

Memoria Competición Kaggel Preprocesamiento

Francisco Pérez Hernández

09/03/2017

Contents

1	Introducción al problema y a Kaggel	3
1.1	Lectura del dataset accidentes	3
1.2	Primera prueba con un modelo	5
1.3	Creación del archivo de salida y subida a kaggel	6
2	Análisis del dataset	7
2.1	Eliminación de valores perdidos	7
2.2	Prueba del modelo con eliminación de variables	10
3	Vusualización del dataset	11
3.1	Análisis de las variables actuales	11
3.2	Análisis de variables eliminadas sin valores perdidos	15
4	Visión preeliminar de los datos	18
5	Imputación de valores perdidos	19
5.1	Imputación de variables	19
5.2	Prueba del modelo con imputación de valores perdidos	21
6	Detección de anomalías	21
6.1	Uso del paquete outliers	21
6.2	Paquete mvoutlier	24
6.3	Eliminación de valores anómalos	24
6.4	Prueba del modelo con imputación de valores perdidos	27
7	Transformación de los datos	28
7.1	Transformando los datos	28
7.2	Prueba del modelo con transformación de los datos	28
8	Discretización	28
9	Selección de características	28
9.1	Paquete FSelector	29
9.2	Paquete caret	36
9.3	Paquete Boruta	39
10	Detección de ruido	47
11	Modelo SVM Radial	49
12	SVM (Support Vector Machine)	51
13	Métodos ensamble de construcción de conjuntos de modelos	51
13.1	Bagging	51
13.2	Random forest	52
13.3	Boosting	55

14 Árboles de clasificación	56
15 Primeras Conclusiones	57
16 Prueba de modelos	58
16.1 Prueba del primer modelo random forest 1000	58
16.2 Prueba del segundo modelo random forest 1000	65
16.3 Prueba del tercer modelo random forest 1000	67
16.4 Prueba del cuarto modelo random forest 1000	69
16.5 Prueba del quinto modelo random forest 1000	71
16.6 Prueba del sexto modelo random forest 1000	73
16.7 Prueba del primer modelo random forest multihebra	75
16.8 Prueba del primer modelo random forest 5000	76
16.9 Prueba del segundo modelo random forest multihebra	78
16.10 Prueba del tercer modelo random forest multihebra	80
16.11 Prueba del cuarto modelo random forest multihebra	81
16.12 Prueba del quinto modelo random forest multihebra	83
16.13 Prueba del sexto modelo random forest multihebra	83
16.14 Prueba del setimo modelo random forest multihebra	85
16.15 Prueba del octavo modelo random forest multihebra	87
16.16 Prueba del noveno modelo random forest multihebra	88
16.17 Prueba del decimo modelo random forest multihebra	88
16.18 Prueba del modelo 11 de random forest multihebra	90
17 Balanceo de los datos	91
18 Gráfica de resultados	94

1 Introducción al problema y a Kaggel

Lo primero que se pretende realizar en este apartado es leer el dataset que nos han dado y realizar una subida a la plataforma Kaggel para obtener una primera puntuación. Mi usuario en Kaggel es “PacoPollos”.

1.1 Lectura del dataset accidentes

Vamos a leer tanto los archivos de train como test dados.

```
accidentes.train.original <- read.csv("accidentes-kaggle.csv")
accidentes.test.original <- read.csv("accidentes-kaggle-test.csv")
```

Una vez leídos vamos a realizar un summary para ver como están compuestos los datos.

```
summary(accidentes.train.original)
```

```
##          ANIO              MES              HORA              DIASEMANA
## Min.      :2008      Julio      : 2757      14      : 1965      DOMINGO   :3597
## 1st Qu.:2009      Junio      : 2649      19      : 1847      JUEVES    :4351
## Median :2010      Mayo       : 2605      13      : 1823      LUNES     :4349
## Mean    :2010      Octubre   : 2600      17      : 1749      MARTES    :4343
## 3rd Qu.:2012      Septiembre: 2491      18      : 1726      MIERCOLES:4394
## Max.    :2013      Diciembre : 2448      12      : 1713      SABADO    :4000
##          (Other)      :14452      (Other):19179      VIERNES   :4968
##          PROVINCIA              COMUNIDAD_AUTONOMA              ISLA
## Barcelona: 6238      Cataluna      :8208      NO_ES_ISLA :28476
## Madrid    : 4735      Madrid, Comunidad de:4735      MALLORCA   : 608
## Valencia  : 1658      Andalucia      :4412      TENERIFE   : 436
## Sevilla   : 977      Comunitat Valenciana:2653      GRAN CANARIA: 199
## Cadiz     : 887      Pais Vasco     :1594      IBIZA       : 117
## Girona    : 814      Castilla y Leon :1505      LANZAROTE   : 53
## (Other)   :14693      (Other)        :6895      (Other)     : 113
## TOT_VICTIMAS      TOT_MUERTOS      TOT_HERIDOS_GRAVES      TOT_HERIDOS_LEVES
## Min.      : 1.000      Min.      :0.00000      Min.      :0.0000      Min.      : 0.00
## 1st Qu.: 1.000      1st Qu.:0.00000      1st Qu.:0.0000      1st Qu.: 1.00
## Median : 1.000      Median :0.00000      Median :0.0000      Median : 1.00
## Mean    : 1.429      Mean    :0.02447      Mean    :0.1453      Mean    : 1.26
## 3rd Qu.: 2.000      3rd Qu.:0.00000      3rd Qu.:0.0000      3rd Qu.: 1.00
## Max.    :19.000      Max.    :7.00000      Max.    :9.0000      Max.    :18.00
##
## TOT_VEHICULOS_IMPLICADOS      ZONA              ZONA_AGRUPADA
## Min.      : 1.000      CARRETERA      :13278      VIAS INTERURBANAS:13335
## 1st Qu.: 1.000      TRAVESIA       : 241      VIAS URBANAS      :16667
## Median : 2.000      VARIANTE       : 57
## Mean    : 1.738      ZONA URBANA:16426
## 3rd Qu.: 2.000
## Max.    :21.000
##
##          CARRETERA
## A-7      : 294
## A-2      : 278
## AP-7     : 229
## N-340    : 229
## A-4      : 184
```

```

## (Other):12098
## NA's :16690
##
## RED_CARRETERA
## OTRAS TITULARIDADES : 318
## TITULARIDAD AUTONOMICA : 3890
## TITULARIDAD ESTATAL : 4021
## TITULARIDAD MUNICIPAL :19077
## TITULARIDAD PROVINCIAL (DIPUTACION, CABILDO O CONSELL): 2696
##
##
## TIPO_VIA
## OTRO TIPO :15527
## VIA CONVENCIONAL:10044
## AUTOVIA : 2941
## AUTOPISTA : 723
## CAMINO VECINAL : 519
## RAMAL DE ENLACE : 101
## (Other) : 147
##
## TRAZADO_NO_INTERSEC
## CURVA FUERTE CON MARCA Y SIN VELOCIDAD MARCADA: 559
## CURVA FUERTE CON MARCA Y VELOCIDAD MARCADA : 872
## CURVA FUERTE SIN MARCAR : 481
## CURVA SUAVE : 2875
## ES_INTERSECCION :11038
## RECTA :14177
##
## TIPO_INTERSEC
## EN T O Y : 3350
## EN X O + : 4714
## ENLACE DE ENTRADA : 421
## ENLACE DE SALIDA : 223
## GIRATORIA : 2006
## NO_ES_INTERSECCION:18983
## OTROS : 305
##
## ACOND_CALZADA
## CARRIL CENTRAL DE ESPERA : 193
## NADA ESPECIAL : 4645
## OTRO TIPO : 791
## PASO PARA PEATONES O ISLETAS EN CENTRO DE VIA PRINCIPAL: 397
## RAQUETA DE GIRO IZQUIERDA : 109
## SOLO ISLETAS O PASO PARA PEATONES : 168
## NA's :23699
##
## PRIORIDAD SUPERFICIE_CALZADA
## NINGUNA (SOLO NORMA) :13495 SECA Y LIMPIA :25236
## SEMAFORO : 1778 MOJADA : 3895
## SEAL DE STOP : 1750 OTRO TIPO : 327
## SOLO MARCAS VIALES : 1659 UMBRIA : 165
## SEAL DE CEDA EL PASO: 1629 GRAVILLA SUELTA: 150
## (Other) : 1569 ACEITE : 83
## NA's : 8122 (Other) : 146
##
## LUMINOSIDAD FACTORES_ATMOSFERICOS
## CREPUSCULO : 1330 BUEN TIEMPO :25852
## NOCHE: ILUMINACION INSUFICIENTE: 1067 LLOVIZNANDO : 2524
## NOCHE: ILUMINACION SUFICIENTE : 4793 OTRO : 715

```

```
## NOCHE: SIN ILUMINACION      : 1815    LLUVIA FUERTE: 499
## PLENO DIA                   :20997    VIENTO FUERTE: 156
##                             NIEBLA LIGERA: 83
##                             (Other)    : 173
## VISIBILIDAD_RESTRINGIDA      OTRA_CIRCUNSTANCIA
## SIN RESTRICCION              :16982    NINGUNA      :24967
## CONFIGURACION DEL TERRENO: 989      OTRA         : 942
## OTRA_CAUSA                   : 491     OBRAS        : 263
## FACTORES ATMOSFERICOS       : 374     FUERTE DESCENSO : 227
## EDIFICIOS                   : 229     CAMBIO DE RASANTE: 100
## (Other)                     : 252     (Other)       : 264
## NA's                        :10685    NA's         : 3239
## ACERAS                      DENSIDAD_CIRCULACION MEDIDAS_ESPECIALES
## NO HAY ACERA:21416 CONGESTIONADA: 308 CARRIL REVERSIBLE : 17
## SI HAY ACERA: 5437 DENSA          : 1479 HABILITACION ARCEN: 8
## NA's          : 3149 FLUIDA       :17505 NINGUNA MEDIDA    :21024
##              NA's          :10710 OTRA MEDIDA      : 278
##              NA's          : 8675
##
##
## TIPO_ACCIDENTE
## Atropello          : 3642
## Colision_Obstaculo: 952
## Colision_Vehiculos:16520
## Otro               : 1807
## Salida_Via         : 6013
## Vuelco             : 1068
##
```

Vemos como las variables TTO_VICTIMAS, TOT_MUERTOS, TOT_HERIDOS_GRAVES, TOT_HERIDOS_LEVES y TOT_VEHICULOS_IMPLICADOS son las únicas variables numéricas, por lo que nos quedaremos con ellas para la primera prueba, junto con la variable clasificadora TIPO_ACCIDENTE.

```
accidentes.train.solo.numericos <- accidentes.train.original[,c(8,9,10,11,12,30)]
accidentes.test.solo.numericos <- accidentes.test.original[,c(8,9,10,11,12)]
```

1.2 Primera prueba con un modelo

Lo primero es, con las variables numéricas únicamente, voy a realizar un primer modelo, que será un árbol, para predecir la clase del conjunto de test y comprobar el funcionamiento de Kaggel al no tener experiencia anterior.

```
set.seed(1234)
ct1 <- ctree(TIPO_ACCIDENTE ~., accidentes.train.solo.numericos)
testPred1 <- predict(ct1, newdata = accidentes.test.solo.numericos)
```

Por lo que ya tenemos el conjunto de test predicho. Además el árbol creado tendría la siguiente estructura:

```
ct1

##
## Conditional inference tree with 14 terminal nodes
##
## Response: TIPO_ACCIDENTE
## Inputs: TOT_VICTIMAS, TOT_MUERTOS, TOT_HERIDOS_GRAVES, TOT_HERIDOS_LEVES, TOT_VEHICULOS_IMPLICADOS
```

```

## Number of observations: 30002
##
## 1) TOT_VEHICULOS_IMPLICADOS <= 1; criterion = 1, statistic = 14488.658
## 2) TOT_VICTIMAS <= 1; criterion = 1, statistic = 329.362
## 3) TOT_HERIDOS_GRAVES <= 0; criterion = 1, statistic = 38.228
## 4) TOT_HERIDOS_LEVES <= 0; criterion = 0.996, statistic = 21.181
## 5)* weights = 256
## 4) TOT_HERIDOS_LEVES > 0
## 6)* weights = 7696
## 3) TOT_HERIDOS_GRAVES > 0
## 7)* weights = 1476
## 2) TOT_VICTIMAS > 1
## 8) TOT_VICTIMAS <= 2; criterion = 1, statistic = 47.735
## 9)* weights = 1605
## 8) TOT_VICTIMAS > 2
## 10)* weights = 550
## 1) TOT_VEHICULOS_IMPLICADOS > 1
## 11) TOT_HERIDOS_LEVES <= 1; criterion = 1, statistic = 99.886
## 12) TOT_HERIDOS_LEVES <= 0; criterion = 1, statistic = 49.242
## 13)* weights = 1276
## 12) TOT_HERIDOS_LEVES > 0
## 14) TOT_VICTIMAS <= 1; criterion = 1, statistic = 34.382
## 15) TOT_VEHICULOS_IMPLICADOS <= 3; criterion = 1, statistic = 28.319
## 16) TOT_VEHICULOS_IMPLICADOS <= 2; criterion = 0.999, statistic = 24.207
## 17)* weights = 10133
## 16) TOT_VEHICULOS_IMPLICADOS > 2
## 18)* weights = 924
## 15) TOT_VEHICULOS_IMPLICADOS > 3
## 19)* weights = 254
## 14) TOT_VICTIMAS > 1
## 20) TOT_VEHICULOS_IMPLICADOS <= 3; criterion = 0.965, statistic = 15.891
## 21)* weights = 370
## 20) TOT_VEHICULOS_IMPLICADOS > 3
## 22)* weights = 21
## 11) TOT_HERIDOS_LEVES > 1
## 23) TOT_VEHICULOS_IMPLICADOS <= 4; criterion = 0.994, statistic = 20.095
## 24) TOT_VEHICULOS_IMPLICADOS <= 2; criterion = 0.998, statistic = 22.592
## 25)* weights = 4183
## 24) TOT_VEHICULOS_IMPLICADOS > 2
## 26)* weights = 1124
## 23) TOT_VEHICULOS_IMPLICADOS > 4
## 27)* weights = 134

```

1.3 Creación del archivo de salida y subida a kaggle

Vamos a escribir la salida del primer modelo para ver su puntuación en Kaggle.

```

salida.primer.modelo <- as.matrix(testPred1)
salida.primer.modelo <- cbind(c(1:(dim(salida.primer.modelo)[1])), salida.primer.modelo)
colnames(salida.primer.modelo) <- c("Id", "Prediction")
write.table(salida.primer.modelo, file="predicciones/PrimeraPrediccion.txt", sep="," , quote = F, row.names = F)

```

1 Por lo que ya tenemos un fichero con la salida del conjunto de test. Lo único que tendremos que modificar es la primera línea del archivo para añadir “Id, Prediction”. El resultado de este primer modelo para la

competición de Kaggel, subido el 11/02/2017 a las 19:54, con un total de 5 personas entregadas, se ha quedado en la posición 3 con una puntuación del 0.73246.

2 Análisis del dataset

Una vez realizada la primera prueba en Kaggel, vamos a analizar con detalle el dataset que nos han dado.

2.1 Eliminación de valores perdidos

Anteriormente en el summary, hemos visto que hay variables con valores perdidos, ya que por ejemplo, en la variable CARRETERA uno de los valores que más se repite es NA's. Por lo tanto, vamos a analizar que variables contienen valores perdidos.

```
porcentaje.de.valores.perdidos.por.columna.train <- apply(accidentes.train.original,2,function(x) sum(is.na(x)))
columnas.train.con.valores.perdidos <- (porcentaje.de.valores.perdidos.por.columna.train > 0)
columnas.train.con.valores.perdidos
```

```
##          ANIO          MES          HORA
##          FALSE          FALSE          FALSE
##          DIASEMANA          PROVINCIA          COMUNIDAD_AUTONOMA
##          FALSE          FALSE          FALSE
##          ISLA          TOT_VICTIMAS          TOT_MUERTOS
##          FALSE          FALSE          FALSE
##          TOT_HERIDOS_GRAVES          TOT_HERIDOS_LEVES          TOT_VEHICULOS_IMPLICADOS
##          FALSE          FALSE          FALSE
##          ZONA          ZONA_AGRUPADA          CARRETERA
##          FALSE          FALSE          TRUE
##          RED_CARRETERA          TIPO_VIA          TRAZADO_NO_INTERSEC
##          FALSE          FALSE          FALSE
##          TIPO_INTERSEC          ACOND_CALZADA          PRIORIDAD
##          FALSE          TRUE          TRUE
##          SUPERFICIE_CALZADA          LUMINOSIDAD          FACTORES_ATMOSFERICOS
##          FALSE          FALSE          FALSE
##          VISIBILIDAD_RESTRINGIDA          OTRA_CIRCUNSTANCIA          ACERAS
##          TRUE          TRUE          TRUE
##          DENSIDAD_CIRCULACION          MEDIDAS_ESPECIALES          TIPO_ACCIDENTE
##          TRUE          TRUE          FALSE
```

Por lo que tenemos que las variables con valores perdidos son: CARRETERA, ACOND_CALZADA, PRIORIDAD, VISIBILIDAD_RESTRINGIDA, OTRA_CIRCUNSTANCIA, ACERAS, DENSIDAD_CIRCULACION y MEDIDAS_ESPECIALES. Veamos el resumen para esas variables.

```
summary(accidentes.train.original[c("CARRETERA","ACOND_CALZADA","PRIORIDAD", "VISIBILIDAD_RESTRINGIDA",
```

```
##          CARRETERA
##          A-7      : 294
##          A-2      : 278
##          AP-7     : 229
##          N-340    : 229
##          A-4      : 184
##          (Other)  :12098
##          NA's     :16690
##
```

```
ACOND_CALZADA
```

```

## CARRIL CENTRAL DE ESPERA : 193
## NADA ESPECIAL : 4645
## OTRO TIPO : 791
## PASO PARA PEATONES O ISLETAS EN CENTRO DE VIA PRINCIPAL: 397
## RAQUETA DE GIRO IZQUIERDA : 109
## SOLO ISLETAS O PASO PARA PEATONES : 168
## NA's :23699
## PRIORIDAD VISIBILIDAD_RESTRINGIDA
## NINGUNA (SOLO NORMA) :13495 SIN RESTRICCION :16982
## SEMAFORO : 1778 CONFIGURACION DEL TERRENO: 989
## SEÑAL DE STOP : 1750 OTRA_CAUSA : 491
## SOLO MARCAS VIALES : 1659 FACTORES ATMOSFERICOS : 374
## SEÑAL DE CEDA EL PASO: 1629 EDIFICIOS : 229
## (Other) : 1569 (Other) : 252
## NA's : 8122 NA's :10685
## OTRA_CIRCUNSTANCIA ACERAS DENSIDAD_CIRCULACION
## NINGUNA :24967 NO HAY ACERA:21416 CONGESTIONADA: 308
## OTRA : 942 SI HAY ACERA: 5437 DENSA : 1479
## OBRAS : 263 NA's : 3149 FLUIDA :17505
## FUERTE DESCENSO : 227 NA's :10710
## CAMBIO DE RASANTE: 100
## (Other) : 264
## NA's : 3239
## MEDIDAS_ESPECIALES
## CARRIL REVERSIBLE : 17
## HABILITACION ARCEN: 8
## NINGUNA MEDIDA :21024
## OTRA MEDIDA : 278
## NA's : 8675
##
##

```

Donde podemos ver que el valor más pequeño de NA's es para la variable ACERAS con 3149 instancias con valores perdidos, lo que sería un 10,49% de los datos. Un 25% de los datos de este train serían unas 7500 instancias, por lo que las variables que tienen más del 25% de valores perdidos son: CARRETERA, ACOND_CALZADA, PRIORIDAD, VISIBILIDAD_RESTRINGIDA, DENSIDAD_CIRCULACION y MEDIDAS_ESPECIALES. O lo que es lo mismo, me quedo con las variables OTRA_CIRCUNSTANCIA y ACERAS, del anterior grupo. Pero además voy a comenzar eliminando esas variables ya que a mi juicio pueden no tener demasiada importancia.

```

primeras.variables.eliminadas <- c("CARRETERA","ACOND_CALZADA","PRIORIDAD", "VISIBILIDAD_RESTRINGIDA",
accidentes.train.sin.variables.1 <- accidentes.train.original[,-c(15,20,21,25,26,27,28,29)]
accidentes.train.variables.eliminadas <- accidentes.train.original[,c(15,20,21,25,26,27,28,29)]

```

Por lo que guardo en una variable las variables que he eliminado, y creo mi dataset sin variables con valores NA. Hago lo mismo para el test:

```

accidentes.test.sin.variables.1 <- accidentes.test.original[,-c(15,20,21,25,26,27,28,29)]
accidentes.test.variables.eliminadas <- accidentes.test.original[,c(15,20,21,25,26,27,28,29)]
accidentes.test.variables.eliminadas.copia <- accidentes.test.variables.eliminadas

```

Pensemos ahora que variables restantes pueden ser no interesantes.

```
summary(accidentes.train.sin.variables.1)
```

```

## ANIO MES HORA DIASEMANA
## Min. :2008 Julio : 2757 14 : 1965 DOMINGO :3597

```



```

## 1st Qu.:2009   Junio      : 2649   19      : 1847   JUEVES      :4351
## Median :2010   Mayo       : 2605   13      : 1823   LUNES       :4349
## Mean   :2010   Octubre    : 2600   17      : 1749   MARTES      :4343
## 3rd Qu.:2012   Septiembre: 2491   18      : 1726   MIERCOLES:4394
## Max.    :2013   Diciembre  : 2448   12      : 1713   SABADO      :4000
##          (Other) :14452   (Other):19179   VIERNES     :4968
##
##          PROVINCIA          COMUNIDAD_AUTONOMA          ISLA
## Barcelona: 6238   Cataluna          :8208   NO_ES_ISLA :28476
## Madrid : 4735   Madrid, Comunidad de:4735   MALLORCA    : 608
## Valencia : 1658   Andalucia          :4412   TENERIFE    : 436
## Sevilla : 977   Comunitat Valenciana:2653   GRAN CANARIA: 199
## Cadiz : 887   Pais Vasco          :1594   IBIZA        : 117
## Girona : 814   Castilla y Leon     :1505   LANZAROTE    : 53
## (Other) :14693   (Other)             :6895   (Other)      : 113
##
## TOT_VICTIMAS      TOT_MUERTOS      TOT_HERIDOS_GRAVES TOT_HERIDOS_LEVES
## Min. : 1.000   Min. :0.00000   Min. :0.0000   Min. : 0.00
## 1st Qu.: 1.000   1st Qu.:0.00000   1st Qu.:0.0000   1st Qu.: 1.00
## Median : 1.000   Median :0.00000   Median :0.0000   Median : 1.00
## Mean : 1.429   Mean :0.02447   Mean :0.1453   Mean : 1.26
## 3rd Qu.: 2.000   3rd Qu.:0.00000   3rd Qu.:0.0000   3rd Qu.: 1.00
## Max. :19.000   Max. :7.00000   Max. :9.0000   Max. :18.00
##
##
## TOT_VEHICULOS_IMPLICADOS      ZONA      ZONA_AGRUPADA
## Min. : 1.000   CARRETERA :13278   VIAS INTERURBANAS:13335
## 1st Qu.: 1.000   TRAVESIA : 241   VIAS URBANAS :16667
## Median : 2.000   VARIANTE : 57
## Mean : 1.738   ZONA URBANA:16426
## 3rd Qu.: 2.000
## Max. :21.000
##
##
##
##          RED_CARRETERA
## OTRAS TITULARIDADES      : 318
## TITULARIDAD AUTONOMICA      : 3890
## TITULARIDAD ESTATAL      : 4021
## TITULARIDAD MUNICIPAL      :19077
## TITULARIDAD PROVINCIAL (DIPUTACION, CABILDO O CONSELL): 2696
##
##
##
##          TIPO_VIA
## OTRO TIPO :15527
## VIA CONVENCIONAL:10044
## AUTOVIA : 2941
## AUTOPISTA : 723
## CAMINO VECINAL : 519
## RAMAL DE ENLACE : 101
## (Other) : 147
##
##
##          TRAZADO_NO_INTERSEC
## CURVA FUERTE CON MARCA Y SIN VELOCIDAD MARCADA: 559
## CURVA FUERTE CON MARCA Y VELOCIDAD MARCADA : 872
## CURVA FUERTE SIN MARCAR : 481
## CURVA SUAVE : 2875
## ES_INTERSECCION :11038
## RECTA :14177
##

```

```
##          TIPO_INTERSEC          SUPERFICIE_CALZADA
## EN T O Y          : 3350  SECA Y LIMPIA :25236
## EN X O +          : 4714  MOJADA       : 3895
## ENLACE DE ENTRADA : 421   OTRO TIPO    : 327
## ENLACE DE SALIDA  : 223   UMBRIA       : 165
## GIRATORIA         : 2006  GRAVILLA SUELTA: 150
## NO_ES_INTERSECCION:18983  ACEITE       : 83
## OTROS             : 305   (Other)      : 146
##          LUMINOSIDAD          FACTORES_ATMOSFERICOS
## CREPUSCULO        : 1330  BUEN TIEMPO :25852
## NOCHE: ILUMINACION INSUFICIENTE: 1067  LLOVIZNANDO : 2524
## NOCHE: ILUMINACION SUFICIENTE : 4793  OTRO       : 715
## NOCHE: SIN ILUMINACION         : 1815  LLUVIA FUERTE: 499
## PLENO DIA                   :20997  VIENTO FUERTE: 156
##                               NIEBLA LIGERA: 83
##                               (Other)    : 173
##          TIPO_ACCIDENTE
## Atropello           : 3642
## Colision_Obstaculo: 952
## Colision_Vehiculos:16520
## Otro                : 1807
## Salida_Via          : 6013
## Vuelco              : 1068
##
```

Podemos pensar que otras de las variables que puede que no nos sean de mucha utilidad pueden ser: ANIO, MES, HORA, DIASEMANA, PROVINCIA, COMUNIDAD_AUTONOMA, ISLA, ZONA_AGRUPADA, TIPO_VIA, TRAZADO_NO_INTERSEC, TIPO_INTERSEC, SUPERFICIE_CALZADA y LUMINOSIDAD. Ya que muchas de estas variables podrían no ser de vital importancia, de primera mano, para la obtención de la predicción del tipo de accidente. Por lo tanto, vamos a eliminarlas de momento para agilizar los modelos primeros.

```
segundas.variables.eliminadas <- c("ANIO", "MES", "HORA", "DIASEMANA", "PROVINCIA", "COMUNIDAD_AUTONOMA",
accidentes.train.sin.variables.2 <- accidentes.train.sin.variables.1[,-c(1,2,3,4,5,6,7,14,16,17,18,19,20)]
accidentes.train.variables.eliminadas <- cbind(accidentes.train.variables.eliminadas ,accidentes.train.variables.2)
accidentes.test.sin.variables.2 <- accidentes.test.sin.variables.1[,-c(1,2,3,4,5,6,7,14,16,17,18,19,20)]
accidentes.test.variables.eliminadas <- cbind(accidentes.test.sin.variables.2 ,accidentes.test.variables.1)
```

2.2 Prueba del modelo con eliminación de variables

Hagamos por lo tanto una prueba de como afecta la inclusión de estas variables con respecto a la primera prueba realizada.

```
set.seed(1234)
ct2 <- ctree(TIPO_ACCIDENTE ~., accidentes.train.sin.variables.2)
testPred2 <- predict(ct2, newdata = accidentes.test.sin.variables.2)
```

Por lo que ya tenemos el conjunto de test predicho. Además el árbol creado tendría la siguiente estructura:

```
#ct2
```

Vamos a escribir la salida del modelo para ver su puntuación en Kaggel.

```
salida.segundo.modelo <- as.matrix(testPred2)
salida.segundo.modelo <- cbind(c(1:(dim(salida.segundo.modelo)[1])), salida.segundo.modelo)
```

```
colnames(salida.segundo.modelo) <- c("Id","Prediction")
write.table(salida.segundo.modelo,file="predicciones/SegundaPrediccion.txt",sep=",",quote = F,row.names = F)
```

2 El resultado de este modelo para la competición de Kaggle, subido el 17/02/2017 a las 17:51, con un total de 14 personas entregadas, se ha quedado en la posición 9 con una puntuación del 0.81891.

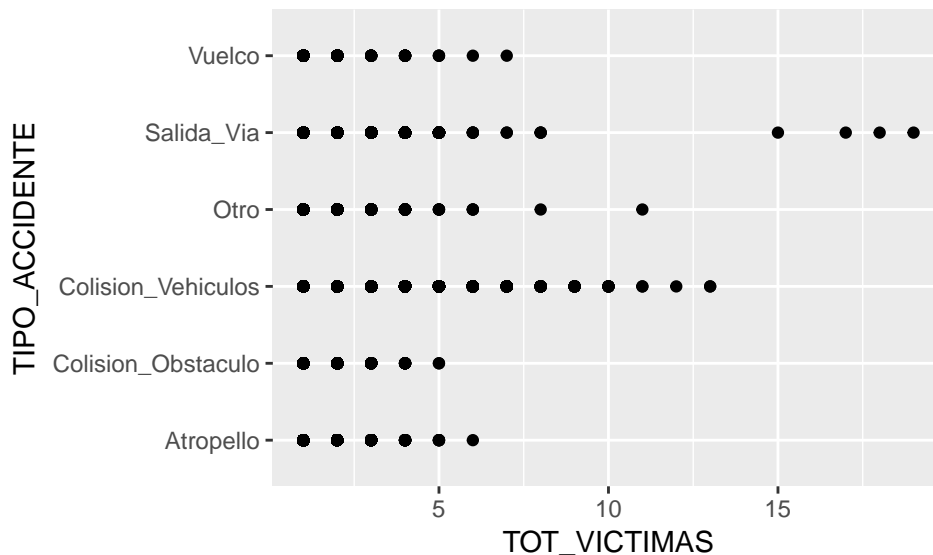
3 Vusualización del dataset

Como no se ha hecho antes, y debería ser uno de los primeros pasos a realizar, vamos a realizar una visualización del dataset.

3.1 Análisis de las variables actuales

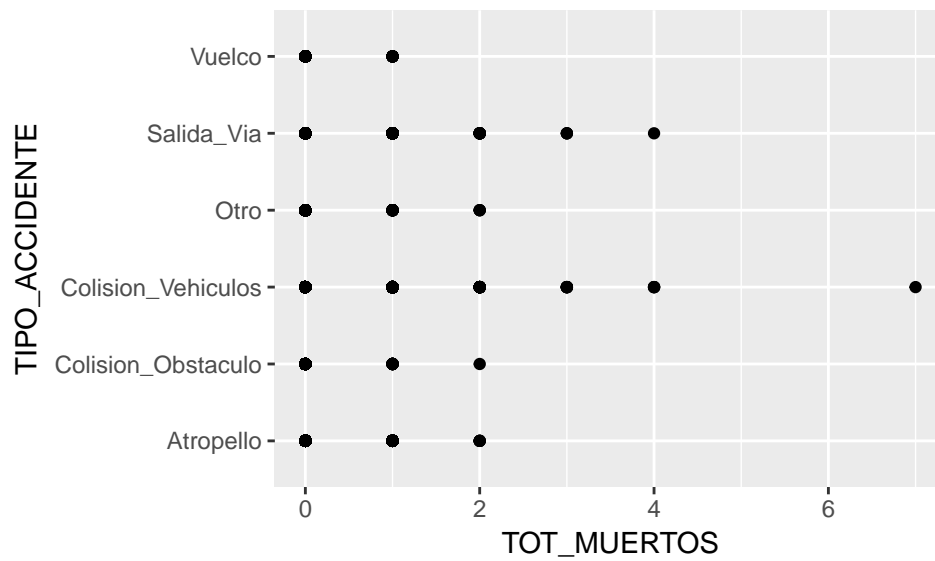
Vamos a ver el comportamiento de nuestras variables con respecto al TIPO_ACCIDENTE, a ver que relación pueden tener.

```
ggplot(data = accidentes.train.sin.variables.2) + geom_point(mapping = aes(x = TOT_VICTIMAS , y = TIPO_
```

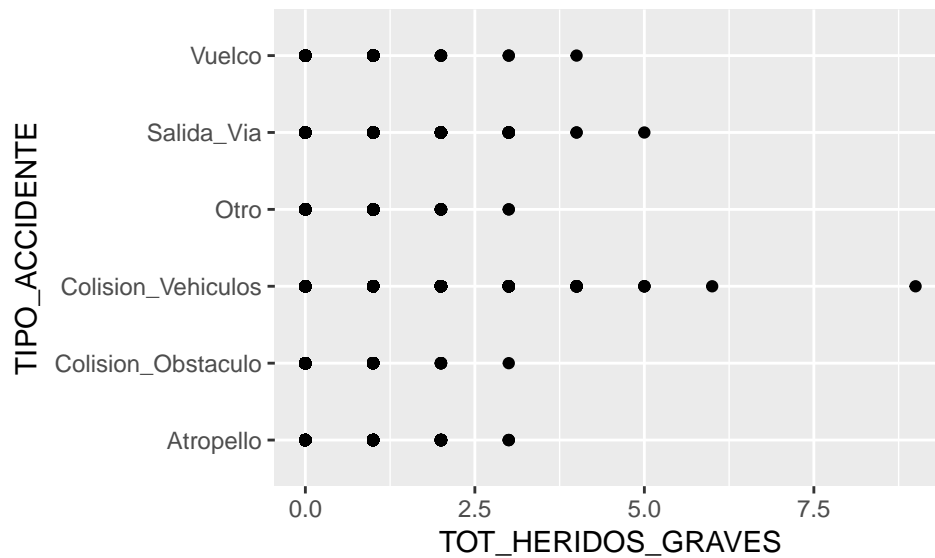


Podemos ver como para a partir de 10 victimas, el accidente suele ser o una colisión de vehículos, salida de vía, o muy pocas veces otro tipo de accidente. Por lo que puede ser una relación interesante.

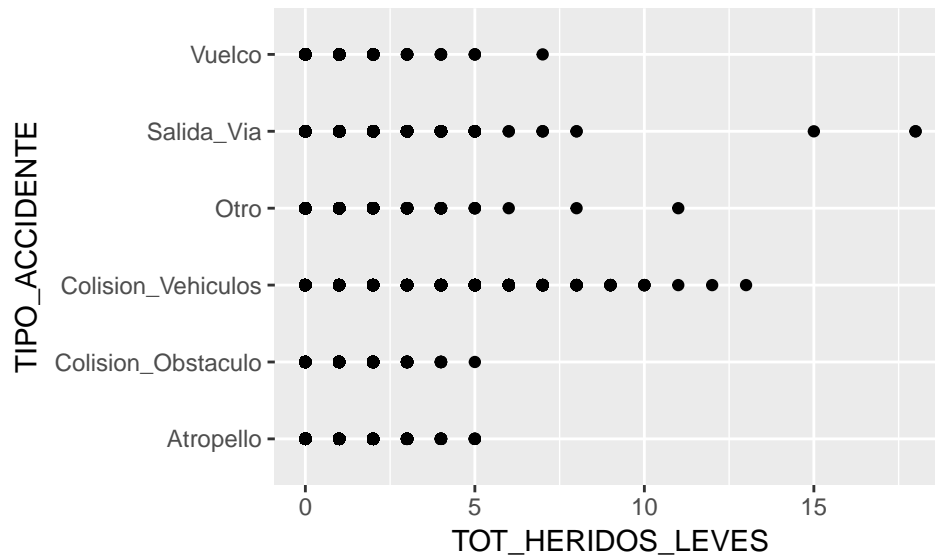
```
ggplot(data = accidentes.train.sin.variables.2) + geom_point(mapping = aes(x = TOT_MUERTOS , y = TIPO_A
```



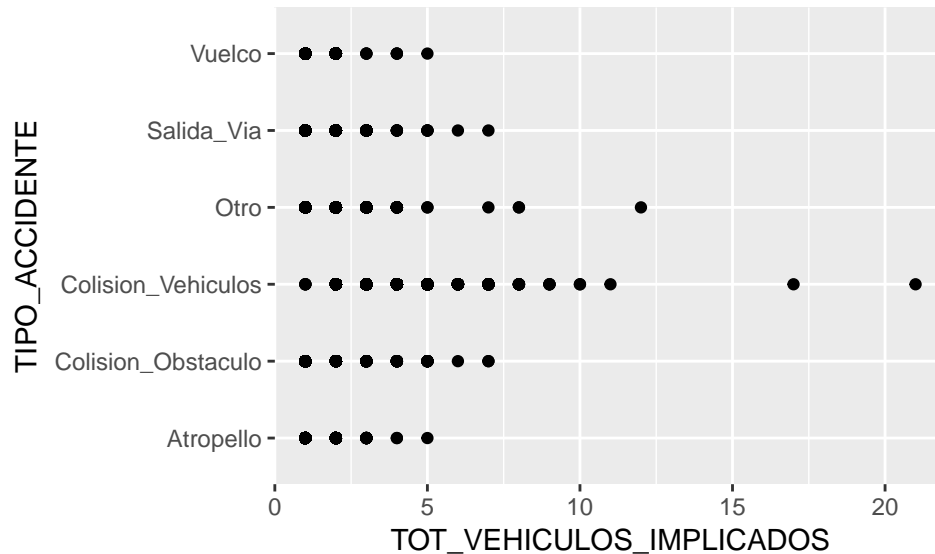
```
ggplot(data = accidentes.train.sin.variables.2) + geom_point(mapping = aes(x = TOT_HERIDOS_GRAVES , y = TIPO_ACCIDENTE))
```



```
ggplot(data = accidentes.train.sin.variables.2) + geom_point(mapping = aes(x = TOT_HERIDOS_GRAVES , y = TIPO_ACCIDENTE))
```

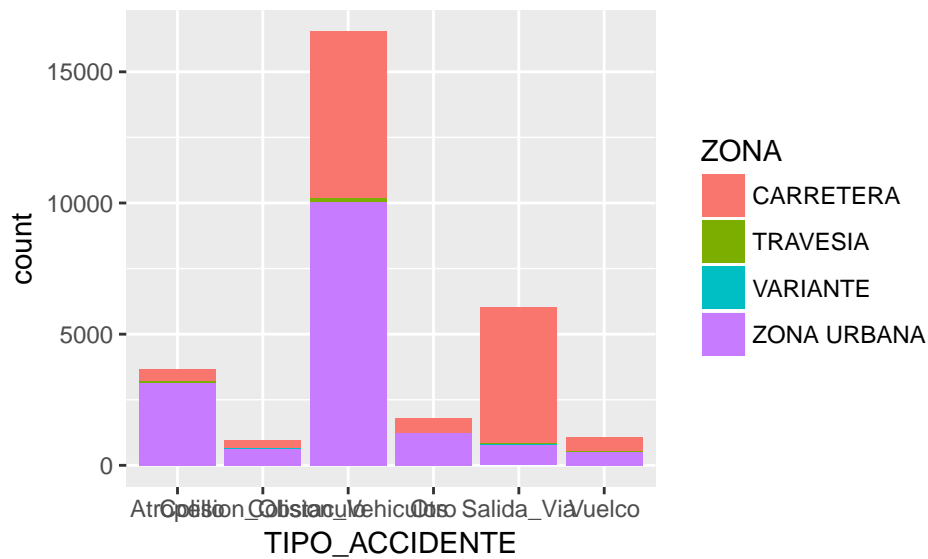


```
ggplot(data = accidentes.train.sin.variables.2) + geom_point(mapping = aes(x = TOT_VEHICULOS_IMPLICADOS
```



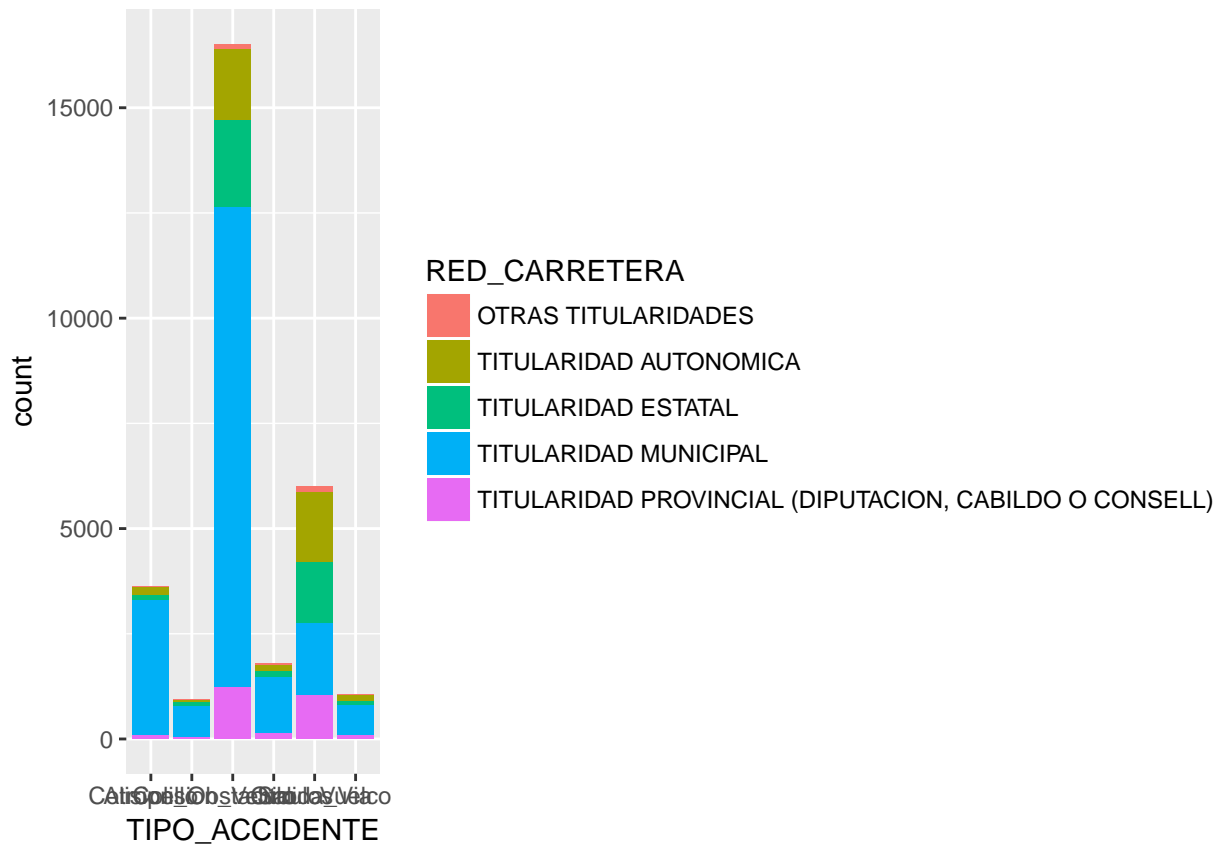
Normalmente a partir de 3 muertos, el accidente es una colisión de vehículos o una salida de vía. Si hay más de 3 heridos graves, suele ser colisión de vehículos, salida de vía o vuelco. A partir de 6 heridos leves el accidente es una colisión, una salida de vía, un vuelco o otro accidente. A partir de 6 vehículos implicados, los accidentes suelen ser colisiones, salida de vía u otro tipo. Por lo que ya tenemos varias relaciones que podrían ser representadas en un árbol.

```
ggplot(data = accidentes.train.sin.variables.1) + geom_bar(mapping = aes(x=TIPO_ACCIDENTE, fill=ZONA))
```



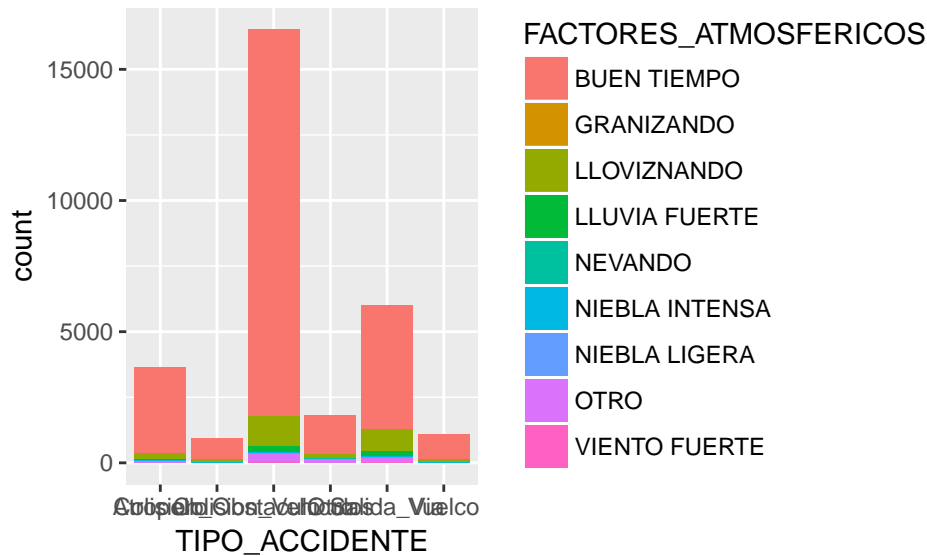
Podemos ver como las zonas predominantes son carretera y zona urbana, pero no parece que esta variable pueda ser influyente a la hora de decir que tipo de accidente se produce por lo que eliminaré esta variable para futuras pruebas.

```
ggplot(data = accidentes.train.sin.variables.1) + geom_bar(mapping = aes(x=TIPO_ACCIDENTE, fill=RED_CARRETERA))
```



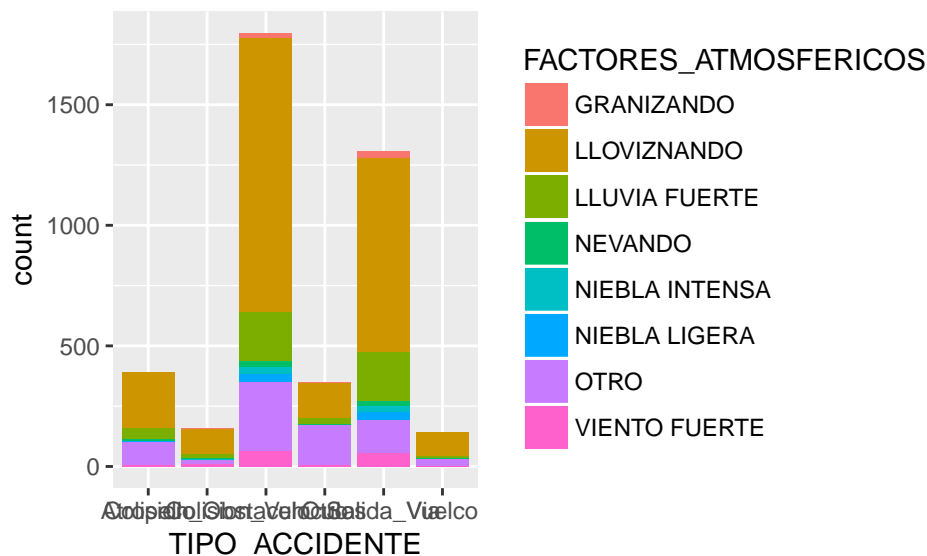
Puede parecer que esta variable no tiene demasiado que ver con la variable que queremos predecir por lo que puede ser que la descartemos.

```
ggplot(data = accidentes.train.sin.variables.1) + geom_bar(mapping = aes(x=TIPO_ACCIDENTE, fill=FACTORE
```



Por el conocimiento que tenemos, seguramente esta variable no sea demasiado importante para el tipo de accidente. Veamos que le ocurre si eliminamos los elementos que tienen buen tiempo.

```
vector.buen.tiempo <- accidentes.train.sin.variables.1$FACTORES_ATMOSFERICOS == "BUEN TIEMPO"
valores.sin.buen.tiempo <- accidentes.train.sin.variables.1[!vector.buen.tiempo,]
ggplot(data = valores.sin.buen.tiempo) + geom_bar(mapping = aes(x=TIPO_ACCIDENTE, fill=FACTORES_ATMOSFERICOS))
```



Pero seguimos viendo que no se puede sacar ninguna conclusión de esta visualización.

3.2 Análisis de variables eliminadas sin valores perdidos

Recordemos las variables que eliminamos sin tener valores perdidos.

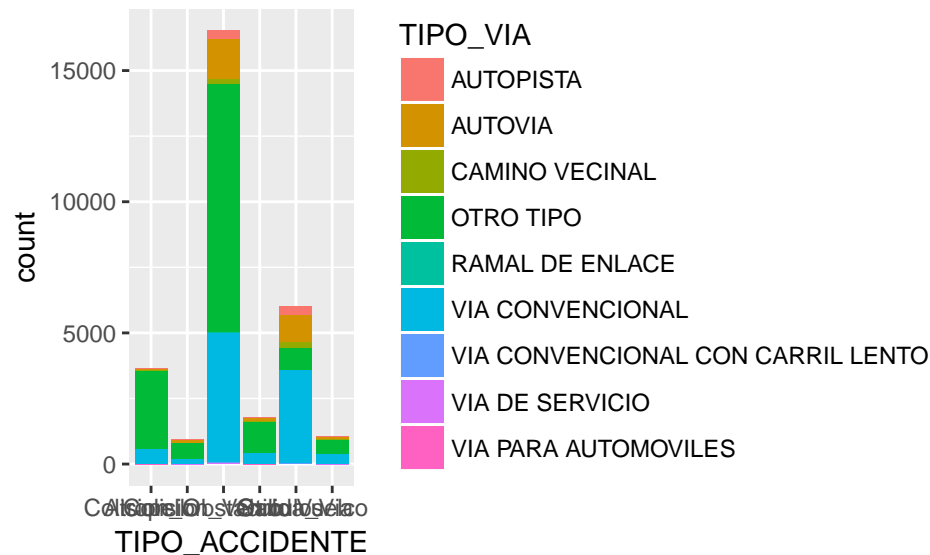
```
segundas.variables.eliminadas
```

```
## [1] "ANIO" "MES" "HORA"
## [4] "DIASEMANA" "PROVINCIA" "COMUNIDAD AUTONOMA"
```

```
## [7] "ISLA" "ZONA_AGRUPADA" "TIPO_VIA"
## [10] "TRAZADO_NO_INTERSEC" "TIPO_INTERSEC" "SUPERFICIE_CALZADA"
## [13] "LUMINOSIDAD"
```

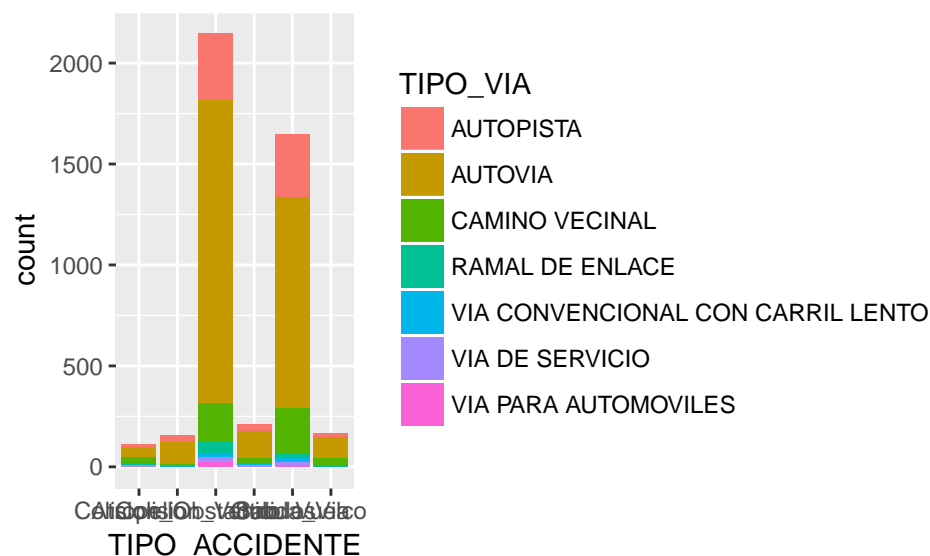
Una de la variables que podrían ser interesantes es TIPO_VIA, TRAZADO_NO_INTERSEC, TIPO_INTERSEC, SUPERFICIE_CALZADA y LUMINOSIDAD. Veamos visualizaciones de estas variables.

```
ggplot(data = accidentes.train.sin.variables.1) + geom_bar(mapping = aes(x=TIPO_ACCIDENTE, fill=TIPO_VIA,
```



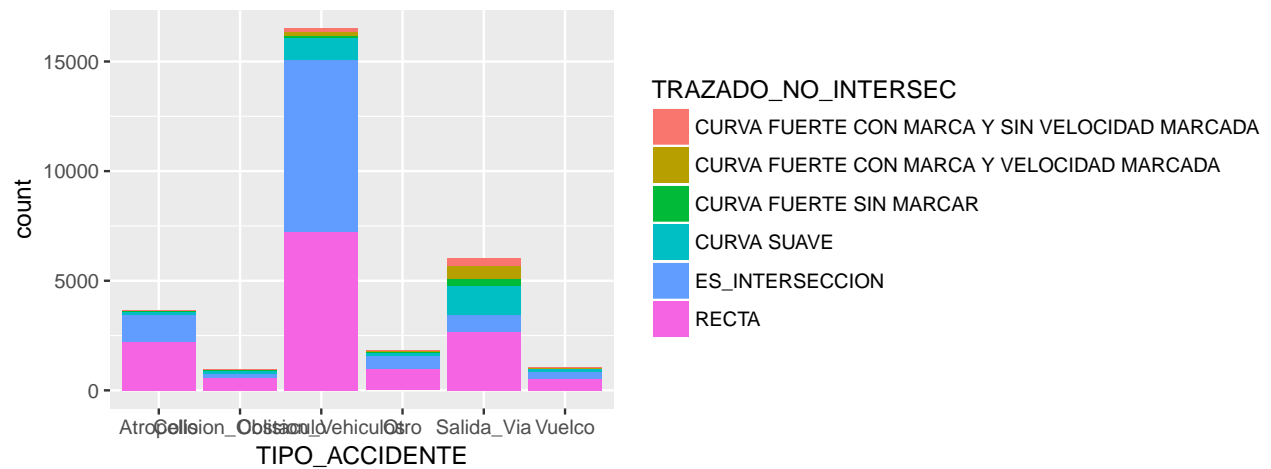
Eliminemos las instancias con OTRO TIPO o VIA CONVENCIONAL

```
vector.sin.otrotipo.y.viaconvencional <- ((accidentes.train.sin.variables.1$TIPO_VIA == "OTRO TIPO") |
valores.sin.otrotipo.y.viaconvencional <- accidentes.train.sin.variables.1[!vector.sin.otrotipo.y.viaconvencional]
ggplot(data = valores.sin.otrotipo.y.viaconvencional) + geom_bar(mapping = aes(x=TIPO_ACCIDENTE, fill=TIPO_VIA,
```

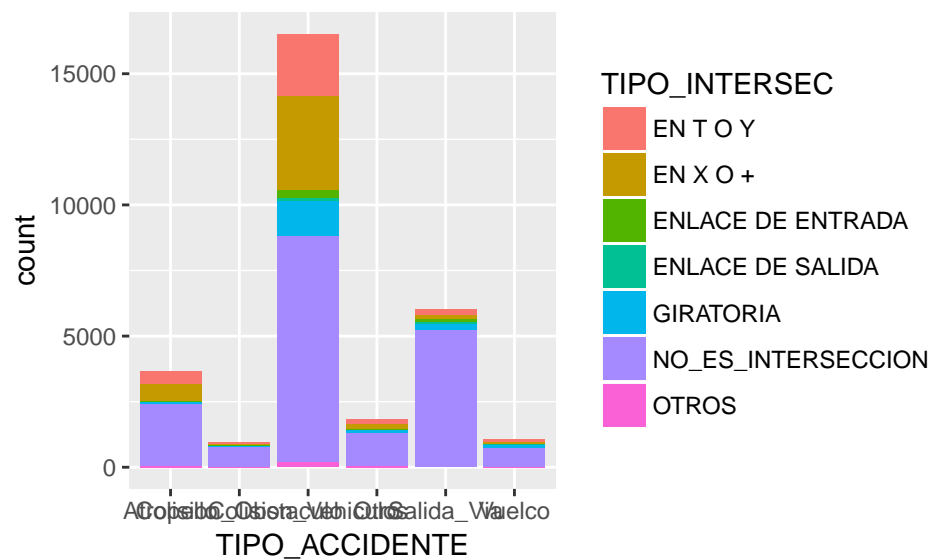


No se observa que sea una variable demasiado importante.

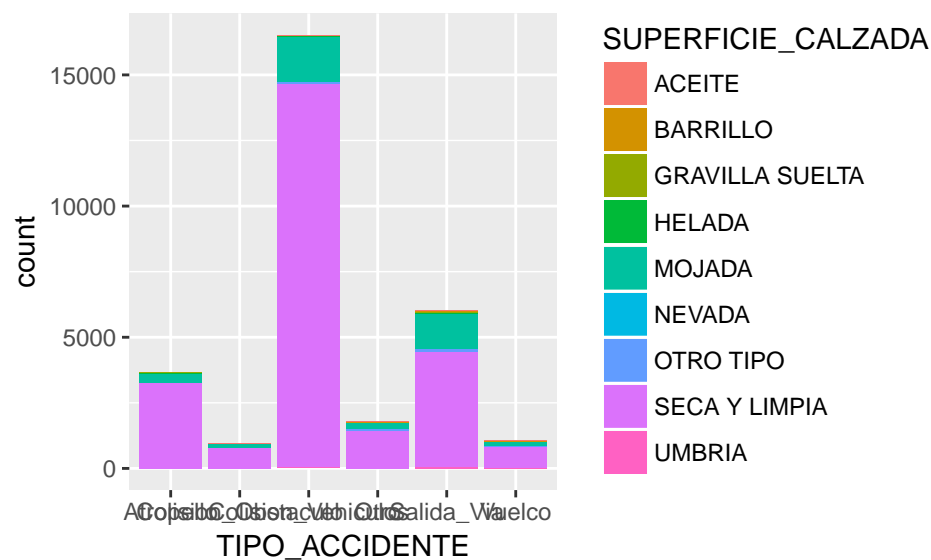
```
ggplot(data = accidentes.train.sin.variables.1) + geom_bar(mapping = aes(x=TIPO_ACCIDENTE, fill=TRAZADO,
```

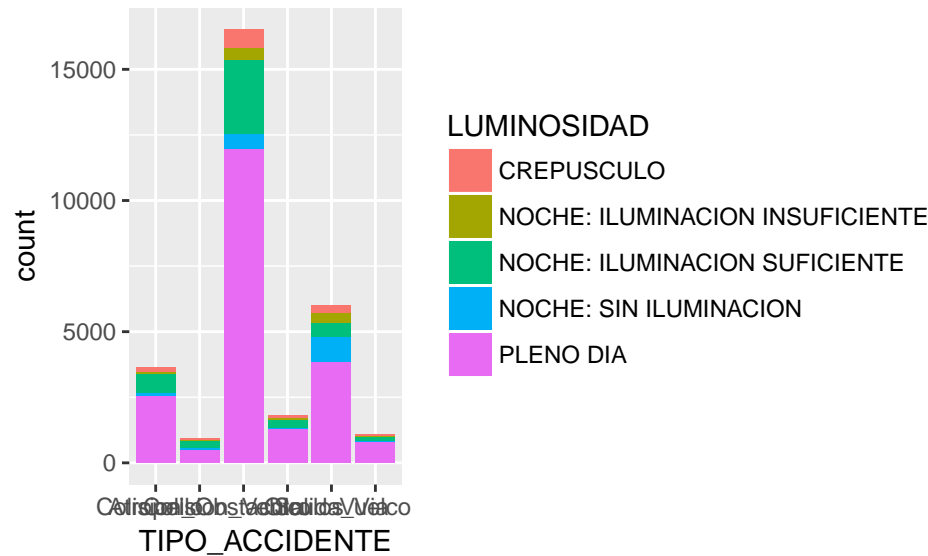
```
ggplot(data = accidentes.train.sin.variables.1) + geom_bar(mapping = aes(x=TIPO_ACCIDENTE, fill=TIPO_INTERSEC))
```



```
ggplot(data = accidentes.train.sin.variables.1) + geom_bar(mapping = aes(x=TIPO_ACCIDENTE, fill=TIPO_INTERSEC))
```



```
ggplot(data = accidentes.train.sin.variables.1) + geom_bar(mapping = aes(x=TIPO_ACCIDENTE, fill=LUMINOSIDAD))
```



Por lo que no podemos sacar demasiada información así que no añadiremos ninguna a las que ya estamos usando de momento.

4 Visión preeliminar de los datos

Como anteriormente ya hicimos el summary, no será necesario volver a hacerlo. Lo que si vamos a hacer es un str, para obtener la información de las variables.

```
str(accidentes.train.sin.variables.1)
```

```
## 'data.frame':   30002 obs. of  22 variables:
##  $ ANIO          : int   2009 2011 2008 2013 2009 2008 2010 2010 2013 2009 ...
##  $ MES           : Factor w/ 12 levels "Abril","Agosto",...: 8 5 8 10 1 6 6 7 11 10 ...
##  $ HORA          : Factor w/ 448 levels "0","0,016666667",...: 266 266 136 328 49 411 31 136 ...
##  $ DIASEMANA     : Factor w/ 7 levels "DOMINGO","JUEVES",...: 7 3 6 7 7 6 4 1 7 6 ...
##  $ PROVINCIA     : Factor w/ 52 levels "Albacete","Alicante/Alacant",...: 13 39 49 11 2 23 9 13 13 13 ...
##  $ COMUNIDAD_AUTONOMA : Factor w/ 18 levels "Andalucia","Aragon",...: 1 13 11 7 11 1 9 11 14 9 ...
##  $ ISLA          : Factor w/ 10 levels "FORMENTERA","FUERTEVENTURA",...: 9 9 9 9 9 9 9 9 9 9 ...
##  $ TOT_VICTIMAS   : int    1 1 1 3 1 2 3 1 1 1 ...
##  $ TOT_MUERTOS    : int    0 0 1 0 0 1 0 0 0 0 ...
##  $ TOT_HERIDOS_GRAVES : int    0 0 0 0 0 1 0 0 0 0 ...
##  $ TOT_HERIDOS_LEVES : int    1 1 0 3 1 0 3 1 1 1 ...
##  $ TOT_VEHICULOS_IMPLICADOS: int    2 2 1 3 1 1 3 2 1 4 ...
##  $ ZONA          : Factor w/ 4 levels "CARRETERA","TRAVESIA",...: 4 1 1 4 1 1 4 4 4 4 ...
##  $ ZONA_AGRUPADA  : Factor w/ 2 levels "VIAS INTERURBANAS",...: 2 1 1 2 1 1 2 2 2 2 ...
##  $ RED_CARRETERA  : Factor w/ 5 levels "OTRAS TITULARIDADES",...: 4 2 5 4 3 5 4 4 4 4 ...
##  $ TIPO_VIA       : Factor w/ 9 levels "AUTOPISTA","AUTOVIA",...: 4 6 6 4 1 6 4 4 4 4 ...
##  $ TRAZADO_NO_INTERSEC : Factor w/ 6 levels "CURVA FUERTE CON MARCA Y SIN VELOCIDAD MARCADA",...: 1 1 1 1 1 1 ...
##  $ TIPO_INTERSEC  : Factor w/ 7 levels "EN T O Y","EN X O +",...: 6 1 6 6 6 6 1 2 6 6 ...
##  $ SUPERFICIE_CALZADA : Factor w/ 9 levels "ACEITE","BARRILLO",...: 8 8 8 5 8 8 8 8 8 8 ...
##  $ LUMINOSIDAD    : Factor w/ 5 levels "CREPUSCULO","NOCHE: ILUMINACION INSUFICIENTE",...: 5 5 5 5 5 5 5 5 5 5 ...
##  $ FACTORES_ATMOSFERICOS : Factor w/ 9 levels "BUEN TIEMPO",...: 1 1 1 3 1 1 1 1 1 1 ...
##  $ TIPO_ACCIDENTE : Factor w/ 6 levels "Atropello","Colision_Obstaculo",...: 3 3 5 3 5 5 3 3 3 3
```

Si queremos información más detallada:

```
describe(accidentes.train.sin.variables.2[1])
```

```
## accidentes.train.sin.variables.2[1]
##
## 1 Variables      30002 Observations
## -----
## TOT_VICTIMAS
##      n missing distinct      Info      Mean      Gmd      .05      .10
## 30002      0      17    0.609    1.429    0.6909      1      1
##   .25   .50   .75   .90   .95
##    1    1    2    2    3
##
## Value      1      2      3      4      5      6      7      8      9     10
## Frequency 21826  5503  1540   681   248   105   43   25   13    8
## Proportion 0.727  0.183  0.051  0.023  0.008  0.003  0.001  0.001  0.000  0.000
##
## Value      11      12      13      15      17      18      19
## Frequency      3      1      2      1      1      1      1
## Proportion 0.000  0.000  0.000  0.000  0.000  0.000  0.000
## -----
```

Esto lo podemos hacer con las variables que veamos oportunas. Otra forma de ver más información es:

```
basicStats(accidentes.train.sin.variables.2[1])
```

```
##          TOT_VICTIMAS
## nobs      30002.000000
## NAs        0.000000
## Minimum    1.000000
## Maximum    19.000000
## 1. Quartile 1.000000
## 3. Quartile 2.000000
## Mean        1.429371
## Median      1.000000
## Sum         42884.000000
## SE Mean     0.005258
## LCL Mean    1.419066
## UCL Mean    1.439677
## Variance    0.829334
## Stdev       0.910678
## Skewness    3.817690
## Kurtosis    27.886723
```

5 Imputación de valores perdidos

Vamos a usar uso del paquete mice para imputar los datos.

5.1 Imputación de variables

Veamos que variables teníamos con valores perdidos.

```
summary(accidentes.train.variables.eliminadas)
```

```
## CARRETERA
## A-7 : 294
## A-2 : 278
## AP-7 : 229
## N-340 : 229
## A-4 : 184
## (Other):12098
## NA's :16690
##
## ACOND_CALZADA
## CARRIL CENTRAL DE ESPERA : 193
## NADA ESPECIAL : 4645
## OTRO TIPO : 791
## PASO PARA PEATONES O ISLETAS EN CENTRO DE VIA PRINCIPAL: 397
## RAQUETA DE GIRO IZQUIERDA : 109
## SOLO ISLETAS O PASO PARA PEATONES : 168
## NA's :23699
##
## PRIORIDAD VISIBILIDAD_RESTRINGIDA
## NINGUNA (SOLO NORMA) :13495 SIN RESTRICCION :16982
## SEMAFORO : 1778 CONFIGURACION DEL TERRENO: 989
## SEÑAL DE STOP : 1750 OTRA_CAUSA : 491
## SOLO MARCAS VIALES : 1659 FACTORES ATMOSFERICOS : 374
## SEÑAL DE CEDA EL PASO: 1629 EDIFICIOS : 229
## (Other) : 1569 (Other) : 252
## NA's : 8122 NA's :10685
##
## OTRA_CIRCUNSTANCIA ACERAS DENSIDAD_CIRCULACION
## NINGUNA :24967 NO HAY ACERA:21416 CONGESTIONADA: 308
## OTRA : 942 SI HAY ACERA: 5437 DENSA : 1479
## OBRAS : 263 NA's : 3149 FLUIDA :17505
## FUERTE DESCENSO : 227 NA's :10710
## CAMBIO DE RASANTE: 100
## (Other) : 264
## NA's : 3239
##
## MEDIDAS_ESPECIALES
## CARRIL REVERSIBLE : 17
## HABILITACION ARCEN: 8
## NINGUNA MEDIDA :21024
## OTRA MEDIDA : 278
## NA's : 8675
##
##
```

Vemos que dos de estas variables que podrían ser más interesantes son visibilidad restringida y prioridad, por lo que vamos a proceder a imputar sus valores perdidos.

```
accidentes.train.a.imputar <- cbind(accidentes.train.sin.variables.2, accidentes.train.variables.eliminadas)
accidentes.test.a.imputar <- cbind(accidentes.test.sin.variables.2, accidentes.test.variables.eliminadas)
set.seed(1234)
train.imputados.incompletos <- mice::mice(accidentes.train.a.imputar, m=1, method="pmm")
train.imputados <- mice::complete(train.imputados.incompletos)
test.imputados.incompletos <- mice::mice(accidentes.test.a.imputar, m=5, method="pmm")
test.imputados <- mice::complete(test.imputados.incompletos)
```

5.2 Prueba del modelo con imputación de valores perdidos

Hagamos por lo tanto una prueba de como afecta la imputación de valores perdidos.

```
set.seed(1234)
ct3 <- ctree(TIPO_ACCIDENTE ~., train.imputados)
testPred3 <- predict(ct3, newdata = test.imputados)
```

Por lo que ya tenemos el conjunto de test predicho. Además el árbol creado tendría la siguiente estructura:

```
#ct3
```

Vamos a escribir la salida del modelo para ver su puntuación en Kaggel.

```
salida.tercer.modelo <- as.matrix(testPred3)
salida.tercer.modelo <- cbind(c(1:(dim(salida.tercer.modelo)[1])), salida.tercer.modelo)
colnames(salida.tercer.modelo) <- c("Id", "Prediction")
write.table(salida.tercer.modelo, file="predicciones/TerceraPrediccion.txt", sep="," , quote = F, row.names = F)
```

3 El resultado de este modelo para la competición de Kaggel, subido el 19/02/2017 a las 17:42, con un total de 14 personas entregadas, se ha quedado en la posición 9 con una puntuación del 0.81753. Bajando muy poco con respecto a la anterior puntuación.

6 Detección de anomalías

Veamos como detectar valores anómalos en nuestros datos.

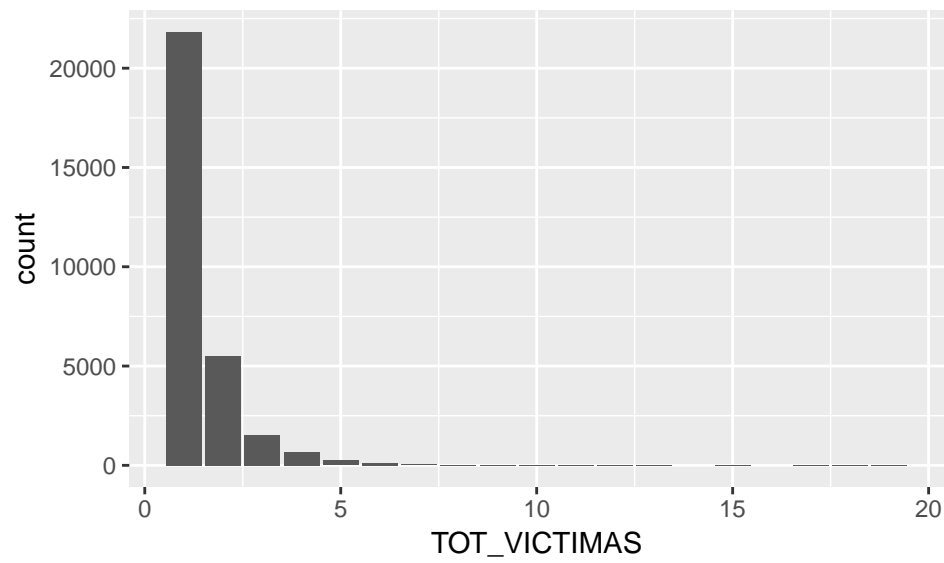
6.1 Uso del paquete outliers

Veamos si tenemos valores perdidos en nuestros datos, solo con valores que no son discretas.

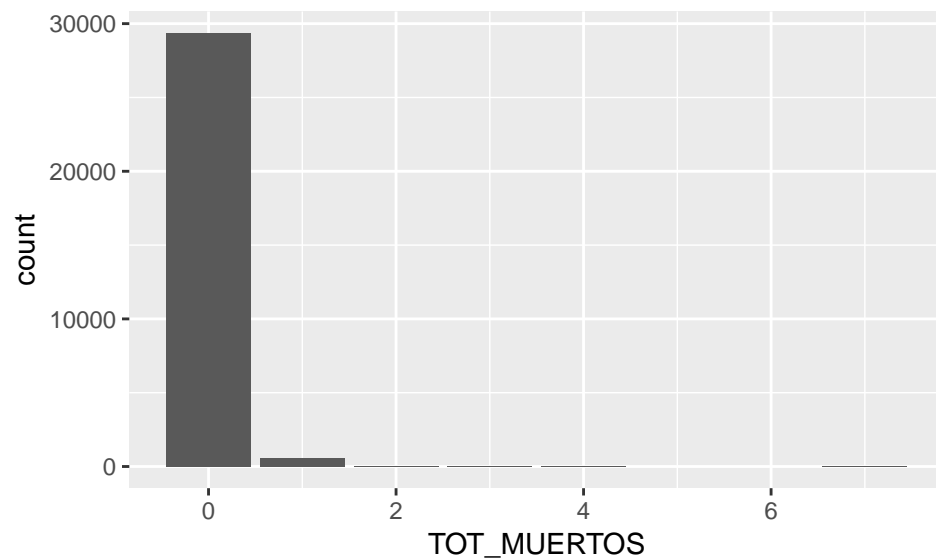
```
valores.anomalos <- outliers::outlier(train.imputados[,1:5])
print(valores.anomalos)
```

```
##          TOT_VICTIMAS          TOT_MUERTOS          TOT_HERIDOS_GRAVES
##              19              7              9
##  TOT_HERIDOS_LEVES TOT_VEHICULOS_IMPLICADOS
##              18              21
```

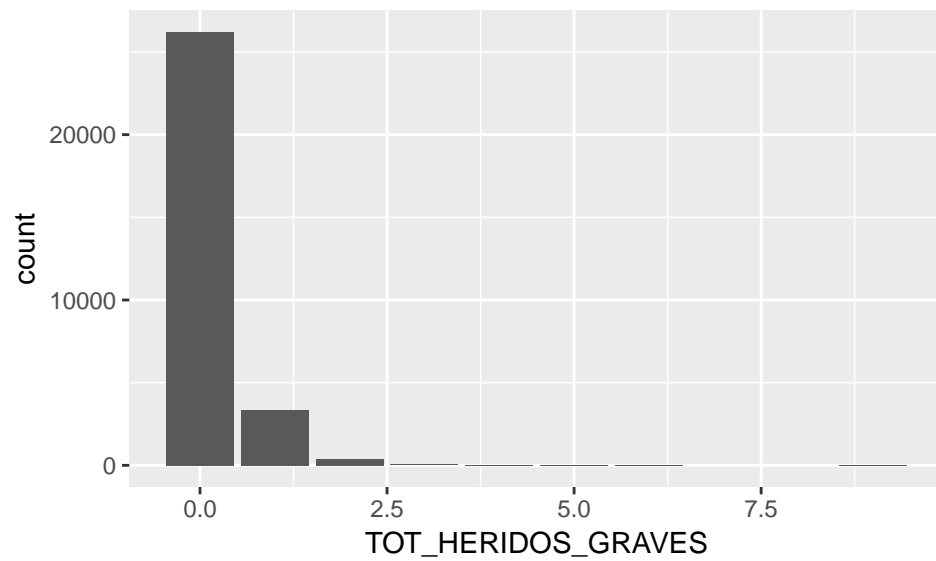
```
ggplot(data = train.imputados) + geom_bar(mapping = aes(x=TOT_VICTIMAS))
```



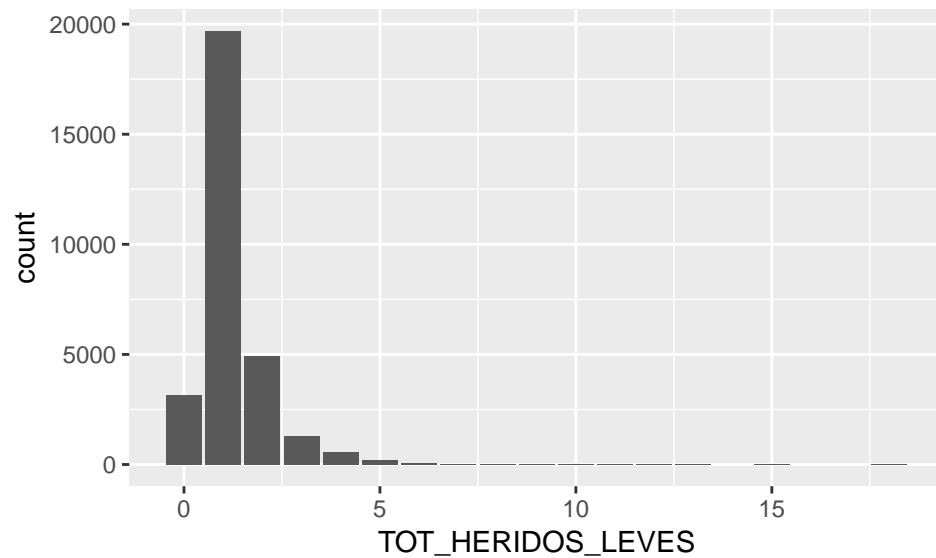
```
ggplot(data = train.imputados) + geom_bar(mapping = aes(x=TOT_MUERTOS))
```



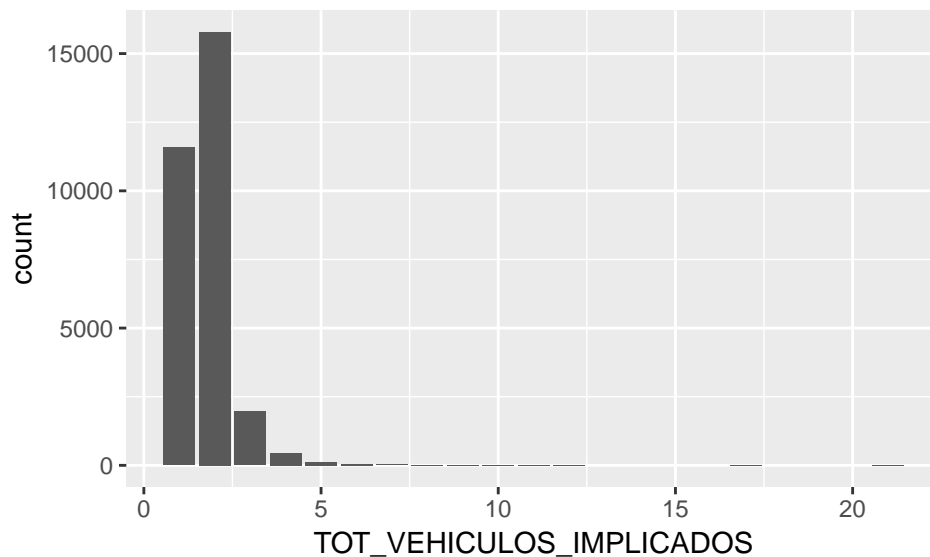
```
ggplot(data = train.imputados) + geom_bar(mapping = aes(x=TOT_HERIDOS_GRAVES))
```



```
ggplot(data = train.imputados) + geom_bar(mapping = aes(x=TOT_HERIDOS_LEVES))
```



```
ggplot(data = train.imputados) + geom_bar(mapping = aes(x=TOT_VEHICULOS_IMPLICADOS))
```



Viendo que en cada variable tenemos distintos valores anómalos como sería el valor 19 en TOT_VICTIMAS.

6.2 Paquete mvoutlier

Voy a intentar usar el paquete mvoutlier.

```
require(mvoutlier)
#resultado.búsqueda.anomalías <- uni.plot(train.imputados[1:200,1:2])
```

Como se puede ver, se ha obtenido un error el cual no he podido solucionar.

6.3 Eliminación de valores anómalos

En función de lo obtenido con el paquete outlier, voy a intentar realizar algo con este paquete para ver que tal se comporta nuestro dataset.

```
valores.anomalos.train <- outliers::outlier(train.imputados[,1:5])
valores.anomalos.test <- outliers::outlier(test.imputados[,1:5])
print(valores.anomalos.train)
```

```
##          TOT_VICTIMAS          TOT_MUERTOS          TOT_HERIDOS_GRAVES
##              19              7              9
##  TOT_HERIDOS_LEVES TOT_VEHICULOS_IMPLICADOS
##              18              21
```

```
print(valores.anomalos.test)
```

```
##          TOT_VICTIMAS          TOT_MUERTOS          TOT_HERIDOS_GRAVES
##              10              5              5
##  TOT_HERIDOS_LEVES TOT_VEHICULOS_IMPLICADOS
##              10              11
```

Veamos, por ejemplo, para la variable TOT_VICTIMAS, cuantas instancias cumplen tener mas de 19 victimas o de 10.

```
vector.con.victimas.19 <- train.imputados$TOT_VICTIMAS >= 19
sum(vector.con.victimas.19)
```



```
## [1] 1
vector.con.victimas.18 <- train.imputados$TOT_VICTIMAS >= 18
sum(vector.con.victimas.18)

## [1] 2
vector.con.victimas.17 <- train.imputados$TOT_VICTIMAS >= 17
sum(vector.con.victimas.17)

## [1] 3
vector.con.victimas.10 <- train.imputados$TOT_VICTIMAS >= 10
sum(vector.con.victimas.10)

## [1] 18
valores.con.victimas.10 <- train.imputados[vector.con.victimas.10,]
valores.con.victimas.10$TIPO_ACCIDENTE

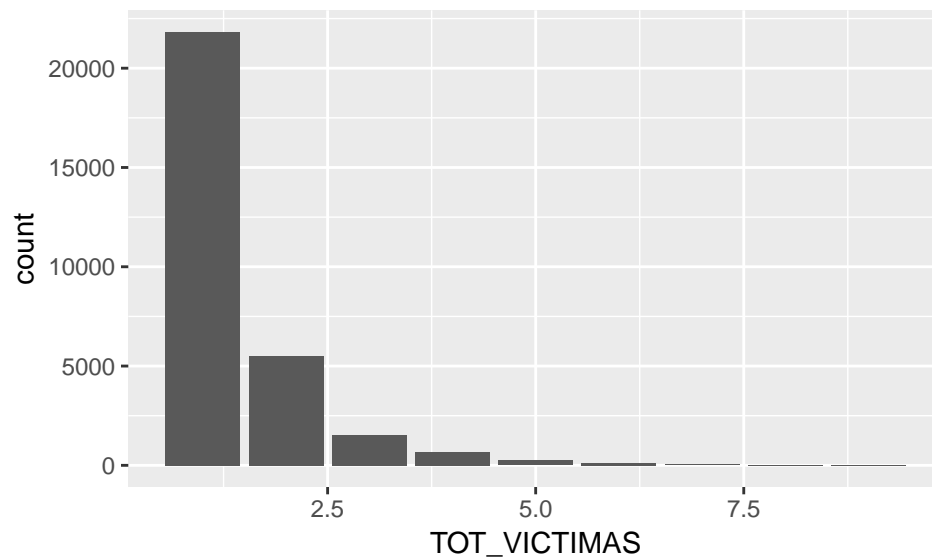
## [1] Salida_Via Colision_Vehiculos Colision_Vehiculos
## [4] Colision_Vehiculos Colision_Vehiculos Colision_Vehiculos
## [7] Salida_Via Colision_Vehiculos Salida_Via
## [10] Colision_Vehiculos Colision_Vehiculos Colision_Vehiculos
## [13] Salida_Via Otro Colision_Vehiculos
## [16] Colision_Vehiculos Colision_Vehiculos Colision_Vehiculos
## attr(,"contrasts")
## 2 3 4 5 6
## Atropello 0 0 0 0 0
## Colision_Obstaculo 1 0 0 0 0
## Colision_Vehiculos 0 1 0 0 0
## Otro 0 0 1 0 0
## Salida_Via 0 0 0 1 0
## Vuelco 0 0 0 0 1
## 6 Levels: Atropello Colision_Obstaculo Colision_Vehiculos ... Vuelco
```

Vemos que no son demasiados datos, ya que en total son 18 instancias, por lo que vamos a probar a eliminarlas a ver el comportamiento del paquete outlier de nuevo.

```
train.sin.outliers <- train.imputados[!vector.con.victimas.10,]
valores.anomalos.sin.victimas.10 <- outliers::outlier(train.sin.outliers[,1:5])
print(valores.anomalos.sin.victimas.10)
```

```
##          TOT_VICTIMAS          TOT_MUERTOS          TOT_HERIDOS_GRAVES
##                9                7                6
##  TOT_HERIDOS_LEVES TOT_VEHICULOS_IMPLICADOS
##                9                17
```

```
ggplot(data = train.sin.outliers) + geom_bar(mapping = aes(x=TOT_VICTIMAS))
```



Vamos a probar a eliminar algunas instancias, con los criterios de otras variables.

```
vector.con.muertos.7 <- train.sin.outliers$TOT_MUERTOS >= 7
sum(vector.con.muertos.7)
```

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

```
vector.con.muertos.6 <- train.sin.outliers$TOT_MUERTOS >= 6
sum(vector.con.muertos.6)
```

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

```
vector.con.muertos.5 <- train.sin.outliers$TOT_MUERTOS >= 5
sum(vector.con.muertos.5)
```

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

```
vector.con.muertos.4 <- train.sin.outliers$TOT_MUERTOS >= 4
sum(vector.con.muertos.4)
```

```
## [1] 6
```

```
train.sin.outliers <- train.sin.outliers[!vector.con.muertos.4,]
valores.anomalos.sin.muertos.4 <- outliers::outlier(train.sin.outliers[,1:5])
print(valores.anomalos.sin.muertos.4)
```

```
##          TOT_VICTIMAS          TOT_MUERTOS          TOT_HERIDOS_GRAVES
##              9              3              6
##    TOT_HERIDOS_LEVES TOT_VEHICULOS_IMPLICADOS
##              9              17
```

Vamos a realizarlo más rápidamente

```
vector.con.anomalias <- ((train.sin.outliers$TOT_HERIDOS_GRAVES >= 6) | (train.sin.outliers$TOT_HERIDOS_LEVES >= 6))
sum(vector.con.anomalias)
```

```
## [1] 10
```

```
vector.con.anomalias <- ((train.sin.outliers$TOT_HERIDOS_GRAVES >= 5) | (train.sin.outliers$TOT_HERIDOS_LEVES >= 5))
sum(vector.con.anomalias)
```

```
## [1] 31
```

```
train.sin.outliers <- train.sin.outliers[!vector.con.anomalias,]
```

Pero, que pasaría si eliminamos en función de las anomalías que nos marca el test:

```
print(valores.anomalos.test)
```

```
##          TOT_VICTIMAS          TOT_MUERTOS          TOT_HERIDOS_GRAVES
##                10                5                5
##          TOT_HERIDOS_LEVES TOT_VEHICULOS_IMPLICADOS
##                10                11
```

```
vector.con.anomalias <- ((train.imputados$TOT_HERIDOS_GRAVES > 5) | (train.imputados$TOT_HERIDOS_LEVES > 10))
sum(vector.con.anomalias)
```

```
## [1] 14
```

En total eliminaríamos 14 instancias. Vamos a comprobarlo:

```
train.sin.outliers <- train.imputados[!vector.con.anomalias,]
valores.anomalos.train <- outliers::outlier(train.sin.outliers[,1:5])
print(valores.anomalos.train)
```

```
##          TOT_VICTIMAS          TOT_MUERTOS          TOT_HERIDOS_GRAVES
##                10                4                5
##          TOT_HERIDOS_LEVES TOT_VEHICULOS_IMPLICADOS
##                10                11
```

```
print(valores.anomalos.test)
```

```
##          TOT_VICTIMAS          TOT_MUERTOS          TOT_HERIDOS_GRAVES
##                10                5                5
##          TOT_HERIDOS_LEVES TOT_VEHICULOS_IMPLICADOS
##                10                11
```

6.4 Prueba del modelo con imputación de valores perdidos

Hagamos por lo tanto una prueba de como afecta la imputación de valores perdidos.

```
set.seed(1234)
ct4 <- ctree(TIPO_ACCIDENTE ~., train.sin.outliers)
testPred4 <- predict(ct4, newdata = test.imputados)
```

Por lo que ya tenemos el conjunto de test predicho. Además el árbol creado tendría la siguiente estructura:

```
#ct4
```

Vamos a escribir la salida del modelo para ver su puntuación en Kaggel.

```
salida.modelo.4 <- as.matrix(testPred4)
salida.modelo.4 <- cbind(c(1:(dim(salida.modelo.4)[1])), salida.modelo.4)
colnames(salida.modelo.4) <- c("Id", "Prediction")
write.table(salida.modelo.4, file="predicciones/Prediccion4.txt", sep=",", quote = F, row.names = F)
```

4 El resultado de este modelo para la competición de Kaggel, subido el 19/02/2017 a las 20:12, con un total de 16 personas entregadas, se ha quedado en la posición 10 con una puntuación del 0.81753. Bajando muy poco con respecto a la anterior puntuación.

7 Transformación de los datos

Tal y como se vio en el guión de prácticas en el punto 7, vamos a aplicar la transformación para ver que tal nos funciona.

7.1 Transformando los datos

Vamos a aplicar centrado y escalado sobre el conjunto de datos con los valores ya imputados, para las variables que se consideran continuas.

```
valores.preprocesados <- caret::preProcess(train.sin.outliers[,1:5],method=c("center","scale"))
valores.transofrmados <- predict(valores.preprocesados,train.sin.outliers[,1:5])
train.transformado <- cbind(valores.transofrmados,train.sin.outliers[,6:11])
valores.preprocesados.test <- caret::preProcess(test.imputados[,1:5],method=c("center","scale"))
valores.transofrmados.test <- predict(valores.preprocesados.test,test.imputados[,1:5])
test.transformado <- cbind(valores.transofrmados.test,test.imputados[,6:10])
```

7.2 Prueba del modelo con transformación de los datos

Hagamos por lo tanto una prueba de como afecta la transformación de los datos.

```
set.seed(1234)
ct5 <- ctree(TIPO_ACCIDENTE ~., train.transformado)
testPred5 <- predict(ct5, newdata = test.transformado)
```

Por lo que ya tenemos el conjunto de test predicho. Además el árbol creado tendría la siguiente estructura:

```
#ct5
```

Vamos a escribir la salida del modelo para ver su puntuación en Kaggel.

```
salida.modelo.5 <- as.matrix(testPred5)
salida.modelo.5 <- cbind(c(1:(dim(salida.modelo.5)[1])), salida.modelo.5)
colnames(salida.modelo.5) <- c("Id","Prediction")
write.table(salida.modelo.5,file="predicciones/Prediccion5.txt",sep="," ,quote = F,row.names = F)
```

5 El resultado de este modelo para la competición de Kaggel, subido el 20/02/2017 a las 13:15, con un total de 18 personas entregadas, se ha quedado en la posición 12 con una puntuación del 0.55147. Bajando mucho con respecto a la anterior puntuación, por lo que esta transformación no la tendremos en cuenta.

8 Discretización

Para este conjunto de datos no se realiza discretización ya que no tenemos variables continuas como para poder discretizarlas.

9 Selección de características

Para este apartado comenzaremos con los dataset originales.

```
rm(list=ls())
train.original <- read.csv("accidentes-kaggle.csv")
test.original <- read.csv("accidentes-kaggle-test.csv")
```

9.1 Paquete FSelector

9.1.1 Aproximación filter: chi.squared

Determina los pesos de los atributos discretos usando el test de independencia chi-cuadrado (con respecto a la variable clase). Calculamos los pesos de los atributos: la medida devuelta indica el nivel de dependencia de cada atributo frente a la variable clase

```
set.seed(1234)
pesos <- FSelector::chi.squared(TIPO_ACCIDENTE~.,train.original)
pesos
```

Vamos a seleccionar los 7 mejores

```
subset <- FSelector::cutoff.k(pesos, 7)
las.7.mas.importantes.chi.squared <- as.simple.formula(subset, "TIPO_ACCIDENTE")
las.7.mas.importantes.chi.squared
```

```
## TIPO_ACCIDENTE ~ TOT_VEHICULOS_IMPLICADOS + CARRETERA + ZONA_AGRUPADA +
##      ZONA + ACERAS + PRIORIDAD + RED_CARRETERA
## <environment: 0x7fd6a1043708>
```

Por lo que vamos a montar un modelo con estas variables

```
train.filter.chi.squared <- train.original[,c("TOT_VEHICULOS_IMPLICADOS", "CARRETERA", "ZONA_AGRUPADA", "ZONA", "ACERAS", "PRIORIDAD", "RED_CARRETERA")]
test.filter.chi.squared <- test.original[,c("TOT_VEHICULOS_IMPLICADOS", "CARRETERA", "ZONA_AGRUPADA", "ZONA", "ACERAS", "PRIORIDAD", "RED_CARRETERA")]
```

Vemos que la variable CARRETERA tiene un alto número de valores perdidos por lo que la vamos a descartar, a pesar de que la selección de características nos ha dicho que es importante.

```
train.filter.chi.squared["CARRETERA"] <- NULL
test.filter.chi.squared["CARRETERA"] <- NULL
```

9.1.2 Prueba del modelo

Hagamos por lo tanto una prueba.

```
set.seed(1234)
ct6 <- ctree(TIPO_ACCIDENTE ~., train.filter.chi.squared)
testPred6 <- predict(ct6, newdata = test.filter.chi.squared)
```

Por lo que ya tenemos el conjunto de test predicho. Además el árbol creado tendría la siguiente estructura:

```
#ct6
```

Vamos a escribir la salida del modelo para ver su puntuación en Kaggel.

```
salida.modelo.6 <- as.matrix(testPred6)
salida.modelo.6 <- cbind(c(1:(dim(salida.modelo.6)[1])), salida.modelo.6)
colnames(salida.modelo.6) <- c("Id", "Prediction")
write.table(salida.modelo.6, file="predicciones/Prediccion6.txt", sep=",", quote = F, row.names = F)
```

6 El resultado de este modelo para la competición de Kaggel, subido el 22/02/2017 a las 13:20, con un total de 21 personas entregadas, se ha quedado en la posición 13 con una puntuación del 0.82089. Mejorando a la que ya se tenía anteriormente, por lo que vemos que esta selección de características ha funcionado correctamente.

9.1.3 Aproximación filter: correlation

Busca los pesos de atributos continuos en base a medidas de correlación. Por lo tanto esta aproximación no podremos realizarla al tener la variable clase no numérica.

9.1.4 Aproximación filter: entropy.based

Encontraremos los pesos de los atributos discretos en base a su correlación con el atributo clase.

```
set.seed(1234)
pesos <- FSelector::information.gain(TIPO_ACCIDENTE~., train.original)
subset <- cutoff.k(pesos,7)
los.7.mas.importantes.information.gain <- as.simple.formula(subset, "TIPO_ACCIDENTE")
los.7.mas.importantes.information.gain
```

```
## TIPO_ACCIDENTE ~ TOT_VEHICULOS_IMPLICADOS + CARRETERA + ZONA +
##      ZONA_AGRUPADA + TIPO_VIA + TRAZADO_NO_INTERSEC + PRIORIDAD
## <environment: 0x7fd6886515f0>
```

```
set.seed(1234)
pesos <- FSelector::gain.ratio(TIPO_ACCIDENTE~., train.original)
subset <- cutoff.k(pesos,7)
los.7.mas.importantes.gain.ratio <- as.simple.formula(subset, "TIPO_ACCIDENTE")
los.7.mas.importantes.gain.ratio
```

```
## TIPO_ACCIDENTE ~ TOT_VEHICULOS_IMPLICADOS + ZONA_AGRUPADA + ZONA +
##      TIPO_VIA + CARRETERA + RED_CARRETERA + TRAZADO_NO_INTERSEC
## <environment: 0x7fd6887265f0>
```

```
set.seed(1234)
pesos <- FSelector::symmetrical.uncertainty(TIPO_ACCIDENTE~., train.original)
subset <- cutoff.k(pesos,7)
los.7.mas.importantes.symmetrical.uncertainty <- as.simple.formula(subset, "TIPO_ACCIDENTE")
los.7.mas.importantes.symmetrical.uncertainty
```

```
## TIPO_ACCIDENTE ~ TOT_VEHICULOS_IMPLICADOS + CARRETERA + ZONA_AGRUPADA +
##      ZONA + TIPO_VIA + TRAZADO_NO_INTERSEC + RED_CARRETERA
## <environment: 0x7fd69de52550>
```

Por lo que en función de estas tres salidas tenemos que las variables más importantes serían: TOT_VEHICULOS_IMPLICADOS, CARRETERA, ZONA, ZONA_AGRUPADA, TIPO_VIA, TRAZADO_NO_INTERSEC, PRIORIDAD y RED_CARRETERA. El único que difiere entre algoritmos es PRIORIDAD y RED_CARRETERA. Recordemos los que teníamos con chi.cuadrado:

```
las.7.mas.importantes.chi.squared
```

```
## TIPO_ACCIDENTE ~ TOT_VEHICULOS_IMPLICADOS + CARRETERA + ZONA_AGRUPADA +
##      ZONA + ACERAS + PRIORIDAD + RED_CARRETERA
## <environment: 0x7fd6a1043708>
```

Es decir, tenemos diferencias en ACERAS. Vamos a probar un modelo con todas las variables dadas por este nuevo método.

```
train.filter.entropy.bases <- train.original[,c("TOT_VEHICULOS_IMPLICADOS", "ZONA_AGRUPADA", "ZONA", "TIPO_VIA", "TRAZADO_NO_INTERSEC", "PRIORIDAD", "RED_CARRETERA")]
test.filter.entropy.bases <- test.original[,c("TOT_VEHICULOS_IMPLICADOS", "ZONA_AGRUPADA", "ZONA", "TIPO_VIA", "TRAZADO_NO_INTERSEC", "PRIORIDAD", "RED_CARRETERA")]
```

Como anteriormente, hemos quitado la variable CARRETERA

9.1.5 Prueba del modelo

Hagamos por lo tanto una prueba.

```
set.seed(1234)
ct7 <- ctree(TIPO_ACCIDENTE ~., train.filter.entropy.bases)
testPred7 <- predict(ct7, newdata = test.filter.entropy.bases)
```

Por lo que ya tenemos el conjunto de test predicho. Además el árbol creado tendría la siguiente estructura:

```
#ct7
```

Vamos a escribir la salida del modelo para ver su puntuación en Kaggel.

```
salida.modelo.7 <- as.matrix(testPred7)
salida.modelo.7 <- cbind(c(1:(dim(salida.modelo.7)[1])), salida.modelo.7)
colnames(salida.modelo.7) <- c("Id", "Prediction")
write.table(salida.modelo.7, file="predicciones/Prediccion7.txt", sep=",", quote = F, row.names = F)
```

7 El resultado de este modelo para la competición de Kaggel, subido el 22/02/2017 a las 14:00, con un total de 22 personas entregadas, se ha quedado en la posición 14 con una puntuación del 0.82227. Mejorando a la que ya se tenía anteriormente, por lo que vemos que esta selección de características ha funcionado mejor.

9.1.6 Aproximación filter: oneR

Método simple de cálculo de pesos para atributos discretos mediante el uso de reglas de asociación con un sólo término en el antecedente.

```
pesos <- FSelector::oneR(TIPO_ACCIDENTE~., train.original)
subset <- cutoff.k(pesos,7)
los.7.mas.importantes.oneR <- as.simple.formula(subset, "TIPO_ACCIDENTE")
los.7.mas.importantes.oneR
```

```
## TIPO_ACCIDENTE ~ ANIO + TOT_VEHICULOS_IMPLICADOS + ACERAS + DENSIDAD_CIRCULACION +
##     ZONA_AGRUPADA + TOT_MUERTOS + TOT_VICTIMAS
## <environment: 0x7fd683f39910>
```

Podemos ver que tenemos distintos atributos más importantes según este método, por lo que vamos aprobar que tal se comportan estos atributos.

```
train.filter.oneR <- train.original[,c("ANIO", "TOT_VEHICULOS_IMPLICADOS", "ACERAS", "DENSIDAD_CIRCULACION",
test.filter.oneR <- test.original[,c("ANIO", "TOT_VEHICULOS_IMPLICADOS", "ACERAS", "DENSIDAD_CIRCULACION",
```

9.1.7 Prueba del modelo

Hagamos por lo tanto una prueba.

```
set.seed(1234)
ct8 <- ctree(TIPO_ACCIDENTE ~., train.filter.oneR)
testPred8 <- predict(ct8, newdata = test.filter.oneR)
```

Por lo que ya tenemos el conjunto de test predicho. Además el árbol creado tendría la siguiente estructura:

```
#ct8
```

Vamos a escribir la salida del modelo para ver su puntuación en Kaggel.

```
salida.modelo.8 <- as.matrix(testPred8)
salida.modelo.8 <- cbind(c(1:(dim(salida.modelo.8)[1])), salida.modelo.8)
colnames(salida.modelo.8) <- c("Id", "Prediction")
write.table(salida.modelo.8, file="predicciones/Prediccion8.txt", sep="," , quote = F, row.names = F)
```

8 El resultado de este modelo para la competición de Kaggel, subido el 23/02/2017 a las 12:51, con un total de 22 personas entregadas, se ha quedado en la posición 14 con una puntuación del 0.81891. La cual no mejora a la mejor que ya teníamos.

9.1.8 Aproximación filter: relief

Algoritmo de búsqueda de pesos de atributos continuos y discretos en base a la distancia entre instancias.

```
pesos <- relief(TIPO_ACCIDENTE~., train.original, neighbours.count = 5, sample.size = 20)
pesos
```

```
subset <- cutoff.k(pesos, 7)
los.7.mas.importantes.relief <- as.simple.formula(subset, "TIPO_ACCIDENTE")
los.7.mas.importantes.relief
```

```
## TIPO_ACCIDENTE ~ COMUNIDAD_AUTONOMA + PROVINCIA + MES + HORA +
##      PRIORIDAD + ANIO + LUMINOSIDAD
## <environment: 0x7fd683b548b0>
```

Vemos que los más importantes, según este método son: COMUNIDAD_AUTONOMA, PROVINCIA, MES, HORA, PRIORIDAD, ANIO y LUMINOSIDAD.

Vamos a probar que tal se comportan estos atributos. (HORA la elimino al tener un gran número de factores y ralentizar los cálculos)

```
train.filter.relief <- train.original[,c("COMUNIDAD_AUTONOMA", "PROVINCIA", "MES", "PRIORIDAD", "ANIO", "LUMINOSIDAD")]
test.filter.relief <- test.original[,c("COMUNIDAD_AUTONOMA", "PROVINCIA", "MES", "PRIORIDAD", "ANIO", "LUMINOSIDAD")]
```

9.1.9 Prueba del modelo

Hagamos por lo tanto una prueba.

```
set.seed(1234)
ct9 <- ctree(TIPO_ACCIDENTE ~., train.filter.relief)
testPred9 <- predict(ct9, newdata = test.filter.relief)
```

Por lo que ya tenemos el conjunto de test predicho. Además el árbol creado tendría la siguiente estructura:

```
#ct9
```

Vamos a escribir la salida del modelo para ver su puntuación en Kaggel.

```
salida.modelo.9 <- as.matrix(testPred9)
salida.modelo.9 <- cbind(c(1:(dim(salida.modelo.9)[1])), salida.modelo.9)
colnames(salida.modelo.9) <- c("Id", "Prediction")
write.table(salida.modelo.9, file="predicciones/Prediccion9.txt", sep="," , quote = F, row.names = F)
```

9 El resultado de este modelo para la competición de Kaggel, subido el 28/02/2017 a las 11:51, con un total de 26 personas entregadas, se ha quedado en la posición 16 con una puntuación del 0.59119. La cual empeora mucho a lo que ya se tenía, por lo que no es una buena selección de características.

9.1.10 Aproximación wrapper: cfs

Decir que todos los métodos propuestos de wrapper como: best.first.search, exhaustive.search, greedy.search y hill.climbing.search, no me han funcionado debido al tipo de datos que tenemos. Por contra, el método cfs si ha funcionado correctamente.

```
set.seed(1234)
subset <- FSelector::cfs(TIPO_ACCIDENTE~.,train.original)
el.mejor.segun.cfs <- as.simple.formula(subset, "TIPO_ACCIDENTE")
el.mejor.segun.cfs
```

```
## TIPO_ACCIDENTE ~ TOT_VEHICULOS_IMPLICADOS
## <environment: 0x7fd683fe7228>
```

Siendo TOT_VEHICULOS_IMPLICADOS, la mejor característica, repitamos esto para obtener las 5 mejores, de forma que eliminamos la que mejor se obtiene.

```
set.seed(1234)
train.wrapper.cfs = train.original[,-12]
subset <- FSelector::cfs(TIPO_ACCIDENTE~.,train.wrapper.cfs)
el.mejor.segun.cfs <- as.simple.formula(subset, "TIPO_ACCIDENTE")
el.mejor.segun.cfs
```

```
## TIPO_ACCIDENTE ~ ZONA_AGRUPADA + CARRETERA + TRAZADO_NO_INTERSEC
## <environment: 0x7fd683a6edb8>
```

Ahora obtenemos ZONA_AGRUPADA, CARRETERA y TRAZADO_NO_INTERSEC.

```
set.seed(1234)
train.wrapper.cfs = train.original[,-c(12,14,15,18)]
subset <- FSelector::cfs(TIPO_ACCIDENTE~.,train.wrapper.cfs)
el.mejor.segun.cfs <- as.simple.formula(subset, "TIPO_ACCIDENTE")
el.mejor.segun.cfs
```

```
## TIPO_ACCIDENTE ~ TOT_HERIDOS_LEVES + ZONA + RED_CARRETERA + TIPO_VIA +
##      TIPO_INTERSEC + PRIORIDAD + SUPERFICIE_CALZADA + ACERAS
## <environment: 0x7fd6886c75f0>
```

Obteniendo: TOT_HERIDOS_LEVES, ZONA, RED_CARRETERA, TIPO_VIA, TIPO_INTERSEC, PRIORIDAD, SUPERFICIE_CALZADA y ACERAS.

Por lo tanto, ya que tenemos muchas características, vamos a probar el modelo con todas, salvo CARRETERA.

```
train.wrapper.cfs <- train.original[,c("TOT_VEHICULOS_IMPLICADOS", "ZONA_AGRUPADA", "TRAZADO_NO_INTERSEC",
test.wrapper.cfs <- test.original[,c("TOT_VEHICULOS_IMPLICADOS", "ZONA_AGRUPADA", "TRAZADO_NO_INTERSEC", "
```

9.1.11 Prueba del modelo

Hagamos por lo tanto una prueba.

```
set.seed(1234)
ct10 <- ctree(TIPO_ACCIDENTE ~., train.wrapper.cfs)
testPred10 <- predict(ct10, newdata = test.wrapper.cfs)
```

Por lo que ya tenemos el conjunto de test predicho. Además el árbol creado tendría la siguiente estructura:

```
#ct10
```

Vamos a escribir la salida del modelo para ver su puntuación en Kaggel.

```
salida.modelo.10 <- as.matrix(testPred10)
salida.modelo.10 <- cbind(c(1:(dim(salida.modelo.10)[1])), salida.modelo.10)
colnames(salida.modelo.10) <- c("Id","Prediction")
write.table(salida.modelo.10,file="predicciones/Prediccion10.txt",sep="," ,quote = F,row.names = F)
```

10 El resultado de este modelo para la competición de Kaggel, subido el 28/02/2017 a las 12:17, con un total de 26 personas entregadas, se ha quedado en la posición 15 con una puntuación del 0.82395. Por lo que se ha mejorado a la mejor obtenida por mi hasta el momento.

9.1.12 Aproximación wrapper: consistency

Probamos este método:

```
set.seed(1234)
subset <- consistency(TIPO_ACCIDENTE~.,train.original)
el.mejor.segun.consistency <- as.simple.formula(subset, "TIPO_ACCIDENTE")
el.mejor.segun.consistency

## TIPO_ACCIDENTE ~ MES + HORA + DIASEMANA + PROVINCIA + TOT_VICTIMAS +
##      TOT_HERIDOS_LEVES + TOT_VEHICULOS_IMPLICADOS + CARRETERA +
##      TIPO_VIA + TRAZADO_NO_INTERSEC + TIPO_INTERSEC + ACOND_CALZADA +
##      PRIORIDAD + SUPERFICIE_CALZADA + LUMINOSIDAD + FACTORES_ATMOSFERICOS +
##      OTRA_CIRCUNSTANCIA + ACERAS + DENSIDAD_CIRCULACION + MEDIDAS_ESPECIALES
## <environment: 0x7fd6a064a920>
```

Obteniendo 20 características como importantes, no apareciendo: ANIO, COMUNIDAD_AUTONOMA, ISLA, TOT_MUERTOS, TOT_HERIDOS_GRAVES, ZONA, ZONA_AGRUPADA, RED_CARRETERA, VISIBILIDAD_RESTRINGIDA. Por lo tanto, ya que tenemos muchas características, vamos a ejecutar nuestro modelo. Quitando además CARRETERA al ralentizar los cálculos.

```
train.wrapper.consistency <- train.original[,c(2,3,4,5,8,11,12,17,18,19,20,21,22,23,24,26,27,28,29,30)]
test.wrapper.consistency <- test.original[,c(2,3,4,5,8,11,12,17,18,19,20,21,22,23,24,26,27,28,29)]
```

9.1.13 Prueba del modelo

Hagamos por lo tanto una prueba. Quitando además CARRETERA para realizar los cálculos más rápidamente. Además, para que nuestro árbol funcione, he eliminado la variable HORA, junto con MEDIDAS_ESPECIAL, al contener esta un factor que en test no aparece.

```
train.wrapper.consistency <- train.wrapper.consistency[,-2]
test.wrapper.consistency <- test.wrapper.consistency[,-2]
train.wrapper.consistency <- train.wrapper.consistency[,-18]
test.wrapper.consistency <- test.wrapper.consistency[,-18]
set.seed(1234)
ct11 <- ctree(TIPO_ACCIDENTE ~., train.wrapper.consistency)
testPred11 <- predict(ct11, newdata = test.wrapper.consistency)
```

Por lo que ya tenemos el conjunto de test predicho. Además el árbol creado tendría la siguiente estructura:

```
#ct11
```

Vamos a escribir la salida del modelo para ver su puntuación en Kaggel.

```
salida.modelo.11 <- as.matrix(testPred11)
salida.modelo.11 <- cbind(c(1:(dim(salida.modelo.11)[1])), salida.modelo.11)
```

```
colnames(salida.modelo.11) <- c("Id","Prediction")
write.table(salida.modelo.11,file="predicciones/Prediccion11.txt",sep="," ,quote = F,row.names = F)
```

11 El resultado de este modelo para la competición de Kaggel, subido el 01/03/2017 a las 16:56, con un total de 26 personas entregadas, se ha quedado en la posición 15 con una puntuación del 0.82237. Empeorando un poco a la mejor actual.

9.1.14 Aproximación embedded: random.forest.importance

Método de cálculo de pesos de importancia de atributos calculados sobre un modelo construido usando el algoritmo RandomForest. Al no funcionar este método con variables que tengan más de 53 categorías hemos tenido que eliminar algunas variables como: CARRETERA y HORA. El tercer argumento con valor 1 significa la reducción en la media de fiabilidad predictiva.

```
train.embedded.random.forest.importance <- train.original[,c(1,2,4,5,6,7,8,9,10,11,12,13,14,16,17,18,19)]
set.seed(1234)
pesos1 <- FSelector::random.forest.importance(TIPO_ACCIDENTE~.,train.embedded.random.forest.importance,
subset1 <- cutoff.k(pesos1,7)
los.7.mas.importantes.random.forest.importance1 <- as.simple.formula(subset1, "TIPO_ACCIDENTE")
los.7.mas.importantes.random.forest.importance1

## TIPO_ACCIDENTE ~ TOT_VEHICULOS_IMPLICADOS + PRIORIDAD + SUPERFICIE_CALZADA +
##      TIPO_INTERSEC + ZONA + ZONA_AGRUPADA + TIPO_VIA
## <environment: 0x7fd6850bc468>
```

El tercer argumento con valor 2 significa la reducción en la media de impureza de nodos.

```
set.seed(1234)
pesos2 <- FSelector::random.forest.importance(TIPO_ACCIDENTE~.,train.embedded.random.forest.importance,
subset2 <- cutoff.k(pesos2,7)
los.7.mas.importantes.random.forest.importance2 <- as.simple.formula(subset2, "TIPO_ACCIDENTE")
los.7.mas.importantes.random.forest.importance2

## TIPO_ACCIDENTE ~ TOT_VEHICULOS_IMPLICADOS + PRIORIDAD + MES +
##      PROVINCIA + DIASEMANA + TIPO_INTERSEC + COMUNIDAD_AUTONOMA
## <environment: 0x7fd6a1ed9720>
```

Saliendo con ambos métodos las mismas variables como las más importantes.

```
train.embedded.random.forest.importance <- train.original[,c("TOT_VEHICULOS_IMPLICADOS","PRIORIDAD","SUPE
test.embedded.random.forest.importance <- test.original[,c("TOT_VEHICULOS_IMPLICADOS","PRIORIDAD","SUPE
```

9.1.15 Prueba del modelo

Hagamos por lo tanto una prueba. Quitando además CARRETERA para realizar los cálculos más rápidamente.

```
set.seed(1234)
ct12 <- ctree(TIPO_ACCIDENTE ~., train.embedded.random.forest.importance)
testPred12 <- predict(ct12, newdata = test.embedded.random.forest.importance)
```

Por lo que ya tenemos el conjunto de test predicho. Además el árbol creado tendría la siguiente estructura:

```
#ct12
```

Vamos a escribir la salida del modelo para ver su puntuación en Kaggel.

```
salida.modelo.12 <- as.matrix(testPred12)
salida.modelo.12 <- cbind(c(1:(dim(salida.modelo.12)[1])), salida.modelo.12)
colnames(salida.modelo.12) <- c("Id","Prediction")
write.table(salida.modelo.12,file="predicciones/Prediccion12.txt",sep="," ,quote = F,row.names = F)
```

12 El resultado de este modelo para la competición de Kaggle, subido el 01/03/2017 a las 16:32, con un total de 26 personas entregadas, se ha quedado en la posición 15 con una puntuación del 0.82326. Por lo que ha empeorado muy poco a la mejor obtenida por mi.

9.2 Paquete caret

Para este apartado comenzaremos con los dataset originales.

```
rm(list=ls())
train.original <- read.csv("accidentes-kaggle.csv")
test.original <- read.csv("accidentes-kaggle-test.csv")
train.sin.na <- train.original[,c(1,2,3,4,5,6,7,8,9,10,11,12,13,14,16,17,18,19,22,23,24,30)]
test.sin.na <- test.original[,c(1,2,3,4,5,6,7,8,9,10,11,12,13,14,16,17,18,19,22,23,24)]
```

9.2.1 Esquema de valoración con aprendizaje de random forest

Probemos este paquete

```
train.caret <- train.sin.na[,-3]
set.seed(1234)
control <- caret::rfeControl(functions = rfFuncs, method = "cv", number = 10)
results <- caret::rfe(train.caret[,1:20], train.caret[,21], sizes=c(1:20), rfeControl=control)
```

```
##
## Attaching package: 'plyr'

## The following objects are masked from 'package:Hmisc':
##
##   is.discrete, summarize

## The following object is masked from 'package:modeltools':
##
##   empty
```

```
results
```

```
##
## Recursive feature selection
##
## Outer resampling method: Cross-Validated (10 fold)
##
## Resampling performance over subset size:
##
## Variables Accuracy Kappa AccuracySD KappaSD Selected
##      1  0.7356 0.5476  0.001958 0.003753
##      2  0.7356 0.5488  0.002060 0.005799
##      3  0.7428 0.5633  0.008822 0.018186
##      4  0.7682 0.6103  0.003999 0.006967
##      5  0.7746 0.6198  0.003718 0.006957
##      6  0.8058 0.6746  0.024927 0.043455
```

```

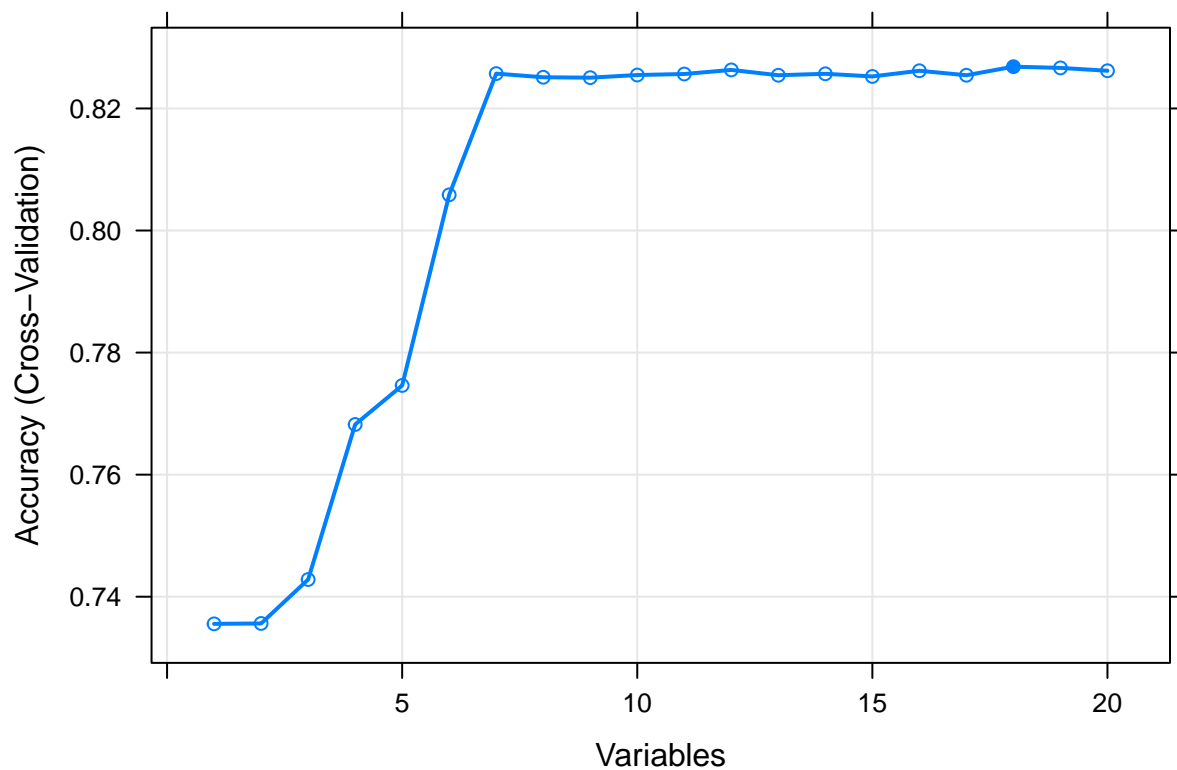
##          7    0.8257 0.7092    0.004365 0.007473
##          8    0.8251 0.7080    0.004406 0.007606
##          9    0.8250 0.7084    0.004879 0.008312
##         10    0.8255 0.7091    0.004767 0.008148
##         11    0.8256 0.7094    0.005054 0.008533
##         12    0.8263 0.7104    0.004471 0.007590
##         13    0.8254 0.7090    0.004504 0.007600
##         14    0.8257 0.7093    0.004064 0.006927
##         15    0.8252 0.7086    0.004978 0.008451
##         16    0.8262 0.7106    0.004493 0.007700
##         17    0.8254 0.7093    0.004945 0.008465
##         18    0.8268 0.7114    0.004381 0.007590      *
##         19    0.8266 0.7110    0.004279 0.007404
##         20    0.8262 0.7098    0.004392 0.007524
##
## The top 5 variables (out of 18):
##      TOT_VEHICULOS_IMPLICADOS, SUPERFICIE_CALZADA, COMUNIDAD_AUTONOMA, TRAZADO_NO_INTERSEC, TIPO_INTERSEC

predictors(results)

## [1] "TOT_VEHICULOS_IMPLICADOS" "SUPERFICIE_CALZADA"
## [3] "COMUNIDAD_AUTONOMA"      "TRAZADO_NO_INTERSEC"
## [5] "TIPO_INTERSEC"           "ZONA"
## [7] "FACTORES_ATMOSFERICOS"   "ZONA_AGRUPADA"
## [9] "TIPO_VIA"                "RED_CARRETERA"
## [11] "TOT_HERIDOS_LEVES"       "LUMINOSIDAD"
## [13] "TOT_VICTIMAS"            "DIASEMANA"
## [15] "TOT_HERIDOS_GRAVES"      "ANIO"
## [17] "TOT_MUERTOS"             "MES"

plot(results, type=c("g","o"),lw=2)

```



Por lo tanto nos quedamos con las variables: TOT_VEHICULOS_IMPLICADOS, SUPERFICI_CALZADA, COMUNIDAD_AUTONOMA, TRAZADO_NO_INTERSEC, TIPO_INTERSEC, FACTORES_ATMOSFERICOS y ZONA.

```
train.caret <- train.caret[,c(11,18,5,16,17,20,12,21)]
test.caret <- test.sin.na[,c(12,19,6,17,18,21,13)]
```

9.2.2 Prueba del modelo

Hagamos por lo tanto una prueba.

```
set.seed(1234)
ct13 <- ctree(TIPO_ACCIDENTE ~., train.caret)
testPred13 <- predict(ct13, newdata = test.caret)
```

Por lo que ya tenemos el conjunto de test predicho. Además el árbol creado tendría la siguiente estructura:

```
#ct13
```

Vamos a escribir la salida del modelo para ver su puntuación en Kaggel.

```
salida.modelo.13 <- as.matrix(testPred13)
salida.modelo.13 <- cbind(c(1:(dim(salida.modelo.13)[1])), salida.modelo.13)
colnames(salida.modelo.13) <- c("Id", "Prediction")
write.table(salida.modelo.13, file="predicciones/Prediccion13.txt", sep="," , quote = F, row.names = F)
```

13 El resultado de este modelo para la competición de Kaggel, subido el 03/03/2017 a las 12:44, con un total de 28 personas entregadas, se ha quedado en la posición 16 con una puntuación del 0.82286. Por lo que ha empeorado muy poco a la mejor obtenida por mi.

9.3 Paquete Boruta

Para este apartado comenzaremos con los dataset originales.

```
rm(list=ls())
train.original <- read.csv("accidentes-kaggle.csv")
test.original <- read.csv("accidentes-kaggle-test.csv")
train.sin.na <- train.original[,c(1,2,3,4,5,6,7,8,9,10,11,12,13,14,16,17,18,19,22,23,24,30)]
test.sin.na <- test.original[,c(1,2,3,4,5,6,7,8,9,10,11,12,13,14,16,17,18,19,22,23,24)]
```

9.3.1 Obtención de estadísticas sobre los atributos

```
set.seed(1234)
Bor.son <- Boruta(TIPO_ACCIDENTE~.,data=train.sin.na,doTrace = 2)

## 1. run of importance source...
## 2. run of importance source...
## 3. run of importance source...
## 4. run of importance source...
## 5. run of importance source...
## 6. run of importance source...
## 7. run of importance source...
## 8. run of importance source...
## 9. run of importance source...
## 10. run of importance source...
## 11. run of importance source...
## 12. run of importance source...
## After 12 iterations, +5.1 mins:
## confirmed 19 attributes: ANIO, COMUNIDAD_AUTONOMA, DIASEMANA, FACTORES_ATMOSFERICOS, HORA and 14 mo
## rejected 1 attribute: ISLA;
## still have 1 attribute left.
## 13. run of importance source...
## 14. run of importance source...
## 15. run of importance source...
## 16. run of importance source...
## 17. run of importance source...
## 18. run of importance source...
## 19. run of importance source...
## 20. run of importance source...
## 21. run of importance source...
## 22. run of importance source...
```

```

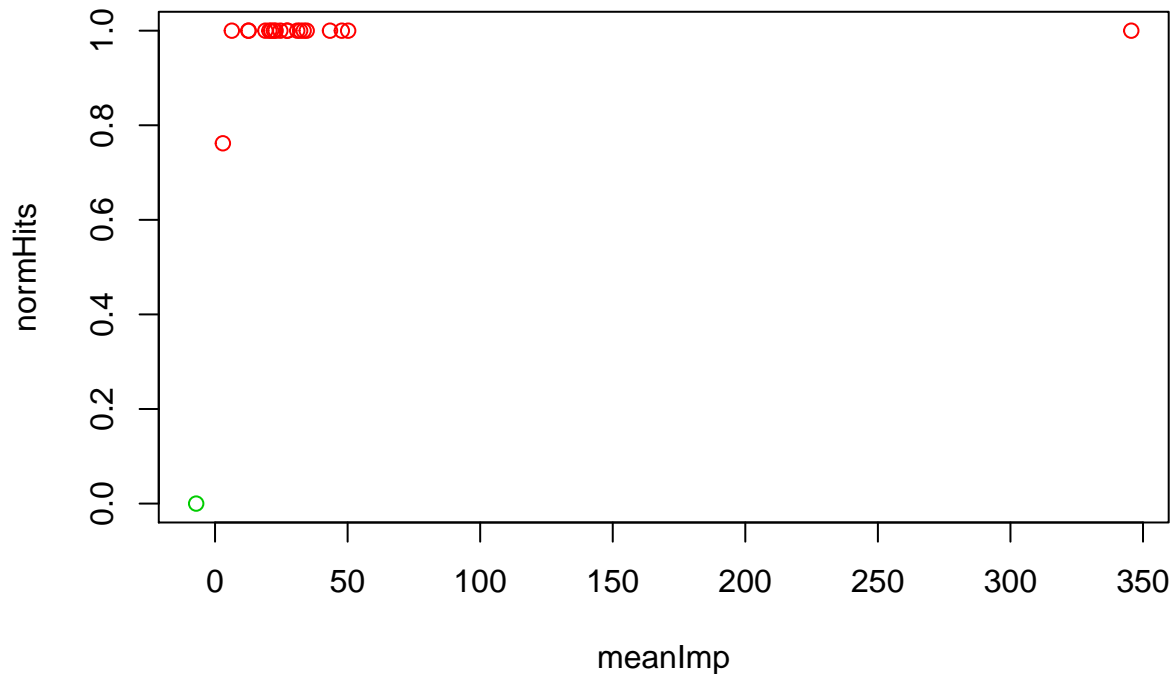
## 23. run of importance source...
## 24. run of importance source...
## 25. run of importance source...
## 26. run of importance source...
## 27. run of importance source...
## 28. run of importance source...
## 29. run of importance source...
## 30. run of importance source...
## 31. run of importance source...
## 32. run of importance source...
## 33. run of importance source...
## 34. run of importance source...
## 35. run of importance source...
## 36. run of importance source...
## 37. run of importance source...
## 38. run of importance source...
## 39. run of importance source...
## 40. run of importance source...
## 41. run of importance source...
## 42. run of importance source...
## After 42 iterations, +17 mins:
## confirmed 1 attribute: MES;
## no more attributes left.
Bor.son

## Boruta performed 42 iterations in 17.36021 mins.
## 20 attributes confirmed important: ANIO, COMUNIDAD_AUTONOMA,
## DIASEMANA, FACTORES_ATMOSFERICOS, HORA and 15 more;
## 1 attributes confirmed unimportant: ISLA;
stats <- attStats(Bor.son)

stats

plot(normHits~meanImp, col=stats$decision, data=stats)

```

```
stats[stats$minImp > 20,]
```

##	meanImp	medianImp	minImp	maxImp	normHits
## PROVINCIA	24.62447	24.65554	21.62142	27.74662	1
## COMUNIDAD_AUTONOMA	32.09589	32.03774	29.12813	34.36039	1
## TOT_HERIDOS_LEVES	27.05657	27.00104	23.93419	31.27374	1
## TOT_VEICULOS_IMPLICADOS	345.57459	347.17415	315.22617	368.69549	1
## ZONA	34.56331	34.64699	31.92398	36.50529	1
## ZONA_AGRUPADA	31.00591	30.99580	29.11479	32.66536	1
## RED_CARRETERA	22.17482	22.17517	20.62672	24.82324	1
## TIPO_VIA	27.39018	27.50940	24.88098	29.61594	1
## TRAZADO_NO_INTERSEC	47.81782	48.30661	44.46816	51.16734	1
## TIPO_INTERSEC	50.20120	50.11808	43.85470	55.09565	1
## SUPERFICIE_CALZADA	43.35270	43.80609	38.82273	47.76990	1
## FACTORES_ATMOSFERICOS	33.41960	33.48123	29.81075	36.64106	1
##	decision				
## PROVINCIA	Confirmed				
## COMUNIDAD_AUTONOMA	Confirmed				
## TOT_HERIDOS_LEVES	Confirmed				
## TOT_VEICULOS_IMPLICADOS	Confirmed				
## ZONA	Confirmed				
## ZONA_AGRUPADA	Confirmed				
## RED_CARRETERA	Confirmed				
## TIPO_VIA	Confirmed				
## TRAZADO_NO_INTERSEC	Confirmed				
## TIPO_INTERSEC	Confirmed				
## SUPERFICIE_CALZADA	Confirmed				
## FACTORES_ATMOSFERICOS	Confirmed				

Hemos visto como Boruta nos indica que el atributo que podemos quitar es ISLA, pero además he podado por `minImp < 20`, quedándome con los atributos: PROVINCIA, COMUNIDAD_AUTONOMA, TOT_HERIDOS_LEVES, TOT_VEICULOS_IMPLICADOS, ZONA, ZONA_AGRUPADA, RED_CARRETERA, TIPO_VIA, TRAZADO_NO_INTERSEC, TIPO_INTERSEC, SUPERFI-

CIE_CALZADA y FACTORES_ATMOSFERICOS. Vamos a probar un modelo con estas variables.

```
train.boruta <- train.sin.na[,c(5,6,11,12,13,14,15,16,17,18,19,21,22)]
test.boruta <- test.sin.na[,c(5,6,11,12,13,14,15,16,17,18,19,21)]
```

9.3.2 Prueba del modelo

Hagamos por lo tanto una prueba.

```
set.seed(1234)
ct14 <- ctree(TIPO_ACCIDENTE ~., train.boruta)
testPred14 <- predict(ct14, newdata = test.boruta)
```

Por lo que ya tenemos el conjunto de test predicho. Además el árbol creado tendría la siguiente estructura:

```
#ct14
```

Vamos a escribir la salida del modelo para ver su puntuación en Kaggel.

```
salida.modelo.14 <- as.matrix(testPred14)
salida.modelo.14 <- cbind(c(1:(dim(salida.modelo.14)[1])), salida.modelo.14)
colnames(salida.modelo.14) <- c("Id", "Prediction")
write.table(salida.modelo.14, file="predicciones/Prediccion14.txt", sep="," , quote = F, row.names = F)
```

14 El resultado de este modelo para la competición de Kaggel, subido el 03/03/2017 a las 12:47, con un total de 28 personas entregadas, se ha quedado en la posición 16 con una puntuación del 0.82326. Por lo que ha empeorado muy poco a la mejor obtenida por mi.

9.3.3 Combinación con random forest

```
rm(list=ls())
train.original <- read.csv("accidentes-kaggle.csv")
test.original <- read.csv("accidentes-kaggle-test.csv")
train.sin.na <- train.original[,c(1,2,3,4,5,6,7,8,9,10,11,12,13,14,16,17,18,19,22,23,24,30)]
test.sin.na <- test.original[,c(1,2,3,4,5,6,7,8,9,10,11,12,13,14,16,17,18,19,22,23,24)]
```

```
train.boruta.random.forest <- train.sin.na[,-3]
set.seed(1234)
Bor.ran <- Boruta(TIPO_ACCIDENTE~., data=train.boruta.random.forest, doTrace=2)
```

```
## 1. run of importance source...
## 2. run of importance source...
## 3. run of importance source...
## 4. run of importance source...
## 5. run of importance source...
## 6. run of importance source...
## 7. run of importance source...
## 8. run of importance source...
## 9. run of importance source...
## 10. run of importance source...
```

```
## 11. run of importance source...
## After 11 iterations, +4.5 mins:
## confirmed 18 attributes: ANIO, COMUNIDAD_AUTONOMA, DIASEMANA, FACTORES_ATMOSFERICOS, LUMINOSIDAD and
## rejected 1 attribute: ISLA;
## still have 1 attribute left.
## 12. run of importance source...
## 13. run of importance source...
## 14. run of importance source...
## 15. run of importance source...
## 16. run of importance source...
## 17. run of importance source...
## 18. run of importance source...
## 19. run of importance source...
## 20. run of importance source...
## 21. run of importance source...
## 22. run of importance source...
## 23. run of importance source...
## 24. run of importance source...
## 25. run of importance source...
## 26. run of importance source...
## 27. run of importance source...
## 28. run of importance source...
## 29. run of importance source...
## 30. run of importance source...
## 31. run of importance source...
## 32. run of importance source...
## 33. run of importance source...
## 34. run of importance source...
## 35. run of importance source...
## 36. run of importance source...
## 37. run of importance source...
## 38. run of importance source...
## 39. run of importance source...
## 40. run of importance source...
## 41. run of importance source...
## 42. run of importance source...
```

43. run of importance source...
44. run of importance source...
45. run of importance source...
46. run of importance source...
47. run of importance source...
48. run of importance source...
49. run of importance source...
50. run of importance source...
51. run of importance source...
52. run of importance source...
53. run of importance source...
54. run of importance source...
55. run of importance source...
56. run of importance source...
57. run of importance source...
58. run of importance source...
59. run of importance source...
60. run of importance source...
61. run of importance source...
62. run of importance source...
63. run of importance source...
64. run of importance source...
65. run of importance source...
66. run of importance source...
67. run of importance source...
68. run of importance source...
69. run of importance source...
70. run of importance source...
71. run of importance source...
72. run of importance source...
73. run of importance source...
74. run of importance source...
75. run of importance source...
76. run of importance source...
77. run of importance source...
78. run of importance source...

```

## 79. run of importance source...
## 80. run of importance source...
## 81. run of importance source...
## 82. run of importance source...
## 83. run of importance source...
## After 83 iterations, +34 mins:
## confirmed 1 attribute: MES;
## no more attributes left.
model1 <- randomForest(TIPO_ACCIDENTE~.,data=train.boruta.random.forest)
model1

##
## Call:
## randomForest(formula = TIPO_ACCIDENTE ~ ., data = train.boruta.random.forest)
##              Type of random forest: classification
##              Number of trees: 500
## No. of variables tried at each split: 4
##
## OOB estimate of error rate: 17.36%
## Confusion matrix:
##              Atropello Colision_Obstaculo Colision_Vehiculos Otro
## Atropello          3060              8              134      15
## Colision_Obstaculo   335              36              366      18
## Colision_Vehiculos    1              0             16514      2
## Otro                634              14              745     88
## Salida_Via          468              3              461     18
## Vuelco              354              12              190     13
##
##              Salida_Via Vuelco  class.error
## Atropello          420        5 0.1598023064
## Colision_Obstaculo   195        2 0.9621848739
## Colision_Vehiculos    3        0 0.0003631961
## Otro                312       14 0.9513004981
## Salida_Via          5045       18 0.1609845335
## Vuelco              449       50 0.9531835206
model2 <- randomForest(train.boruta.random.forest[,getSelectedAttributes(Bor.ran)],train.boruta.random.forest[,getSelectedAttributes(Bor.ran)],y = train.boruta.random.forest$TIPO_ACCIDENTE)
model2

##
## Call:
## randomForest(x = train.boruta.random.forest[, getSelectedAttributes(Bor.ran)], y = train.boruta.random.forest$TIPO_ACCIDENTE)
##              Type of random forest: classification
##              Number of trees: 500
## No. of variables tried at each split: 4
##
## OOB estimate of error rate: 17.38%
## Confusion matrix:
##              Atropello Colision_Obstaculo Colision_Vehiculos Otro
## Atropello          3055              4              134      15
## Colision_Obstaculo   330              38              366      22
## Colision_Vehiculos    0              0             16514      3

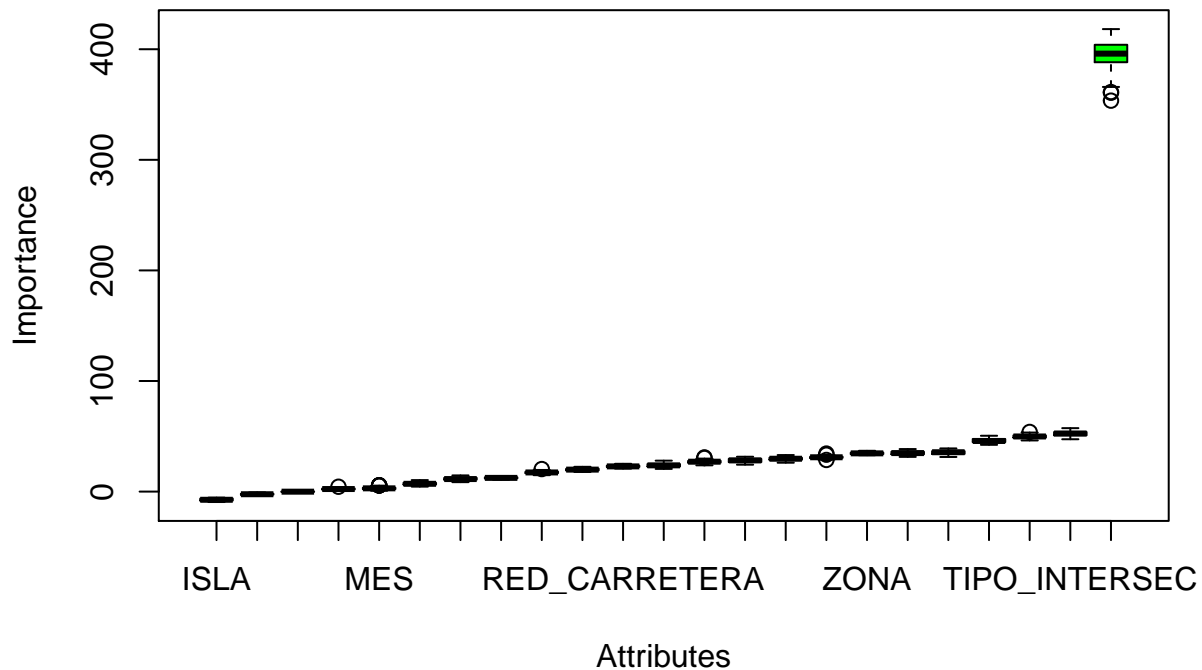
```

```
## Otro          635          14          746   87
## Salida_Via    470           1          460   15
## Vuelco        349          12          190   15
##               Salida_Via Vuelco  class.error
## Atropello     427           7 0.1611751785
## Colision_Obstaculo 193           3 0.9600840336
## Colision_Vehiculos   3           0 0.0003631961
## Otro          316           9 0.9518539015
## Salida_Via    5049          18 0.1603193082
## Vuelco        456          46 0.9569288390
```

```
Bor.ran
```

```
## Boruta performed 83 iterations in 34.29272 mins.
## 19 attributes confirmed important: ANIO, COMUNIDAD_AUTONOMA,
## DIASEMANA, FACTORES_ATMOSFERICOS, LUMINOSIDAD and 14 more;
## 1 attributes confirmed unimportant: ISLA;
```

```
plot(Bor.ran)
```



Vemos como el atributo que nos indica que se puede eliminar es ISLA. Probemos el modelo sin esta variable.

```
train.boruta.random.forest <- train.boruta.random.forest[,-6]
test.boruta.random.forest <- test.sin.na[,-3]
test.boruta.random.forest <- test.boruta.random.forest[,-6]
```

9.3.4 Prueba del modelo

Hagamos por lo tanto una prueba.

```
set.seed(1234)
ct15 <- ctree(TIPO_ACCIDENTE ~., train.boruta.random.forest)
testPred15 <- predict(ct15, newdata = test.boruta.random.forest)
```

Por lo que ya tenemos el conjunto de test predicho. Además el árbol creado tendría la siguiente estructura:

```
#ct15
```

Vamos a escribir la salida del modelo para ver su puntuación en Kaggel.

```
salida.modelo.15 <- as.matrix(testPred15)
salida.modelo.15 <- cbind(c(1:(dim(salida.modelo.15)[1])), salida.modelo.15)
colnames(salida.modelo.15) <- c("Id","Prediction")
write.table(salida.modelo.15,file="predicciones/Prediccion15.txt",sep="," ,quote = F,row.names = F)
```

15 El resultado de este modelo para la competición de Kaggel, subido el 03/03/2017 a las 12:51, con un total de 28 personas entregadas, se ha quedado en la posición 16 con una puntuación del 0.82286. Por lo que ha empeorado muy poco a la mejor obtenida por mi.

10 Detección de ruido

```
rm(list=ls())
train.original <- read.csv("accidentes-kaggle.csv")
test.original <- read.csv("accidentes-kaggle-test.csv")
train.sin.na <- train.original[,c(1,2,3,4,5,6,7,8,9,10,11,12,13,14,16,17,18,19,22,23,24,30)]
test.sin.na <- test.original[,c(1,2,3,4,5,6,7,8,9,10,11,12,13,14,16,17,18,19,22,23,24)]
```

Vamos a probar este método.

```
out <- IPF(TIPO_ACCIDENTE~., data=train.original,s=2)
```

```
## Iteration 1: 305 noisy instances removed
```

```
## Iteration 2: 10 noisy instances removed
```

```
## Iteration 3: 0 noisy instances removed
```

```
#summary(out, explicit=TRUE)
```

```
identical(out$cleanData, train.original[setdiff(1:nrow(train.original),out$remIdx),])
```

```
## [1] TRUE
```

```
train.sin.ruido1 <- train.original[setdiff(1:nrow(train.original),out$remIdx),]
```

```
set.seed(1234)
```

```
out <- IPF(TIPO_ACCIDENTE~., data=train.sin.ruido1,s=2)
```

```
## Iteration 1: 313 noisy instances removed
```

```
## Iteration 2: 0 noisy instances removed
```

```
## Iteration 3: 0 noisy instances removed
```

```
#summary(out, explicit=TRUE)
```

```
train.sin.ruido2 <- train.sin.ruido1[setdiff(1:nrow(train.sin.ruido1),out$remIdx),]
```

```
set.seed(1234)
```

```
out <- IPF(TIPO_ACCIDENTE~., data=train.sin.ruido2,s=2)
```

```
## Iteration 1: 300 noisy instances removed
```

```
## Iteration 2: 8 noisy instances removed
```

```
## Iteration 3: 0 noisy instances removed
```

```
#summary(out, explicit=TRUE)
train.sin.ruido3 <- train.sin.ruido2[setdiff(1:nrow(train.sin.ruido2),out$remIdx),]
```

```
set.seed(1234)
out <- IPF(TIPO_ACCIDENTE~., data=train.sin.ruido3,s=2)
```

```
## Iteration 1: 297 noisy instances removed
```

```
## Iteration 2: 4 noisy instances removed
```

```
## Iteration 3: 2 noisy instances removed
```

```
#summary(out, explicit=TRUE)
train.sin.ruido4 <- train.sin.ruido3[setdiff(1:nrow(train.sin.ruido3),out$remIdx),]
```

```
set.seed(1234)
out <- IPF(TIPO_ACCIDENTE~., data=train.sin.ruido4,s=2)
```

```
## Iteration 1: 293 noisy instances removed
```

```
## Iteration 2: 5 noisy instances removed
```

```
## Iteration 3: 0 noisy instances removed
```

```
#summary(out, explicit=TRUE)
train.sin.ruido5 <- train.sin.ruido4[setdiff(1:nrow(train.sin.ruido4),out$remIdx),]
```

```
numero.de.eliminadas <- nrow(train.original)-nrow(train.sin.ruido5)
numero.de.eliminadas
```

```
## [1] 1537
```

Por lo que se han eliminado en total 1537 instancias al ser ruido, pero podrían ser más o menos, depende del número de pasadas que se decidan hacer.

Hagamos ahora un selección de características, con el mejor método hasta ahora, cfs, para crear un modelo y realizar una prueba.

```
set.seed(1234)
subset <- FSelector::cfs(TIPO_ACCIDENTE~.,train.sin.ruido5)
el.mejor.segun.cfs <- as.simple.formula(subset, "TIPO_ACCIDENTE")
el.mejor.segun.cfs
```

```
## TIPO_ACCIDENTE ~ TOT_VEHICULOS_IMPLICADOS
## <environment: 0x7ff8d53410a8>
```

Siendo TOT_VEHICULOS_IMPLICADOS, la mejor característica, repitamos esto para obtener las 5 mejores, de forma que eliminamos la que mejor se obtiene.

```
set.seed(1234)
train.wrapper.cfs = train.sin.ruido5[,-12]
subset <- FSelector::cfs(TIPO_ACCIDENTE~.,train.wrapper.cfs)
```

```
el.mejor.segun.cfs <- as.simple.formula(subset, "TIPO_ACCIDENTE")
el.mejor.segun.cfs
```

```
## TIPO_ACCIDENTE ~ ZONA_AGRUPADA + CARRETERA + TRAZADO_NO_INTERSEC
## <environment: 0x7ff8d0b4e4d0>
```

Ahora obtenemos ZONA_AGRUPADA, CARRETERA y TRAZADO_NO_INTERSEC.


```
set.seed(1234)
train.wrapper.cfs = train.sin.ruido5[, -c(12, 14, 15, 18)]
subset <- FSelector::cfs(TIPO_ACCIDENTE ~ ., train.wrapper.cfs)
```

```
el.mejor.segun.cfs <- as.simple.formula(subset, "TIPO_ACCIDENTE")
el.mejor.segun.cfs
```

```
## TIPO_ACCIDENTE ~ TOT_HERIDOS_LEVES + ZONA + RED_CARRETERA + TIPO_VIA +
##      TIPO_INTERSEC + PRIORIDAD + SUPERFICIE_CALZADA + ACERAS
## <environment: 0x7ff8d0951c40>
```

Obteniendo: TOT_HERIDOS_LEVES, ZONA, RED_CARRETERA, TIPO_VIA, TIPO_INTERSEC, PRIORIDAD, SUPERFICIE_CALZADA y ACERAS.

Por lo tanto, ya que tenemos muchas características, vamos a probar el modelo con todas, salvo CARRETERA.

```
train.deteccion.de.ruido <- train.sin.ruido5[, c("TOT_VEHICULOS_IMPLICADOS", "ZONA_AGRUPADA", "TRAZADO_NO_
test.deteccion.de.ruido <- test.original[, c("TOT_VEHICULOS_IMPLICADOS", "ZONA_AGRUPADA", "TRAZADO_NO_INTE
```

Vamos a probar este modelo.

10.0.1 Prueba del modelo

Hagamos por lo tanto una prueba.

```
set.seed(1234)
ct16 <- ctree(TIPO_ACCIDENTE ~ ., train.deteccion.de.ruido)
testPred16 <- predict(ct16, newdata = test.deteccion.de.ruido)
```

Por lo que ya tenemos el conjunto de test predicho. Además el árbol creado tendría la siguiente estructura:

```
#ct16
```

Vamos a escribir la salida del modelo para ver su puntuación en Kaggel.

```
salida.modelo.16 <- as.matrix(testPred16)
salida.modelo.16 <- cbind(c(1:(dim(salida.modelo.16)[1])), salida.modelo.16)
colnames(salida.modelo.16) <- c("Id", "Prediction")
write.table(salida.modelo.16, file="predicciones/Prediccion16.txt", sep=" ", quote = F, row.names = F)
```

16 El resultado de este modelo para la competición de Kaggel, subido el 03/03/2017 a las 13:00, con un total de 28 personas entregadas, se ha quedado en la posición 16 con una puntuación del 0.82365. Por lo que ha empeorado muy poco a la mejor obtenida por mi, cosa que no era de esperar ya que es el mismo modelo que el mejor obtenido, pero eliminando instancias de ruido.

11 Modelo SVM Radial

Limpiamos el espacio de trabajo

```
rm(list=ls())
train.original <- read.csv("accidentes-kaggle.csv")
test.original <- read.csv("accidentes-kaggle-test.csv")
train.sin.na <- train.original[, c(1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 10, 11, 12, 13, 14, 16, 17, 18, 19, 22, 23, 24, 30)]
test.sin.na <- test.original[, c(1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 10, 11, 12, 13, 14, 16, 17, 18, 19, 22, 23, 24)]
train.mejor.resultado.sin.na <- train.original[, c("TOT_VEHICULOS_IMPLICADOS", "ZONA_AGRUPADA", "TRAZADO_NO_
test.mejor.resultado.sin.na <- test.original[, c("TOT_VEHICULOS_IMPLICADOS", "ZONA_AGRUPADA", "TRAZADO_NO_
```

Vamos a aplicar el modelo SVM Radial a nuestros datos.

```
set.seed(1234)
modelo.svm.radial <- train(TIPO_ACCIDENTE ~., data = train.mejor.resultado.sin.na, methods = "svmRadial")
predicciones.svm.radial <- predict(modelo.svm.radial, test.mejor.resultado.sin.na)
```

Veamos la puntuación en kaggle

```
salida.modelo.17 <- as.matrix(predicciones.svm.radial)
salida.modelo.17 <- cbind(c(1:(dim(salida.modelo.17)[1])), salida.modelo.17)
colnames(salida.modelo.17) <- c("Id", "Prediction")
write.table(salida.modelo.17, file="predicciones/Prediccion17.txt", sep=" ", quote = F, row.names = F)
```

17 El resultado de este modelo para la competición de Kaggle, subido el 04/03/2017 a las 16:28, con un total de 29 personas entregadas, se ha quedado en la posición 16 con una puntuación del 0.81762.

Si lo que queremos es preprocesar los datos con un centrado y escalado

```
set.seed(1234)
modelo.svm.radial2 <- train(TIPO_ACCIDENTE ~., data = train.mejor.resultado.sin.na, methods = "svmRadial")
predicciones.svm.radial2 <- predict(modelo.svm.radial2, test.mejor.resultado.sin.na)
```

Veamos la puntuación en kaggle

```
salida.modelo.18 <- as.matrix(predicciones.svm.radial2)
salida.modelo.18 <- cbind(c(1:(dim(salida.modelo.18)[1])), salida.modelo.18)
colnames(salida.modelo.18) <- c("Id", "Prediction")
write.table(salida.modelo.18, file="predicciones/Prediccion18.txt", sep=" ", quote = F, row.names = F)
```

18 El resultado de este modelo para la competición de Kaggle, subido el 04/03/2017 a las 17:43, con un total de 29 personas entregadas, se ha quedado en la posición 16 con una puntuación del 0.81822.

Este método tiene un parámetro de coste que regula el coste asociado a los errores de predicción: las diferencias entre el valor predicho y el real. Es posible evaluar diferentes valores de coste directamente:

```
set.seed(1234)
modelo.svm.radial3 <- train(TIPO_ACCIDENTE ~., data = train.mejor.resultado.sin.na, methods = "svmRadial")
predicciones.svm.radial3 <- predict(modelo.svm.radial3, test.mejor.resultado.sin.na)
```

Veamos la puntuación en kaggle

```
salida.modelo.19 <- as.matrix(predicciones.svm.radial3)
salida.modelo.19 <- cbind(c(1:(dim(salida.modelo.19)[1])), salida.modelo.19)
colnames(salida.modelo.19) <- c("Id", "Prediction")
write.table(salida.modelo.19, file="predicciones/Prediccion19.txt", sep=" ", quote = F, row.names = F)
```

19 El resultado de este modelo para la competición de Kaggle, subido el 05/03/2017 a las 12:15, con un total de 31 personas entregadas, se ha quedado en la posición 16 con una puntuación del 0.82256.

También se puede modificar esta llamada para que se utilicen diferentes particionados. Realicemos 2 repeticiones de validación cruzada con $k = 10$.

```
set.seed(1234)
modelo.svm.radial4 <- train(TIPO_ACCIDENTE ~., data = train.mejor.resultado.sin.na, methods = "svmRadial")
predicciones.svm.radial4 <- predict(modelo.svm.radial4, test.mejor.resultado.sin.na)
```

Veamos la puntuación en kaggle

```
salida.modelo.20 <- as.matrix(predicciones.svm.radial4)
salida.modelo.20 <- cbind(c(1:(dim(salida.modelo.20)[1])), salida.modelo.20)
```

```
colnames(salida.modelo.20) <- c("Id","Prediction")
write.table(salida.modelo.20,file="predicciones/Prediccion20.txt",sep="," ,quote = F,row.names = F)
```

20 El resultado de este modelo para la competición de Kaggel, subido el 05/03/2017 a las 12:17, con un total de 31 personas entregadas, se ha quedado en la posición 16 con una puntuación del 0.82237.

12 SVM (Support Vector Machine)

Limpiamos el espacio de trabajo

```
rm(list=ls())
train.original <- read.csv("accidentes-kaggle.csv")
test.original <- read.csv("accidentes-kaggle-test.csv")
train.sin.na <- train.original[,c(1,2,3,4,5,6,7,8,9,10,11,12,13,14,16,17,18,19,22,23,24,30)]
test.sin.na <- test.original[,c(1,2,3,4,5,6,7,8,9,10,11,12,13,14,16,17,18,19,22,23,24)]
train.mejor.resultado.sin.na <- train.original[,c("TOT_VEHICULOS_IMPLICADOS","ZONA_AGRUPADA","TRAZADO_NO_")
test.mejor.resultado.sin.na <- test.original[,c("TOT_VEHICULOS_IMPLICADOS","ZONA_AGRUPADA","TRAZADO_NO_")]
```

Vamos a probar esta técnica:

```
set.seed(1234)
modelo.svm <- e1071::svm(TIPO_ACCIDENTE~, data=train.mejor.resultado.sin.na, method="C-classification")
prediccion.svm <- predict(modelo.svm, test.mejor.resultado.sin.na)
```

Veamos la puntuación en kaggel

```
salida.modelo.21 <- as.matrix(prediccion.svm)
salida.modelo.21 <- cbind(c(1:(dim(salida.modelo.21)[1])), salida.modelo.21)
colnames(salida.modelo.21) <- c("Id","Prediction")
write.table(salida.modelo.21,file="predicciones/Prediccion21.txt",sep="," ,quote = F,row.names = F)
```

21 El resultado de este modelo para la competición de Kaggel, subido el 05/03/2017 a las 12:26, con un total de 31 personas entregadas, se ha quedado en la posición 16 con una puntuación del 0.82296.

13 Métodos ensamble de construcción de conjuntos de modelos

13.1 Bagging

Limpiamos el espacio de trabajo

```
rm(list=ls())
train.original <- read.csv("accidentes-kaggle.csv")
test.original <- read.csv("accidentes-kaggle-test.csv")
train.sin.na <- train.original[,c(1,2,3,4,5,6,7,8,9,10,11,12,13,14,16,17,18,19,22,23,24,30)]
test.sin.na <- test.original[,c(1,2,3,4,5,6,7,8,9,10,11,12,13,14,16,17,18,19,22,23,24)]
train.mejor.resultado.sin.na <- train.original[,c("TOT_VEHICULOS_IMPLICADOS","ZONA_AGRUPADA","TRAZADO_NO_")
test.mejor.resultado.sin.na <- test.original[,c("TOT_VEHICULOS_IMPLICADOS","ZONA_AGRUPADA","TRAZADO_NO_")]
```

```
set.seed(1234)
modelo.bagging.1 <- adabag::bagging(TIPO_ACCIDENTE~,data=train.mejor.resultado.sin.na, control=rpart:::
predicciones.bagging.1 <- adabag::predict.bagging(modelo.bagging.1,newdata=test.mejor.resultado.sin.na)
```

```
set.seed(1234)
```

```
modelo.bagging.2 <- adabag::bagging(TIPO_ACCIDENTE~.,data=train.mejor.resultado.sin.na,mfinal=20 ,contr
predicciones.bagging.2 <- adabag::predict.bagging(modelo.bagging.2,newdata=test.mejor.resultado.sin.na)
```

Veamos la puntuación en kaggle

```
salida.modelo.22 <- as.matrix(predicciones.bagging.1$class)
salida.modelo.22 <- cbind(c(1:(dim(salida.modelo.22)[1])), salida.modelo.22)
colnames(salida.modelo.22) <- c("Id","Prediction")
write.table(salida.modelo.22,file="predicciones/Prediccion22.txt",sep="," ,quote = F,row.names = F)
```

22 El resultado de este modelo para la competición de Kaggle, subido el 05/03/2017 a las 12:31, con un total de 31 personas entregadas, se ha quedado en la posición 16 con una puntuación del 0.81891.

Veamos la puntuación en kaggle

```
salida.modelo.23 <- as.matrix(predicciones.bagging.2$class)
salida.modelo.23 <- cbind(c(1:(dim(salida.modelo.23)[1])), salida.modelo.23)
colnames(salida.modelo.23) <- c("Id","Prediction")
write.table(salida.modelo.23,file="predicciones/Prediccion23.txt",sep="," ,quote = F,row.names = F)
```

23 El resultado de este modelo para la competición de Kaggle, subido el 05/03/2017 a las 12:37, con un total de 31 personas entregadas, se ha quedado en la posición 16 con una puntuación del 0.81891.

13.2 Random forest

Limpiamos el espacio de trabajo

```
rm(list=ls())
train.original <- read.csv("accidentes-kaggle.csv")
test.original <- read.csv("accidentes-kaggle-test.csv")
train.sin.na <- train.original[,c(1,2,3,4,5,6,7,8,9,10,11,12,13,14,16,17,18,19,22,23,24,30)]
test.sin.na <- test.original[,c(1,2,3,4,5,6,7,8,9,10,11,12,13,14,16,17,18,19,22,23,24)]
train.mejor.resultado.sin.na <- train.original[,c("TOT_VEHICULOS_IMPLICADOS","ZONA_AGRUPADA","TRAZADO_NO_
test.mejor.resultado.sin.na <- test.original[,c("TOT_VEHICULOS_IMPLICADOS","ZONA_AGRUPADA","TRAZADO_NO_

set.seed(1234)
modelo.random.forest.10 <- randomForest::randomForest(TIPO_ACCIDENTE~.,data=train.mejor.resultado.sin.na
print(modelo.random.forest.10)
```

```
##
## Call:
## randomForest(formula = TIPO_ACCIDENTE ~ ., data = train.mejor.resultado.sin.na,      ntree = 10)
##               Type of random forest: classification
##               Number of trees: 10
## No. of variables tried at each split: 3
##
##           OOB estimate of  error rate: 18.19%
## Confusion matrix:
##               Atropello Colision_Obstaculo Colision_Vehiculos Otro
## Atropello           3028                6              134   18
## Colision_Obstaculo    330               40              353   14
## Colision_Vehiculos      8               18             16267   26
## Otro                 646               24              731   55
## Salida_Via           504               21              443   55
## Vuelco                351                7              179   36
##               Salida_Via Vuelco class.error
```

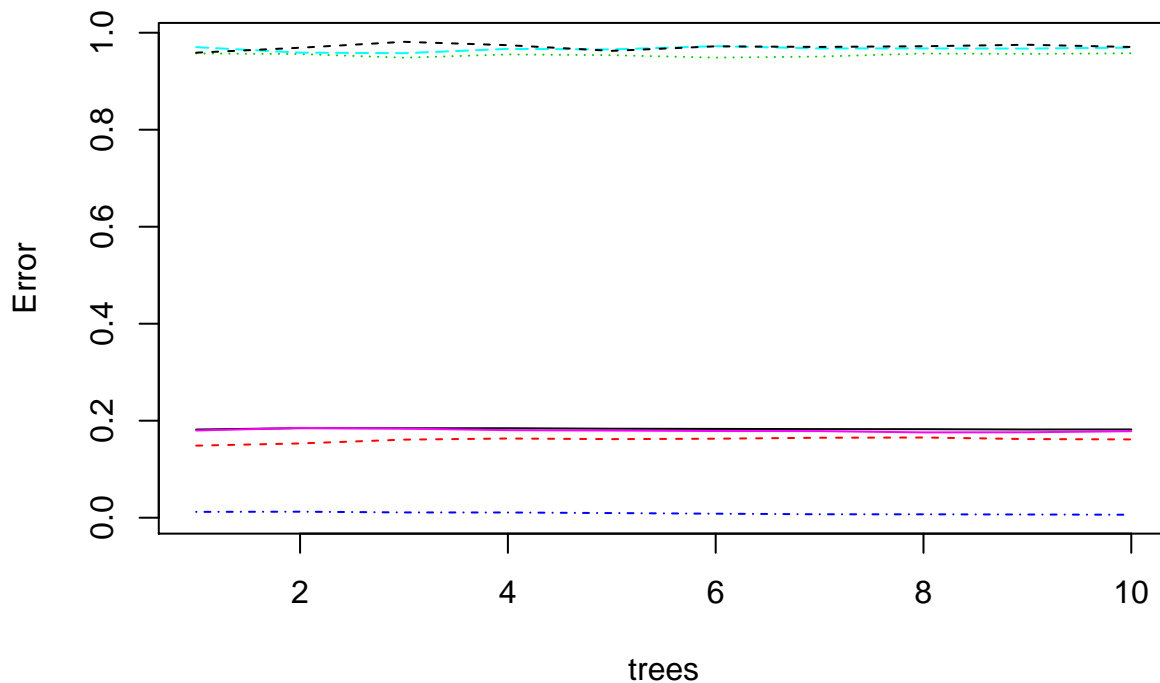
```
## Atropello          418      7 0.161451122
## Colision_Obstaculo 200      7 0.957627119
## Colision_Vehiculos  40      9 0.006170577
## Otro              305     27 0.969239374
## Salida_Via        4886     38 0.178409282
## Vuelco            450     31 0.970588235
```

```
randomForest::importance(modelo.random.forest.10)
```

```
##              MeanDecreaseGini
## TOT_VEHICULOS_IMPLICADOS    7949.0655
## ZONA_AGRUPADA               921.2303
## TRAZADO_NO_INTERSEC         325.9847
## TOT_HERIDOS_LEVES           229.3772
## ZONA                        744.0811
## RED_CARRETERA               127.7767
## TIPO_VIA                    359.3147
## TIPO_INTERSEC               270.0264
## SUPERFICIE_CALZADA          245.3562
```

```
plot(modelo.random.forest.10)
```

modelo.random.forest.10



```
predicciones.rf.10 <- predict(modelo.random.forest.10,newdata=test.mejor.resultado.sin.na)
```

Veamos la puntuación en kaggle

```
salida.modelo.24 <- as.matrix(predicciones.rf.10)
salida.modelo.24 <- cbind(c(1:(dim(salida.modelo.24)[1])), salida.modelo.24)
colnames(salida.modelo.24) <- c("Id","Prediction")
write.table(salida.modelo.24,file="predicciones/Prediccion24.txt",sep="," ,quote = F,row.names = F)
```

24 El resultado de este modelo para la competición de Kaggle, subido el 06/03/2017 a las 10:54, con un total

de 32 personas entregadas, se ha quedado en la posición 18 con una puntuación del 0.82089.

```
set.seed(1234)
modelo.random.forest.100 <- randomForest::randomForest(TIPO_ACCIDENTE~.,data=train.mejor.resultado.sin.na,
print(modelo.random.forest.100)
```

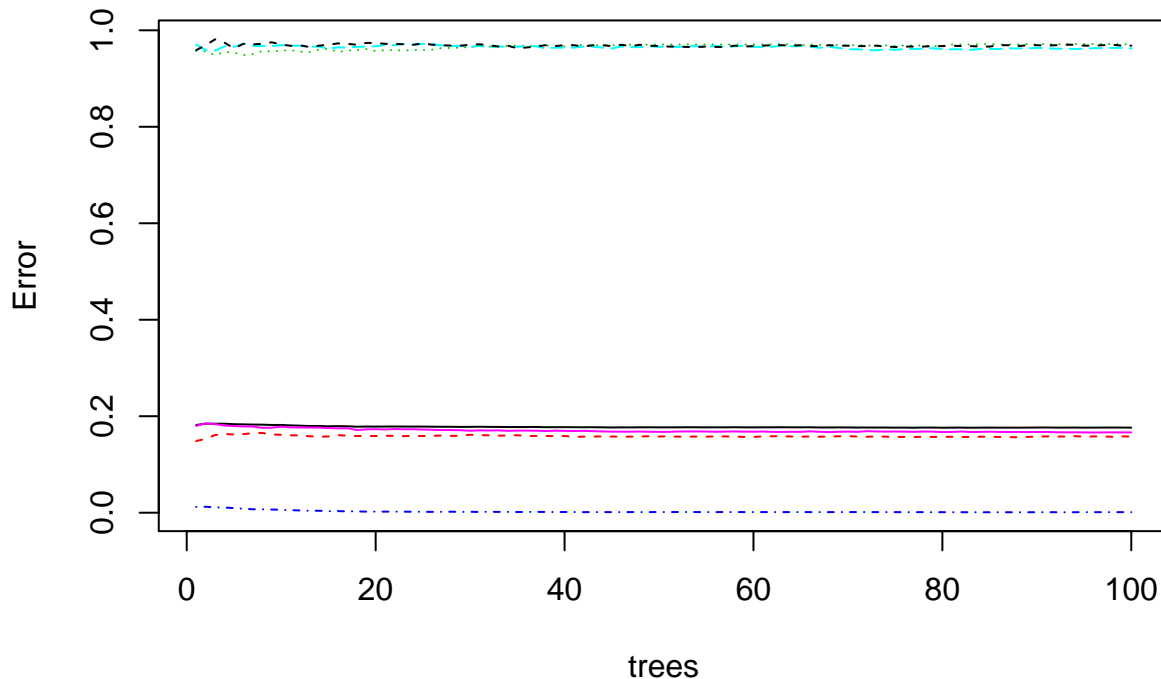
```
##
## Call:
## randomForest(formula = TIPO_ACCIDENTE ~ ., data = train.mejor.resultado.sin.na,      ntree = 100)
##           Type of random forest: classification
##           Number of trees: 100
## No. of variables tried at each split: 3
##
##           OOB estimate of  error rate: 17.64%
## Confusion matrix:
##           Atropello Colision_Obstaculo Colision_Vehiculos Otro
## Atropello           3066              3              132    11
## Colision_Obstaculo     324             29              361    27
## Colision_Vehiculos       1              1             16502     4
## Otro                   638            16              751    68
## Salida_Via             478              6              459    28
## Vuelco                 346              8              188    40
##           Salida_Via Vuelco class.error
## Atropello           427          3 0.158154860
## Colision_Obstaculo    209          2 0.969537815
## Colision_Vehiculos     12          0 0.001089588
## Otro                 321         13 0.962368567
## Salida_Via           5012         30 0.166472643
## Vuelco               452         34 0.968164794
```

```
randomForest::importance(modelo.random.forest.100)
```

```
##           MeanDecreaseGini
## TOT_VEHICULOS_IMPLICADOS    8066.3529
## ZONA_AGRUPADA                526.6196
## TRAZADO_NO_INTERSEC          401.7404
## TOT_HERIDOS_LEVES           228.8489
## ZONA                         634.5463
## RED_CARRETERA               202.4311
## TIPO_VIA                    494.7834
## TIPO_INTERSEC               285.8930
## SUPERFICIE_CALZADA          267.8467
```

```
plot(modelo.random.forest.100)
```

modelo.random.forest.100



```
predicciones.rf.100 <- predict(modelo.random.forest.100,newdata=test.mejor.resultado.sin.na)
```

Veamos la puntuación en kaggle

```
salida.modelo.25 <- as.matrix(predicciones.rf.100)
salida.modelo.25 <- cbind(c(1:(dim(salida.modelo.25)[1])), salida.modelo.25)
colnames(salida.modelo.25) <- c("Id","Prediction")
write.table(salida.modelo.25,file="predicciones/Prediccion25.txt",sep="," ,quote = F,row.names = F)
```

25 El resultado de este modelo para la competición de Kaggle, subido el 06/03/2017 a las 10:56, con un total de 32 personas entregadas, se ha quedado en la posición 18 con una puntuación del 0.82306.

13.3 Boosting

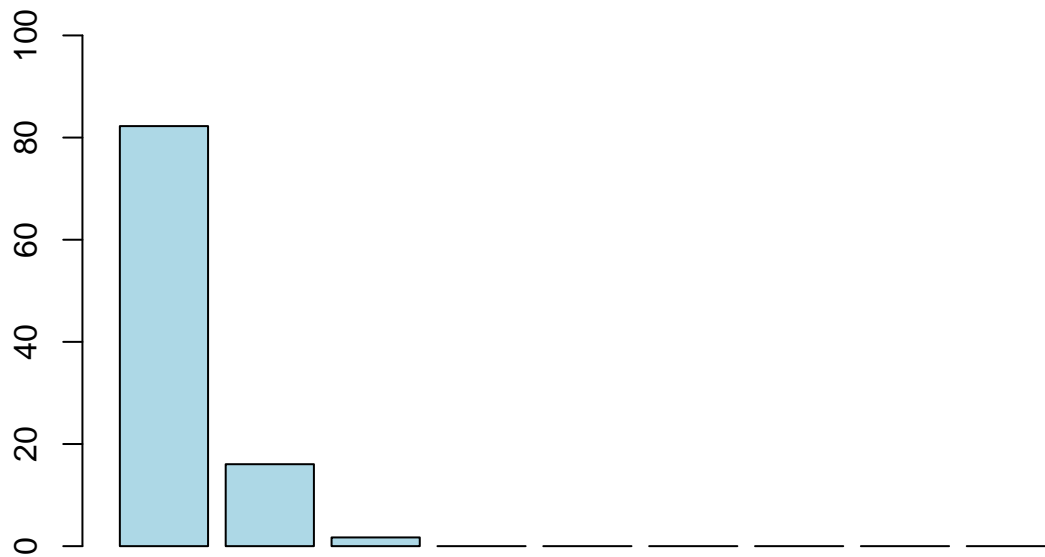
Limpiamos el espacio de trabajo

```
rm(list=ls())
train.original <- read.csv("accidentes-kaggle.csv")
test.original <- read.csv("accidentes-kaggle-test.csv")
train.sin.na <- train.original[,c(1,2,3,4,5,6,7,8,9,10,11,12,13,14,16,17,18,19,22,23,24,30)]
test.sin.na <- test.original[,c(1,2,3,4,5,6,7,8,9,10,11,12,13,14,16,17,18,19,22,23,24)]
train.mejor.resultado.sin.na <- train.original[,c("TOT_VEHICULOS_IMPLICADOS","ZONA_AGRUPADA","TRAZADO_NO_")
test.mejor.resultado.sin.na <- test.original[,c("TOT_VEHICULOS_IMPLICADOS","ZONA_AGRUPADA","TRAZADO_NO_")]
```

Vamos a probar este método:

```
set.seed(1234)
modelo.boosting <- adabag::boosting(TIPO_ACCIDENTE~.,data=train.mejor.resultado.sin.na, mfinal = 10, con
barplot(modelo.boosting$imp[order(modelo.boosting$imp, decreasing = TRUE)],
        ylim = c(0, 100), main = "Variables Relative Importance",
        col = "lightblue")
```

Variables Relative Importance



TOT_VEHICULOS_IMPLICADOS

TIPO_INTERSEC

```
prediccion.boosting <- predict.boosting(modelo.boosting, newdata = test.mejor.resultado.sin.na)
modelo.boosting$importance[modelo.boosting$importance>0]
```

## TOT_VEHICULOS_IMPLICADOS	ZONA	ZONA_AGRUPADA
## 82.246757	1.709175	16.044068

Veamos la puntuación en kaggle

```
salida.modelo.26 <- as.matrix(prediccion.boosting$class)
salida.modelo.26 <- cbind(c(1:(dim(salida.modelo.26)[1])), salida.modelo.26)
colnames(salida.modelo.26) <- c("Id", "Prediction")
write.table(salida.modelo.26, file="predicciones/Prediccion26.txt", sep="," , quote = F, row.names = F)
```

26 El resultado de este modelo para la competición de Kaggle, subido el 06/03/2017 a las 10:58, con un total de 32 personas entregadas, se ha quedado en la posición 18 con una puntuación del 0.81891.

14 Árboles de clasificación

Aunque todos los modelos que he realizado en este guión han sido con este método, voy a realizarlo de nuevo para ver su puntuación y compararlo con los métodos anteriores, ya que he usado otro conjunto de variables.

```
set.seed(1234)
ct27 <- ctree(TIPO_ACCIDENTE ~., train.mejor.resultado.sin.na)
testPred27 <- predict(ct27, newdata = test.mejor.resultado.sin.na)
```

Veamos la puntuación en kaggle

```
salida.modelo.27 <- as.matrix(testPred27)
salida.modelo.27 <- cbind(c(1:(dim(salida.modelo.27)[1])), salida.modelo.27)
colnames(salida.modelo.27) <- c("Id", "Prediction")
write.table(salida.modelo.27, file="predicciones/Prediccion27.txt", sep="," , quote = F, row.names = F)
```

27 El resultado de este modelo para la competición de Kaggle, subido el 06/03/2017 a las 10:59, con un total

de 32 personas entregadas, se ha quedado en la posición 18 con una puntuación del 0.82000.

15 Primeras Conclusiones

Lo realizado hasta ahora ha sido lo visto durante el guión de preprocesamiento, reproduciendo lo visto en clase. A partir de ahora, voy a realizar nuevos modelos, usando lo visto hasta ahora, viendo como podemos conseguir el mejor modelo posible. Además el modelo que mejor resultado ha obtenido ha sido RandomForest.

16 Prueba de modelos

16.1 Prueba del primer modelo random forest 1000

Como ya vimos, las variables con valores perdidos son: CARRETERA, ACOND_CALZADA, PRIORIDAD, VISIBILIDAD_RESTRINGIDA, OTRA_CIRCUNSTANCIA, ACERAS, DENSIDAD_CIRCULACION y MEDIDAS_ESPECIALES. Además, a modo de resumen, voy a ver las variables que, en selección de características, tenían mayor importancia:

Variable	Número de veces que ha sido seleccionada
ANIO	2
MES	3
HORA	2
DIASEMANA	2
PROVINCIA	4
COMUNIDAD_AUTONOMA	4
TOT_VICTIMAS	2
TOT_MUERTOS	1
TOT_HERIDOS_LEVES	3
TOT_VEHICULOS_IMPLICADOS	11
ZONA	8
ZONA_AGRUPADA	8
CARRETERA	6
RED_CARRETERA	5
TIPO_VIA	7
TRAZADO_NO_INTERSEC	7
TIPO_INTERSEC	6
ACOND_CALZADA	1
PRIORIDAD	7
SUPERFICE_CALZADA	5
LUMINOSIDAD	2
FACTORES_ATMOSFERICOS	3
OTRA_CIRCUNSTANCIA	1
ACERAS	4
DENSIDAD_CIRCULACION	2
MEDIDAS_ESPECIALES	1

Siendo, según esta clasificación las más importantes: 11 (TOT_VEHICULOS_IMPLICADOS), 8 (ZONA, ZONA_AGRUPADA), 7 (TIPO_VIA, TRAZADO_NO_INTERSEC, PRIORIDAD) Además, viendo como las variables CARRETERA y HORA, tienen más de 53 factores, vamos discretizarlas en menos valores. Por ejemplo, vemos la variable HORA actualmente:

```
rm(list=ls())
train.original <- read.csv("accidentes-kaggle.csv")
test.original <- read.csv("accidentes-kaggle-test.csv")
valores.hora <- train.original[,3]
valores.hora.character <- as.character(valores.hora)
valores.hora.cortados <- unlist(lapply(valores.hora.character,function(x) strtrim(x,2)))
valores.hora.factor <- as.factor(valores.hora.cortados)
levels(valores.hora.factor) <- c("0", "0", "1", "1", "10", "11", "12", "13", "14", "15", "16", "17", "18", "19", "20", "21", "22", "23", "24", "25", "26", "27", "28", "29", "30", "31", "32", "33", "34", "35", "36", "37", "38", "39", "40", "41", "42", "43", "44", "45", "46", "47", "48", "49", "50", "51", "52", "53", "54", "55", "56", "57", "58", "59", "60", "61", "62", "63", "64", "65", "66", "67", "68", "69", "70", "71", "72", "73", "74", "75", "76", "77", "78", "79", "80", "81", "82", "83", "84", "85", "86", "87", "88", "89", "90", "91", "92", "93", "94", "95", "96", "97", "98", "99")
train.modelos <- train.original
train.modelos$HORA = valores.hora.factor
```

```
valores.hora <- test.original[,3]
valores.hora.character <- as.character(valores.hora)
valores.hora.cortados <- unlist(lapply(valores.hora.character,function(x) strtrim(x,2)))
valores.hora.factor <- as.factor(valores.hora.cortados)
levels(valores.hora.factor) <- c("0", "0", "1", "1", "10", "11", "12", "13", "14", "15", "16", "17", "18", "19", "20", "21", "22", "23", "24", "25", "26", "27", "28", "29", "30", "31", "32", "33", "34", "35", "36", "37", "38", "39", "40", "41", "42", "43", "44", "45", "46", "47", "48", "49", "50", "51", "52", "53", "54", "55", "56", "57", "58", "59", "60", "61", "62", "63", "64", "65", "66", "67", "68", "69", "70", "71", "72", "73", "74", "75", "76", "77", "78", "79", "80", "81", "82", "83", "84", "85", "86", "87", "88", "89", "90", "91", "92", "93", "94", "95", "96", "97", "98", "99", "100", "101", "102", "103", "104", "105", "106", "107", "108", "109", "110", "111", "112", "113", "114", "115", "116", "117", "118", "119", "120", "121", "122", "123", "124", "125", "126", "127", "128", "129", "130", "131", "132", "133", "134", "135", "136", "137", "138", "139", "140", "141", "142", "143", "144", "145", "146", "147", "148", "149", "150", "151", "152", "153", "154", "155", "156", "157", "158", "159", "160", "161", "162", "163", "164", "165", "166", "167", "168", "169", "170", "171", "172", "173", "174", "175", "176", "177", "178", "179", "180", "181", "182", "183", "184", "185", "186", "187", "188", "189", "190", "191", "192", "193", "194", "195", "196", "197", "198", "199", "200", "201", "202", "203", "204", "205", "206", "207", "208", "209", "210", "211", "212", "213", "214", "215", "216", "217", "218", "219", "220", "221", "222", "223", "224", "225", "226", "227", "228", "229", "230", "231", "232", "233", "234", "235", "236", "237", "238", "239", "240", "241", "242", "243", "244", "245", "246", "247", "248", "249", "250", "251", "252", "253", "254", "255", "256", "257", "258", "259", "260", "261", "262", "263", "264", "265", "266", "267", "268", "269", "270", "271", "272", "273", "274", "275", "276", "277", "278", "279", "280", "281", "282", "283", "284", "285", "286", "287", "288", "289", "290", "291", "292", "293", "294", "295", "296", "297", "298", "299", "300", "301", "302", "303", "304", "305", "306", "307", "308", "309", "310", "311", "312", "313", "314", "315", "316", "317", "318", "319", "320", "321", "322", "323", "324", "325", "326", "327", "328", "329", "330", "331", "332", "333", "334", "335", "336", "337", "338", "339", "340", "341", "342", "343", "344", "345", "346", "347", "348", "349", "350", "351", "352", "353", "354", "355", "356", "357", "358", "359", "360", "361", "362", "363", "364", "365", "366", "367", "368", "369", "370", "371", "372", "373", "374", "375", "376", "377", "378", "379", "380", "381", "382", "383", "384", "385", "386", "387", "388", "389", "390", "391", "392", "393", "394", "395", "396", "397", "398", "399", "400", "401", "402", "403", "404", "405", "406", "407", "408", "409", "410", "411", "412", "413", "414", "415", "416", "417", "418", "419", "420", "421", "422", "423", "424", "425", "426", "427", "428", "429", "430", "431", "432", "433", "434", "435", "436", "437", "438", "439", "440", "441", "442", "443", "444", "445", "446", "447", "448", "449", "450", "451", "452", "453", "454", "455", "456", "457", "458", "459", "460", "461", "462", "463", "464", "465", "466", "467", "468", "469", "470", "471", "472", "473", "474", "475", "476", "477", "478", "479", "480", "481", "482", "483", "484", "485", "486", "487", "488", "489", "490", "491", "492", "493", "494", "495", "496", "497", "498", "499", "500", "501", "502", "503", "504", "505", "506", "507", "508", "509", "510", "511", "512", "513", "514", "515", "516", "517", "518", "519", "520", "521", "522", "523", "524", "525", "526", "527", "528", "529", "530", "531", "532", "533", "534", "535", "536", "537", "538", "539", "540", "541", "542", "543", "544", "545", "546", "547", "548", "549", "550", "551", "552", "553", "554", "555", "556", "557", "558", "559", "560", "561", "562", "563", "564", "565", "566", "567", "568", "569", "570", "571", "572", "573", "574", "575", "576", "577", "578", "579", "580", "581", "582", "583", "584", "585", "586", "587", "588", "589", "590", "591", "592", "593", "594", "595", "596", "597", "598", "599", "600", "601", "602", "603", "604", "605", "606", "607", "608", "609", "610", "611", "612", "613", "614", "615", "616", "617", "618", "619", "620", "621", "622", "623", "624", "625", "626", "627", "628", "629", "630", "631", "632", "633", "634", "635", "636", "637", "638", "639", "640", "641", "642", "643", "644", "645", "646", "647", "648", "649", "650", "651", "652", "653", "654", "655", "656", "657", "658", "659", "660", "661", "662", "663", "664", "665", "666", "667", "668", "669", "670", "671", "672", "673", "674", "675", "676", "677", "678", "679", "680", "681", "682", "683", "684", "685", "686", "687", "688", "689", "690", "691", "692", "693", "694", "695", "696", "697", "698", "699", "700", "701", "702", "703", "704", "705", "706", "707", "708", "709", "710", "711", "712", "713", "714", "715", "716", "717", "718", "719", "720", "721", "722", "723", "724", "725", "726", "727", "728", "729", "730", "731", "732", "733", "734", "735", "736", "737", "738", "739", "740", "741", "742", "743", "744", "745", "746", "747", "748", "749", "750", "751", "752", "753", "754", "755", "756", "757", "758", "759", "760", "761", "762", "763", "764", "765", "766", "767", "768", "769", "770", "771", "772", "773", "774", "775", "776", "777", "778", "779", "780", "781", "782", "783", "784", "785", "786", "787", "788", "789", "790", "791", "792", "793", "794", "795", "796", "797", "798", "799", "800", "801", "802", "803", "804", "805", "806", "807", "808", "809", "810", "811", "812", "813", "814", "815", "816", "817", "818", "819", "820", "821", "822", "823", "824", "825", "826
```

Además, viendo que Carretera tiene 3268 niveles, y que no es fácilmente discretizable, voy a eliminarla del conjunto de datos.

```
train.modelos$CARRETERA = NULL
test.modelos$CARRETERA = NULL
```

Como tenemos varias variables que tienen valores perdidos, vamos a imputar estos valores.

```
set.seed(1234)
train.modelos.imputados <- mice::mice(train.modelos,m=5,method="pmm")
train.imputados <- mice::complete(train.modelos.imputados)
set.seed(1234)
test.modelos.imputados <- mice::mice(test.modelos,m=5,method="pmm")
test.imputados <- mice::complete(test.modelos.imputados)
```

Escribimos los datos imputados en un csv para que su carga sea mucho más rápida:

```
write.csv(train.imputados,"datasetmodificados/train-imputados.csv")
write.csv(test.imputados,"datasetmodificados/test-imputados.csv")
```

Vamos a ver que variables son las más importantes según random forest y boosting: Primero con RandomForest.

```
set.seed(1234)
modelo.random.forest.10 <- randomForest::randomForest(TIPO_ACCIDENTE~.,data=train.imputados,ntree=10)
print(modelo.random.forest.10)
```

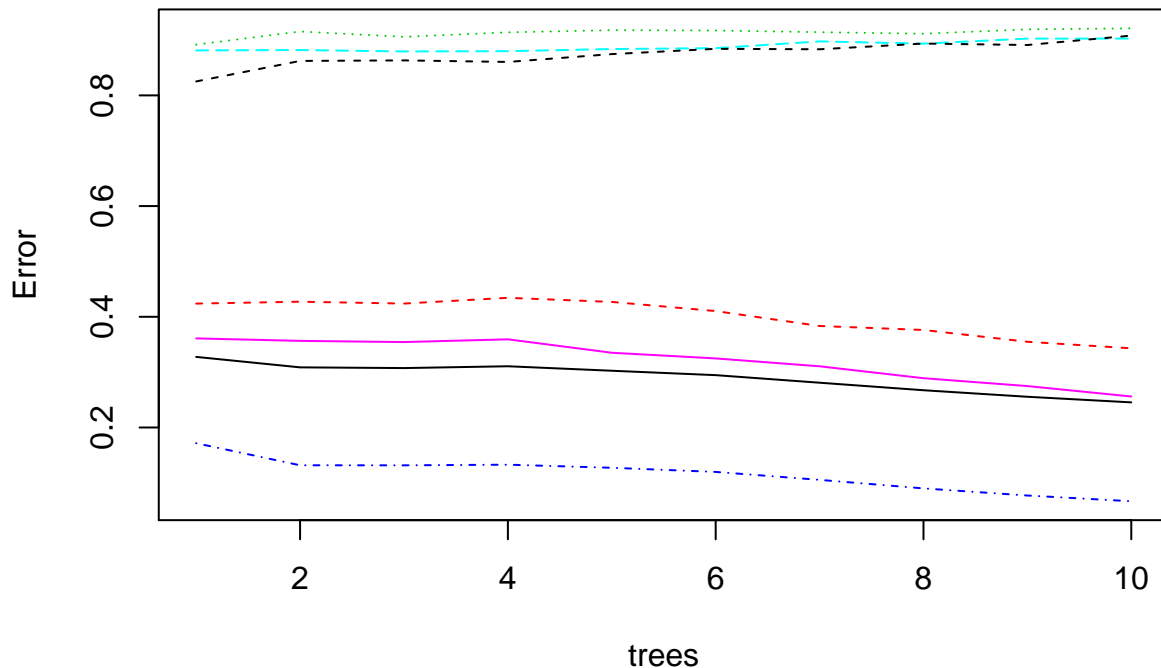
```
##
## Call:
## randomForest(formula = TIPO_ACCIDENTE ~ ., data = train.imputados, ntree = 10)
##           Type of random forest: classification
##           Number of trees: 10
## No. of variables tried at each split: 5
##
##           OOB estimate of  error rate: 24.54%
## Confusion matrix:
##           Atropello Colision_Obstaculo Colision_Vehiculos Otro
## Atropello           2375             169             140  237
## Colision_Obstaculo     198              74             324   64
## Colision_Vehiculos      68             230          15269  432
## Otro                  456              75             663  174
## Salida_Via            449             136             449  230
## Vuelco                243              48             173   72
##           Salida_Via Vuelco class.error
## Atropello           506      188  0.34301521
## Colision_Obstaculo    224       54  0.92110874
## Colision_Vehiculos    252      110  0.06674409
## Otro                 343       76  0.90263011
## Salida_Via          4423      258  0.25601346
## Vuelco              421       97  0.90796964
```

```
randomForest::importance(modelo.random.forest.10)>100
```

##	MeanDecreaseGini
## ANIO	TRUE
## MES	TRUE
## HORA	TRUE
## DIASEMANA	TRUE
## PROVINCIA	TRUE
## COMUNIDAD_AUTONOMA	TRUE
## ISLA	FALSE
## TOT_VICTIMAS	TRUE
## TOT_MUERTOS	FALSE
## TOT_HERIDOS_GRAVES	TRUE
## TOT_HERIDOS_LEVES	TRUE
## TOT_VEHICULOS_IMPLICADOS	TRUE
## ZONA	TRUE
## ZONA_AGRUPADA	TRUE
## RED_CARRETERA	TRUE
## TIPO_VIA	TRUE
## TRAZADO_NO_INTERSEC	TRUE
## TIPO_INTERSEC	TRUE
## ACOND_CALZADA	TRUE
## PRIORIDAD	TRUE
## SUPERFICIE_CALZADA	TRUE
## LUMINOSIDAD	TRUE
## FACTORES_ATMOSFERICOS	TRUE
## VISIBILIDAD_RESTRINGIDA	TRUE
## OTRA_CIRCUNSTANCIA	TRUE
## ACERAS	TRUE
## DENSIDAD_CIRCULACION	TRUE
## MEDIDAS_ESPECIALES	FALSE

```
plot(modelo.random.forest.10)
```

modelo.random.forest.10



Por lo que las variables menos importantes serían: ISLA, TOT_MUERTOS y MEDIDAS_ESPECIALES. Vamos a probar un nuevo árbol sin estas variables.

```
train.imputados2 <- train.imputados
test.imputados2 <- test.imputados
train.imputados2$ISLA=NULL
train.imputados2$TOT_MUERTOS = NULL
train.imputados2$MEDIDAS_ESPECIALES =NULL
test.imputados2$ISLA=NULL
test.imputados2$TOT_MUERTOS = NULL
test.imputados2$MEDIDAS_ESPECIALES =NULL
set.seed(1234)
modelo.random.forest.50 <- randomForest::randomForest(TIPO_ACCIDENTE~.,data=train.imputados2,ntree=50)
print(modelo.random.forest.50)
```

```
##
## Call:
## randomForest(formula = TIPO_ACCIDENTE ~ ., data = train.imputados2,      ntree = 50)
##               Type of random forest: classification
##               Number of trees: 50
## No. of variables tried at each split: 5
##
## OOB estimate of  error rate: 17.53%
## Confusion matrix:
##               Atropello Colision_Obstaculo Colision_Vehiculos Otro
## Atropello           3002              12             133    68
## Colision_Obstaculo    286              35             364    39
## Colision_Vehiculos      2               1            16503     7
## Otro                 571             16             739   120
## Salida_Via           411             12             457    51
## Vuelco               308              8             190    33
```

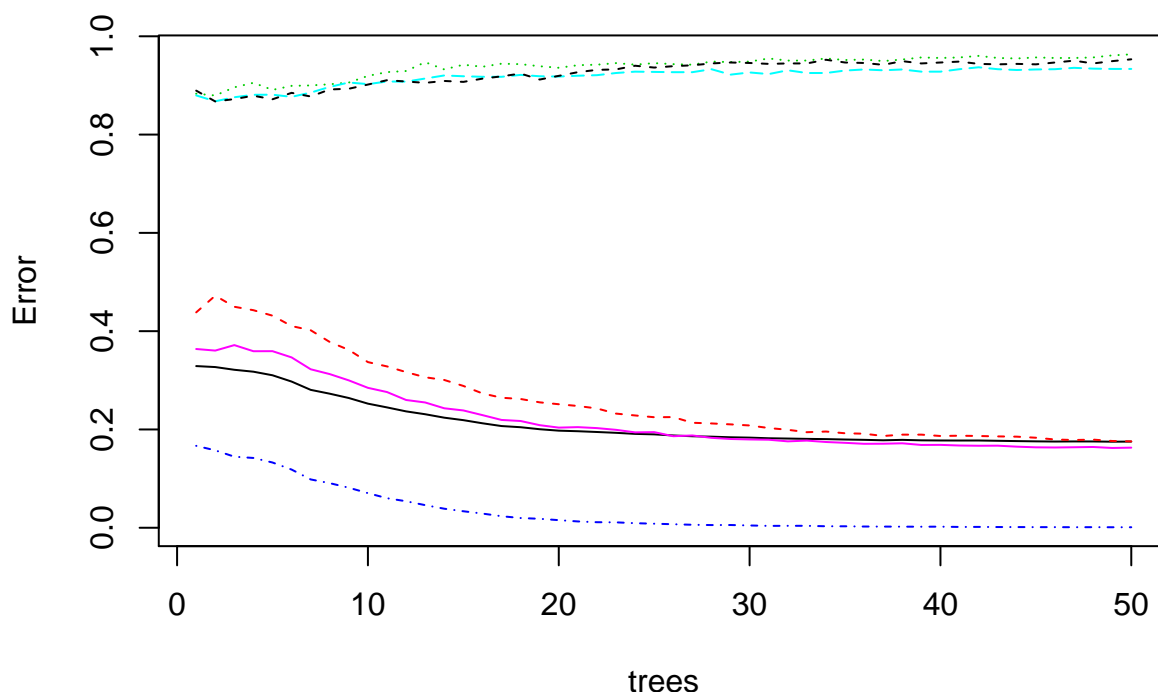
```
##           Salida_Via Vuelco class.error
## Atropello           410      17 0.175727622
## Colision_Obstaculo    216      12 0.963235294
## Colision_Vehiculos     7       0 0.001029056
## Otro                 335      26 0.933591588
## Salida_Via          5033      49 0.162980210
## Vuelco              479      50 0.953183521
```

```
randomForest::importance(modelo.random.forest.50)
```

```
##           MeanDecreaseGini
## ANIO                    596.2095
## MES                     1101.3421
## HORA                    1312.8801
## DIASEMANA               777.0993
## PROVINCIA               905.6392
## COMUNIDAD_AUTONOMA     591.1622
## TOT_VICTIMAS            186.7373
## TOT_HERIDOS_GRAVES     142.5554
## TOT_HERIDOS_LEVES      270.0019
## TOT_VEHICULOS_IMPLICADOS 7551.3066
## ZONA                    450.0445
## ZONA_AGRUPADA          406.3041
## RED_CARRETERA          394.8192
## TIPO_VIA               406.7617
## TRAZADO_NO_INTERSEC    493.2030
## TIPO_INTERSEC          407.9113
## ACOND_CALZADA          378.2436
## PRIORIDAD              589.5785
## SUPERFICIE_CALZADA     273.2826
## LUMINOSIDAD            328.1767
## FACTORES_ATMOSFERICOS  197.5519
## VISIBILIDAD_RESTRINGIDA 176.3192
## OTRA_CIRCUNSTANCIA     151.8418
## ACERAS                 141.1512
## DENSIDAD_CIRCULACION   155.6430
```

```
plot(modelo.random.forest.50)
```

modelo.random.forest.50



emos varias variables que podrían ser eliminadas, pero de momento las vamos a dejar. Veamos que puntuación obtenemos en kaggle con un randomForest de 1000 arboles.

```
set.seed(1234)
modelo.random.forest.1000 <- randomForest::randomForest(TIPO_ACCIDENTE~.,data=train.imputados2,ntree=1000)
print(modelo.random.forest.1000)
```

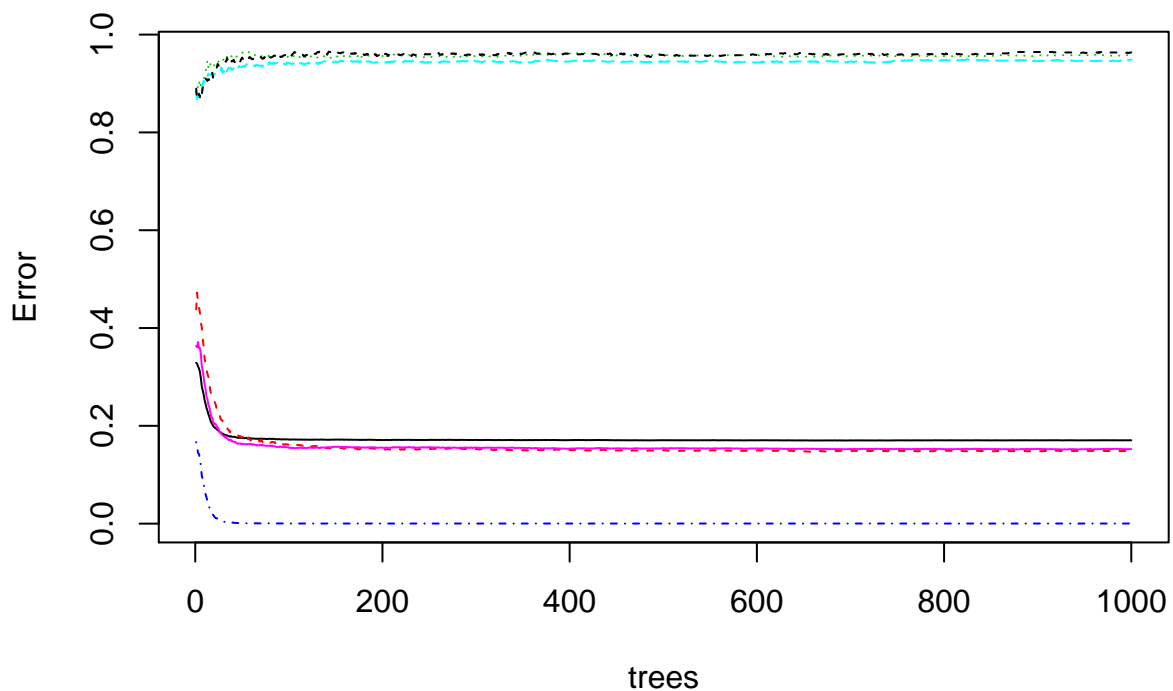
```
##
## Call:
## randomForest(formula = TIPO_ACCIDENTE ~ ., data = train.imputados2,      ntree = 1000)
##               Type of random forest: classification
##               Number of trees: 1000
## No. of variables tried at each split: 5
##
## OOB estimate of  error rate: 17.04%
## Confusion matrix:
##               Atropello Colision_Obstaculo Colision_Vehiculos Otro
## Atropello           3102              4             134    15
## Colision_Obstaculo    309             41             366    26
## Colision_Vehiculos      1              0            16516     0
## Otro                 620              8             741    93
## Salida_Via           428              1             461    12
## Vuelco               344              7             190    18
##
##               Salida_Via Vuelco  class.error
## Atropello           381      6 0.1482701812
## Colision_Obstaculo   207      3 0.9569327731
## Colision_Vehiculos     3      0 0.0002421308
## Otro                 329     16 0.9485334809
## Salida_Via          5098     13 0.1521702977
## Vuelco               470     39 0.9634831461
```

```
randomForest::importance(modelo.random.forest.1000)
```

##	MeanDecreaseGini
## ANIO	589.6587
## MES	1087.2367
## HORA	1310.8334
## DIASEMANA	774.7058
## PROVINCIA	907.3905
## COMUNIDAD_AUTONOMA	575.5232
## TOT_VICTIMAS	186.6700
## TOT_HERIDOS_GRAVES	137.6317
## TOT_HERIDOS_LEVES	274.2688
## TOT_VEHICULOS_IMPLICADOS	7514.5480
## ZONA	498.6843
## ZONA_AGRUPADA	472.1825
## RED_CARRETERA	309.1534
## TIPO_VIA	448.5083
## TRAZADO_NO_INTERSEC	501.7204
## TIPO_INTERSEC	404.5535
## ACOND_CALZADA	374.1605
## PRIORIDAD	570.6430
## SUPERFICIE_CALZADA	279.7407
## LUMINOSIDAD	313.9580
## FACTORES_ATMOSFERICOS	197.2152
## VISIBILIDAD_RESTRINGIDA	177.0487
## OTRA_CIRCUNSTANCIA	154.9273
## ACERAS	149.1053
## DENSIDAD_CIRCULACION	162.9500

```
plot(modelo.random.forest.1000)
```

modelo.random.forest.1000




```
predicciones.rf.1000 <- predict(modelo.random.forest.1000,newdata=test.imputados2)
```

Veamos la puntuación en kaggle

```
salida.modelo.28 <- as.matrix(predicciones.rf.1000)
salida.modelo.28 <- cbind(c(1:(dim(salida.modelo.28)[1])), salida.modelo.28)
colnames(salida.modelo.28) <- c("Id","Prediction")
write.table(salida.modelo.28,file="predicciones/Prediccion28.txt",sep="," ,quote = F,row.names = F)
```

28 El resultado de este modelo para la competición de Kaggle, subido el 06/03/2017 a las 15:04, con un total de 32 personas entregadas, se ha quedado en la posición 9 con una puntuación del 0.82859. Mi mejor puntuación obtenida hasta el momento.

16.2 Prueba del segundo modelo random forest 1000

```
rm(list=ls())
train.imputados <- read.csv("datasetmodificados/train-imputados.csv")
train.imputados$X = NULL
test.imputados <- read.csv("datasetmodificados/test-imputados.csv")
test.imputados$X = NULL
```

Vamos a probar a eliminar las variables: ISLA, TOT_MUERTOS, TOT_HERIDOS_GRAVES, ACERAS y MEDIDAS_ESPECIALES, es decir, dos más que anteriormente.

```
train.imputados3 <- train.imputados
test.imputados3 <- test.imputados
train.imputados3$ISLA = NULL
train.imputados3$TOT_MUERTOS=NULL
train.imputados3$TOT_HERIDOS_GRAVES=NULL
train.imputados3$ACERAS=NULL
train.imputados3$MEDIDAS_ESPECIALES=NULL
test.imputados3$ISLA = NULL
test.imputados3$TOT_MUERTOS=NULL
test.imputados3$TOT_HERIDOS_GRAVES=NULL
test.imputados3$ACERAS=NULL
test.imputados3$MEDIDAS_ESPECIALES=NULL
```

```
set.seed(1234)
modelo.random.forest.1000.3 <- randomForest::randomForest(TIPO_ACCIDENTE~.,data=train.imputados3,ntree=
print(modelo.random.forest.1000.3)
```

```
##
## Call:
## randomForest(formula = TIPO_ACCIDENTE ~ ., data = train.imputados3,      ntree = 1000)
##              Type of random forest: classification
##              Number of trees: 1000
## No. of variables tried at each split: 4
##
##              OOB estimate of  error rate: 17.07%
## Confusion matrix:
##              Atropello Colision_Obstaculo Colision_Vehiculos Otro
## Atropello          3063              7              134      18
## Colision_Obstaculo    304             41              366     22
## Colision_Vehiculos     1              0             16515      1
```

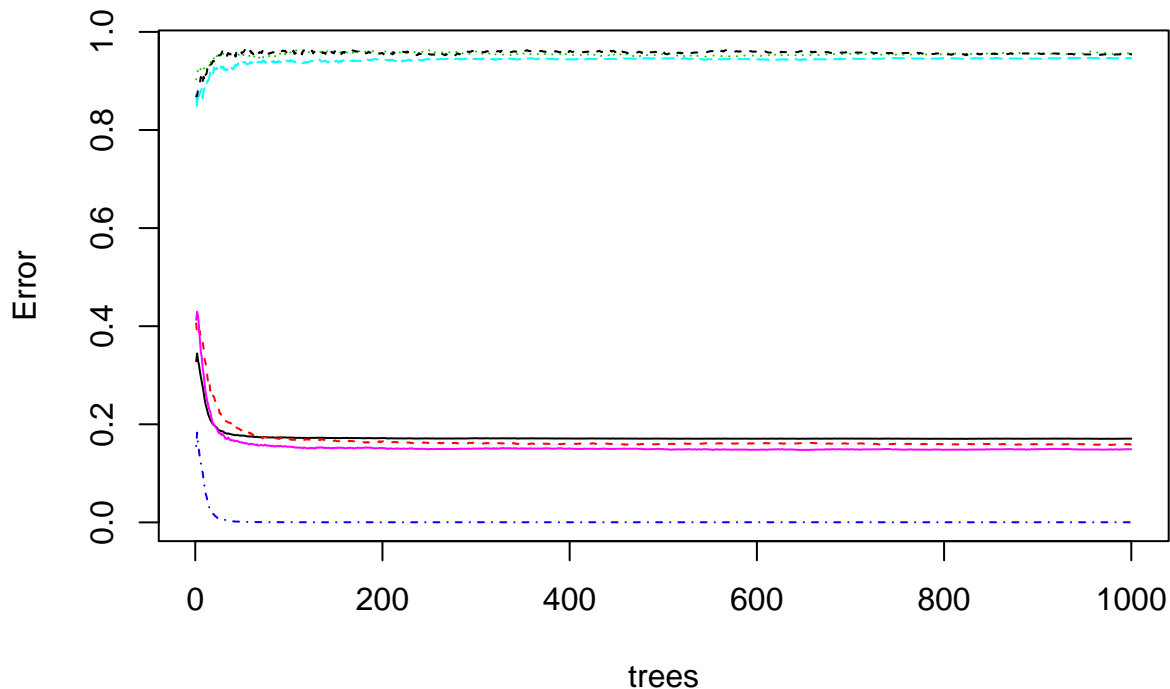
## Otro	605	12	741	97
## Salida_Via	395	2	461	20
## Vuelco	325	8	190	13
##	Salida_Via	Vuelco	class.error	
## Atropello	412	8	0.1589785832	
## Colision_Obstaculo	218	1	0.9569327731	
## Colision_Vehiculos	3	0	0.0003026634	
## Otro	339	13	0.9463198672	
## Salida_Via	5117	18	0.1490104773	
## Vuelco	483	49	0.9541198502	

```
randomForest::importance(modelo.random.forest.1000.3)
```

##	MeanDecreaseGini
## ANIO	580.3505
## MES	1069.0716
## HORA	923.6370
## DIASEMANA	760.8058
## PROVINCIA	908.2482
## COMUNIDAD_AUTONOMA	598.3356
## TOT_VICTIMAS	202.8713
## TOT_HERIDOS_LEVES	321.1894
## TOT_VEHICULOS_IMPLICADOS	7410.3409
## ZONA	499.1266
## ZONA_AGRUPADA	450.1925
## RED_CARRETERA	339.0270
## TIPO_VIA	463.6989
## TRAZADO_NO_INTERSEC	530.9900
## TIPO_INTERSEC	396.0430
## ACOND_CALZADA	383.3045
## PRIORIDAD	588.7957
## SUPERFICIE_CALZADA	286.3667
## LUMINOSIDAD	320.4969
## FACTORES_ATMOSFERICOS	205.8885
## VISIBILIDAD_RESTRINGIDA	189.3002
## OTRA_CIRCUNSTANCIA	164.6751
## DENSIDAD_CIRCULACION	176.9352

```
plot(modelo.random.forest.1000.3)
```

modelo.random.forest.1000.3



```
predicciones.rf.1000.3 <- predict(modelo.random.forest.1000.3,newdata=test.imputados3)
```

Veamos la puntuación en kaggle

```
salida.modelo.29 <- as.matrix(predicciones.rf.1000.3)
salida.modelo.29 <- cbind(c(1:(dim(salida.modelo.29)[1])), salida.modelo.29)
colnames(salida.modelo.29) <- c("Id","Prediction")
write.table(salida.modelo.29,file="predicciones/Prediccion29.txt",sep="," ,quote = F,row.names = F)
```

29 El resultado de este modelo para la competición de Kaggle, subido el 07/03/2017 a las 13:17, con un total de 34 personas entregadas, se ha quedado en la posición 7 con una puntuación del 0.82909. Mi mejor puntuación hasta el momento.

16.3 Prueba del tercer modelo random forest 1000

```
train.imputados4 <- train.imputados3
test.imputados4 <- test.imputados3
train.imputados4$VISIBILIDAD_RESTRINGIDA=NULL
train.imputados4$OTRA_CIRCUNSTANCIA=NULL
train.imputados4$DENSIDAD_CIRCULACION=NULL
test.imputados4$VISIBILIDAD_RESTRINGIDA=NULL
test.imputados4$OTRA_CIRCUNSTANCIA=NULL
test.imputados4$DENSIDAD_CIRCULACION=NULL
```

```
write.csv(train.imputados4,"datasetmodificados/train-imputados4.csv",row.names = FALSE)
write.csv(test.imputados4,"datasetmodificados/test-imputados4.csv",row.names = FALSE)
```

```
set.seed(1234)
```

```
modelo.random.forest.1000.4 <- randomForest::randomForest(TIPO_ACCIDENTE~.,data=train.imputados4,ntree=
print(modelo.random.forest.1000.4)
```

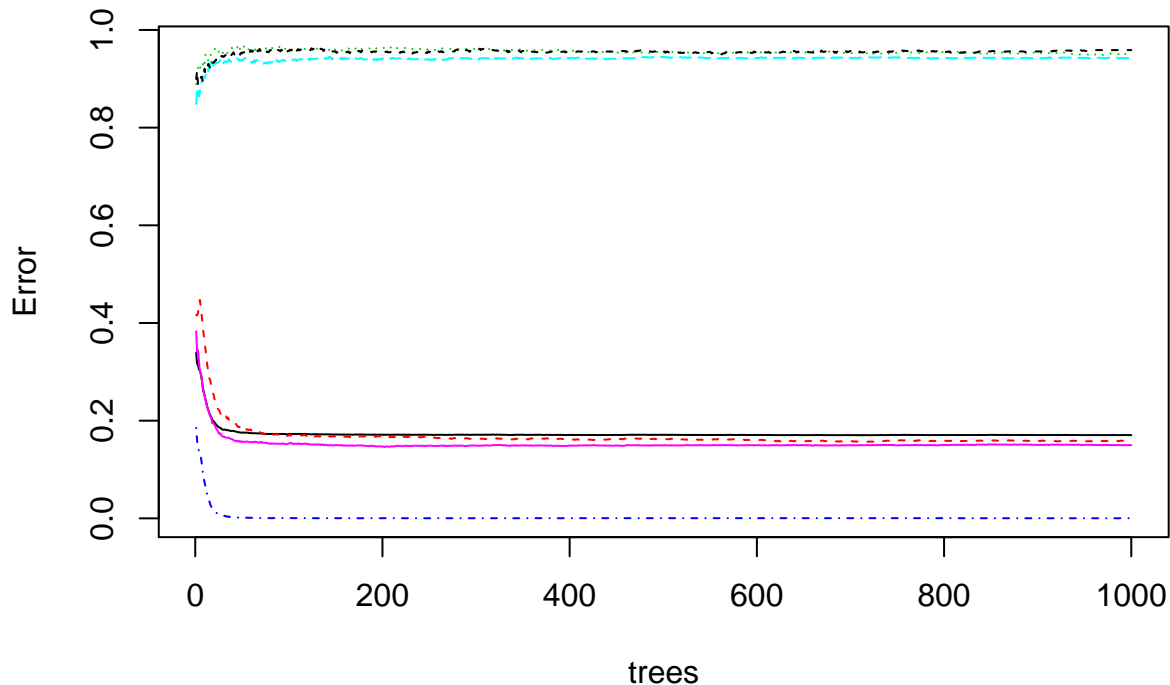
```
##
## Call:
## randomForest(formula = TIPO_ACCIDENTE ~ ., data = train.imputados4,      ntree = 1000)
##           Type of random forest: classification
##           Number of trees: 1000
## No. of variables tried at each split: 4
##
##           OOB estimate of  error rate: 17.05%
## Confusion matrix:
##           Atropello Colision_Obstaculo Colision_Vehiculos Otro
## Atropello           3065              6              134    15
## Colision_Obstaculo     299             46              366    21
## Colision_Vehiculos       1              0             16516     0
## Otro                   594             14              741   105
## Salida_Via             401              2              461    19
## Vuelco                 332              9              190    14
##           Salida_Via Vuelco  class.error
## Atropello           414       8 0.1584294344
## Colision_Obstaculo     219       1 0.9516806723
## Colision_Vehiculos       3       0 0.0002421308
## Otro                 344       9 0.9418926397
## Salida_Via           5111      19 0.1500083153
## Vuelco                479      44 0.9588014981

randomForest::importance(modelo.random.forest.1000.4)

##           MeanDecreaseGini
## ANIO                      637.0646
## MES                       1146.7712
## HORA                      1014.0819
## DIASEMANA                  818.1059
## PROVINCIA                  952.5064
## COMUNIDAD_AUTONOMA        613.9671
## TOT_VICTIMAS               204.7555
## TOT_HERIDOS_LEVES         333.1728
## TOT_VEHICULOS_IMPLICADOS  7600.2504
## ZONA                      511.2554
## ZONA_AGRUPADA             465.0194
## RED_CARRETERA             354.1712
## TIPO_VIA                  467.5787
## TRAZADO_NO_INTERSEC       532.0823
## TIPO_INTERSEC             401.1101
## ACOND_CALZADA             409.7885
## PRIORIDAD                 605.8878
## SUPERFICIE_CALZADA        307.1805
## LUMINOSIDAD               332.7771
## FACTORES_ATMOSFERICOS     218.1122

plot(modelo.random.forest.1000.4)
```

modelo.random.forest.1000.4



```
predicciones.rf.1000.4 <- predict(modelo.random.forest.1000.4,newdata=test.imputados4)
```

Veamos la puntuación en kaggle

```
salida.modelo.30 <- as.matrix(predicciones.rf.1000.4)
salida.modelo.30 <- cbind(c(1:(dim(salida.modelo.30)[1])), salida.modelo.30)
colnames(salida.modelo.30) <- c("Id","Prediction")
write.table(salida.modelo.30,file="predicciones/Prediccion30.txt",sep="," ,quote = F,row.names = F)
```

30 El resultado de este modelo para la competición de Kaggle, subido el 07/03/2017 a las 16:17, con un total de 34 personas entregadas, se ha quedado en la posición 5 con una puntuación del 0.82958. La mejor obtenida hasta el momento.

16.4 Prueba del cuarto modelo random forest 1000

```
train.imputados5 <- train.imputados4
test.imputados5 <- test.imputados4
train.imputados5$FACTORES_ATMOSFERICOS =NULL
train.imputados5$TOT_VICTIMAS =NULL
test.imputados5$FACTORES_ATMOSFERICOS =NULL
test.imputados5$TOT_VICTIMAS =NULL

set.seed(1234)
modelo.random.forest.1000.5 <- randomForest::randomForest(TIPO_ACCIDENTE~.,data=train.imputados5,ntree=
print(modelo.random.forest.1000.5)

##
## Call:
## randomForest(formula = TIPO_ACCIDENTE ~ ., data = train.imputados5,      ntree = 1000)
##              Type of random forest: classification
```

```

##                               Number of trees: 1000
## No. of variables tried at each split: 4
##
##           OOB estimate of  error rate: 17.11%
## Confusion matrix:
##
##           Atropello Colision_Obstaculo Colision_Vehiculos Otro
## Atropello           3047                6                134    23
## Colision_Obstaculo    279               47                366    26
## Colision_Vehiculos      1                0            16515     1
## Otro                  587               14                744    98
## Salida_Via            393                1                461    22
## Vuelco                323               12                190    12
##
##           Salida_Via Vuelco  class.error
## Atropello           423        9 0.1633717738
## Colision_Obstaculo    232        2 0.9506302521
## Colision_Vehiculos      3         0 0.0003026634
## Otro                 352       12 0.9457664638
## Salida_Via           5115       21 0.1493430900
## Vuelco               483       48 0.9550561798

```

```
randomForest::importance(modelo.random.forest.1000.5)
```

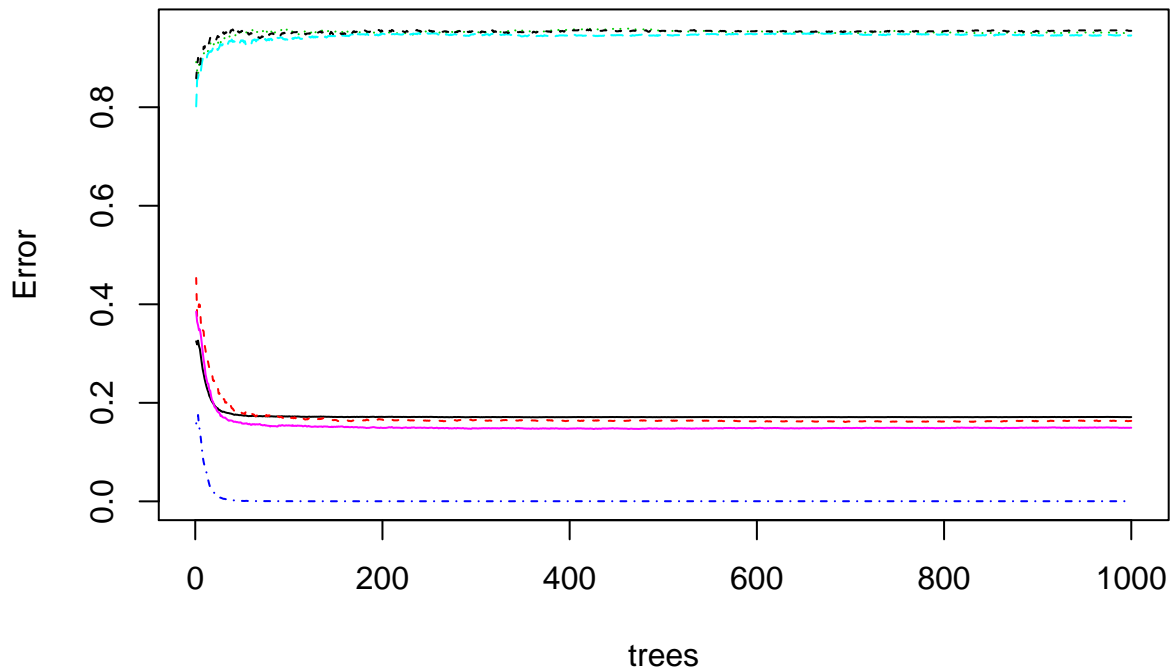
```

##                               MeanDecreaseGini
## ANIO                           688.6595
## MES                           1203.4052
## HORA                          1096.9123
## DIASEMANA                      858.1233
## PROVINCIA                      977.0290
## COMUNIDAD_AUTONOMA             616.5996
## TOT_HERIDOS_LEVES              423.4795
## TOT_VEHICULOS_IMPLICADOS      7687.2367
## ZONA                          492.3793
## ZONA_AGRUPADA                  501.1468
## RED_CARRETERA                  344.6490
## TIPO_VIA                      476.7495
## TRAZADO_NO_INTERSEC           555.8933
## TIPO_INTERSEC                  411.5885
## ACOND_CALZADA                  423.0923
## PRIORIDAD                      620.2188
## SUPERFICIE_CALZADA            350.1412
## LUMINOSIDAD                   341.1103

```

```
plot(modelo.random.forest.1000.5)
```

modelo.random.forest.1000.5



```
predicciones.rf.1000.5 <- predict(modelo.random.forest.1000.5,newdata=test.imputados5)
```

Veamos la puntuación en kaggle

```
salida.modelo.31 <- as.matrix(predicciones.rf.1000.5)
salida.modelo.31 <- cbind(c(1:(dim(salida.modelo.31)[1])), salida.modelo.31)
colnames(salida.modelo.31) <- c("Id","Prediction")
write.table(salida.modelo.31,file="predicciones/Prediccion31.txt",sep="," ,quote = F,row.names = F)
```

31 El resultado de este modelo para la competición de Kaggle, subido el 07/03/2017 a las 16:46, con un total de 34 personas entregadas, se ha quedado en la posición 5 con una puntuación del 0.82928.

16.5 Prueba del quinto modelo random forest 1000

```
train.imputados6 <- train.imputados5
test.imputados6 <- test.imputados5
train.imputados6$RED_CARRETERA=NULL
train.imputados6$SUPERFICIE_CALZADA=NULL
train.imputados6$LUMINOSIDAD=NULL
test.imputados6$RED_CARRETERA=NULL
test.imputados6$SUPERFICIE_CALZADA=NULL
test.imputados6$LUMINOSIDAD=NULL

set.seed(1234)
modelo.random.forest.1000.6 <- randomForest::randomForest(TIPO_ACCIDENTE~.,data=train.imputados6,ntree=
print(modelo.random.forest.1000.6)

##
## Call:
## randomForest(formula = TIPO_ACCIDENTE ~ ., data = train.imputados6,      ntree = 1000)
```

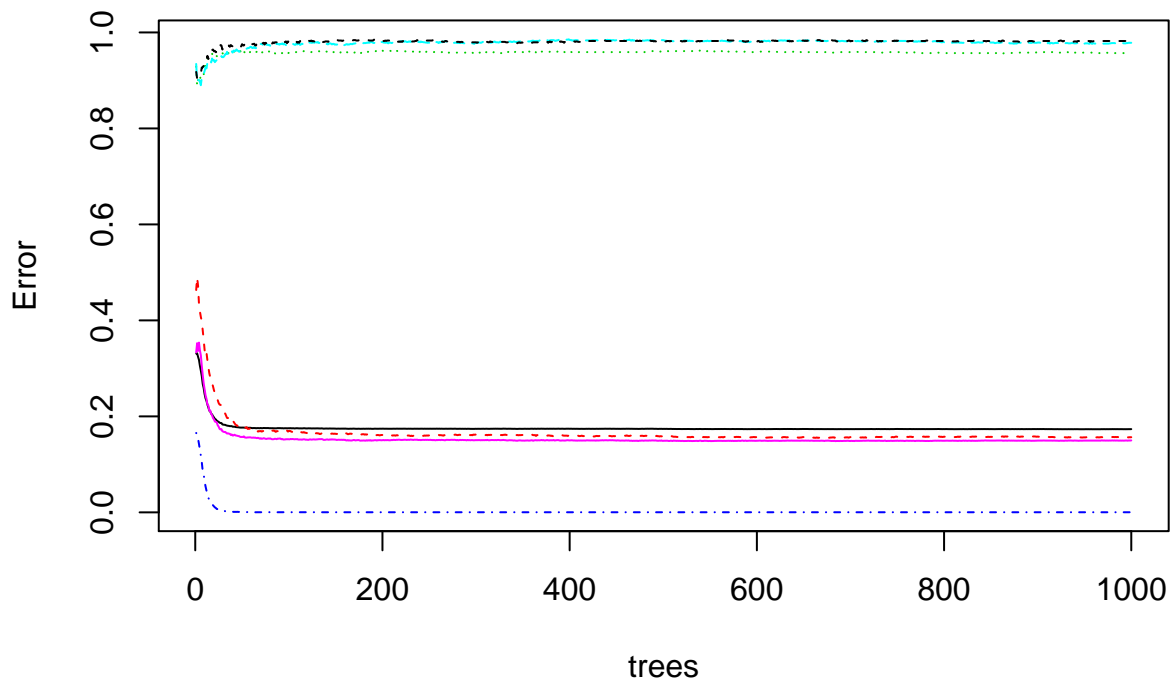
```
##                      Type of random forest: classification
##                      Number of trees: 1000
## No. of variables tried at each split: 3
##
##          OOB estimate of  error rate: 17.34%
## Confusion matrix:
##
##          Atropello Colision_Obstaculo Colision_Vehiculos Otro
## Atropello          3072                2                134    16
## Colision_Obstaculo    302                41                366    20
## Colision_Vehiculos      1                0            16516     0
## Otro                  656                15                752    39
## Salida_Via            423                1                461    11
## Vuelco                361                9                190     4
##
##          Salida_Via Vuelco  class.error
## Atropello          411      7 0.1565074135
## Colision_Obstaculo    221      2 0.9569327731
## Colision_Vehiculos      3      0 0.0002421308
## Otro                 340      5 0.9784172662
## Salida_Via           5112      5 0.1498420090
## Vuelco               485     19 0.9822097378
```

```
randomForest::importance(modelo.random.forest.1000.6)
```

```
##                      MeanDecreaseGini
## ANIO                      647.8791
## MES                       1147.0123
## HORA                      1097.9864
## DIASEMANA                  823.1808
## PROVINCIA                  971.8658
## COMUNIDAD_AUTONOMA        638.6504
## TOT_HERIDOS_LEVES          428.5468
## TOT_VEHICULOS_IMPLICADOS   7585.4064
## ZONA                       571.1115
## ZONA_AGRUPADA              546.0210
## TIPO_VIA                   559.9627
## TRAZADO_NO_INTERSEC        565.2896
## TIPO_INTERSEC              433.2686
## ACOND_CALZADA              423.3745
## PRIORIDAD                  638.3905
```

```
plot(modelo.random.forest.1000.6)
```


modelo.random.forest.1000.6



```
predicciones.rf.1000.6 <- predict(modelo.random.forest.1000.6,newdata=test.imputados6)
```

Veamos la puntuación en kaggle

```
salida.modelo.32 <- as.matrix(predicciones.rf.1000.6)
salida.modelo.32 <- cbind(c(1:(dim(salida.modelo.32)[1])), salida.modelo.32)
colnames(salida.modelo.32) <- c("Id","Prediction")
write.table(salida.modelo.32,file="predicciones/Prediccion32.txt",sep="," ,quote = F,row.names = F)
```

32 El resultado de este modelo para la competición de Kaggle, subido el 07/03/2017 a las 17:08, con un total de 34 personas entregadas, se ha quedado en la posición 5 con una puntuación del 0.82523.

16.6 Prueba del sexto modelo random forest 1000

```
train.imputados7 <- train.imputados6
test.imputados7 <- test.imputados6
train.imputados7$TOT_HERIDOS_LEVES=NULL
train.imputados7$TIPO_INTERSEC=NULL
train.imputados7$ACOND_CALZADA=NULL
test.imputados7$TOT_HERIDOS_LEVES=NULL
test.imputados7$TIPO_INTERSEC=NULL
test.imputados7$ACOND_CALZADA=NULL

set.seed(1234)
modelo.random.forest.1000.7 <- randomForest::randomForest(TIPO_ACCIDENTE~.,data=train.imputados7,ntree=
print(modelo.random.forest.1000.7)

##
## Call:
## randomForest(formula = TIPO_ACCIDENTE ~ ., data = train.imputados7,      ntree = 1000)
```

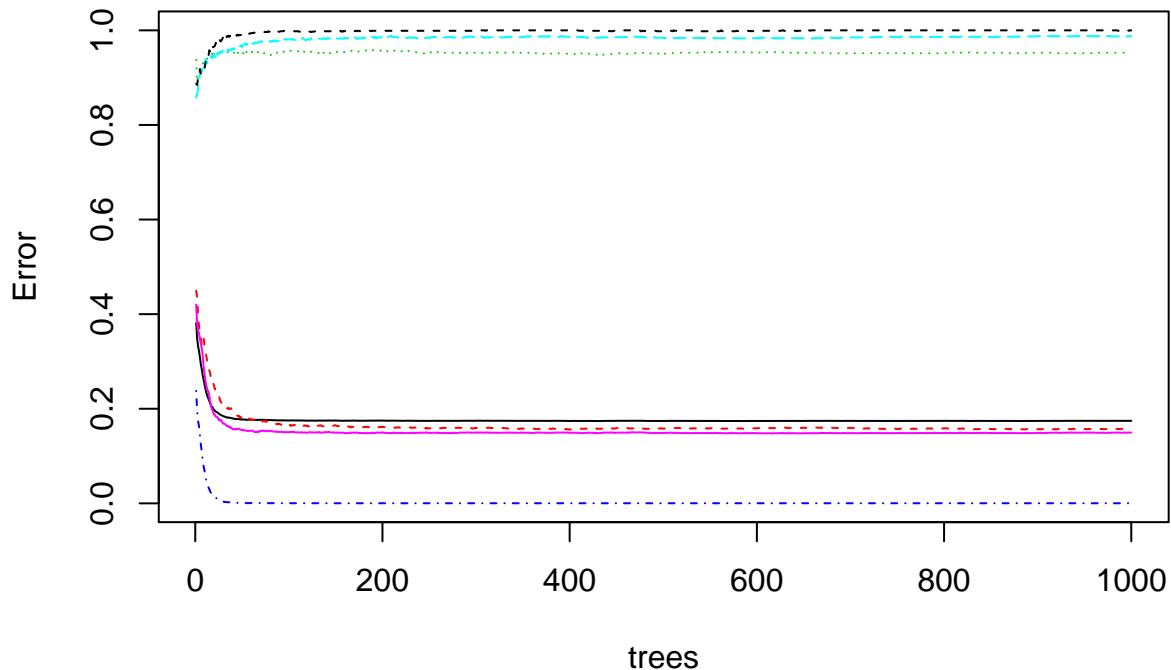
```
##           Type of random forest: classification
##           Number of trees: 1000
## No. of variables tried at each split: 3
##
##           OOB estimate of  error rate: 17.46%
## Confusion matrix:
##           Atropello Colision_Obstaculo Colision_Vehiculos Otro
## Atropello           3069                4                134      9
## Colision_Obstaculo    304               44                366     13
## Colision_Vehiculos      1                0             16516      0
## Otro                  677               15                752     22
## Salida_Via            433                1                461      4
## Vuelco                 387                8                190      2
##           Salida_Via Vuelco  class.error
## Atropello           426         0 0.1573311367
## Colision_Obstaculo    225         0 0.9537815126
## Colision_Vehiculos      3         0 0.0002421308
## Otro                  341         0 0.9878251245
## Salida_Via            5114        0 0.1495093963
## Vuelco                 481         0 1.0000000000
```

```
randomForest::importance(modelo.random.forest.1000.7)
```

```
##           MeanDecreaseGini
## ANIO                    761.7012
## MES                     1263.0336
## HORA                    1304.9438
## DIASEMANA                909.6144
## PROVINCIA               1000.9767
## COMUNIDAD_AUTONOMA       625.2349
## TOT_VEHICULOS_IMPLICADOS 7900.4500
## ZONA                     585.8857
## ZONA_AGRUPADA            583.7367
## TIPO_VIA                 568.2353
## TRAZADO_NO_INTERSEC      719.2759
## PRIORIDAD                723.9653
```

```
plot(modelo.random.forest.1000.7)
```

modelo.random.forest.1000.7



```
predicciones.rf.1000.7 <- predict(modelo.random.forest.1000.7,newdata=test.imputados7)
```

Veamos la puntuación en kaggle

```
salida.modelo.33 <- as.matrix(predicciones.rf.1000.7)
salida.modelo.33 <- cbind(c(1:(dim(salida.modelo.33)[1])), salida.modelo.33)
colnames(salida.modelo.33) <- c("Id","Prediction")
write.table(salida.modelo.33,file="predicciones/Prediccion33.txt",sep="," ,quote = F,row.names = F)
```

33 El resultado de este modelo para la competición de Kaggle, subido el 07/03/2017 a las 17:31, con un total de 34 personas entregadas, se ha quedado en la posición 5 con una puntuación del 0.82444.

16.7 Prueba del primer modelo random forest multihebra

Vamos a probar un random forest multihebra para ver si mejoramos los resultados:

```
set.seed(1234)
registerDoSNOW(makeCluster(8, type="SOCK"))

rf <- foreach(ntree = rep(250, 8), .combine = combine, .packages = "randomForest") %dopar% randomForest(
  rf

##
## Call:
## randomForest(x = train.imputados4[, -21], y = train.imputados4[, 21], ntree = ntree)
##           Type of random forest: classification
##           Number of trees: 2000
## No. of variables tried at each split: 4
randomForest::importance(rf)
```

```
##                               MeanDecreaseGini
## ANIO                          636.7936
## MES                           1147.3344
## HORA                          1017.6961
## DIASEMANA                     816.2991
## PROVINCIA                     955.8797
## COMUNIDAD_AUTONOMA           616.4888
## TOT_VICTIMAS                  208.7926
## TOT_HERIDOS_LEVES             335.4808
## TOT_VEHICULOS_IMPLICADOS     7596.4153
## ZONA                          532.8808
## ZONA_AGRUPADA                 454.7372
## RED_CARRETERA                 342.6276
## TIPO_VIA                      467.8246
## TRAZADO_NO_INTERSEC           527.4450
## TIPO_INTERSEC                 407.5344
## ACOND_CALZADA                 409.0404
## PRIORIDAD                     604.7804
## SUPERFICIE_CALZADA           306.4540
## LUMINOSIDAD                   333.1854
## FACTORES_ATMOSFERICOS         216.9858
```

```
predicciones.rf <- predict(rf,newdata=test.imputados4)
```

Veamos la puntuación en kaggle

```
salida.modelo.34 <- as.matrix(predicciones.rf)
salida.modelo.34 <- cbind(c(1:(dim(salida.modelo.34)[1])), salida.modelo.34)
colnames(salida.modelo.34) <- c("Id","Prediction")
write.table(salida.modelo.34,file="predicciones/Prediccion34.txt",sep="," ,quote = F,row.names = F)
```

34 El resultado de este modelo para la competición de Kaggle, subido el 08/03/2017 a las 08:55, con un total de 34 personas entregadas, se ha quedado en la posición 4 con una puntuación del 0.82978. La mejor obtenida hasta el momento.

16.8 Prueba del primer modelo random forest 5000

Probemos el mejor modelo obtenido pero con 5000 árboles en lugar de 1000.

```
set.seed(1234)
modelo.random.forest.5000.4 <- randomForest::randomForest(TIPO_ACCIDENTE~.,data=train.imputados4,ntree=5000)
print(modelo.random.forest.5000.4)
```

```
##
## Call:
## randomForest(formula = TIPO_ACCIDENTE ~ ., data = train.imputados4,          ntree = 5000)
##              Type of random forest: classification
##              Number of trees: 5000
## No. of variables tried at each split: 4
##
##              OOB estimate of  error rate: 17.09%
## Confusion matrix:
##              Atropello Colision_Obstaculo Colision_Vehiculos Otro
## Atropello          3058                5                134    18
## Colision_Obstaculo    301               44                366    24
```

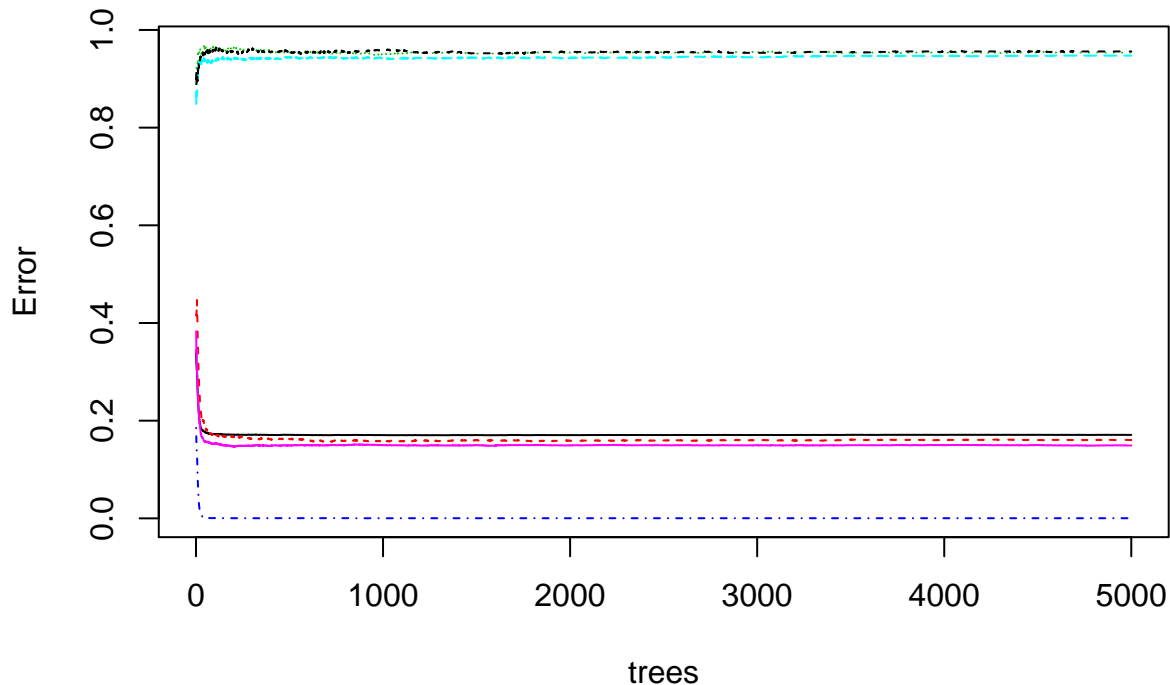
## Colision_Vehiculos	1	0	16515	1
## Otro	603	14	742	95
## Salida_Via	394	2	461	20
## Vuelco	331	9	190	12
##	Salida_Via	Vuelco	class.error	
## Atropello	418	9	0.1603514552	
## Colision_Obstaculo	216	1	0.9537815126	
## Colision_Vehiculos	3	0	0.0003026634	
## Otro	343	10	0.9474266740	
## Salida_Via	5116	20	0.1491767836	
## Vuelco	479	47	0.9559925094	

```
randomForest::importance(modelo.random.forest.5000.4)
```

##	MeanDecreaseGini
## ANIO	638.1873
## MES	1147.2891
## HORA	1018.7670
## DIASEMANA	818.2054
## PROVINCIA	955.8504
## COMUNIDAD_AUTONOMA	616.2137
## TOT_VICTIMAS	208.1459
## TOT_HERIDOS_LEVES	334.7055
## TOT_VEHICULOS_IMPLICADOS	7574.9246
## ZONA	506.8121
## ZONA_AGRUPADA	475.0043
## RED_CARRETERA	342.4732
## TIPO_VIA	469.0437
## TRAZADO_NO_INTERSEC	537.2965
## TIPO_INTERSEC	407.2884
## ACOND_CALZADA	408.9214
## PRIORIDAD	608.9561
## SUPERFICIE_CALZADA	306.9504
## LUMINOSIDAD	334.7172
## FACTORES_ATMOSFERICOS	217.7855

```
plot(modelo.random.forest.5000.4)
```

modelo.random.forest.5000.4



```
predicciones.rf.5000.4 <- predict(modelo.random.forest.5000.4,newdata=test.imputados4)
```

Veamos la puntuación en kaggle

```
salida.modelo.35 <- as.matrix(predicciones.rf.5000.4)
salida.modelo.35 <- cbind(c(1:(dim(salida.modelo.35)[1])), salida.modelo.35)
colnames(salida.modelo.35) <- c("Id","Prediction")
write.table(salida.modelo.35,file="predicciones/Prediccion35.txt",sep="," ,quote = F,row.names = F)
```

35 El resultado de este modelo para la competición de Kaggle, subido el 08/03/2017 a las 08:55, con un total de 34 personas entregadas, se ha quedado en la posición 4 con una puntuación del 0.82918.

16.9 Prueba del segundo modelo random forest multihebra

Ya que tenemos un muy buen modelo, vamos a probar a eliminar algo de ruido para ver el comportamiento de nuestro modelo.

```
rm(list=ls())
train.imputados4 <- read.csv("datasetmodificados/train-imputados4.csv")
test.imputados4 <- read.csv("datasetmodificados/test-imputados4.csv")
```

Eliminamos ruido:

```
set.seed(1234)
out <- IPF(TIPO_ACCIDENTE~., data=train.imputados4,s=2)
```

```
## Iteration 1: 5150 noisy instances removed
## Iteration 2: 144 noisy instances removed
## Iteration 3: 35 noisy instances removed
```

```
identical(out$cleanData, train.imputados4[setdiff(1:nrow(train.imputados4),out$remIdx),])
```

```
## [1] TRUE
```

```
train.sin.ruido1 <- train.imputados4[setdiff(1:nrow(train.imputados4),out$remIdx),]
```

Veamos como funciona nuestro nuevo dataset sin ruido con el modelo.

```
set.seed(1234)
```

```
registerDoSNOW(makeCluster(8, type="SOCK"))
```

```
rf.sin.ruido <- foreach(ntree = rep(250, 8), .combine = combine, .packages = "randomForest") %dopar% randomForest(x = train.sin.ruido1[, -21], y = train.sin.ruido1[, 21], ntree = ntree)
```

```
##
```

```
## Call:
```

```
## randomForest(x = train.sin.ruido1[, -21], y = train.sin.ruido1[, 21], ntree = ntree)
```

```
## Type of random forest: classification
```

```
## Number of trees: 2000
```

```
## No. of variables tried at each split: 4
```

```
randomForest::importance(rf.sin.ruido)
```

```
## MeanDecreaseGini
```

```
## ANIO 32.68369
```

```
## MES 78.57305
```

```
## HORA 88.78645
```

```
## DIASEMANA 66.35231
```

```
## PROVINCIA 118.35612
```

```
## COMUNIDAD_AUTONOMA 100.81670
```

```
## TOT_VICTIMAS 75.67428
```

```
## TOT_HERIDOS_LEVES 104.13490
```

```
## TOT_VEHICULOS_IMPLICADOS 8416.25119
```

```
## ZONA 697.72363
```

```
## ZONA_AGRUPADA 758.44991
```

```
## RED_CARRETERA 313.57985
```

```
## TIPO_VIA 410.13946
```

```
## TRAZADO_NO_INTERSEC 286.30057
```

```
## TIPO_INTERSEC 195.63998
```

```
## ACOND_CALZADA 27.38692
```

```
## PRIORIDAD 233.95018
```

```
## SUPERFICIE_CALZADA 116.05747
```

```
## LUMINOSIDAD 61.08356
```

```
## FACTORES_ATMOSFERICOS 24.65885
```

```
predicciones.rf.sin.ruido <- predict(rf.sin.ruido,newdata=test.imputados4)
```

Veamos la puntuación en kaggle

```
salida.modelo.36 <- as.matrix(predicciones.rf.sin.ruido)
```

```
salida.modelo.36 <- cbind(c(1:(dim(salida.modelo.36)[1])), salida.modelo.36)
```

```
colnames(salida.modelo.36) <- c("Id","Prediction")
```

```
write.table(salida.modelo.36,file="predicciones/Prediccion36.txt",sep="," ,quote = F,row.names = F)
```

36 El resultado de este modelo para la competición de Kaggle, subido el 08/03/2017 a las 11:52, con un total de 36 personas entregadas, se ha quedado en la posición 4 con una puntuación del 0.82177.

16.10 Prueba del tercer modelo random forest multihebra

Como la detección de ruido no ha funcionado correctamente, vamos a probar a eliminar una nueva variable del mejor dataset que tenemos hasta ahora. Esta variable será TOT_VICTIMAS al ser la siguiente variable con menos importancia según el randomforest obtenido con 5000 árboles.

```
rm(list=ls())
train.multihebra <- read.csv("datasetmodificados/train-imputados4.csv")
test.multihebra <- read.csv("datasetmodificados/test-imputados4.csv")
train.multihebra$TOT_VICTIMAS=NULL
test.multihebra$TOT_VICTIMAS=NULL
```

Veamos como funciona en este modelo:

```
set.seed(1234)
registerDoSNOW(makeCluster(8, type="SOCK"))
rf.1 <- foreach(ntree = rep(250, 8), .combine = combine, .packages = "randomForest") %dopar% randomForest(x=train.multihebra[, -20], y=train.multihebra[, 20], ntree=ntree)
rf.1
```

```
##
## Call:
## randomForest(x = train.multihebra[, -20], y = train.multihebra[, 20], ntree = ntree)
##           Type of random forest: classification
##           Number of trees: 2000
## No. of variables tried at each split: 4
```

```
randomForest::importance(rf.1)
```

```
##           MeanDecreaseGini
## ANIO           662.1596
## MES            1175.2766
## HORA            1057.7225
## DIASEMANA       836.9117
## PROVINCIA       961.8621
## COMUNIDAD_AUTONOMA 613.2936
## TOT_HERIDOS_LEVES 420.3577
## TOT_VEHICULOS_IMPLICADOS 7656.2220
## ZONA            508.8067
## ZONA_AGRUPADA   464.6439
## RED_CARRETERA   338.2711
## TIPO_VIA        492.9251
## TRAZADO_NO_INTERSEC 534.4878
## TIPO_INTERSEC   410.1515
## ACOND_CALZADA   418.0177
## PRIORIDAD       610.4477
## SUPERFICIE_CALZADA 308.6987
## LUMINOSIDAD     336.2143
## FACTORES_ATMOSFERICOS 219.6317
```

```
predicciones.rf.1 <- predict(rf.1,newdata=test.multihebra)
```

Veamos la puntuación en kaggle

```
salida.modelo.37 <- as.matrix(predicciones.rf.1)
salida.modelo.37 <- cbind(c(1:(dim(salida.modelo.37)[1])), salida.modelo.37)
colnames(salida.modelo.37) <- c("Id", "Prediction")
write.table(salida.modelo.37, file="predicciones/Prediccion37.txt", sep="," , quote = F, row.names = F)
```


37 El resultado de este modelo para la competición de Kaggel, subido el 08/03/2017 a las 12:47, con un total de 36 personas entregadas, se ha quedado en la posición 4 con una puntuación del 0.82928.

16.11 Prueba del cuarto modelo random forest multihebra

```
rm(list=ls())
train.imputados4 <- read.csv("datasetmodificados/train-imputados4.csv")
test.imputados4 <- read.csv("datasetmodificados/test-imputados4.csv")
```

Vamos a probar un random forest multihebra con más árboles para ver si mejoramos los resultados:

```
set.seed(1234)
registerDoSNOW(makeCluster(8, type="SOCK"))

rf2 <- foreach(ntree = rep(500, 8), .combine = combine, .packages = "randomForest") %dopar% randomForest(

## Warning: cerrando la conenexion 28 (<-localhost:11539) que no esta siendo
## utilizada

## Warning: cerrando la conenexion 27 (<-localhost:11539) que no esta siendo
## utilizada

## Warning: cerrando la conenexion 26 (<-localhost:11539) que no esta siendo
## utilizada

## Warning: cerrando la conenexion 25 (<-localhost:11539) que no esta siendo
## utilizada

## Warning: cerrando la conenexion 24 (<-localhost:11539) que no esta siendo
## utilizada

## Warning: cerrando la conenexion 23 (<-localhost:11539) que no esta siendo
## utilizada

## Warning: cerrando la conenexion 22 (<-localhost:11539) que no esta siendo
## utilizada

## Warning: cerrando la conenexion 21 (<-localhost:11539) que no esta siendo
## utilizada

## Warning: cerrando la conenexion 20 (<-localhost:11539) que no esta siendo
## utilizada

## Warning: cerrando la conenexion 19 (<-localhost:11539) que no esta siendo
## utilizada

## Warning: cerrando la conenexion 18 (<-localhost:11539) que no esta siendo
## utilizada

## Warning: cerrando la conenexion 17 (<-localhost:11539) que no esta siendo
## utilizada

## Warning: cerrando la conenexion 16 (<-localhost:11539) que no esta siendo
## utilizada

## Warning: cerrando la conenexion 15 (<-localhost:11539) que no esta siendo
## utilizada

## Warning: cerrando la conenexion 14 (<-localhost:11539) que no esta siendo
## utilizada
```

```

## Warning: cerrando la conenexion 13 (<-localhost:11539) que no esta siendo
## utilizada

## Warning: cerrando la conenexion 12 (<-localhost:11539) que no esta siendo
## utilizada

## Warning: cerrando la conenexion 11 (<-localhost:11539) que no esta siendo
## utilizada

## Warning: cerrando la conenexion 10 (<-localhost:11539) que no esta siendo
## utilizada

## Warning: cerrando la conenexion 9 (<-localhost:11539) que no esta siendo
## utilizada

## Warning: cerrando la conenexion 8 (<-localhost:11539) que no esta siendo
## utilizada

## Warning: cerrando la conenexion 7 (<-localhost:11539) que no esta siendo
## utilizada

## Warning: cerrando la conenexion 6 (<-localhost:11539) que no esta siendo
## utilizada

## Warning: cerrando la conenexion 5 (<-localhost:11539) que no esta siendo
## utilizada

rf2

##
## Call:
## randomForest(x = train.imputados4[, -21], y = train.imputados4[, 21], ntree = ntree)
##           Type of random forest: classification
##           Number of trees: 4000
## No. of variables tried at each split: 4

randomForest::importance(rf2)

##           MeanDecreaseGini
## ANIO           636.2332
## MES            1146.5342
## HORA           1020.6475
## DIASEMANA       817.7046
## PROVINCIA       954.8841
## COMUNIDAD_AUTONOMA 616.6516
## TOT_VICTIMAS    207.9788
## TOT_HERIDOS_LEVES 332.9851
## TOT_VEHICULOS_IMPLICADOS 7588.8921
## ZONA           509.9174
## ZONA_AGRUPADA   481.0992
## RED_CARRETERA   334.7371
## TIPO_VIA        474.2286
## TRAZADO_NO_INTERSEC 530.7893
## TIPO_INTERSEC   403.8982
## ACOND_CALZADA   409.0746
## PRIORIDAD       608.5688
## SUPERFICIE_CALZADA 306.0741
## LUMINOSIDAD     332.0145
## FACTORES_ATMOSFERICOS 217.9605

```

```
predicciones.rf2 <- predict(rf2,newdata=test.imputados4)
```

Veamos la puntuación en kaggle

```
salida.modelo.38 <- as.matrix(predicciones.rf2)
salida.modelo.38 <- cbind(c(1:(dim(salida.modelo.38)[1])), salida.modelo.38)
colnames(salida.modelo.38) <- c("Id","Prediction")
write.table(salida.modelo.38,file="predicciones/Prediccion38.txt",sep="," ,quote = F,row.names = F)
```

38 El resultado de este modelo para la competición de Kaggle, subido el 08/03/2017 a las 12:53, con un total de 36 personas entregadas, se ha quedado en la posición 4 con una puntuación del 0.82968. La mejor obtenida hasta el momento.

16.12 Prueba del quinto modelo random forest multihebra

```
rm(list=ls())
train.imputados4 <- read.csv("datasetmodificados/train-imputados4.csv")
test.imputados4 <- read.csv("datasetmodificados/test-imputados4.csv")
```

Vamos a probar un random forest multihebra con más árboles para ver si mejoramos los resultados: (No lo he ejecutado para la creación del pdf ya que me da fallo de memoria, pero si lo ejecuto como un script normal de R no tengo ningún problema)

```
set.seed(1234)
registerDoSNOW(makeCluster(8, type="SOCK"))
rf3 <- foreach::foreach(ntree = rep(750, 8), .combine = combine, .packages = "randomForest") %dopar% randomForest::importance(rf3)
predicciones.rf3 <- predict(rf3,newdata=test.imputados4)
```

Muestro la imagen que me ha proporcionado el script de R:

Veamos la puntuación en kaggle

```
salida.modelo.39 <- as.matrix(predicciones.rf3)
salida.modelo.39 <- cbind(c(1:(dim(salida.modelo.39)[1])), salida.modelo.39)
colnames(salida.modelo.39) <- c("Id","Prediction")
write.table(salida.modelo.39,file="predicciones/Prediccion39.txt",sep="," ,quote = F,row.names = F)
```

39 El resultado de este modelo para la competición de Kaggle, subido el 08/03/2017 a las 08:55, con un total de 34 personas entregadas, se ha quedado en la posición 4 con una puntuación del 0.82978. La mejor obtenida hasta el momento.

16.13 Prueba del sexto modelo random forest multihebra

```
rm(list=ls())
train.imputados4 <- read.csv("datasetmodificados/train-imputados4.csv")
test.imputados4 <- read.csv("datasetmodificados/test-imputados4.csv")
```

Quito la variable TOT_VICTIMAS ya que en la última ejecución era la que peores resultados obtenia en la importancia.

```
train.imputados4$TOT_VICTIMAS=NULL
test.imputados4$TOT_VICTIMAS=NULL
```

```

Call:
  randomForest(x = train.imputados4[, -21], y = train.imputados4[, 21], ntree = ntree)
      Type of random forest: classification
      Number of trees: 6000
No. of variables tried at each split: 4

```

	MeanDecreaseGini
ANIO	637.4089
MES	1148.4941
HORA	1019.1715
DIASEMANA	816.8215
PROVINCIA	959.6640
COMUNIDAD_AUTONOMA	616.5881
TOT_VICTIMAS	208.7811
TOT_HERIDOS_LEVES	333.5539
TOT_VEHICULOS_IMPLICADOS	7571.3513
ZONA	501.9540
ZONA_AGRUPADA	471.2785
RED_CARRETERA	337.2357
TIPO_VIA	492.2486
TRAZADO_NO_INTERSEC	538.6846
TIPO_INTERSEC	406.8601
ACOND_CALZADA	409.4426
PRIORIDAD	604.6783
SUPERFICIE_CALZADA	306.7240
LUMINOSIDAD	333.2735
FACTORES_ATMOSFERICOS	217.9749

Figure 1: 39 modelo

Vamos a probar un random forest multihebra con más árboles para ver si mejoramos los resultados: (No lo he ejecutado para la creación del pdf ya que me da fallo de memoria, pero si lo ejecuto como un script normal de R no tengo ningún problema)

```
set.seed(1234)
registerDoSNOW(makeCluster(8, type="SOCK"))
rf4 <- foreach::foreach(ntree = rep(750, 8), .combine = combine, .packages = "randomForest") %dopar% randomForest::importance(rf4)
predicciones.rf4 <- predict(rf4,newdata=test.imputados4)
```

Muestro la imagen que me ha proporcionado el script de R:

```
Call:
  randomForest(x = train.imputados4[, -(dim(train.imputados4)[2])],      y = train.imputados4[, (dim(train.imputados4)
[2])], ntree = ntree)
      Type of random forest: classification
      Number of trees: 6000
No. of variables tried at each split: 4
```

	MeanDecreaseGini
ANIO	661.7107
MES	1174.2634
HORA	1056.6390
DIASEMANA	835.8159
PROVINCIA	961.4743
COMUNIDAD_AUTONOMA	610.5590
TOT_HERIDOS_LEVES	420.5197
TOT_VEHICULOS_IMPLICADOS	7668.1868
ZONA	508.4001
ZONA_AGRUPADA	480.5978
RED_CARRETERA	333.9434
TIPO_VIA	481.8083
TRAZADO_NO_INTERSEC	535.7853
TIPO_INTERSEC	402.3122
ACOND_CALZADA	418.7694
PRIORIDAD	612.9580
SUPERFICIE_CALZADA	308.5999
LUMINOSIDAD	337.4307
FACTORES_ATMOSFERICOS	218.2433

Figure 2: 40 modelo

Veamos la puntuación en kaggle

```
salida.modelo.40 <- as.matrix(predicciones.rf4)
salida.modelo.40 <- cbind(c(1:(dim(salida.modelo.40)[1])), salida.modelo.40)
colnames(salida.modelo.40) <- c("Id", "Prediction")
write.table(salida.modelo.40, file="predicciones/Prediccion40.txt", sep="," , quote = F, row.names = F)
```

40 El resultado de este modelo para la competición de Kaggle, subido el 17/03/2017 a las 12:17, con un total de 43 personas entregadas, se ha quedado en la posición 8 con una puntuación del 0.82948.

16.14 Prueba del setimo modelo random forest multihebra

```
rm(list=ls())
train.imputados4 <- read.csv("datasetmodificados/train-imputados4.csv")
test.imputados4 <- read.csv("datasetmodificados/test-imputados4.csv")
```

Quito la variable FACTORES_ATMOSFERICOS ya que en la última ejecución era la que peores resultados

obtenia en la importancia.

```
train.imputados4$TOT_VICTIMAS=NULL
test.imputados4$TOT_VICTIMAS=NULL
train.imputados4$FACTORES_ATMOSFERICOS=NULL
test.imputados4$FACTORES_ATMOSFERICOS=NULL
```

Vamos a probar un random forest multihebra con más árboles para ver si mejoramos los resultados: (No lo he ejecutado para la creación del pdf ya que me da fallo de memoria, pero si lo ejecuto como un script normal de R no tengo ningún problema)

```
set.seed(1234)
registerDoSNOW(makeCluster(8, type="SOCK"))
rf5 <- foreach::foreach(ntree = rep(750, 8), .combine = combine, .packages = "randomForest") %dopar% randomForest::importance(rf5)
predicciones.rf5 <- predict(rf5,newdata=test.imputados4)
```

Muestro la imagen que me ha proporcionado el script de R:

```
Call:
  randomForest(x = train.imputados4[, -(dim(train.imputados4)[2])], y = train.imputados4[, (dim(train.imputados4)[2])], ntree = ntree)
Type of random forest: classification
Number of trees: 6000
No. of variables tried at each split: 4
```

	MeanDecreaseGini
ANIO	687.6513
MES	1202.9372
HORA	1095.3743
DIASEMANA	858.0655
PROVINCIA	971.6621
COMUNIDAD_AUTONOMA	614.1638
TOT_HERIDOS_LEVES	423.2340
TOT_VEHICULOS_IMPLICADOS	7719.2923
ZONA	523.4227
ZONA_AGRUPADA	488.7407
RED_CARRETERA	334.4452
TIPO_VIA	480.0854
TRAZADO_NO_INTERSEC	541.2594
TIPO_INTERSEC	403.6292
ACOND_CALZADA	426.8352
PRIORIDAD	617.3724
SUPERFICIE_CALZADA	350.3040
LUMINOSIDAD	339.2668

Figure 3: 41 modelo

Veamos la puntuación en kaggle

```
salida.modelo.41 <- as.matrix(predicciones.rf5)
salida.modelo.41 <- cbind(c(1:(dim(salida.modelo.41)[1])), salida.modelo.41)
colnames(salida.modelo.41) <- c("Id","Prediction")
write.table(salida.modelo.41,file="predicciones/Prediccion41.txt",sep=",",quote = F,row.names = F)
```

41 El resultado de este modelo para la competición de Kaggle, subido el 17/03/2017 a las 12:45, con un total de 43 personas entregadas, se ha quedado en la posición 8 con una puntuación del 0.82869.

16.15 Prueba del octavo modelo random forest multihebra

```
rm(list=ls())
train.imputados4 <- read.csv("datasetmodificados/train-imputados4.csv")
test.imputados4 <- read.csv("datasetmodificados/test-imputados4.csv")
```

Quito la variable RED_CARRETERA ya que en la última ejecución era la que peores resultados obtenia en la importancia.

```
train.imputados4$TOT_VICTIMAS=NULL
test.imputados4$TOT_VICTIMAS=NULL
train.imputados4$FACTORES_ATMOSFERICOS=NULL
test.imputados4$FACTORES_ATMOSFERICOS=NULL
train.imputados4$RED_CARRETERA=NULL
test.imputados4$RED_CARRETERA=NULL
```

Vamos a probar un random forest multihebra con más árboles para ver si mejoramos los resultados: (No lo he ejecutado para la creación del pdf ya que me da fallo de memoria, pero si lo ejecuto como un script normal de R no tengo ningún problema)

```
set.seed(1234)
registerDoSNOW(makeCluster(8, type="SOCK"))
rf6 <- foreach::foreach(ntree = rep(750, 8), .combine = combine, .packages = "randomForest") %dopar% randomForest::importance(rf6)
predicciones.rf6 <- predict(rf6,newdata=test.imputados4)
```

Muestro la imagen que me ha proporcionado el script de R:

```
Call:
randomForest(x = train.imputados4[, -(dim(train.imputados4)[2])], y = train.imputados4[, (dim(train.imputados4)[2])], ntree = ntree)
Type of random forest: classification
Number of trees: 6000
No. of variables tried at each split: 4
```

	MeanDecreaseGini
ANIO	718.2862
MES	1240.8111
HORA	1143.5789
DIASEMANA	883.3247
PROVINCIA	1005.7515
COMUNIDAD_AUTONOMA	636.1076
TOT_HERIDOS_LEVES	431.4646
TOT_VEHICULOS_IMPLICADOS	7755.8626
ZONA	591.7884
ZONA_AGRUPADA	543.4461
TIPO_VIA	529.2569
TRAZADO_NO_INTERSEC	539.8228
TIPO_INTERSEC	414.2548
ACOND_CALZADA	440.9419
PRIORIDAD	625.5630
SUPERFICIE_CALZADA	355.5542
LUMINOSIDAD	347.1181

Figure 4: 42 modelo

Veamos la puntuación en kaggle

```
salida.modelo.42 <- as.matrix(predicciones.rf6)
salida.modelo.42 <- cbind(c(1:(dim(salida.modelo.42)[1])), salida.modelo.42)
```

```
colnames(salida.modelo.42) <- c("Id", "Prediction")
write.table(salida.modelo.42, file="predicciones/Prediccion42.txt", sep="," , quote = F, row.names = F)
```

42 El resultado de este modelo para la competición de Kaggle, subido el 17/03/2017 a las 13:22, con un total de 43 personas entregadas, se ha quedado en la posición 8 con una puntuación del 0.82869.

16.16 Prueba del noveno modelo random forest multihebra

```
rm(list=ls())
train.imputados4 <- read.csv("datasetmodificados/train-imputados4.csv")
test.imputados4 <- read.csv("datasetmodificados/test-imputados4.csv")
```

Quito la variable LUMINOSIDAD ya que en la última ejecución era la que peores resultados obtenia en la importancia.

```
train.imputados4$TOT_VICTIMAS=NULL
test.imputados4$TOT_VICTIMAS=NULL
train.imputados4$FACTORES_ATMOSFERICOS=NULL
test.imputados4$FACTORES_ATMOSFERICOS=NULL
train.imputados4$RED_CARRETERA=NULL
test.imputados4$RED_CARRETERA=NULL
train.imputados4$LUMINOSIDAD=NULL
test.imputados4$LUMINOSIDAD=NULL
```

Vamos a probar un random forest multihebra con más árboles para ver si mejoramos los resultados: (No lo he ejecutado para la creación del pdf ya que me da fallo de memoria, pero si lo ejecuto como un script normal de R no tengo ningún problema)

```
set.seed(1234)
registerDoSNOW(makeCluster(8, type="SOCK"))
rf7 <- foreach::foreach(ntree = rep(750, 8), .combine = combine, .packages = "randomForest") %dopar% randomForest::importance(rf7)
predicciones.rf7 <- predict(rf7, newdata=test.imputados4)
```

Muestro la imagen que me ha proporcionado el script de R:

Veamos la puntuación en kaggle

```
salida.modelo.43 <- as.matrix(predicciones.rf7)
salida.modelo.43 <- cbind(c(1:(dim(salida.modelo.43)[1])), salida.modelo.43)
colnames(salida.modelo.43) <- c("Id", "Prediction")
write.table(salida.modelo.43, file="predicciones/Prediccion43.txt", sep="," , quote = F, row.names = F)
```

43 El resultado de este modelo para la competición de Kaggle, subido el 17/03/2017 a las 14:09, con un total de 43 personas entregadas, se ha quedado en la posición 8 con una puntuación del 0.82869.

16.17 Prueba del decimo modelo random forest multihebra

```
rm(list=ls())
train.imputados4 <- read.csv("datasetmodificados/train-imputados4.csv")
test.imputados4 <- read.csv("datasetmodificados/test-imputados4.csv")
```



```
Call:
  randomForest(x = train.imputados4[, -(dim(train.imputados4)[2])], y = train.imputados4[, (dim(train.imputados4)
[2])], ntree = ntree)
  Type of random forest: classification
  Number of trees: 6000
No. of variables tried at each split: 4
```

	MeanDecreaseGini
ANIO	743.2508
MES	1273.1541
HORA	1237.4155
DIASEMANA	905.5510
PROVINCIA	1008.5695
COMUNIDAD_AUTONOMA	630.5009
TOT_HERIDOS_LEVES	435.8874
TOT_VEHICULOS_IMPLICADOS	7809.0897
ZONA	603.7767
ZONA_AGRUPADA	570.5565
TIPO_VIA	536.8755
TRAZADO_NO_INTERSEC	535.5324
TIPO_INTERSEC	414.4780
ACOND_CALZADA	452.2411
PRIORIDAD	629.9022
SUPERFICIE_CALZADA	360.3176

Figure 5: 43 modelo

Quito la variable SUPERFICIE_CALZADA ya que en la última ejecución era la que peores resultados obtenia en la importancia.

```
train.imputados4$TOT_VICTIMAS=NULL
test.imputados4$TOT_VICTIMAS=NULL
train.imputados4$FACTORES_ATMOSFERICOS=NULL
test.imputados4$FACTORES_ATMOSFERICOS=NULL
train.imputados4$RED_CARRETERA=NULL
test.imputados4$RED_CARRETERA=NULL
train.imputados4$LUMINOSIDAD=NULL
test.imputados4$LUMINOSIDAD=NULL
train.imputados4$SUPERFICIE_CALZADA=NULL
test.imputados4$SUPERFICIE_CALZADA=NULL
```

Vamos a probar un random forest multihebra con más árboles para ver si mejoramos los resultados: (No lo he ejecutado para la creación del pdf ya que me da fallo de memoria, pero si lo ejecuto como un script normal de R no tengo ningún problema)

```
set.seed(1234)
registerDoSNOW(makeCluster(8, type="SOCK"))
rf8 <- foreach::foreach(ntree = rep(750, 8), .combine = combine, .packages = "randomForest") %dopar% randomForest::importance(rf8)
predicciones.rf8 <- predict(rf8,newdata=test.imputados4)
```

Muestro la imagen que me ha proporcionado el script de R:

Veamos la puntuación en kaggle

```
salida.modelo.44 <- as.matrix(predicciones.rf8)
salida.modelo.44 <- cbind(c(1:(dim(salida.modelo.44)[1])), salida.modelo.44)
colnames(salida.modelo.44) <- c("Id","Prediction")
write.table(salida.modelo.44,file="predicciones/Prediccion44.txt",sep="," ,quote = F,row.names = F)
```

```
Call:
 randomForest(x = train.imputados4[, -(dim(train.imputados4)[2])], y = train.imputados4[, (dim(train.imputados4)
 [2])], ntree = ntree)
      Type of random forest: classification
      Number of trees: 6000
No. of variables tried at each split: 3
```

	MeanDecreaseGini
ANIO	651.6581
MES	1157.2335
HORA	1103.9065
DIASEMANA	824.4057
PROVINCIA	980.8982
COMUNIDAD_AUTONOMA	645.7240
TOT_HERIDOS_LEVES	436.3358
TOT_VEHICULOS_IMPLICADOS	7572.9743
ZONA	569.8215
ZONA_AGRUPADA	518.3150
TIPO_VIA	552.2393
TRAZADO_NO_INTERSEC	565.3872
TIPO_INTERSEC	434.8094
ACOND_CALZADA	422.9605
PRIORIDAD	641.1648

Figure 6: 44 modelo

44 El resultado de este modelo para la competición de Kaggle, subido el 18/03/2017 a las 10:59, con un total de 44 personas entregadas, se ha quedado en la posición 9 con una puntuación del 0.82513.

16.18 Prueba del modelo 11 de random forest multihebra

```
rm(list=ls())
train.imputados4 <- read.csv("datasetmodificados/train-imputados4.csv")
test.imputados4 <- read.csv("datasetmodificados/test-imputados4.csv")
```

Quito la variable ACOND_CALZADA ya que en la última ejecución era la que peores resultados obtenia en la importancia.

```
train.imputados4$TOT_VICTIMAS=NULL
test.imputados4$TOT_VICTIMAS=NULL
train.imputados4$FACTORES_ATMOSFERICOS=NULL
test.imputados4$FACTORES_ATMOSFERICOS=NULL
train.imputados4$RED_CARRETERA=NULL
test.imputados4$RED_CARRETERA=NULL
train.imputados4$LUMINOSIDAD=NULL
test.imputados4$LUMINOSIDAD=NULL
train.imputados4$SUPERFICIE_CALZADA=NULL
test.imputados4$SUPERFICIE_CALZADA=NULL
train.imputados4$ACOND_CALZADA=NULL
test.imputados4$ACOND_CALZADA=NULL
```

Vamos a probar un random forest multihebra con más árboles para ver si mejoramos los resultados: (No lo he ejecutado para la creación del pdf ya que me da fallo de memoria, pero si lo ejecuto como un script normal de R no tengo ningún problema)

```
set.seed(1234)
registerDoSNOW(makeCluster(8, type="SOCK"))
rf9 <- foreach::foreach(ntree = rep(750, 8), .combine = combine, .packages = "randomForest") %dopar% ra
```

```
rf9
randomForest::importance(rf9)
predicciones.rf9 <- predict(rf9,newdata=test.imputados4)
```

Muestro la imagen que me ha proporcionado el script de R:

```
Call:
  randomForest(x = train.imputados4[, -(dim(train.imputados4)[2])],      y = train.imputados4[, (dim(train.imputados4)
[2])], ntree = ntree)
      Type of random forest: classification
      Number of trees: 6000
No. of variables tried at each split: 3
```

	MeanDecreaseGini
ANIO	665.6072
MES	1166.2957
HORA	1131.7282
DIASEMANA	831.4029
PROVINCIA	977.1230
COMUNIDAD_AUTONOMA	636.4936
TOT_HERIDOS_LEVES	441.2919
TOT_VEHICULOS_IMPLICADOS	7646.2754
ZONA	573.5357
ZONA_AGRUPADA	531.3980
TIPO_VIA	551.0469
TRAZADO_NO_INTERSEC	570.0591
TIPO_INTERSEC	436.8980
PRIORIDAD	649.7545

Figure 7: 45 modelo

Veamos la puntuación en kaggle

```
salida.modelo.45 <- as.matrix(predicciones.rf9)
salida.modelo.45 <- cbind(c(1:(dim(salida.modelo.45)[1])), salida.modelo.45)
colnames(salida.modelo.45) <- c("Id","Prediction")
write.table(salida.modelo.45,file="predicciones/Prediccion45.txt",sep="," ,quote = F,row.names = F)
```

45 El resultado de este modelo para la competición de Kaggle, subido el 18/03/2017 a las 11:00, con un total de 44 personas entregadas, se ha quedado en la posición 9 con una puntuación del 0.82543.

17 Balanceo de los datos

Veamos cuantos elementos hay de cada tipo de accidente:

```
table(train.imputados4$TIPO_ACCIDENTE)/dim(train.imputados4)[1]
```

```
##
##      Atropello Colision_Obstaculo Colision_Vehiculos
##      0.12139191      0.03173122      0.55062996
##      Otro      Salida_Via      Vuelco
##      0.06022932      0.20041997      0.03559763
```

Por lo tanto, vamos a probar a balancear un poco más el número de los datos que tenemos, ya que por ejemplo Vuelco, Colision_obstaculo y Otro, tienen menos de un 1% de los datos. El balanceo que propongo será duplicar las instancias de cada conjunto de estos tipos.

```
rm(list=ls())
train.imputados4 <- read.csv("datasetmodificados/train-imputados4.csv")
```

```
test.imputados4 <- read.csv("datasetmodificados/test-imputados4.csv")
valores.vuelco <- train.imputados4[train.imputados4$TIPO_ACCIDENTE=="Vuelco",]
valores.colision.obstaculo <- train.imputados4[train.imputados4$TIPO_ACCIDENTE=="Colision_Obstaculo",]
valores.otro <- train.imputados4[train.imputados4$TIPO_ACCIDENTE=="Otro",]
train.imputados4 <- rbind(train.imputados4, valores.vuelco, valores.colision.obstaculo, valores.otro)
```

Quedando:

```
table(train.imputados4$TIPO_ACCIDENTE)/dim(train.imputados4)[1]
```

```
##
##          Atropello Colision_Obstaculo Colision_Vehiculos
##      0.10765911      0.05628307      0.48833841
##          Otro      Salida_Via      Vuelco
##      0.10683142      0.17774690      0.06314109
```

Veamos como funciona este modelo

```
set.seed(1234)
registerDoSNOW(makeCluster(8, type="SOCK"))
rf9 <- foreach::foreach(ntree = rep(750, 8), .combine = combine, .packages = "randomForest") %dopar% randomForest::importance(rf9)
predicciones.rf9 <- predict(rf9,newdata=test.imputados4)
```

Muestro la imagen que me ha proporcionado el script de R:

```
Call:
  randomForest(x = train.imputados4[, -(dim(train.imputados4)[2])], y = train.imputados4[, (dim(train.imputados4)
[2])], ntree = ntree)
      Type of random forest: classification
      Number of trees: 6000
No. of variables tried at each split: 4
```

	MeanDecreaseGini
ANIO	985.9167
MES	1807.5485
HORA	1528.8145
DIASEMANA	1282.0101
PROVINCIA	1476.4366
COMUNIDAD_AUTONOMA	943.6295
TOT_VICTIMAS	283.6946
TOT_HERIDOS_LEVES	476.8119
TOT_VEHICULOS_IMPLICADOS	7336.4196
ZONA	496.6514
ZONA_AGRUPADA	432.7088
RED_CARRETERA	410.4496
TIPO_VIA	571.5148
TRAZADO_NO_INTERSEC	630.8712
TIPO_INTERSEC	531.8381
ACOND_CALZADA	635.4105
PRIORIDAD	825.1161
SUPERFICIE_CALZADA	461.4751
LUMINOSIDAD	487.1301
FACTORES_ATMOSFERICOS	359.1316

Figure 8: 46 modelo

Veamos la puntuación en kaggle

```
salida.modelo.46 <- as.matrix(predicciones.rf9)
salida.modelo.46 <- cbind(c(1:(dim(salida.modelo.46)[1])), salida.modelo.46)
```

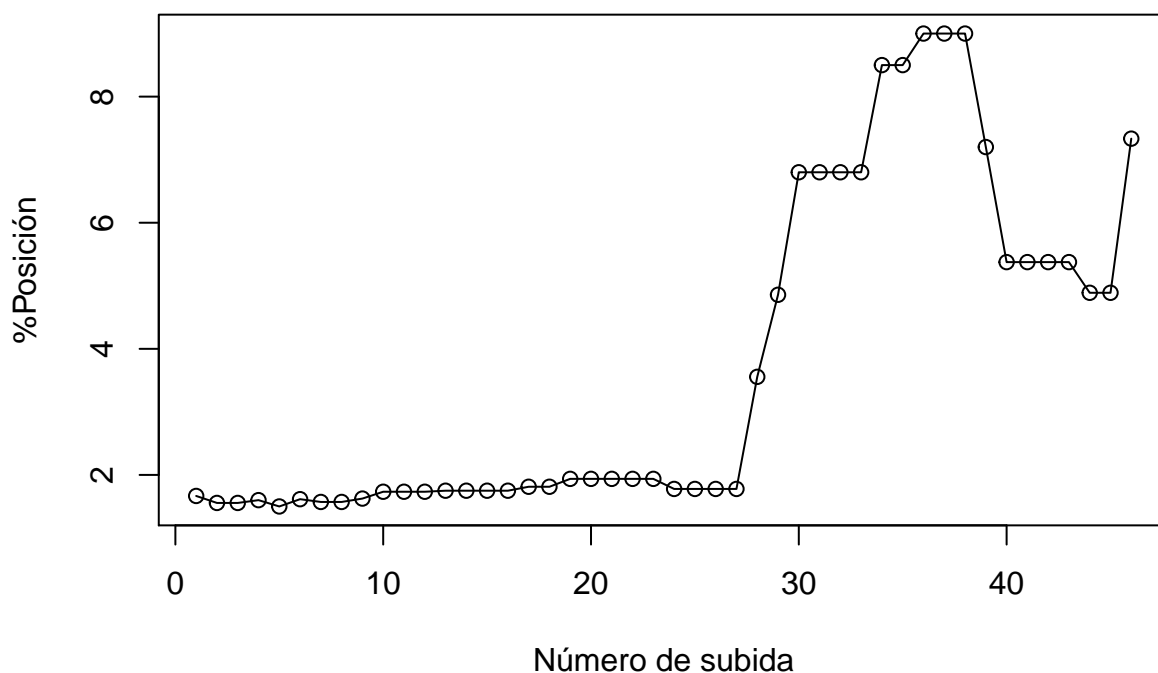
```
colnames(salida.modelo.46) <- c("Id","Prediction")  
write.table(salida.modelo.46,file="predicciones/Prediccion46.txt",sep="," ,quote = F,row.names = F)
```

46 El resultado de este modelo para la competición de Kaggle, subido el 18/03/2017 a las 11:02, con un total de 44 personas entregadas, se ha quedado en la posición 6 con una puntuación del 0.83076. El mejor obtenido hasta el momento.

18 Gráfica de resultados

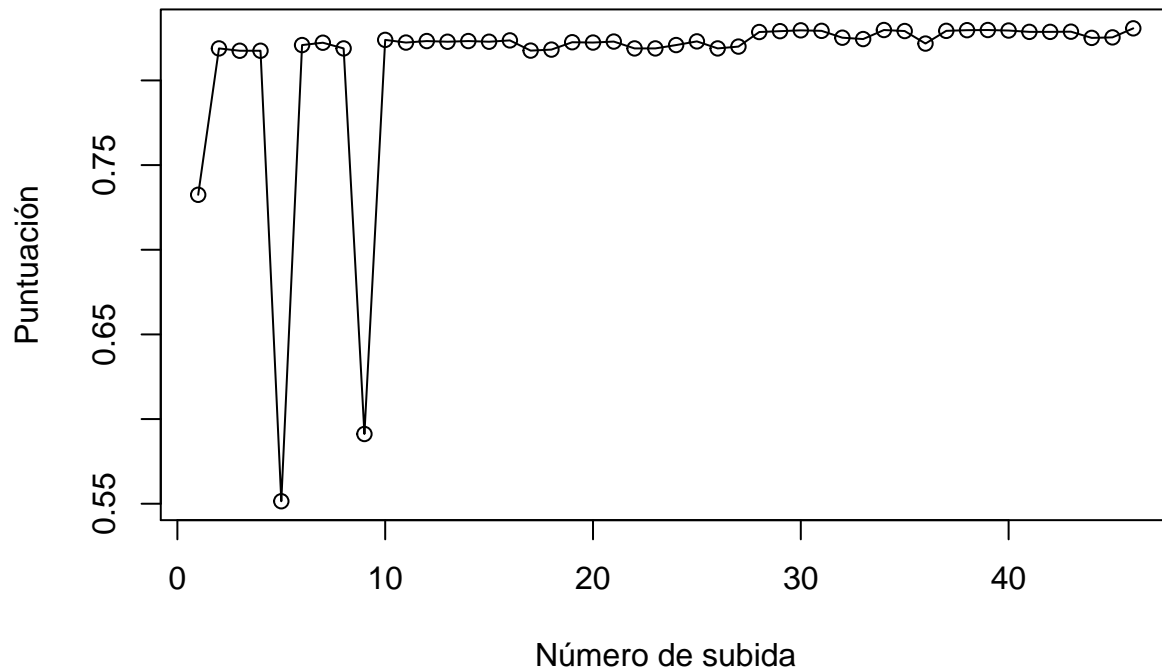
```
indices = c(1:46)
posicion = c(3/5, 9/14, 9/14, 10/16, 12/18, 13/21, 14/22, 14/22, 16/26, 15/26,
            15/26, 15/26, 16/28, 16/28, 16/28, 16/28, 16/29, 16/29, 16/31, 16/31,
            16/31, 16/31, 16/31, 18/32, 18/32, 18/32, 18/32, 9/32, 7/34, 5/34,
            5/34, 5/34, 5/34, 4/34, 4/34, 4/36, 4/36, 4/36, 5/36, 8/43,
            8/43, 8/43, 9/44, 9/44, 6/44)
posicion2 = 1/posicion
puntuacion = c(0.73246, 0.81891, 0.81753, 0.81753, 0.55147, 0.82089, 0.82227, 0.81891, 0.59119, 0.82395,
              0.82237, 0.82326, 0.82286, 0.82326, 0.82286, 0.82365, 0.81762, 0.81822, 0.82256, 0.82237,
              0.82296, 0.81891, 0.81891, 0.82089, 0.82306, 0.81891, 0.82000, 0.82859, 0.82909, 0.82958,
              0.82928, 0.82523, 0.82444, 0.82978, 0.82918, 0.82177, 0.82928, 0.82968, 0.82978, 0.82948,
              0.82869, 0.82869, 0.82879, 0.82513, 0.82543, 0.83076)
plot(indices,posicion2,main="Posiciones escaladas",xlab="Número de subida",ylab="%Posición",type="o")
```

Posiciones escaladas



```
plot(indices,puntuacion,main="Puntuaciones obtenidas",xlab="Número de subida",ylab="Puntuación",type="o")
```

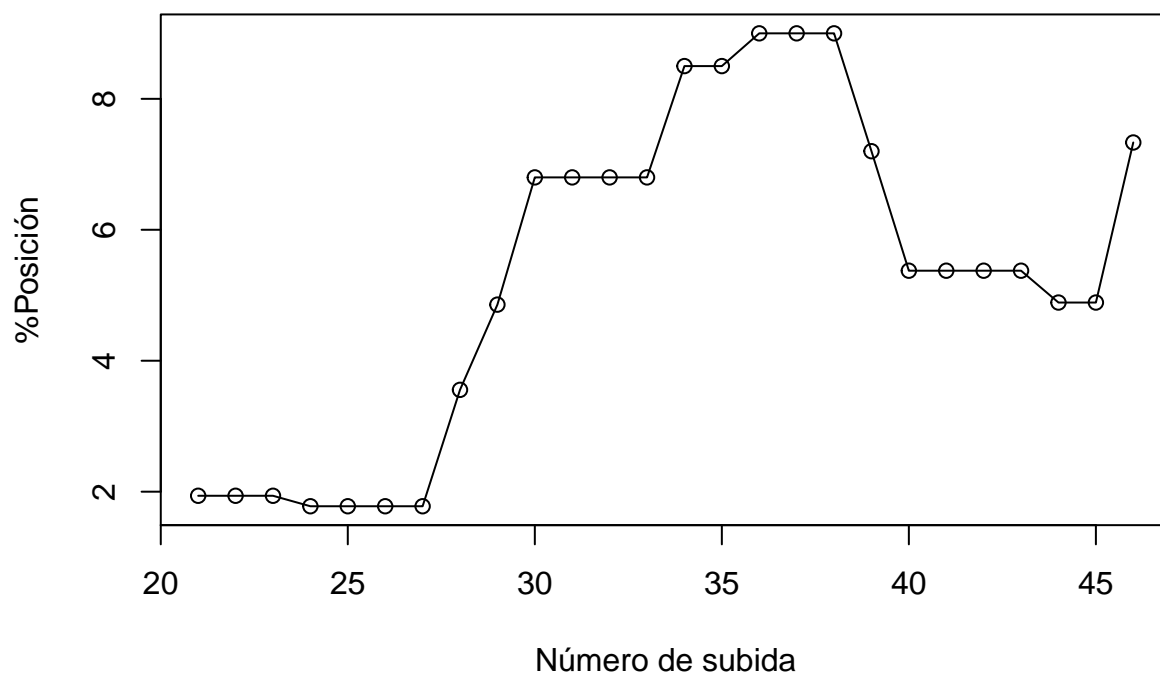
Puntuaciones obtenidas



Muestro la gráfica de la subida 21 en adelante para apreciar mejor la diferencia:

```
indices = c(21:46)
posicion = c(16/31, 16/31, 16/31, 18/32, 18/32, 18/32, 18/32, 9/32, 7/34, 5/34,
             5/34, 5/34, 5/34, 4/34, 4/34, 4/36, 4/36, 4/36, 5/36, 8/43,
             8/43, 8/43, 8/43, 9/44, 9/44, 6/44)
posicion2 = 1/posicion
puntuacion = c(0.82296, 0.81891, 0.81891, 0.82089, 0.82306, 0.81891, 0.82000, 0.82859, 0.82909, 0.82958,
               0.82928, 0.82523, 0.82444, 0.82978, 0.82918, 0.82177, 0.82928, 0.82968, 0.82978, 0.82948,
               0.82869, 0.82869, 0.82879, 0.82513, 0.82543, 0.83076)
plot(indices,posicion2,main="Posiciones escaladas",xlab="Número de subida",ylab="%Posición",type="o")
```

Posiciones escaladas



```
plot(indices,puntuacion,main="Puntuaciones obtenidas",xlab="Número de subida",ylab="Puntuación",type="o")
```

Puntuaciones obtenidas

