Recerca i Avaluació de models de predicció per estimar el Carboni Aeri Total a partir de dades LIDAR a Andorra

Jordi ORDOÑEZ ADELLACH

5/30/2023

1. Dades per elaborar el model

Disposem d'avaluacions de Carboni Aeri Total (CAT) sobre 194 parceles repartides pel territori nacional Andorrà. Aquestes parceles són circulars, de radis variables i s'ha procedit a la mesura física dels elements vegetals que hi són presents. En funció de les dades alomètriques obtingudes i de característiques de les espècies estudiades, s'ha associat a cada parcela un valor CAT.

També disposem de dades LIDAR per cadascuna de les parceles citades anteriorment. Associem les dades en un fitxer .csv

```
data <- read.csv("infaCAT.csv", header = TRUE, sep = ";", dec = ",")
data$Habitat <- as.factor(data$Habitat)
head(data)
```

```
##   Parcella superficie  CAT Habitat AR2     ARM     CRR     CV ELEVMAX ELEVMEAN
## 1   AD1013   452.3893 73.2     PNX 100 47.2906 0.38448 0.3227 25.0398  14.3990
## 2   AD1014   452.3893 56.6     PNX 100 44.6894 0.43490 0.3487 22.3687  12.6247
## 3   AD1019   452.3893 66.8     PNX 100 53.2872 0.41722 0.3278 21.1379  12.4580
## 4   AD1020  1256.6371 22.0     PNM 100 37.3796 0.28821 0.3398 17.1765   8.9861
## 5   AD1021  1017.8760 44.8     PNX 100 49.3392 0.40099 0.3984 19.6798  10.6481
## 6   AD1022   452.3893 53.3     PNM 100 44.0647 0.31671 0.3253 22.7948  12.0918
##   ELEVMIN    P10    P25     P50     P75     P80     P99 R1C R2C R3C R4C  KURTO
## 1  7.7522 8.5044 9.7717 14.1162 18.2419 19.1920 24.0989 456 142  11   0 1.8893
## 2  5.1257 6.7348 9.5194 11.5017 16.1564 17.1454 21.1619 382 108   9   0 2.0221
## 3  6.2439 7.2180 8.2472 12.8756 15.8313 16.4008 20.2915 434 131  13   0 1.6414
## 4  5.6697 6.3240 6.4983  7.5115 11.7148 12.3757 16.6772 437  74   8   0 2.3740
## 5  4.6022 5.4980 6.7264 10.5084 14.2273 14.9602 18.9800 354  91   9   0 1.7412
## 6  7.1309 7.8195 8.5251 10.8106 15.3181 15.7974 21.7941 441 113   2   0 2.2018
##    SKEWN     LFCC     RMH P99P75 P75P50 P50P25    STD FCC     IQ FR2     FRM
## 1 0.2605 74.87685 0.56375 5.8570 4.1257 4.3445 4.6467 100 8.4702 100 56.5789
## 2 0.2635 76.55311 0.51419 5.0055 4.6547 1.9823 4.4022 100 6.6370 100 54.1885
## 3 0.0535 75.08651 0.60912 4.4602 2.9557 4.6284 4.0841 100 7.5841 100 68.8940
## 4 0.8789 84.20039 0.43731 4.9624 4.2033 1.0132 3.0537 100 5.2166 100 40.2746
## 5 0.2410 77.97357 0.53397 4.7527 3.7189 3.7820 4.2422 100 7.5009 100 61.2994
## 6 0.5755 79.31655 0.47426 6.4760 4.5075 2.2855 3.9336 100 6.7930 100 52.6077
##    TR TRANMINHT
## 1 609       609
## 2 499       499
## 3 578       578
## 4 519       519
## 5 454       454
## 6 556       556
```

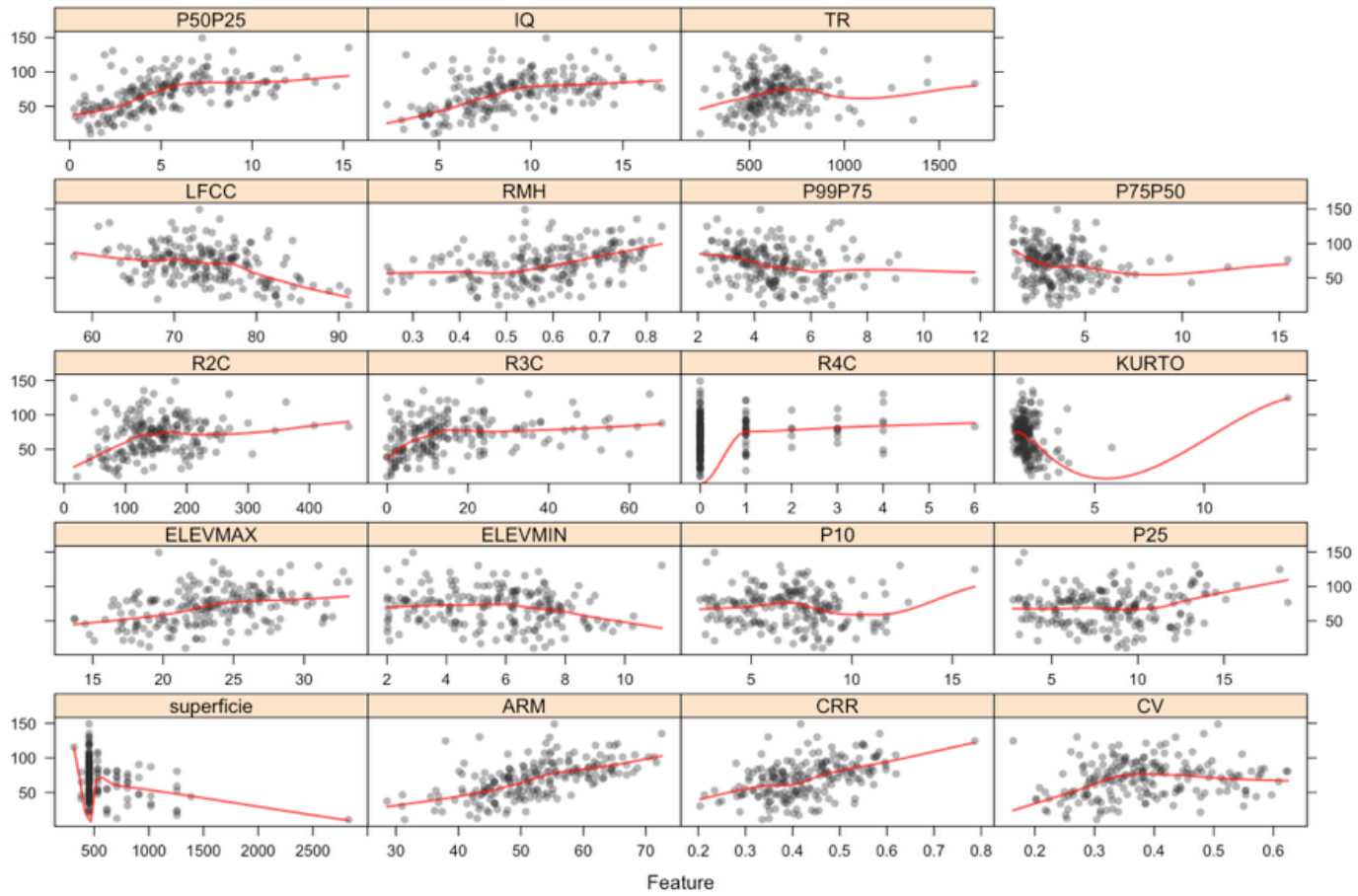
Disposem de 194 observacions de 35 variables entre les cuals, la identificació de la parcela, el CAT associat a la parcela, el Habitat associat a la parcela, que no prové de les dades LIDAR i 32 variables obtingudes a partir de les oservacions LIDAR.

2. Selecció de variables

Dins de les variables per entrenar el model, no ens servirà la identificació de la parcela, ni tampoc ens seran d'utilitat variables que tinguin una variabilitat propera a 0 o variables fortament correlacionades amb altres.

Procedirem a identificar i filtrar les variables amb variabilitat propera a 0 i després buscarem i eliminarem variables exoplicatives correlacionades amb un coeficient de correlaciñó superior a 0,9 respecte a altres, excloient l'habitat d'aquest procediment per ser una variable no numérica.

```
# Near Zero Variable variables identifying and excluding
nzv <- nearZeroVar(data, saveMetrics = TRUE)
filtereddata <- data[, !nzv$nzv]
## Highly correlated variables identifying and excluding
numericdata <- filtereddata[, -c(1, 3, 4)]
dataCor <- cor(numericdata)
highlyCordata <- findCorrelation(dataCor, cutoff = .9)
filteredata2 <- numericdata[, -highlyCordata]
```



CAT vs Variables

S’observa com la variable CAT té dependencia respecte a les variables seleccionades.

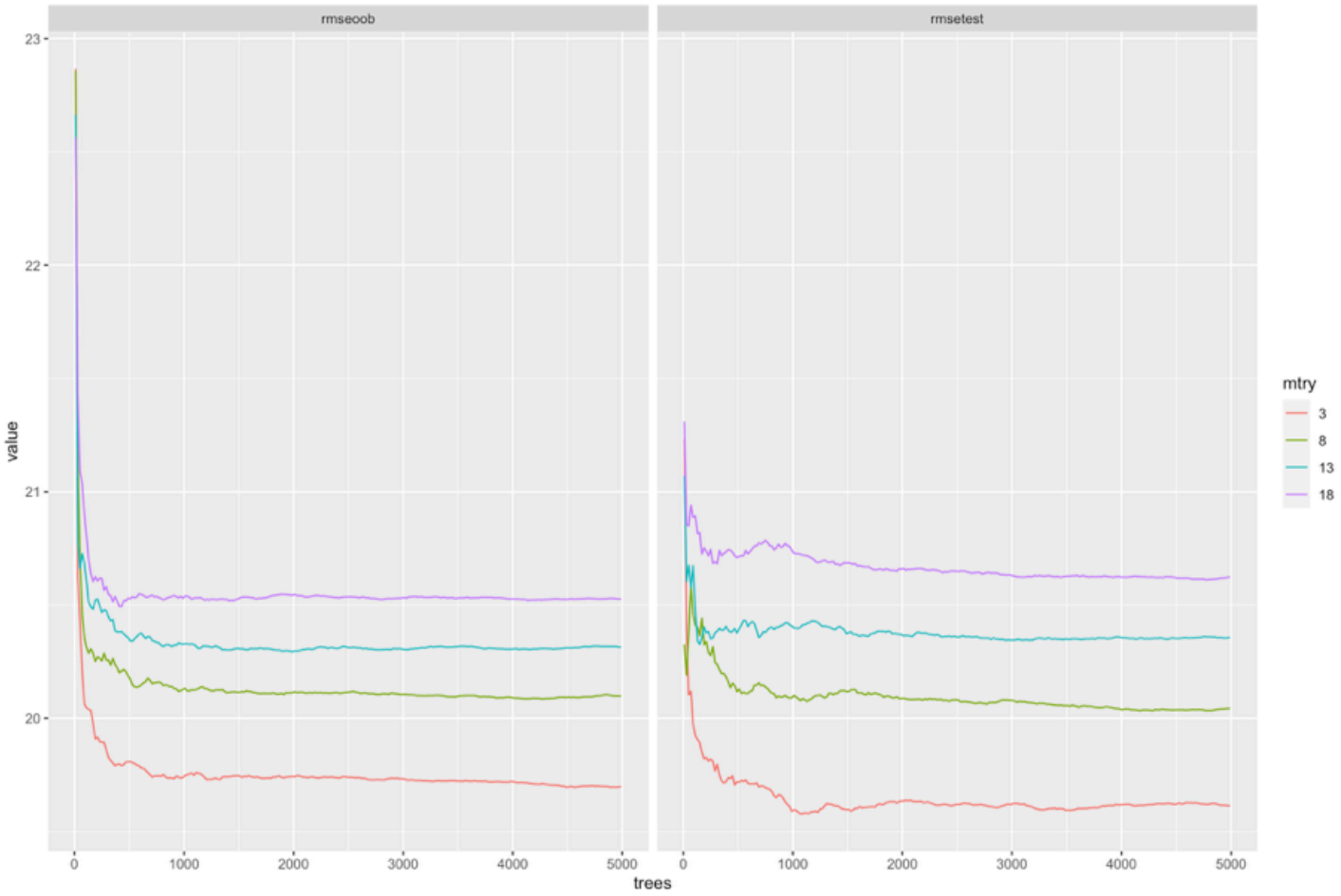
3. Entrenament del model

Seleccionarem un Training set a partir del 70% del total de les dades i deixarem el 30% de les dades restants en el Test set que només utilitzarem després d’haver seleccionat hiperàrametres i entrenat el model amb aquests hiperparametres, per avaluar el nostre model.

```
set.seed(3456)
data2 <- cbind(CAT = data$CAT, filteredata2, Habitat = data$Habitat)
trainIndex <- createDataPartition(data2$CAT,
  p = .7,
  list = FALSE,
  times = 1
)

Train <- data2[trainIndex, ]
Test <- data2[-trainIndex, ]
```

Per escollir els hiperparametres ntree (nombre d'arbres del model) i mtry (nombre de variables que escollirem a l'atzar per efectuar cada divisió dins dels arbres), procedirem per CrossValidation sobre 6 blocs sobre el nostre Training set.



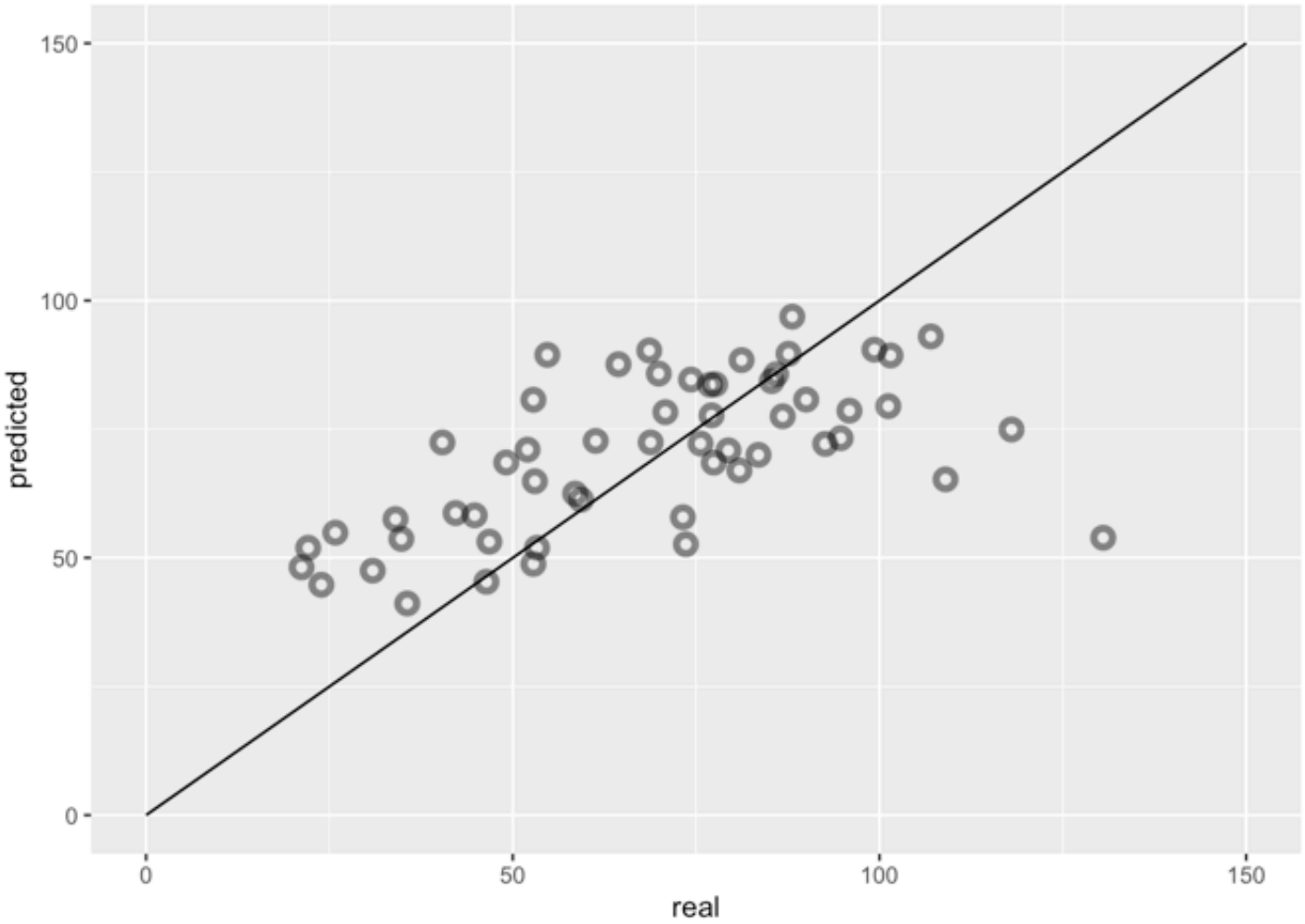
rmse oob and test

Podem observar per diferents valors de *mtry* les mitjanes dels rmse obtinguts amb els 6 crossvalidation sobre els out-of-bag elements i sobre els tests respecte a cada selecció de blocs. Veiem una bona estabilització dels errors amb una utilització dels 2500 arbres, pel que centrarem la recerca del mtry optim repertint el test anterior sobre valors de mtry propers a 3.

rmse oob and test

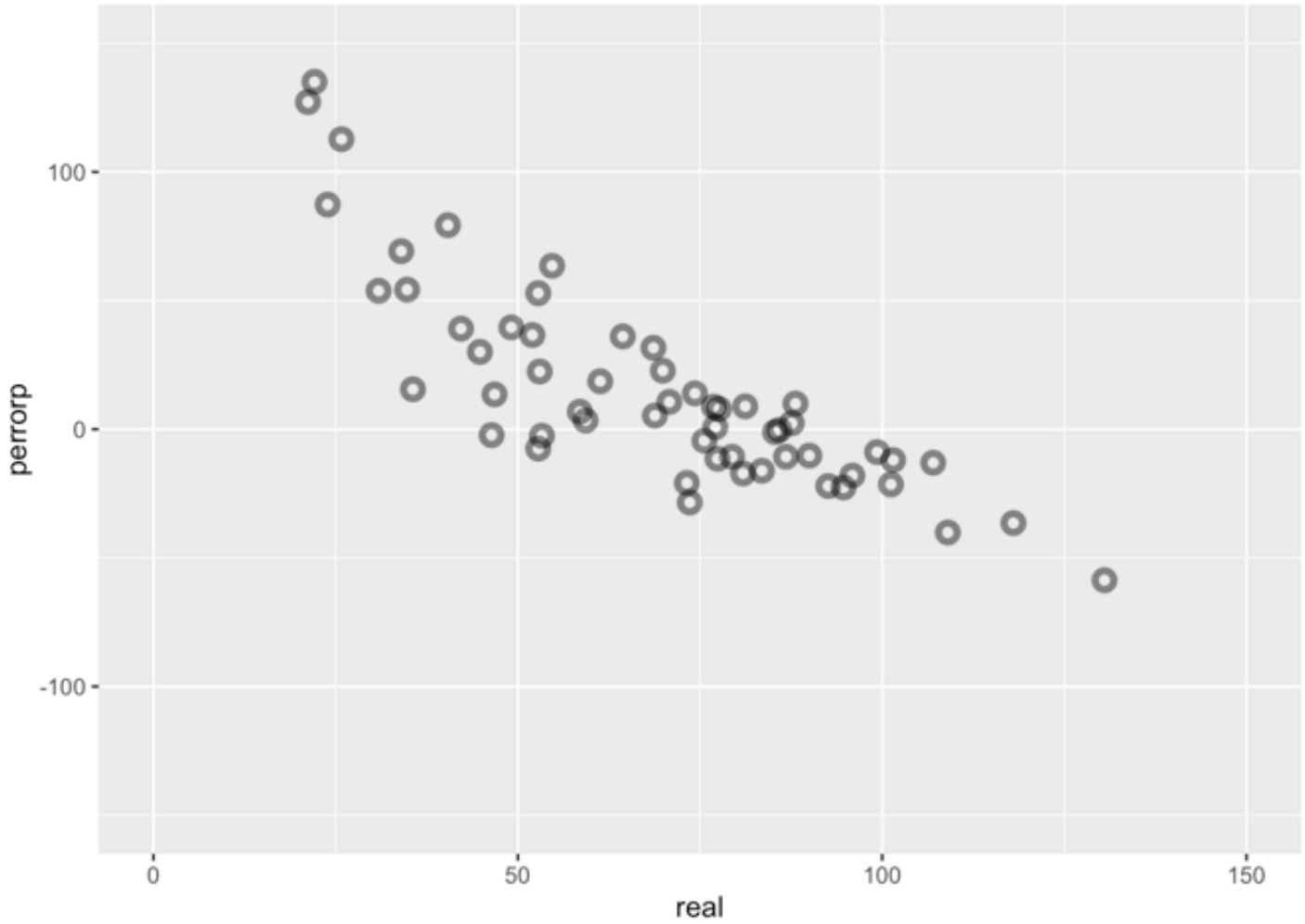
Observem un rmse òptim sobre tests estabilitzat amb 2500 abres i mtry=2 variables i procedim a entrenar un model amb aquests paràmetres sense intervenir en la llargada dels arbres ni en el nombre mínim d'elements per node. Aquests paràmetres es podrien optimitzar seguint el mateix procediment que hem utilitzat per mtry i ntree òptim, però no esperem una millora substàncial, però deixem la porta oberta.

Obtenim un rmse de 20.45 sobre el Test set i un rrmse de 0.30



Predicted vs Real

Observem l'adequació de les prediccions respecte a les dades reals



% error predit sobre real

I finalment observem que els percentatges d'error són molt elelevats per valors baixos de CAT reals, pel que en la predicció de CAT amb aquest model sobre la resta del territori, els valors baixos mereixerien una atenció suplementària a determinar.

Valor total del CAT sobre el Test Set : 3842 valor total predit sobre les mateixes parceles del test set : 3936 desviació de 1.02%.

4. Aplicació del model

A l'espera de les dades LIDAR sobre la resta del territori.