., data = train)
summary(fitLM)
```

```
##
## Call:
## lm(formula = SalePrice ~ ., data = train)
##
## Residuals:
##     Min      1Q  Median      3Q     Max
```

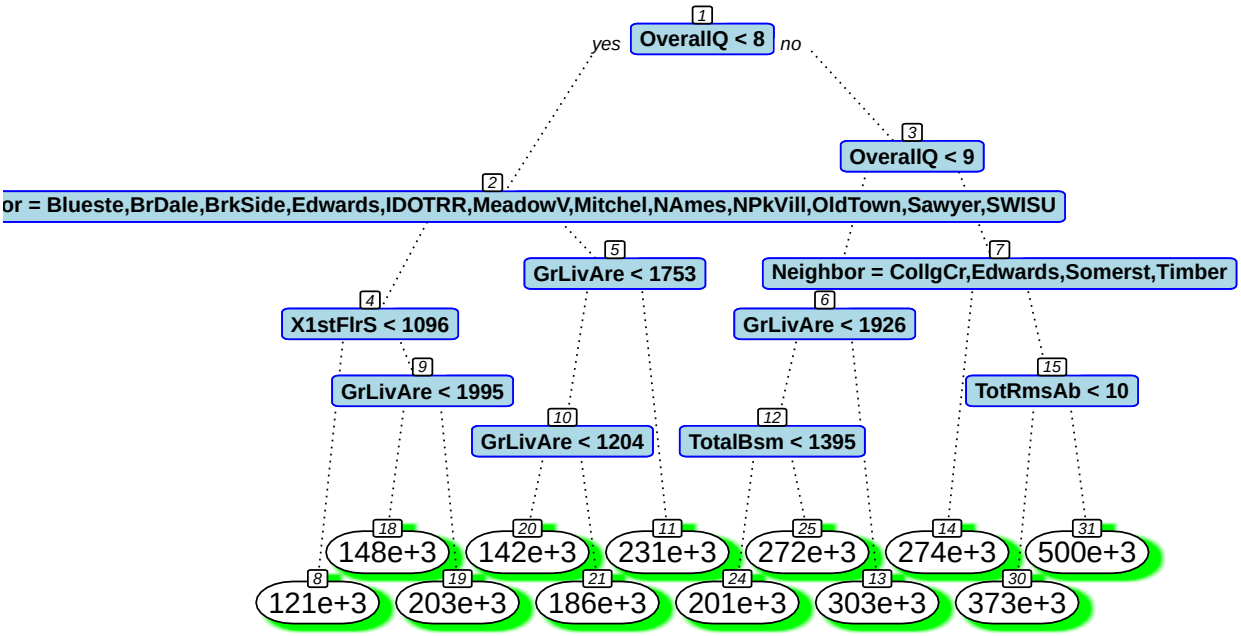
```
## -229934  -12330    -863   11181  148094
##
## Coefficients: (2 not defined because of singularities)
##                             Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## (Intercept)                2.895e+05  1.240e+06   0.233 0.815511
## MSSubClass                -1.093e+02  2.350e+01  -4.651 3.75e-06 ***
## OverallQual                1.077e+04  1.089e+03   9.891  < 2e-16 ***
## OverallCond                4.500e+03  9.176e+02   4.904 1.10e-06 ***
## YearBuilt                  3.589e+02  5.506e+01   6.518 1.14e-10 ***
## YearRemodAdd               1.477e+02  5.858e+01   2.522 0.011821 *
## BsmtFinSF1                 5.849e+00  4.214e+00   1.388 0.165415
## BsmtFinSF2                -9.181e-01  6.410e+00  -0.143 0.886139
## BsmtUnfSF                  2.243e+00  3.853e+00   0.582 0.560666
## TotalBsmtSF                       NA         NA      NA       NA
## X1stFlrSF                  2.957e+01  5.291e+00   5.588 2.96e-08 ***
## X2ndFlrSF                  2.445e+01  4.375e+00   5.588 2.98e-08 ***
## LowQualFinSF               3.424e+01  1.668e+01   2.053 0.040348 *
## GrLivArea                         NA         NA      NA       NA
## BsmtFullBath               8.424e+03  2.310e+03   3.646 0.000280 ***
## BsmtHalfBath               5.419e+03  3.877e+03   1.398 0.162436
## FullBath                   8.066e+03  2.540e+03   3.176 0.001540 **
## HalfBath                   3.348e+03  2.355e+03   1.422 0.155457
## BedroomAbvGr              -3.838e+03  1.520e+03  -2.525 0.011740 *
## KitchenAbvGr              -1.267e+04  4.603e+03  -2.753 0.006007 **
## TotRmsAbvGrd               3.293e+03  1.106e+03   2.977 0.002979 **
## Fireplaces                 5.407e+03  1.549e+03   3.491 0.000503 ***
## GarageCars                 8.354e+03  2.515e+03   3.322 0.000928 ***
## GarageArea                 2.072e+00  8.431e+00   0.246 0.805905
## WoodDeckSF                 2.375e+01  7.175e+00   3.311 0.000964 ***
## OpenPorchSF               -4.443e+00  1.340e+01  -0.332 0.740313
## EnclosedPorch              2.127e+01  1.541e+01   1.380 0.167810
## X3SsnPorch                 6.270e+01  2.526e+01   2.482 0.013238 *
## ScreenPorch                5.648e+01  1.536e+01   3.678 0.000248 ***
## PoolArea                  -7.527e+01  2.401e+01  -3.134 0.001774 **
## MiscVal                    1.534e-01  1.548e+00   0.099 0.921084
## MoSold                     7.839e+01  3.081e+02   0.254 0.799212
## YrSold                    -4.767e+02  6.167e+02  -0.773 0.439739
## clasificacionEconomicas   -3.347e+05  1.261e+04 -26.541  < 2e-16 ***
## clasificacionIntermedias -2.598e+05  1.234e+04 -21.047  < 2e-16 ***
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## Residual standard error: 25650 on 988 degrees of freedom
## Multiple R-squared:  0.8993, Adjusted R-squared:  0.8961
## F-statistic: 275.8 on 32 and 988 DF,  p-value: < 2.2e-16
```

```
arbol_3 <- rpart(SalePrice ~ ., data = set_entrenamiento)

prp(arbol_3, main="Arbol de Regresion", nn=TRUE, fallen.leaves = TRUE, shadow.col = "green", branch.lty
```

```
## cex 0.882   xlim c(0, 1)   ylim c(0, 1)
```

Arbol de Regresion



Tanto el árbol de decision como los valles ingenuos realizaron un mejor trabajo predijendo que el modelo de regresión lineal. A pedsar de que la difrencia no sea muyb notoria, el arbol de decisiones lo hizo mejor que el modelo con bayes ingenuos.

7. Haga un análisis de la eficiencia del modelo de clasificación usando una matriz de confusión. Tenga en cuenta la efectividad, donde el algoritmo se equivocó más, donde se equivocó menos y la importancia que tienen los errores.

```
#Confusion
cm<-caret::confusionMatrix(as.factor(predBayes),as.factor(test$Estado))
cm
```

```
## Confusion Matrix and Statistics
##
##             Reference
## Prediction   Cara Economica Intermedia
##   Cara        204         1          4
##   Economica     2       100         11
##   Intermedia   16         5         96
##
## Overall Statistics
##
##                Accuracy : 0.9112
##                  95% CI : (0.8806, 0.9361)
##     No Information Rate : 0.5057
```

```
##     P-Value [Acc > NIR] : <2e-16
##
##                   Kappa : 0.8589
##
##  Mcnemar's Test P-Value : 0.0205
##
## Statistics by Class:
##
##                      Class: Cara Class: Economica Class: Intermedia
## Sensitivity               0.9189           0.9434            0.8649
## Specificity               0.9770           0.9610            0.9360
## Pos Pred Value            0.9761           0.8850            0.8205
## Neg Pred Value            0.9217           0.9816            0.9534
## Prevalence                0.5057           0.2415            0.2528
## Detection Rate            0.4647           0.2278            0.2187
## Detection Prevalence      0.4761           0.2574            0.2665
## Balanced Accuracy         0.9479           0.9522            0.9004
```

La matriz de confusión muestra la precisión del modelo en la clasificación de las casas en las tres categorías económica, intermedia y cara. Los resultados muestran que el modelo clasifica correctamente la mayoría de las casas.

Es importante tener en cuenta que los errores de clasificación pueden tener diferentes impactos según la categoría. Por ejemplo, clasificar una casa como económica cuando en realidad es cara puede ser más grave que clasificar una casa como intermedia cuando en realidad es económica. Por lo tanto, es importante tener en cuenta no solo la tasa de precisión del modelo, sino también los tipos de errores de clasificación y su impacto en la toma de decisiones basada en la clasificación del modelo.

8. Analice el modelo. ¿Cree que pueda estar sobre ajustado?

Si un modelo presenta un alto nivel de precisión y porcentajes de comportamiento similares, es posible suponer que haya ocurrido un sobreajuste. Sin embargo, para confirmarlo, es necesario compararlo con otro conjunto de datos mediante la validación cruzada. De esta forma, podremos determinar si realmente ha habido sobreajuste o no.

9. Haga un modelo usando validación cruzada, compare los resultados de este con los del modelo anterior. ¿Cuál funcionó mejor?

```r
#Convertir a factor
set_entrenamiento$SalePrice <- factor(set_entrenamiento$SalePrice)

#conjunto entrenamiento y prueba
set.seed(123)
EIndex <- createDataPartition(datos$SalePrice, p = 0.7, list = FALSE)
datosEntrenamiento <- set_entrenamiento[EIndex, ]
datosTest <- set_entrenamiento[-EIndex, ]

#Entrenar modelo
nb_model <- naiveBayes(SalePrice ~ ., data = datosEntrenamiento)

#predicciones
```

```r
predictions <- predict(nb_model, datosTest)
head(predictions, 5)
```

```
## [1] 232000 125000 142500 226000 125000
## 531 Levels: 34900 35311 40000 52000 52500 55000 55993 60000 61000 ... 745000
```

```r
#Matriz de confusión
confusionMatrix(predictions, datosTest$SalePrice)$table[1:5, ]
```

```
##            Reference
## Prediction 34900 35311 40000 52000 52500 55000 55993 60000 61000 62383 64500
##      34900     0     0     0     0     0     0     0     0     0     0     0
##      35311     0     0     0     0     0     0     0     0     0     0     0
##      40000     0     0     0     0     0     0     0     0     0     0     0
##      52000     0     0     0     0     0     0     0     0     0     0     0
##      52500     0     0     0     0     0     0     0     0     0     0     0
##            Reference
## Prediction 66500 67000 72500 75000 75500 78000 79000 79900 80000 80500 81000
##      34900     0     0     0     0     0     0     0     0     0     0     0
##      35311     0     0     0     0     0     0     0     0     0     0     0
##      40000     0     0     0     0     0     0     0     0     0     0     0
##      52000     0     0     0     0     0     0     0     0     0     0     0
##      52500     0     0     0     0     0     0     0     0     0     0     0
##            Reference
## Prediction 82000 82500 83000 83500 84000 84500 85000 85500 86000 87000 87500
##      34900     0     0     0     0     0     0     0     0     0     0     0
##      35311     0     0     0     0     0     0     0     0     0     0     0
##      40000     0     0     0     0     0     0     0     0     0     0     0
##      52000     0     0     0     0     0     0     0     0     0     0     0
##      52500     0     0     0     0     0     0     0     0     0     0     0
##            Reference
## Prediction 88000 89000 89500 90000 90350 91000 91300 91500 92900 93000 93500
##      34900     0     0     0     0     0     0     0     0     0     0     0
##      35311     0     0     0     0     0     0     0     0     0     0     0
##      40000     0     0     0     0     0     0     0     0     0     0     0
##      52000     0     0     0     0     0     0     0     0     0     0     0
##      52500     0     0     0     0     0     0     0     0     0     0     0
##            Reference
## Prediction 94000 94500 94750 95000 96500 97500 98000 98300 98600 99500 99900
##      34900     0     0     0     0     0     0     0     0     0     0     0
##      35311     0     0     0     0     0     0     0     0     0     0     0
##      40000     0     0     0     0     0     0     0     0     0     0     0
##      52000     0     0     0     0     0     0     0     0     0     0     0
##      52500     0     0     0     0     0     0     0     0     0     0     0
##            Reference
## Prediction 100000 102000 103000 104000 104900 105000 105500 105900 106000
##      34900      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##      35311      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##      40000      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##      52000      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##      52500      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##            Reference
```

```
## Prediction 106250 106500 107000 107400 107500 107900 108000 108480 108500
##      34900      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##      35311      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##      40000      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##      52000      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##      52500      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##           Reference
## Prediction 108959 109000 109008 109500 110000 110500 111000 111250 112000
##      34900      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##      35311      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##      40000      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##      52000      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##      52500      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##           Reference
## Prediction 112500 113000 114500 114504 115000 116000 116050 116900 117000
##      34900      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##      35311      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##      40000      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##      52000      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##      52500      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##           Reference
## Prediction 117500 118000 118400 118500 118858 118964 119000 119500 119750
##      34900      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##      35311      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##      40000      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##      52000      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##      52500      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##           Reference
## Prediction 119900 120000 120500 121600 122000 122500 123000 123500 123600
##      34900      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##      35311      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##      40000      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##      52000      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##      52500      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##           Reference
## Prediction 124000 124500 124900 125000 125500 126000 126500 127000 127500
##      34900      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##      35311      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##      40000      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##      52000      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##      52500      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##           Reference
## Prediction 128000 128200 128500 128950 129000 129500 129900 130000 130250
##      34900      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##      35311      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##      40000      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##      52000      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##      52500      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##           Reference
## Prediction 130500 131000 131500 132000 132250 132500 133000 133500 133700
##      34900      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##      35311      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##      40000      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##      52000      0      0      0      0      0      0      0      0      0
```

```
##      52500      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##           Reference
## Prediction 133900 134000 134432 134450 134500 134800 134900 135000 135500
##      34900      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##      35311      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##      40000      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##      52000      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##      52500      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##           Reference
## Prediction 135750 135960 136000 136500 136905 137000 137450 137500 138000
##      34900      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##      35311      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##      40000      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##      52000      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##      52500      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##           Reference
## Prediction 138500 138800 139000 139400 139500 139600 139950 140000 141000
##      34900      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##      35311      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##      40000      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##      52000      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##      52500      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##           Reference
## Prediction 141500 142000 142125 142500 142600 143000 143500 144000 144152
##      34900      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##      35311      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##      40000      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##      52000      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##      52500      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##           Reference
## Prediction 144500 144900 145000 145500 145900 146000 146500 146800 147000
##      34900      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##      35311      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##      40000      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##      52000      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##      52500      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##           Reference
## Prediction 148000 148500 148800 149000 149350 149500 149700 149900 150000
##      34900      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##      35311      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##      40000      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##      52000      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##      52500      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##           Reference
## Prediction 150750 151000 151400 151500 152000 153000 153337 153500 153575
##      34900      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##      35311      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##      40000      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##      52000      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##      52500      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##           Reference
## Prediction 153900 154000 154300 154500 154900 155000 155835 155900 156000
##      34900      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##      35311      0      0      0      0      0      0      0      0      0
```

```
##      40000      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##      52000      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##      52500      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##           Reference
## Prediction 156500 156932 157000 157500 157900 158000 158500 158900 159000
##      34900      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##      35311      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##      40000      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##      52000      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##      52500      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##           Reference
## Prediction 159434 159500 159895 160000 160200 161000 161500 162000 162500
##      34900      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##      35311      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##      40000      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##      52000      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##      52500      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##           Reference
## Prediction 162900 163000 163500 163900 164000 164500 164700 164900 164990
##      34900      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##      35311      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##      40000      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##      52000      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##      52500      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##           Reference
## Prediction 165000 165500 166000 167000 167240 167500 167900 168000 168500
##      34900      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##      35311      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##      40000      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##      52000      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##      52500      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##           Reference
## Prediction 169000 169500 169900 169990 170000 171000 171500 171750 172000
##      34900      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##      35311      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##      40000      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##      52000      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##      52500      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##           Reference
## Prediction 172400 172500 172785 173000 173500 173733 173900 174000 175000
##      34900      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##      35311      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##      40000      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##      52000      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##      52500      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##           Reference
## Prediction 175500 175900 176000 176432 176485 176500 177000 177500 178000
##      34900      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##      35311      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##      40000      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##      52000      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##      52500      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##           Reference
## Prediction 178400 178740 179000 179200 179400 179500 179540 179600 179900
```

```
##      34900      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##      35311      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##      40000      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##      52000      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##      52500      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##           Reference
## Prediction 180000 180500 181000 181134 181500 181900 182900 183000 183500
##      34900      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##      35311      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##      40000      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##      52000      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##      52500      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##           Reference
## Prediction 183900 184000 184100 184750 184900 185000 185750 185850 185900
##      34900      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##      35311      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##      40000      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##      52000      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##      52500      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##           Reference
## Prediction 186500 187000 187500 187750 188000 188500 188700 189000 189950
##      34900      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##      35311      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##      40000      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##      52000      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##      52500      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##           Reference
## Prediction 190000 191000 192000 192140 192500 193000 193500 193879 194000
##      34900      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##      35311      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##      40000      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##      52000      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##      52500      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##           Reference
## Prediction 194500 195000 195400 196500 197000 197500 197900 198900 199900
##      34900      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##      35311      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##      40000      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##      52000      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##      52500      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##           Reference
## Prediction 200000 200100 200141 200500 200624 201000 201800 202500 202665
##      34900      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##      35311      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##      40000      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##      52000      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##      52500      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##           Reference
## Prediction 203000 204000 204750 205000 205950 206000 206300 207000 207500
##      34900      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##      35311      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##      40000      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##      52000      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##      52500      0      0      0      0      0      0      0      0      0
```

```
##           Reference
## Prediction 208900 210000 211000 212000 213000 213490 213500 214000 214500
##      34900      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##      35311      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##      40000      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##      52000      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##      52500      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##           Reference
## Prediction 215000 215200 216000 216837 217000 217500 218000 219210 219500
##      34900      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##      35311      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##      40000      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##      52000      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##      52500      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##           Reference
## Prediction 220000 221000 221500 222000 222500 223000 223500 224000 224500
##      34900      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##      35311      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##      40000      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##      52000      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##      52500      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##           Reference
## Prediction 224900 225000 226000 226700 227000 227875 228000 228500 229000
##      34900      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##      35311      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##      40000      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##      52000      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##      52500      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##           Reference
## Prediction 230000 230500 231500 232000 232600 233000 233230 234000 235000
##      34900      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##      35311      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##      40000      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##      52000      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##      52500      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##           Reference
## Prediction 235128 236000 236500 237000 237500 238000 239000 239500 239900
##      34900      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##      35311      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##      40000      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##      52000      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##      52500      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##           Reference
## Prediction 240000 241000 241500 242000 243000 244000 244400 244600 245000
##      34900      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##      35311      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##      40000      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##      52000      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##      52500      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##           Reference
## Prediction 245350 246578 248000 249700 250000 250580 251000 252000 252678
##      34900      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##      35311      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##      40000      0      0      0      0      0      0      0      0      0
```

```
##      52000      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##      52500      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##           Reference
## Prediction 253000 253293 254900 255000 255900 256000 257500 258000 259000
##      34900      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##      35311      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##      40000      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##      52000      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##      52500      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##           Reference
## Prediction 260000 261500 262000 262280 262500 263000 263435 264561 265000
##      34900      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##      35311      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##      40000      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##      52000      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##      52500      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##           Reference
## Prediction 266000 266500 267000 268000 269500 269790 270000 271000 271900
##      34900      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##      35311      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##      40000      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##      52000      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##      52500      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##           Reference
## Prediction 272000 274000 274725 274900 274970 275000 275500 276000 277000
##      34900      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##      35311      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##      40000      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##      52000      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##      52500      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##           Reference
## Prediction 277500 280000 281000 281213 282922 283463 284000 285000 286000
##      34900      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##      35311      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##      40000      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##      52000      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##      52500      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##           Reference
## Prediction 287000 287090 290000 293077 294000 295000 295493 299800 302000
##      34900      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##      35311      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##      40000      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##      52000      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##      52500      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##           Reference
## Prediction 303477 307000 309000 311500 312500 314813 315000 315500 316600
##      34900      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##      35311      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##      40000      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##      52000      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##      52500      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##           Reference
## Prediction 317000 319000 319900 320000 324000 325000 325300 328900 333168
##      34900      0      0      0      0      0      0      0      0      0
```

```
##      35311      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##      40000      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##      52000      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##      52500      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##           Reference
## Prediction 335000 336000 340000 342643 345000 354000 359100 360000 361919
##      34900      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##      35311      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##      40000      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##      52000      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##      52500      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##           Reference
## Prediction 372402 372500 374000 375000 377426 377500 380000 383970 386250
##      34900      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##      35311      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##      40000      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##      52000      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##      52500      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##           Reference
## Prediction 392000 392500 394432 394617 395000 395192 402861 403000 415298
##      34900      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##      35311      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##      40000      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##      52000      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##      52500      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##           Reference
## Prediction 424870 426000 430000 437154 440000 446261 451950 465000 466500
##      34900      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##      35311      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##      40000      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##      52000      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##      52500      0      0      0      0      0      0      0      0      0
##           Reference
## Prediction 475000 501837 555000 556581 582933 611657 625000 745000
##      34900      0      0      0      0      0      0      0      0
##      35311      0      0      0      0      0      0      0      0
##      40000      0      0      0      0      0      0      0      0
##      52000      0      0      0      0      0      0      0      0
##      52500      0      0      0      0      0      0      0      0
```

Con el método de Bayes, experimentamos una mejora algo limitada pero en líneas generales fue positiva. Experimentamos un incremento en el número de viviendas clasificadas como caras, intermedias y económicas.

10. Compare la eficiencia del algoritmo con el resultado obtenido con el árbol de decisión (el de clasificación) y el modelo de random forest que hizo en la hoja pasada. ¿Cuál es mejor para predecir? ¿Cuál se demoró más en procesar?

Se puede decir que el árbol de decisión predijo mejor los precios que el modelo de naive bayes, ya que generó datos más exactos y es más fácil de comprender, sin embargo el modelo es un poco mas rápido en la ejecución.