Práctica 2: Limpieza y Validación de los Datos

Tipología y Ciclo de Vida de los Datos, Universitat Oberta de Catalunya

Abel Romero Búrdalo y Paula Muñoz Lago

31 diciembre 2020

Contents

1. Descripción del Dataset

Los datasets con los que vamos a realizar la práctica estan relacionados con el número de votos por estado de EEUU en las recientes elecciones. Se han obtenido de Kaggle:

- Participación por Estado
- Partido ganador por Estado

Cabe destacar que los datos presentes en el primer dataset tratan únicamente la población con derecho a voto, es decir, únicamente los estadounidenses mayores de 18 años. La primera fila del dataset incluye información de la totalidad del país.

En cuanto a los datos del segundo dataset, el número total de votos totales de republicanos y democratas no coincide con el total de votos por estado del primer juego de datos Esto es debido a que no se han contabilizado el número de votos a terceros partidos. Por ese motivo dicho dataset se va a utilizar para sacar el partido ganador en cada estado y se va añadir al primer juego de datos. Asimismo, este dataset ya ha sido tratado y no es necesario realizar tareas de limpieza, por lo que únicamente se va a utilizar para complementar el primer juego de datos.

El dataset con los datos referentes a las votaciones dispone de 15 columnas:

- **State**: Indica el estado del que trata la fila de datos.
- **Source**: Fuente de datos (url).
- **Official/Unofficial**: Esta columna indica si los datos reportados son una vez el conteo ha alcanzado el 100% (oficial), o si aún no se ha terminado el conteo (unofficial).
- **Total Ballots Counted (Estimate)**: número total de votos en dicho estado.
- **Vote for Highest Office**: Votos a la presidencia.
- **VEP Turnout Rate**: Porcentaje de votantes. VEP, en inglés: Voting Elegible Population
- **Voting-Eligible Population**: Población con derecho a voto.
- **Voting-Age Population (VAP)**: Población total de estados unidos con 18 años o más, incluyendo a personas sin derecho a voto por razones diferentes a la edad, como personas sin la nacionalidad o criminales de ciertos estados, donde la ley se lo prohibe. fuente
- **% Non-citizen**: Porcentaje de personas con derecho a voto que no son ciudadanos estadounidenses.
- **Prision**: Número de votantes desde la carcel.
- **Probation**: Número de criminales con el tercer grado. Es decir, disfrutan de un periodo fuera de la carcel bajo supervisión.
- **Parole**: Personas con permiso de permanencia temporal en EEUU.
- **Total Ineligible Felon**: Número de personas en dicho estado que no tienen derecho a voto por criminalidad.
- **Overseas Eligible**: Número de estadounidenses viviendo fuera del país, independientemente del estado.
- **State abv**: Abreviatura del estado.

El dataset con los datos referentes a las votaciones a republicanos y democratas contiene la siguiente información:

- **State**: Indica el estado del que trata la fila de datos.
- **DEM**: Número de votos de los demócratas.
- **REP**: Número de votos de los republicanos.
- **usa_state**: Indica el estado del que trata la fila de dato.
- **usa_state_code**: Abreviatura del estado.
- **percent_democrat**: Porcentaje de votos a los demócratas

Antes de proseguir, cargaremos los datos relativos al primer dataset y realizaremos una breve inspección sobre los mismos (excepto sobre la columna sources, que contiene urls), para estudiar los valores contenidos en cada columna.

```
fileDirectory <- getwd()
csv_usa <- file.path(fileDirectory, '2020 November General Election - Turnout Rates.csv')
usa_elections <- read.csv(csv_usa)
attach(usa_elections)
```

```
head(usa_elections[,-2])
```

```
##           State Official.Unofficial Total.Ballots.Counted..Estimate.
## 1 United States                                          158,835,004
## 2       Alabama          Unofficial                        2,306,587
## 3        Alaska                                            367,000
## 4       Arizona                                          3,400,000
## 5      Arkansas          Unofficial                        1,212,030
## 6    California          Unofficial                       16,800,000
##   Vote.for.Highest.Office..President. VEP.Turnout.Rate
## 1                                              66.4%
## 2                          2,297,295           62.6%
## 3                                              69.8%
## 4                                              65.5%
## 5                          1,206,697           55.5%
## 6                                              64.7%
##   Voting.Eligible.Population..VEP. Voting.Age.Population..VAP. X..Non.citizen
## 1                      239,247,182                257,605,088           7.8%
## 2                        3,683,055                  3,837,540           2.3%
## 3                          525,568                    551,117           3.4%
## 4                        5,189,000                  5,798,473           8.9%
## 5                        2,182,375                  2,331,171           3.6%
## 6                       25,962,648                 30,783,255          15.0%
##      Prison Probation  Parole Total.Ineligible.Felon Overseas.Eligible
## 1 1,461,074 1,962,811 616,440             3,294,457         4,971,025
## 2    25,898    50,997  10,266                67,782
## 3     4,293     2,074   1,348                 6,927
## 4    38,520    76,844   7,536                93,699
## 5    17,510    36,719  24,698                64,974
## 6   104,730         0 102,586               207,316
##   State.Abv
## 1
## 2        AL
## 3        AK
## 4        AZ
## 5        AR
## 6        CA
```

Cargamos el segundo dataset

```
csv_dem_rep<- file.path(fileDirectory, 'democratic_vs_republican_votes_by_usa_state_2020.csv')
usa_winner <- read.csv(csv_dem_rep)
attach(usa_winner)
```

```
head(usa_winner)
```

```
##        state     DEM     REP  usa_state usa_state_code percent_democrat
## 1    Alabama  843473 1434159    Alabama             AL         37.03289
## 2     Alaska   45758   80999     Alaska             AK         36.09899
## 3    Arizona 1643664 1626679    Arizona             AZ         50.25968
## 4   Arkansas  420985  761251   Arkansas             AR         35.60922
## 5 California 9315259 4812735 California             CA         65.93476
## 6   Colorado 1753416 1335253   Colorado             CO         56.76931
```

1.1. Importancia y objetivo del análisis

Gracias a este dataset podemos estudiar como ha influido el numero de votantes y el porcentaje total de votaciones para que en unos estados u otros hayan ganado los demócratas. También podremos plantear algunas clonclusiones sobre las diferencias por estados en cuanto a votos republicanos o demócratas.

Estos análisis son de gran relevancia a la hora de establecer patrones de voto en grupos poblacionales en función de ciertas características, en este caso, según el estado de residencia. Además, disponiendo de conjuntos como este para cada año de elecciones durante un largo periodo de tiempo, podríamos predecir con Machine Learning cuál va a ser el comportamiento de los votantes de cada estado en base a su historia electoral.

2. Integración y selección de los datos de interés a analizar

En vistas a la descripción de las columnas observamos que disponemos de columnas repetidas, como es el caso de la abreviatura del estado y el nombre del mismo. Por ello, la columna relativa a la abreviatura del estado será la primera que eliminemos, con el fin de evitar redundancia en los datos.

```
usa_elections <- usa_elections[, -ncol(usa_elections)]
```

Proseguiremos con la nueva última columna, "Overseas Eligible", que se refiere al número de estadounidenses viviendo fuera del país. Ésta columna solo tiene un valor diferente a null, y está relacionado con el dato en la primera fila, correspondiente con la totalidad de estados. Es por ello, que a continuación retiraremos la priemra fila y la guardaremos en una variable, para así poder estuadiar los datos por estado, pero manteniendo la información del total por si nos hiciese falta a continuación. Finalmente eliminaremos la columna "Overseas Eligible", dado que todos sus valores son null.

```
usa_total <- usa_elections[1,]
usa_elections <- usa_elections[2:nrow(usa_elections),-ncol(usa_elections)]
```

La carencia de utilidad de las columnas relativas a la fuente de datos y si se trata de una fuente oficial o no, hacen que también procedamos a eliminarlas del dataset.

```
usa_elections <- usa_elections[,-c(grep("Source", colnames(usa_elections)), grep("Official.Unofficial",
```

Por último se va a generar la columna `party_winners` a partir de los datos del segundo juego de datos. Para ello se van a comparar las columnas REP y DEM y se va a sacar el ganador de cada estado.

```
party_winner<- ifelse(DEM>REP, "DEM","REP")
usa_elections$party_winner<-party_winner
```

Una vez añadida la nueva columna al dataset original se va a proceder a realizar el análisis.

3. Limpieza de los datos

En este apartado llevaremos a cabo un proceso de limpieza de datos, comenzando por establecer los tipos de datos correctos para cada variable (columna), y gestionando los valores nulos (casillas vacías). Finalmente, estudiaremos la presencia de valores extremos y cómo tratarlos.

3.1. Tipos de Variables

Cada columna de nuestro dataframe `usa_elections` es un Factor, conteniendo diferentes niveles. En el siguiente resumen de nuestro dataframe podemos observar el tipo de datos correspondiente con cada uno de ellos.

```
str(usa_elections)
```

```
## 'data.frame':    51 obs. of  12 variables:
##  $ State                              : Factor w/ 52 levels "Alabama","Alaska",..: 1 2 3 4 5 6 7 8 9
##  $ Total.Ballots.Counted..Estimate.   : Factor w/ 50 levels "1,212,030","1,330,000",..: 15 29 25 1 1
##  $ Vote.for.Highest.Office..President.: Factor w/ 25 levels "","1,206,697",..: 8 1 1 2 1 1 1 19 1 1
##  $ VEP.Turnout.Rate                   : Factor w/ 48 levels "55.0%","55.5%",..: 10 30 20 2 16 45 33 3
##  $ Voting.Eligible.Population..VEP.   : Factor w/ 52 levels "1,007,920","1,079,434",..: 24 38 36 13 1
##  $ Voting.Age.Population..VAP.        : Factor w/ 52 levels "1,104,489","1,114,466",..: 24 38 36 13 1
##  $ X..Non.citizen                     : Factor w/ 37 levels "0.9%","1.2%",..: 12 18 36 20 10 25 32 2
##  $ Prison                             : Factor w/ 50 levels "0","1,461,074",..: 21 34 33 9 4 14 6 40
##  $ Probation                          : Factor w/ 30 levels "0","1,962,811",..: 24 8 29 15 1 1 1 5 1
##  $ Parole                             : Factor w/ 33 levels "0","1,348","1,780",..: 5 2 30 16 7 1 22
##  $ Total.Ineligible.Felon             : Factor w/ 50 levels "0","1,679","10,781",..: 38 36 49 37 16 1
##  $ party_winner                       : chr  "REP" "REP" "DEM" "REP" ...
```

Como se aprecia, los datos numéricos se han cargado como strings, por lo que podemos concluir que las única columnas que se encuentran en un tipo correcto son la primer y la última, State y party_winner. Esta última se deberá convertir a un tipo factor, puesto que representa la clase democrata o republicano. Para el resto de columnas debemos aplicar una limpieza, quitando los caracteres no numéricos y así poder convertirlos al tipo de datos correcto. Además, dichas columnas no queremos que sean de tipo Factor, dado que son variables contínuas, la única que mantendremos como tipo Factor será State, dado que es una variable discreta.

Para ello definiremos dos funciones, que aplicaremos a las columnas que lo necesiten. Estas funciones eliminarán los caracteres necesarios para a continuación poder convertir los datos a números.

```
# Definición de las funciones
remove_comma <- function(x) gsub(',', '', x)
remove_percent <- function(x) gsub('%', '', x)

# Aplicación de las mismas sobre las columnas apropiadas
usa_elections[,2] <- sapply(usa_elections[,2], remove_comma)
usa_elections[,3] <- sapply(usa_elections[,3], remove_comma)
```

```
usa_elections[,4] <- sapply(usa_elections[,4], remove_percent)
usa_elections[,5] <- sapply(usa_elections[,5], remove_comma)
usa_elections[,6] <- sapply(usa_elections[,6], remove_comma)
usa_elections[,7] <- sapply(usa_elections[,7], remove_percent)
usa_elections[,8] <- sapply(usa_elections[,8], remove_comma)
usa_elections[,9] <- sapply(usa_elections[,9], remove_comma)
usa_elections[,10] <- sapply(usa_elections[,10], remove_comma)
usa_elections[,11] <- sapply(usa_elections[,11], remove_comma)
```

Una vez obtenido el resultado necesario para poder convertir al tipo deseado, ejecutamos las siguientes líneas:

```
usa_elections[,2] <- as.numeric(usa_elections[,2])
usa_elections[,3] <- as.numeric(usa_elections[,3])
usa_elections[,4] <- as.numeric(usa_elections[,4])
usa_elections[,5] <- as.numeric(usa_elections[,5])
usa_elections[,6] <- as.numeric(usa_elections[,6])
usa_elections[,7] <- as.numeric(usa_elections[,7])
usa_elections[,8] <- as.numeric(usa_elections[,8])
usa_elections[,9] <- as.numeric(usa_elections[,9])
usa_elections[,10] <- as.numeric(usa_elections[,10])
usa_elections[,11] <- as.numeric(usa_elections[,11])
```

Acto seguido convertimo a tipo factor la variable cualitativa party_winner.

```
usa_elections[,12] <- as.factor(usa_elections[,12])
```

Finalmente, imprimiremos el resumen de las columnas de nuestro dataset para comprobar que todo se ha transformado correctamente.

```
str(usa_elections)
```

```
## 'data.frame':    51 obs. of  12 variables:
##  $ State                               : Factor w/ 52 levels "Alabama","Alaska",..: 1 2 3 4 5 6 7 8 9
##  $ Total.Ballots.Counted..Estimate.    : num  2306587 367000 3400000 1212030 16800000 ...
##  $ Vote.for.Highest.Office..President.: num  2297295 NA NA 1206697 NA ...
##  $ VEP.Turnout.Rate                    : num  62.6 69.8 65.5 55.5 64.7 76.4 71.1 70.5 64.7 71.7 ...
##  $ Voting.Eligible.Population..VEP.    : num  3683055 525568 5189000 2182375 25962648 ...
##  $ Voting.Age.Population..VAP.         : num  3837540 551117 5798473 2331171 30783255 ...
##  $ X..Non.citizen                      : num  2.3 3.4 8.9 3.6 15 5.7 7.7 5.8 7.1 10.1 ...
##  $ Prison                              : num  25898 4293 38520 17510 104730 ...
##  $ Probation                           : num  50997 2074 76844 36719 0 ...
##  $ Parole                              : num  10266 1348 7536 24698 102586 ...
##  $ Total.Ineligible.Felon              : num  67782 6927 93699 64974 207316 ...
##  $ party_winner                        : Factor w/ 2 levels "DEM","REP": 2 2 1 2 1 1 1 1 1 2 ...
```

3.2. Gestión de datos inválidos

Para comprobar qué columnas contienen datos 'vacíos' y poder proceder a trabajar con ellas, utilizaremos la función colSums, que aplica una función a todas las columnas de un dataframe y después aplica una suma.

```
colSums(is.na(usa_elections))
```

```
##                                State    Total.Ballots.Counted..Estimate.
##                                    0                                   0
## Vote.for.Highest.Office..President.                   VEP.Turnout.Rate
##                                   27                                   0
##    Voting.Eligible.Population..VEP.         Voting.Age.Population..VAP.
##                                    0                                   0
##                       X..Non.citizen                              Prison
##                                    0                                   0
##                            Probation                              Parole
##                                    0                                   0
##              Total.Ineligible.Felon                        party_winner
##                                    0                                   0
```

Como vemos, únicamente disponemos de una columna con datos vacíos, Vote for Highest Office President. Este campo indica el número de votos válidos para la presidencia. Al no disponer de dicha información se ha decidido calcular la media de votos totales que si disponen de la información de votos a la presidencia y la media de la columna votos a la presidencia. Una vez obtenidas ambas medias se va a calcular el porcentaje medio de votos que han sido válidos para la presidencia y se van a extrapolar al conjunto de datos vacíos. Es decir, se va a multiplicar el porcentaje de votos válidos al total de votos en aquellos estados en que dicho campo este vacío.

```
# Calculamos la media de los votos válidos para la presidencia
mean_president=mean(usa_elections$Vote.for.Highest.Office..President.,na.rm=TRUE)
# Calculamos la media de votos totales que tienen información sobre los votos a la presidencia
mean_total=mean(usa_elections$Total.Ballots.Counted..Estimate.[!is.na(usa_elections$Vote.for.Highest.Of
# Sacamos el procentaje de la media de votos válidos
percentage_votes= mean_president/mean_total
# Aplicamos dicho porcentage a los votos totales que no disponen dicha información y guardamos los voto
# Como los votos deben de ser un numero entero se va a redondear el resultado de multiplicar los votos
usa_elections$Vote.for.Highest.Office..President.<-ifelse(is.na(usa_elections$Vote.for.Highest.Office..
```

Comprobamos que ya no existan valores NA con el siguiente código:

```
colSums(is.na(usa_elections))
```

```
##                                State    Total.Ballots.Counted..Estimate.
##                                    0                                   0
## Vote.for.Highest.Office..President.                   VEP.Turnout.Rate
##                                    0                                   0
##    Voting.Eligible.Population..VEP.         Voting.Age.Population..VAP.
##                                    0                                   0
##                       X..Non.citizen                              Prison
##                                    0                                   0
##                            Probation                              Parole
##                                    0                                   0
##              Total.Ineligible.Felon                        party_winner
##                                    0                                   0
```

Pese a que ya no encontramos valores NA, destacamos algunas columnas cuantitativas en las que aparecen valores igual a 0.

```
sapply(usa_elections, function(r) any(c(0) %in% r))
```

```
##                                State    Total.Ballots.Counted..Estimate.
##                                FALSE                                FALSE
## Vote.for.Highest.Office..President.                    VEP.Turnout.Rate
##                                FALSE                                FALSE
##    Voting.Eligible.Population..VEP.         Voting.Age.Population..VAP.
##                                FALSE                                FALSE
##                       X..Non.citizen                               Prison
##                                FALSE                                 TRUE
##                            Probation                               Parole
##                                 TRUE                                 TRUE
##              Total.Ineligible.Felon                          party_winner
##                                 TRUE                                FALSE
```

Se ha investigado si en dichos estados existe una prisión, y la información encontrada ha sido que sí existe en la mayoría de ellos. Es una excepción el caso de 'District of Columbia', en el que tenemos valor 0 para todos los datos relacionados con presidiarios, ya que no dispone de una carcel, y los ciudadanos de dicho distrito se delegan a otras cárceles. Sin embargo, consideramos que pese a que sus ciudadanos cumplan condena en otro estado, debería verse reflejado el dato. Es por ello que aplicaremos la misma gestión de datos inválidos que anteriormente con las columnas Prision, Probation, Parole y Total.Inelegible.Felon. Es decir, según la media de votantes totales en otros estados donde sí que tenemos datos con respecto a cada una de estas variables carcelarias, obtendremos un porcentaje y rellenaremos así los datos con actual valor 0.

```
# Dado que vamos a ejecutar estas líneas de código en diferentes ocasiones, crearemos una función.
replace_0 <- function(column_index) {
  mean_column <- mean(usa_elections[,column_index])
  mean_total = mean(usa_elections$Total.Ballots.Counted..Estimate.[!is.na(usa_elections[,column_index])]
  percentage_votes = mean_column/mean_total
  final_column <- ifelse(usa_elections[,column_index] == 0,trunc(usa_elections$Total.Ballots.Counted..Es
  return(final_column)
}

usa_elections$Prison <- replace_0(which(colnames(usa_elections) == "Prison"))
usa_elections$Probation <- replace_0(which(colnames(usa_elections) == "Probation"))
usa_elections$Parole <- replace_0(which(colnames(usa_elections) == "Parole"))
usa_elections$Total.Ineligible.Felon <- replace_0(which(colnames(usa_elections) == "Total.Ineligible.Fel
```

3.3. Identificación y tratamiento de valores extremos

Los valores extremos o outliers son aquellos que parecen no ser congruentes si los comparamos con el resto de los datos. Para identificarlos, podemos hacer uso de dos vías: (1) representar un diagrama de caja por cada variable y ver qué valores distan mucho del rango intercuartílico (la caja) o (2) utilizar la función boxplots.stats() de R, la cual se emplea a continuación. Así, se mostrarán sólo los valores atípicos para aquellas variables que los contienen:

```
boxplot.stats(usa_elections$Total.Ballots.Counted..Estimate.)$out
```

```
## [1] 16800000 11150000  8930000 11300000
```

```
boxplot.stats(usa_elections$Vote.for.Highest.Office..President.)$out
```

```
## [1] 16674275 11066557  8863171 11231799
```

```
boxplot.stats(usa_elections$VEP.Turnout.Rate)$out
```

```
## numeric(0)
```

```
boxplot.stats(usa_elections$Voting.Eligible.Population..VEP.)$out
```

```
## [1] 25962648 15551739 13670596 18784280
```

```
boxplot.stats(usa_elections$Voting.Age.Population..VAP.)$out
```

```
## [1] 30783255 17543341 15372655 22058260
```

```
boxplot.stats(usa_elections$X..Non.citizen)$out
```

```
## [1] 15
```

```
boxplot.stats(usa_elections$Prison)$out
```

```
## [1] 104730  91674 154913
```

```
boxplot.stats(usa_elections$Probation)$out
```

```
## [1] 205881 205033 416771 368167
```

```
boxplot.stats(usa_elections$Parole)$out
```

```
## [1] 102586  45192 109213
```

```
boxplot.stats(usa_elections$Total.Ineligible.Felon)$out
```

```
## [1] 207316 223139 329754 492390
```

Como se puede observar, existen entre 3 y 4 valores extremos superiores para prácticamente cada variable. Esto es debido a que dichos datos pertenecen a los 4 estados con más población de estados unidos que son California, Texas, Florida y Nueva York. Por lo tanto se tratan de valores extremos legítimos que no deben ser tratados ya que a más población se espera que hayan más número de votos, población con derecho a voto, etc. Asimismo algunos de estos datos, como el número total de votos en California, se han comprobado en las fuentes facilitadas en el juego de datos original y se han confirmado que son valores probables.

3.4. Normalización de los datos

Ahora que disponemos de todos los datos, están en el formato adecuado, y hemos completado los valores inválidos, procedemos a normalizar las columnas cuantitativas. Trabajaremos con los datos en un rango entre 0 y 1, dado que nuestro objetivo es proponer un modelo de regresión, esto mejorará los resultados.

```
my_scale <- function(column_index) {
  min_col <- min(as.numeric(usa_elections[,column_index]))
  max_col <- max(as.numeric(usa_elections[,column_index]))
  column_scaled <- (usa_elections[,column_index] - min_col) / (max_col - min_col)
  return(column_scaled)
}

indexes_to_scale = c(2:(ncol(usa_elections) - 1))
for (col in indexes_to_scale){
  usa_elections[,col] <- my_scale(col)
}
```

De esta forma, podemos comprobar que todas las columnas se han escalado en el rango deseado.

```
head(usa_elections)
```

```
##        State Total.Ballots.Counted..Estimate.
## 2    Alabama                      0.122754252
## 3     Alaska                      0.005356476
## 4    Arizona                      0.188935482
## 5   Arkansas                      0.056503778
## 6 California                      1.000000000
## 7   Colorado                      0.182580126
##   Vote.for.Highest.Office..President. VEP.Turnout.Rate
## 2                         0.123221757       0.30522088
## 3                         0.005335444       0.59437751
## 4                         0.188918317       0.42168675
## 5                         0.056711781       0.02008032
## 6                         1.000000000       0.38955823
## 7                         0.182562840       0.85943775
##   Voting.Eligible.Population..VEP. Voting.Age.Population..VAP. X..Non.citizen
## 2                      0.127361045                 0.111738487     0.09929078
## 3                      0.003689748                 0.003402039     0.17730496
## 4                      0.186345348                 0.176380354     0.56737589
## 5                      0.068582959                 0.062081256     0.19148936
## 6                      1.000000000                 1.000000000     1.00000000
## 7                      0.152036615                 0.136724658     0.34042553
##       Prison  Probation      Parole Total.Ineligible.Felon party_winner
## 2 0.15805239 0.11797288 0.091086963             0.13470862          REP
## 3 0.01705888 0.00000000 0.009167486             0.01069469          REP
## 4 0.24042314 0.18030032 0.066009572             0.18752382          DEM
## 5 0.10331258 0.08354292 0.223657257             0.12898631          REP
## 6 0.67250741 0.49146003 0.939125323             0.41905928          DEM
## 7 0.11241630 0.09236865 0.093695746             0.03510417          DEM
```

Cabe destacar que escalar los datos a dicho rango no cambiará la distribución de las variables.

3.4. Exportación de los datos preprocesados

Una vez que hemos acometido sobre el conjunto de datos inicial los procedimientos de integración, validación y limpieza anteriores, procedemos a guardar estos en un nuevo fichero denominado 2020 November General Election - Turnout Rates_data_clean.csv:

```
write.csv(usa_elections, "2020 November General Election - Turnout Rates_data_clean.csv",  row.names = F
```

4. Análisis de los datos

Gracias al tratamiento de los datos como numéricos en el punto 3.1, podemos ejecutar pequeños análisis estadísticos, en los que observar la distribución de los datos.

```
summary(usa_elections)
```

```
##         State    Total.Ballots.Counted..Estimate.
##  Alabama   : 1   Min.   :0.00000
##  Alaska    : 1   1st Qu.:0.03565
##  Arizona   : 1   Median :0.11358
##  Arkansas  : 1   Mean   :0.17165
##  California: 1   3rd Qu.:0.21996
##  Colorado  : 1   Max.   :1.00000
##  (Other)   :45
##  Vote.for.Highest.Office..President. VEP.Turnout.Rate
##  Min.   :0.00000                     Min.   :0.0000
##  1st Qu.:0.03559                     1st Qu.:0.3755
##  Median :0.11408                     Median :0.5060
##  Mean   :0.17163                     Mean   :0.5130
##  3rd Qu.:0.21994                     3rd Qu.:0.7068
##  Max.   :1.00000                     Max.   :1.0000
##
##  Voting.Eligible.Population..VEP. Voting.Age.Population..VAP. X..Non.citizen
##  Min.   :0.00000                  Min.   :0.00000             Min.   :0.0000
##  1st Qu.:0.03552                  1st Qu.:0.03150             1st Qu.:0.1489
##  Median :0.11284                  Median :0.09993             Median :0.2411
##  Mean   :0.16330                  Mean   :0.15174             Mean   :0.3222
##  3rd Qu.:0.19122                  3rd Qu.:0.18086             3rd Qu.:0.4610
##  Max.   :1.00000                  Max.   :1.00000             Max.   :1.0000
##
##      Prison          Probation           Parole        Total.Ineligible.Felon
##  Min.   :0.00000   Min.   :0.00000   Min.   :0.00000   Min.   :0.00000
##  1st Qu.:0.03093   1st Qu.:0.02667   1st Qu.:0.02140   1st Qu.:0.02327
##  Median :0.10716   Median :0.08354   Median :0.06459   Median :0.06573
##  Mean   :0.14537   Mean   :0.13314   Mean   :0.11837   Mean   :0.11462
##  3rd Qu.:0.19270   3rd Qu.:0.15323   3rd Qu.:0.13583   3rd Qu.:0.14546
##  Max.   :1.00000   Max.   :1.00000   Max.   :1.00000   Max.   :1.00000
##
##  party_winner
##  DEM:26
##  REP:25
##
##
##
##
##
```

4.1. Selección de los grupos de datos a analizar

COMENTAR!

El primer análisis que se va a realizar es comprobar la correlación entre las variables cuantitativas que han tenido mayor incidencia en el porcentaje de participación que ha habido por estado.

En segundo lugar, una vez se haya comprendido la incidencia entre estas variables, se va analizar si la media del porcentaje de participación ha sido mayor en los estados en que han ganado los demócratas o los republicanos. Para ello se van a agrupar los datos según el partido ganador

```
# Agrupación por ganadores
usa_elections.dem=usa_elections[usa_elections$party_winner=="DEM",]
usa_elections.rep=usa_elections[usa_elections$party_winner=="REP",]
```

Finalmente se va a realizar una regresión lineal para predecir, según los datos que presenten una mayor dependencia, que partido ganaría en cada estado, cuál va a ser el porcentaje de votacion en cada estado y una regresión logística para predecir el partido ganador según el estado.

4.2. Comprobación de la normalidad y homogeneidad de la varianza

Para la comprobación de que los valores que toman nuestras variables cuantitativas provienen de una población distribuida normalmente, utilizaremos las pruebas de normalidad de Anderson-Darling y Shapiro-Wilk. Así, se comprueba que para que cada prueba se obtiene un p-valor superior al nivel de significación prefijado $\alpha = 0,05$. Si esto se cumple, entonces se considera que la variable en cuestión sigue una distribución normal.

```
library(nortest)
alpha = 0.05
col.names = colnames(usa_elections)
for (i in 1:ncol(usa_elections)) {
  if (i == 1) cat("Variables que no siguen una distribución normal segun el test de Anderson-Darling:\n
  if (is.integer(usa_elections[,i]) | is.numeric(usa_elections[,i])) {
    p_val = ad.test(usa_elections[,i])$p.value
    if (p_val < alpha) {
      cat(col.names[i])
      # Format output
      if (i < ncol(usa_elections) - 1) cat(", ")
      if (i %% 3 == 0) cat("\n")
    }
  }
}
```

```
## Variables que no siguen una distribución normal segun el test de Anderson-Darling:
## Total.Ballots.Counted..Estimate., Vote.for.Highest.Office..President.,
## Voting.Eligible.Population..VEP., Voting.Age.Population..VAP.,
## X..Non.citizen, Prison, Probation,
## Parole, Total.Ineligible.Felon
```

```
library(nortest)
alpha = 0.05
col.names = colnames(usa_elections)
for (i in 1:ncol(usa_elections)) {
```

```
  if (i == 1) cat("Variables que no siguen una distribución normal segun el test de Shapiro-Wilk:\n")
  if (is.integer(usa_elections[,i]) | is.numeric(usa_elections[,i])) {
    p_val = shapiro.test(usa_elections[,i])$p.value
    if (p_val < alpha) {
      cat(col.names[i])
      # Format output
      if (i < ncol(usa_elections) - 1) cat(", ")
      if (i %% 3 == 0) cat("\n")
    }
  }
}
```

```
## Variables que no siguen una distribución normal segun el test de Shapiro-Wilk:
## Total.Ballots.Counted..Estimate., Vote.for.Highest.Office..President.,
## Voting.Eligible.Population..VEP., Voting.Age.Population..VAP.,
## X..Non.citizen, Prison, Probation,
## Parole, Total.Ineligible.Felon
```

Como se puede observar, en ambos casos se han obtenido los mismos resultados, por lo que podemos concluir que las variables devueltas en ambos casos no siguen una distribución normal con un 95% de confianza. En cualquier caso, para el contraste de hipótesis que se va a realizar en la aplicación de pruebas estadísticas nos interesa saber si la variable VEP.Turnout.Rate sigue una distribución normal según al grupo que pertenezca del partido ganador. Para averiguarlo se van a utilizar los grupos anteriormente creados.

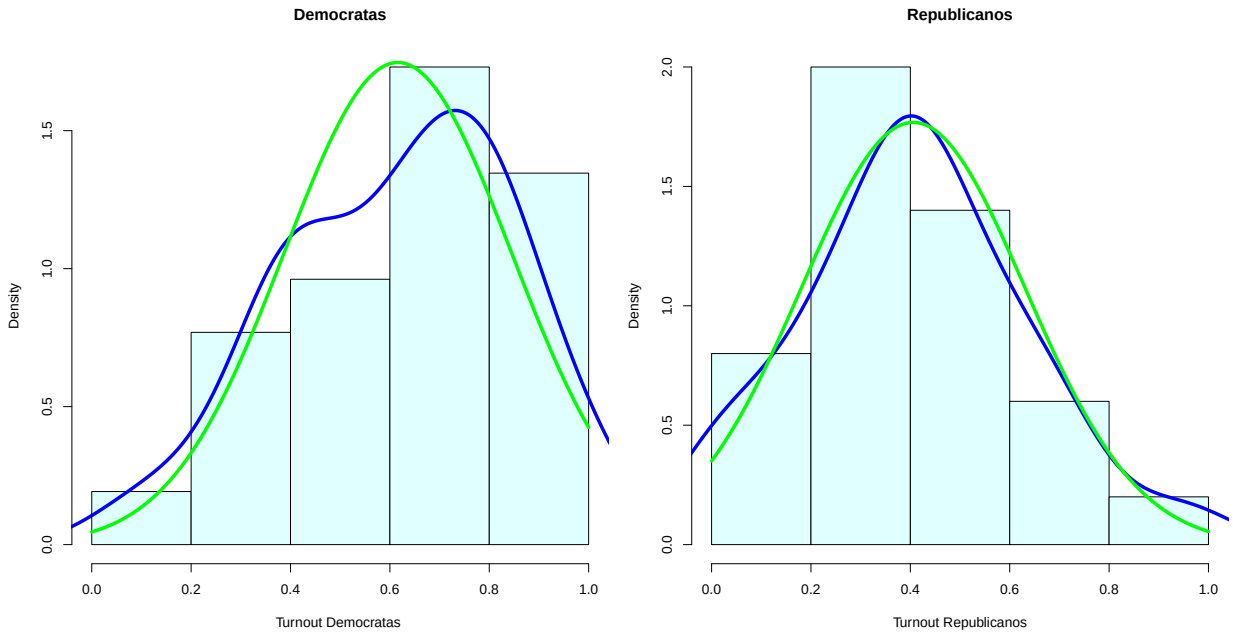
En primer lugar vamos a mostrar el histograma para el partido demócrata y el republicano con su densidad de probabilidad:

```
# Cremaos las variables turnout en función del partido ganador
turnout_dem <- usa_elections.dem$VEP.Turnout.Rate
turnout_rep <- usa_elections.rep$VEP.Turnout.Rate
```

```
par(mfrow=c(1,2), mar=c(4,4,4,1), oma=c(0.5,0.5,0.5,0))

# histograma, densidad de probabilidad y normal calculada para turnout
hist(turnout_dem, col = 'lightcyan',
     main = 'Democratas',
     freq = FALSE,
     xlab = 'Turnout Democratas ',
     pch=16)
lines(density(turnout_dem),
      col = 'blue',
      lwd='4')
curve(dnorm(x,mean(turnout_dem), sd(turnout_dem)),col='green', lwd=4, add=T)


hist(turnout_rep, col = 'lightcyan',
     main = 'Republicanos',
     freq = FALSE,
     xlab = 'Turnout Republicanos',
     pch=16)
lines(density(turnout_rep),
      col = 'blue',
      lwd='4')
curve(dnorm(x,mean(turnout_rep), sd(turnout_rep)),col='green', lwd=4, add=T)
```



Observando ambas gráficas se puede observar que en ambos casos se sigue una distribución fiel a la curva de la normal, aunque era de esperar porque cuando se ha analizado en conjunto en los test anteriores la variable VEP.Turnout.Rate seguía una distribución normal. Para terminar se va a realizar el test de Saphiro-Wilk para confirmar su normalidad:

```
shapiro.test(turnout_dem)
```

```
##
##  Shapiro-Wilk normality test
##
## data:  turnout_dem
## W = 0.9684, p-value = 0.5823
```

```
shapiro.test(turnout_rep)
```

```
##
##  Shapiro-Wilk normality test
##
## data:  turnout_rep
## W = 0.98091, p-value = 0.9025
```

Para ambos caso el p-value es superior al nivel de significación 0.05, por lo que se puede asumir la normalidad de ambos grupos.

En cuanto a la varianza, se desea analizar la varianza relativa a los ganadores en cada estado en función del porcentaje de participación de la población. Como se ha observado anteriormente la variable VEP.Turnout.Rate sigue una distribución normal, por lo que para analizar la varianza se van a utilizar dos test, el de Fligner-Killeen y la función `var.test()`de R.

```
fligner.test(VEP.Turnout.Rate ~ party_winner, data = usa_elections)
```

```
##
##  Fligner-Killeen test of homogeneity of variances
##
## data:  VEP.Turnout.Rate by party_winner
## Fligner-Killeen:med chi-squared = 0.19411, df = 1, p-value = 0.6595
```

```
var.test(turnout_dem,turnout_rep)
```

```
##
##  F test to compare two variances
##
## data:  turnout_dem and turnout_rep
## F = 1.0242, num df = 25, denom df = 24, p-value = 0.9555
## alternative hypothesis: true ratio of variances is not equal to 1
## 95 percent confidence interval:
##  0.4536965 2.2964389
## sample estimates:
## ratio of variances
##            1.02418
```

En ambos caso el p-valor es superior al nivel de significación 0.05, por lo que se acepta la hipótesis nula de homocedasticidad y se conluye que la variable VEP.Turnout.Rate presenta varianzas estadísticamente iguales para los dos grupos de party_winner.

4.3. Aplicación de pruebas estadísticas

4.3.1. ¿Qué variables cuantitativas han influido más en el porcentaje de participación en las elecciones?

En primer lugar, procedemos a realizar un análisis de correlación entre las distintas variables para determinar cuáles de ellas ejercen una mayor influencia sobre el partido ganador en cada estado. Para ello, se utilizará el coeficiente de correlación de Spearman, puesto que hemos visto que tenemos datos que no siguen una distribución normal.

```
corr_matrix <- matrix(nc = 2, nr = 0)
colnames(corr_matrix) <- c("estimate", "p-value")
# Calcular el coeficiente de correlación para cada variable cuantitativa
# con respecto al campo "party_winner"
for (i in 2:(ncol(usa_elections) - 1)) {
  if (i!=4){
    if (is.integer(usa_elections[,i]) | is.numeric(usa_elections[,i])) {
      spearman_test = cor.test(usa_elections[,i], usa_elections[,4], method = "spearman", exact=FALSE)
      corr_coef = spearman_test$estimate
      p_val = spearman_test$p.value
      # Add row to matrix
      pair = matrix(ncol = 2, nrow = 1)
      pair[1][1] = corr_coef
      pair[2][1] = p_val
      corr_matrix <- rbind(corr_matrix, pair)
      rownames(corr_matrix)[nrow(corr_matrix)] <- colnames(usa_elections)[i]
    }
  }
```

```
  else{
    next()
  }
}
```

```
print(corr_matrix)
```

```
##                                       estimate   p-value
## Total.Ballots.Counted..Estimate.     0.200796488 0.1576969
## Vote.for.Highest.Office..President.  0.201470755 0.1562772
## Voting.Eligible.Population..VEP.     0.116526383 0.4154651
## Voting.Age.Population..VAP.          0.111322292 0.4367382
## X..Non.citizen                       0.003668147 0.9796191
## Prison                              -0.076070233 0.5957292
## Probation                            0.128204548 0.3699466
## Parole                              -0.003122525 0.9826502
## Total.Ineligible.Felon              -0.057471265 0.6887269
```

Como se puede observar, la correlación existente entre las distintas variables cuantitativas y el porcentaje de participación en las elecciones no es muy elevado. Asimsimo, los p-values obtenidos han sido mayores al nivel de significación, por lo que se acepta la hipotesis nula que confirma que no existe una gran correlación entre estas variables y la participación (turnout).

4.3.2. ¿Es el valor del porcentaje de participación en las elecciones superior en aquellos estados en el que han ganado los democratas?

La segunda prueba estadística que se aplicará consistirá en un contraste de hipótesis sobre dos muestras para determinar si el valor del porcentaje de participación en las elecciones es superior dependiendo del partido que ha ganado. Para ello, tendremos dos muestras: la primera de ellas se corresponderá con los valores de la proporción de participación en aquellos estados donde han ganado los demócratas y, la segunda, con aquellos donde han ganado los republicanos. Tal y como se ha comprobado anteriormente, nuestras muestras siguen una distribución normal y presentan una desviación estándar igual, por lo que se puede aplicar un contraste de hipótesis utilizando un test paramétrico. En este caso las medias seguirán una distribución t de Stuent con $n_1 + n_2 - 2$ grados de libertad. Por lo tanto, el contraste de hipótesis quedaría de la siguiente forma:

Hipótesis nula:

$$H_o : \mu_1 = \mu_2$$

Hipótesis alternativa:

$$H_1 : \mu_1 > \mu_2$$

Siendo μ_1 la media poblacional del porcentaje de partipación donde han ganado los demócratas y μ_2 donde han ganado los republicanos.

Tal y como se ha comentado anteriormente se va a utilizar un test paramétrico utilizando la función `t.test()`de R, donde se le especificará que se tratan de varianzas iguales.

```
t.test(turnout_dem,turnout_rep,alternative="greater", var.equal=TRUE)
```

```
##
##  Two Sample t-test
##
## data:  turnout_dem and turnout_rep
## t = 3.3063, df = 49, p-value = 0.0008873
## alternative hypothesis: true difference in means is greater than 0
## 95 percent confidence interval:
##  0.1036209       Inf
## sample estimates:
## mean of x mean of y
## 0.6160025 0.4057831
```

Como se puede observar el p-value obtenido ha sido inferior al nivel de significación $\alpha = 0.05$, por lo tanto se rechaza la hipotésis nula en favor de la alternativa y se puede afirmar con un 95% de confianza que el porcentaje de participación en las elecciones americanas ha sido superior en aquellos estados donde han ganado los democratas, es decir que en los estados donde ganó Joe Biden hubo mayor incidencia de participación con un 95% de confianza.

4.3.3. Regresión Lineal

Tal y como se planteó en los objetivos de la actividad, resultará de mucho interés poder realizar predicciones sobre cual podría ser el porcentaje de participación en las siguientes elecciones . Así, se calculará un modelo de regresión lineal utilizando regresores tanto cuantitativos como cualitativos con el que poder realizar las predicciones de los porcentajes. Para obtener un modelo de regresión lineal considerablemente eficiente, lo que haremos será obtener varios modelos de regresión utilizando las variables que estén más correlacionadas, con respecto al valor del turnout de votos, según la tabla obtenida en el apartado 4.3.1. Como variable cualitativa únicamente se pasará el partido ganador. Así, de entre todos los modelos que tengamos, escogeremos el mejor utilizando como criterio aquel que presente un mayor coeficiente de determinación (R2). Cabe destacar que las correlaciones obtenidas anteriormente no han sido muy elevadas, pero aun así se va intentar construir un modelo que permita predecir el valor del turnout.

```
# TODO: revisar por qué con todas las variables da mejor resultado que solo con las que tienen más corr
votos = usa_elections$Total.Ballots.Counted..Estimate.
votos_validos = usa_elections$Vote.for.Highest.Office..President.
vep= usa_elections$Voting.Eligible.Population..VEP.
vap = usa_elections$Voting.Age.Population..VAP.
no_ciudadanos = usa_elections$X..Non.citizen
prision = usa_elections$Prison
probation=usa_elections$Probation
parole=usa_elections$Parole
felon = usa_elections$Total.Ineligible.Felon

# Regresores cualitativos
winner=usa_elections$party_winner

# Variable a predecir
turnout = usa_elections$VEP.Turnout.Rate

# Modelo usando todas las variables
model <- lm(turnout ~ votos  + votos_validos + vep + vap + no_ciudadanos + prision + probation + parole
summary(model)$r.squared
```

```
## [1] 0.7067998
```

```r
# Modelo usando únicamente las variables cuantitativas que tienen una correlación positiva
model_positive <- lm(turnout ~ votos  + votos_validos + vep + vap + no_ciudadanos + probation + winner,
summary(model_positive)$r.squared
```

```
## [1] 0.660331
```

```r
# Generación de varios modelos
# modelo1 <- lm(turnout ~   votos_validos + parole + vep, data = usa_elections)
#
# modelo2 <- lm(turnout ~ winner  + votos +  + parole +probation  , data = usa_elections)
#
# modelo3 <- lm(turnout ~ winner  + votos + vep + parole +probation , data = usa_elections)
#
# modelo4 <- lm(turnout ~  winner + votos + votos_validos + parole + probation , data = usa_elections)
#
# modelo5 <- lm(turnout ~ winner  + votos + parole +probation , data = usa_elections)
```

Para los anteriores modelos de regresión lineal múltiple obtenidos, podemos utilizar el coeficiente de determinación para medir la bondad de los ajustes y quedarnos con aquel modelo que mejor coeficiente presente.

```r
# Tabla con los coeficientes de determinación de cada modelo
# tabla.coeficientes <- matrix(c(1, summary(modelo1)$r.squared,
# 2, summary(modelo2)$r.squared,
# 3, summary(modelo3)$r.squared,
# 4, summary(modelo4)$r.squared,
# 5, summary(modelo5)$r.squared),
# ncol = 2, byrow = TRUE)
# colnames(tabla.coeficientes) <- c("Modelo", "R^2")
# tabla.coeficientes
```

Como se puede observar, el modelo que mejor se ha ajustado ha sido el tercero puesto que su coeficiente de determinación ha sido el más elevado. Ahora, empleando este modelo, podemos proceder a realizar un prediccion de participación en las elecciones

```r
# TODO: escalar
newdata <- data.frame(
winner= "REP",
votos = 800000,
vep = 1400000,
parole = 4000,
probation = 7000
)

# Predecir el turnout
#predict(modelo3, newdata)
```

Con los datos propuestos se obtendría un 63.38 % de aprticipación en las elecciones en un estado en concreto.

4.3.4. Regresión logística

La siguiente regresión se va a realizar con el objetivo de predecir la variable dicatómica party_winner. La estrategia a seguir en este caso va a ser generar distintos modelos con las mismas variables que para la

regresión lineal añadiendo la variable turnout. En este caso, al no disponer del coeficiente de determinación, se van a evaluar las matrices de confusión de cada modelo y se va a calcular la precisión de cada modelo con el objetivo de seleccionar aquel que mejor realice la predicción de que partido ganaría.

```
# Generación de varios modelos

modelo <- glm(as.factor(winner) ~ votos  + votos_validos + vep + vap + no_ciudadanos + prision + probati

modelo_possitive <- glm (as.factor(winner) ~ votos  + votos_validos + vep + vap + no_ciudadanos + proba

# modelo1 <- glm(as.factor(winner) ~   votos + parole + vep +turnout, data = usa_elections,family=binom
#
# modelo2 <- glm(as.factor(winner) ~  turnout  + parole +probation  , data = usa_elections, family=bino
#
# modelo3 <- glm(as.factor(winner) ~  votos_validos + turnout  +probation + parole , data = usa_electio
```

```
get_precision <- function(table) {
  df <- as.data.frame(table)
  true_DEM <- df[1, "Freq"]
  true_REP <- df[4, "Freq"]
  return((true_DEM + true_REP) / 51)
}
```

```
# Generamos la predicción del modelo
pdata<-predict(modelo,type="response")
# Generamos un vector en el que si la predicción es superior a 0.5, se clasifica como REP y en caso con
estimatedResponses=ifelse(pdata>0.5,"REP","DEM")
# Gurdamos en trueResponse, los resultados que se esperan de la variable winner
trueResponse=winner
# Generamos la matriz de confusión
table_results <- table(estimatedResponses,trueResponse)
get_precision(table_results)
```

```
## [1] 0.9019608
```

```
# Generamos la predicción del modelo
pdata<-predict(modelo_possitive,type="response")
# Generamos un vector en el que si la predicción es superior a 0.5, se clasifica como REP y en caso con
estimatedResponses=ifelse(pdata>0.5,"REP","DEM")
# Gurdamos en trueResponse, los resultados que se esperan de la variable winner
trueResponse=winner
# Generamos la matriz de confusión
table_results <- table(estimatedResponses,trueResponse)
get_precision(table_results)
```

```
## [1] 0.7843137
```

```
# # Generamos la predicción del modelo
# pdata<-predict(modelo1,type="response")
# # Generamos un vector en el que si la predicción es superior a 0.5, se clasifica como REP y en caso c
# estimatedResponses=ifelse(pdata>0.5,"REP","DEM")
# # Gurdamos en trueResponse, los resultados que se esperan de la variable winner
```

```
# trueResponse=winner
# # Generamos la matriz de confusión
# table_results <- table(estimatedResponses,trueResponse)
# get_precision(table_results)
```

La precisión del modelo1 ha sido de (20+19)/51=0.765

```
# # Generamos la predicción del modelo
# pdata<-predict(modelo2,type="response")
# # Generamos un vector en el que si la predicción es superior a 0.5, se clasifica como REP y en caso c
# estimatedResponses=ifelse(pdata>0.5,"REP","DEM")
# # Gurdamos en trueResponse, los resultados que se esperan de la variable winner
# trueResponse=winner
# # Generamos la matriz de confusión
# table(estimatedResponses,trueResponse)
# table_results <- table(estimatedResponses,trueResponse)
# get_precision(table_results)
```

La precisión del modelo2 ha sideo de (19+18)/51=0.725

```
# # Generamos la predicción del modelo
# pdata<-predict(modelo3,type="response")
# # Generamos un vector en el que si la predicción es superior a 0.5, se clasifica como REP y en caso c
# estimatedResponses=ifelse(pdata>0.5,"REP","DEM")
# # Gurdamos en trueResponse, los resultados que se esperan de la variable winner
# trueResponse=winner
# # Generamos la matriz de confusión
# table(estimatedResponses,trueResponse)
# table_results <- table(estimatedResponses,trueResponse)
# get_precision(table_results)
```

La precisión del modelo2 ha sideo de (19+29)/51=0.745

Como se puede observar, el mejor modelo ha sido el primero. Vamos a proceder a realizar una predicción para ver que partido ganaría en un estado según los siguientes datos:

```
# TODO: scale
newdata <- data.frame(
votos = 800000,
parole = 4000,
vep = 1400000,
turnout=70.2)

# Predecir el partido ganador
# predicted_winner=ifelse(predict(modelo1, newdata, type="response")>0.5,"REP","DEM")
# predicted_winner
```

5. Representación de los resultados a partir de tablas y gráficas

Mostrar los datos sobre el mapa de eeuu

6. Conclusiones