

# Impacto de la inflación en la Macroeconomía

Rubén Valverde Romero

16 enero, 2025

## Contents

Introducción . . . . .	1
Extracción de Datos . . . . .	1
Análisis Exploratorio de Datos . . . . .	8
Análisis de Correlación . . . . .	16
Random Forest . . . . .	19

## Introducción

En este informe se tiene como objetivo analizar que relación tiene la inflación con el crecimiento de la productividad, recaudación estatal y la corrupción que perciben los ciudadanos.

## Origen de los Datos

Los datos utilizados en este análisis provienen de 2 fuentes:

- **Inflación:** Los datos de inflación anual por país y región se obtuvieron del Fondo Monetario Internacional.
- **PIB:** Los datos que tratan sobre producto interior bruto provienen del Fondo Monetario Internacional.
- **Ingreso Fiscal:** Los datos de presión fiscal provienen del Fondo Monetario Internacional.
- **PIB per Capita:** Los datos de PIB per capita provienen del Fondo Monetario Internacional.
- **Índice de Percepción de Corrupción (CPI):** Los datos del CPI se obtuvieron de Transparency.org, una organización sin fines de lucro que publica anualmente el índice de percepción de corrupción.
- **Deuda sobre el PIB:** Los datos de la deuda pública se obtuvieron del Fondo Monetario Internacional.

## Extracción de Datos

### Importación de Datos del FMI

Inflación:

```
## # A tibble: 6 x 2
##   country      `1980`
##   <chr>        <chr>
## 1 Afghanistan no data
## 2 Albania     no data
## 3 Algeria     9.699999999999993
## 4 Andorra     no data
## 5 Angola      46.7
## 6 Antigua and Barbuda 19
```

Producto interior bruto (PIB):

```
## # A tibble: 6 x 2
##   `GDP, current prices (Billions of U.S. dollars)` `1980`
##   <chr>                                           <chr>
## 1 <NA>                                           <NA>
## 2 Afghanistan                                no data
## 3 Albania                                    1.946
## 4 Algeria                                    45.9570000000000001
## 5 Andorra                                    no data
## 6 Angola                                     8.7300000000000004
```

Ingreso fiscal:

```
## # A tibble: 6 x 2
##   `Government revenue, percent of GDP (% of GDP)` `1995`
##   <chr>                                           <chr>
## 1 Albania                                no data
## 2 Algeria                                29.967580885690001
## 3 Angola                                no data
## 4 Antigua and Barbuda                    18.243010021429001
## 5 Argentina                             14.625499725341999
## 6 Aruba                                  25.494923857867999
```

PIB per capita:

```
## # A tibble: 6 x 2
##   `GDP per capita, current prices\n (U.S. dollars per capita)` `1980`
##   <chr>                                           <chr>
## 1 Afghanistan                                no data
## 2 Albania                                    728.3590000000000~
## 3 Algeria                                    2462.085
## 4 Andorra                                    no data
## 5 Angola                                    1055.33899999999~
## 6 Antigua and Barbuda                      1935.02199999999~
```

Deuda:

```
## # A tibble: 6 x 2
##   `Central Government Debt (Percent of GDP)` `1950`
##   <chr>                                           <chr>
## 1 <NA>                                           <NA>
## 2 Afghanistan                                no data
## 3 Albania                                    no data
## 4 Algeria                                    no data
## 5 Angola                                    no data
## 6 Antigua and Barbuda                      no data
```

## Función para formatear los df del FMI

Procesa y formatea los datos obtenidos del Fondo Monetario Internacional.

### Argumentos:

- df: Dataframe del FMI
- valor: string con el que renombrar la columna al pivotar

Devuelve:

El dataframe formateado de ancho a largo con 3 columnas, el nombre de las columnas originales se meten en la nueva columna “año” y sus valores correspondientes en “valor”

#### Pasos:

1. Reemplazar valores “no data” por nulos
2. Eliminar todos los nulos
3. Renombrar la primera columna a país
4. Meter en un array los años que tenga el DataFrame de turno
5. Convertir columnas a formato numérico para evitar posibles errores
6. Obtener el nombre del df para utilizarlo como nombre de columna
7. Transformar el DataFrame del formato ancho al formato largo con el nombre de columna proporcionado
8. Convertir las dos columnas resultantes a numérico
9. Mostrar primeros registros y resumen de los datos
10. Devolver el dataframe transformado

#### Union de los Datos del FMI

Se ejecuta la función anterior con los datos de inflación, deuda, PIB, ingreso fiscal y PIB per capita.

Inflación:

```
## [1] "Total Nulos: 1083"

## [1] "Primeros Registros:"
## # A tibble: 6 x 3
##   pais      año inflacion
##   <chr>   <dbl>   <dbl>
## 1 Algeria 1980     9.7
## 2 Algeria 1981    14.6
## 3 Algeria 1982     6.6
## 4 Algeria 1983     7.8
## 5 Algeria 1984     6.3
## 6 Algeria 1985    10.4
## [1] "Resumen de los Datos:"
##      pais      año      inflacion
## Length:8050    Min.   :1980    Min.   : -26.30
## Class :character 1st Qu.:1992    1st Qu.:  2.10
## Mode  :character Median :2004    Median :  4.50
##                      Mean  :2004    Mean   : 24.07
##                      3rd Qu.:2017    3rd Qu.:  9.40
##                      Max.   :2029    Max.   :23773.10
```

Producto interior bruto (PIB):

```
## [1] "Total Nulos: 980"
## [1] "Primeros Registros:"
## # A tibble: 6 x 3
##   pais      año  pib
##   <chr>   <dbl> <dbl>
## 1 Albania 1980  1.95
## 2 Albania 1981  2.23
## 3 Albania 1982  2.30
## 4 Albania 1983  2.32
## 5 Albania 1984  2.29
## 6 Albania 1985  2.34
## [1] "Resumen de los Datos:"
##      pais      año      pib
```

```
## Length:8550      Min.   :1980   Min.   :    0.03
## Class :character  1st Qu.:1992   1st Qu.:    5.44
## Mode  :character  Median :2004   Median :   46.36
##                      Mean  :2004   Mean  :  2005.87
##                      3rd Qu.:2017   3rd Qu.:  460.91
##                      Max.   :2029   Max.   :139651.62
```

Ingreso fiscal:

```
## [1] "Total Nulos: 98"
## [1] "Primeros Registros:"
## # A tibble: 6 x 3
##   pais      año ingreso_fiscal
##   <chr>   <dbl>         <dbl>
## 1 Algeria 1995           30.0
## 2 Algeria 1996           32.1
## 3 Algeria 1997           33.3
## 4 Algeria 1998           27.4
## 5 Algeria 1999           29.9
## 6 Algeria 2000           38.3
## [1] "Resumen de los Datos:"
##   pais      año ingreso_fiscal
## Length:3668      Min.   :1995   Min.   :  2.764
## Class :character  1st Qu.:2002   1st Qu.: 18.750
## Mode  :character  Median :2008   Median : 26.025
##                      Mean  :2008   Mean  : 29.000
##                      3rd Qu.:2015   3rd Qu.: 37.947
##                      Max.   :2022   Max.   :153.371
```

PIB per capita:

```
## [1] "Total Nulos: 1090"
## [1] "Primeros Registros:"
## # A tibble: 6 x 3
##   pais      año pib_per_capita
##   <chr>   <dbl>         <dbl>
## 1 Albania 1980           728.
## 2 Albania 1981           818.
## 3 Albania 1982           825.
## 4 Albania 1983           816.
## 5 Albania 1984           788.
## 6 Albania 1985           789.
## [1] "Resumen de los Datos:"
##   pais      año pib_per_capita
## Length:7900      Min.   :1980   Min.   :   87.2
## Class :character  1st Qu.:1992   1st Qu.: 1241.2
## Mode  :character  Median :2004   Median : 4286.6
##                      Mean  :2004   Mean  :12437.6
##                      3rd Qu.:2017   3rd Qu.:15374.0
##                      Max.   :2029   Max.   :155203.8
```

Deuda:

```
## [1] "Total Nulos: 4827"
## [1] "Primeros Registros:"
## # A tibble: 6 x 3
##   pais      año deuda
```

```
##      <chr>      <dbl> <dbl>
## 1 Argentina  1950  20.5
## 2 Argentina  1951  17.4
## 3 Argentina  1952  18.7
## 4 Argentina  1953  21.4
## 5 Argentina  1954  23.9
## 6 Argentina  1955  24.1
## [1] "Resumen de los Datos:"
##      pais      año      deuda
## Length:1628      Min.    :1950      Min.    : 1.666
## Class :character  1st Qu.:1968      1st Qu.: 18.909
## Mode  :character  Median :1986      Median : 32.404
##                      Mean    :1986      Mean    : 40.985
##                      3rd Qu.:2005      3rd Qu.: 54.476
##                      Max.    :2023      Max.    :226.649
```

Se unen los datos del FMI en un solo DataFrame en los países coincidentes por año.

Se filtran los datos a partir del año 1995 porque es el año en el que se tienen datos de CPI.

## Importación de Datos del CPI

**Información de los formatos originales** En total se tienen 18 archivos:

- 1995-2011: Se componen de 17 CSV (1 por año), salvo el de 1999 todos tienen las columnas en el mismo orden (se solucionó modificando el csv directamente)
- 2012-2023: Una hoja de cálculo con el formato deseado (país, año, valor)

**Bucle para unir y formatear los CSV** Primero importo los datos del CPI de 2011 ya que es el año con más países de 1995 a 2011.

La idea es tener un año de referencia al que ir uniando el resto de años hasta 1995, dado que 2011 es el año con más países, es más rápido

Dado que si se une un df con otro y **no** hay coincidencias en los nombres de las columnas **no** se crean columnas con sufijos, esto implicaría que no habría una columna “score2010” sino “score”. Al final o cambio el nombre del año 2011 o 2010.

Este bucle une los datos de los años 2011 a 1995.

**Pasos:**

1. Iniciar un bucle que recorre los años de 2010 a 1995.
2. Importar los datos del año correspondiente.
3. Cambiar el nombre de la primera columna a “país”.
4. Unir los datos del año df principal utilizando el año como sufijo.

Cambio el nombre de la columna de “score” a “score2011” quedando claro el año de referencia.

Convertir las columnas a numérico para evitar error al pivotar:

Se transforma el DataFrame de formato ancho a largo.

Se ajusta la escala del CPI para que concuerde con los años posteriores.

Importar los datos de 2012 a 2023.

Cambiar el nombre de las columnas y pasar a numérico.

Unir los datos del CPI verticalmente.

Convertir a factor las regiones

### Unir los Datos del FMI con el CPI

Mapear los nombres de países con un alto porcentaje de error pero que son correctos.

Calcular la similitud entre los nombres de los países del FMI y el CPI.

Para ello utilizare el algoritmo Jaro-Winkler, se comparan todos con todos y se escoge para cada nombre el que tenga mejor puntuación.

**Explicación Jaro-Winkler** Se basa en la coincidencia, trasposición y una penalización para las diferencias en las primeras letras de las cadenas.

#### 1. Similitud de Jaro:

$$S_j = \frac{1}{3} \left( \frac{m}{|s_1|} + \frac{m}{|s_2|} + \frac{m-t}{m} \right)$$

Donde: -  $s_1$  y  $s_2 \rightarrow$  cadenas de texto que se comparan. -  $|s_1|$  y  $|s_2| \rightarrow$  longitudes de las cadenas. -  $m \rightarrow$  número de caracteres coincidentes entre las dos cadenas. -  $t \rightarrow$  número de trasposiciones, lo contrario a  $m$

#### 2. Similitud de Jaro-Winkler:

$$S_{jw} = S_j + \ell \cdot p \cdot (1 - S_j)$$

Donde:

1.  $S_j \rightarrow$  Similitud de Jaro.
2.  $\ell \rightarrow$  Longitud del prefijo común al inicio de las cadenas (máximo 4 caracteres).
3.  $p \rightarrow$  Escalador de peso para el prefijo (normalmente  $p = 0.1$ ).

El resultado de  $S_{jw}$  es un valor entre 0 y 1, donde 1 indica una similitud perfecta y 0 indica ninguna similitud.

### Ejemplo ¿Que palabra es más cercana a “Corea”: “Korea” o “Correa”?

#### 1. Cálculo de $S_j$ :

1. Coincidencias ( $m$ ): Los caracteres coincidentes son:  $o, r, e, a$  (4 caracteres).
2. Longitud de las cadenas ( $|s_1|, |s_2|$ ): Ambas tienen longitud 5.
3. Transposiciones ( $t$ ): Hay una transposición entre  $C$  y  $K$ . Esto equivale a  $t = 1/2 = 0.5$ .

Sustituyendo en la fórmula de  $S_j$ :

$$S_j = \frac{1}{3} \left( \frac{4}{5} + \frac{4}{5} + \frac{4-0.5}{4} \right) = \frac{1}{3} (0.8 + 0.8 + 0.875) = 0.825$$

#### 2. Cálculo de $S_{jw}$ :

1. Prefijo común ( $\ell$ ): El prefijo común es vacío ( $\ell = 0$ ).
2. Factor de prefijo ( $p$ ):  $p = 0.1$ .

$$S_{jw} = S_j + \ell \cdot p \cdot (1 - S_j) = 0.825 + 0 \cdot 0.1 \cdot (1 - 0.825) = 0.825$$

Obtener los índices de los string más similares.

*Nota: El resultado que devuelve  $R$  es  $1 - S_{jw}$ , por eso se selecciona el mínimo y no el máximo.*

En base a los indices anteriores se obtienen los nombres equivalentes.

En vez de seleccionar el indice, me quedo con el valor y lo paso a porcentaje.

Añado el porcentaje de error y los nombres equivalentes al df, luego muestro los países y sus equivalentes ordenados por porcentaje de error. En base a esta tabla se realizaron los cambios de nombres anteriores.

```
## # A tibble: 191 x 3
## # Groups:   pais [191]
##   pais                                nombre_eq      porcentaje_error
##   <chr>                                <chr>          <dbl>
## 1 ASEAN-5                             Saudi Arabia      51.6
## 2 Western Hemisphere (Region)         Austria          42.7
## 3 Micronesia, Fed. States of          United States of A~ 37.9
## 4 Other advanced economies            Chad            37.5
## 5 Emerging and Developing Europe       Georgia          37.3
## 6 Advanced economies                  France          37.0
## 7 Emerging market and developing economies Saint Vincent and ~ 36.8
## 8 Türkiye, Republic of                Dominican Republic 36.5
## 9 Africa (Region)                     Sierra Leone     36.4
## 10 Emerging and Developing Asia        Bosnia and Herzego~ 35.9
## # i 181 more rows
```

Elimino las filas con un porcentaje superior a 0.

Sustituyo los nombres por su equivalente y me quedo con las columnas de interés.

Unir los Dataframe finales del CPI y FMI

Elimino las filas que no tengan al menos 2 variables sin nulos, no se puede realizar una correlación con 1 sola variable.

Elimino filas cuyo ingreso fiscal sea mayor al 100% del PIB.

Elimino filas con valores muy extremos en la inflación.

Muestro su resumen y los primeros registros.

```
##   pais      region      año      cpi
## Length:2898  AME :691  Min.   :1995  Min.   : 4.00
## Class :character  AP  :444  1st Qu.:2001  1st Qu.: 30.52
## Mode  :character  ECA : 0  Median :2008  Median : 43.00
##          MENA :308  Mean  :2008  Mean   : 49.13
##          SSA  :704  3rd Qu.:2015  3rd Qu.: 68.88
##          WE/EU:615  Max.   :2022  Max.   :100.00
##          NA's :136          NA's   :648
##
##   pib      ingreso_fiscal  pib_per_capita  inflacion
## Min.   : 0.065  Min.   : 2.764  Min.   : 108.1  Min.   : -8.400
## 1st Qu.: 6.873  1st Qu.:17.945  1st Qu.: 1631.0  1st Qu.: 1.500
## Median : 36.211  Median :24.973  Median : 5629.7  Median : 3.300
## Mean   : 449.230  Mean   :27.876  Mean   :15551.0  Mean   : 5.393
## 3rd Qu.: 250.352  3rd Qu.:36.586  3rd Qu.:23994.8  3rd Qu.: 6.300
## Max.   :26006.900  Max.   :98.098  Max.   :134925.0  Max.   :163.300
## NA's   :27          NA's   :138
##
##   deuda
## Min.   : 3.674
## 1st Qu.: 28.071
## Median : 44.263
## Mean   : 54.712
```

```
## 3rd Qu.: 73.351
## Max.    :226.649
## NA's    :2338

## # A tibble: 6 x 9
##   pais      region  año    cpi    pib ingreso_fiscal pib_per_capita inflacion deuda
##   <chr>    <fct> <dbl> <dbl> <dbl>          <dbl>          <dbl>    <dbl> <dbl>
## 1 Algeria MENA    1995    NA  45.7          30.0          1627.    29.8    NA
## 2 Algeria MENA    1996    NA  50.9          32.1          1783.    18.7    NA
## 3 Algeria MENA    1997    NA  52.3          33.3          1800.     5.7    NA
## 4 Algeria MENA    1998    NA  52.3          27.4          1772.     5      NA
## 5 Algeria MENA    1999    NA  53.0          29.9          1769.     2.6    NA
## 6 Algeria MENA    2000    NA  59.4          38.3          1948.     0.3    NA
```

## Descripción de los datos del DataFrame Final

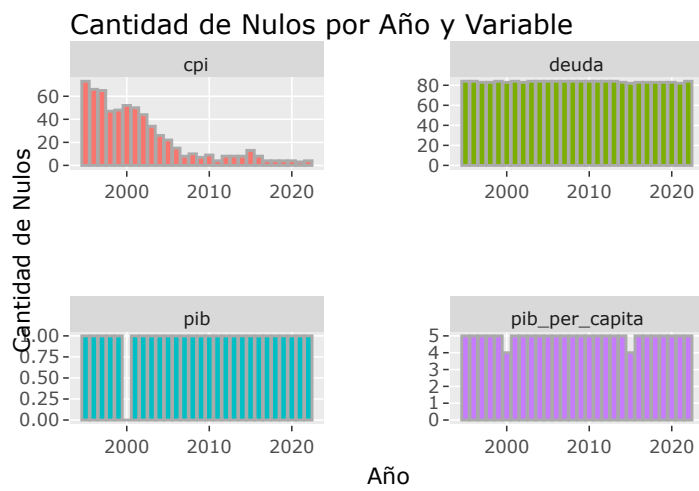
1. **País:**
  - Tipo de dato: Carácter.
  - Descripción: Nombre del país.
2. **Año:**
  - Tipo de dato: Numérico.
  - Descripción: Año al que pertenecen los datos.
3. **Región:**
  - Tipo de dato: Carácter
  - Descripción: Área de tamaño continental donde se encuentra el país.
4. **Puntuación de Corrupción (CPI):**
  - Tipo de dato: Numérico.
  - Descripción: Representa la percepción de corrupción en el sector público de un país en una escala de 0 a 100, donde 0 indica una alta percepción de corrupción y 100 indica una baja percepción de corrupción.
5. **Inflación:**
  - Tipo de dato: Numérico.
  - Descripción: Representa la perdida de poder adquisitivo de los ciudadanos.
6. **PIB:**
  - Tipo de dato: Numérico.
  - Descripción: Representa el valor total de todos los bienes y servicios producidos en un país en un año determinado.
7. **PIB per Capita:**
  - Tipo de dato: Numérico.
  - Descripción: Representa el valor total de todos los bienes y servicios producidos en un país en un año determinado dividido por la población total del país.
8. **Ingresos\_fiscales:**
  - Tipo de dato: Numérico.
  - Descripción: Representa la cantidad total de ingresos recaudados por el estado a través de impuestos, expresado en % del PIB. No tiene en cuenta el endeudamiento.
9. **Deuda:**
  - Tipo de dato: Numérico.
  - Descripción: Representa la cantidad total de deuda de un país expresada en % del PIB.

## Análisis Exploratorio de Datos

### Número de países por año

Agrego los datos por año y creo el gráfico de barras.





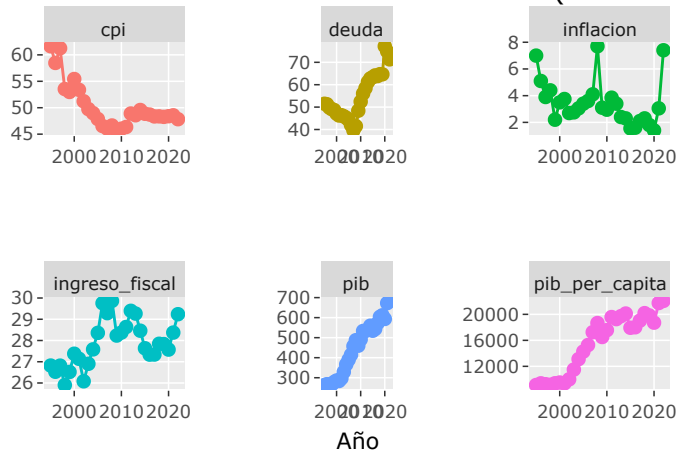
## Visualización de los Datos en el tiempo

Se agrupan los datos por año y se calcula la media de todas las variables, mediana para el caso de la inflación debido a valores extremos.

Se transforman los datos a formato largo para poder visualizarlos en un gráfico. Se quita la columna año y el nombre de las variables pasa a ser la columna “variable” y su contenido en “valor”.

Crea varios lineplots interactivos, uno para cada variable, representando cómo cambian a lo largo del tiempo. Cada línea tiene puntos conectados para mostrar los valores individuales. El gráfico se divide en paneles para comparar las tendencias entre diferentes variables, se aumenta el margen entre los gráficos para impedir que se solapen.

## Evolución de las Variables Numéricas (1995-2020)

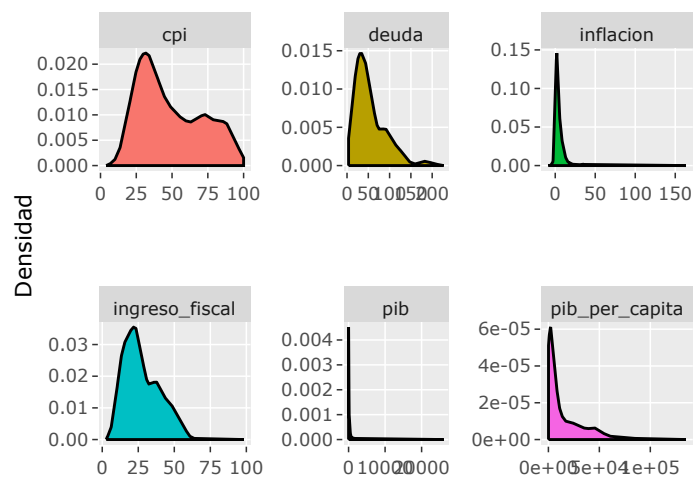


## Visualización de las distribuciones

Algunas variables tienen un pico muy acusado como distribución y las colas casi inexistentes, por lo que se transforman a logaritmo base 2 para poder apreciar mejor la distribución, concretamente la inflación, PIB, PIB per capita e ingreso fiscal.

Se transforman los datos a formato largo. En este caso no necesito ninguna columna adicional, por lo que utilizo la función `gather` que es más sencilla.

Mismo sistema que en el gráfico anterior, se crea un gráfico pero de densidad para cada variable.

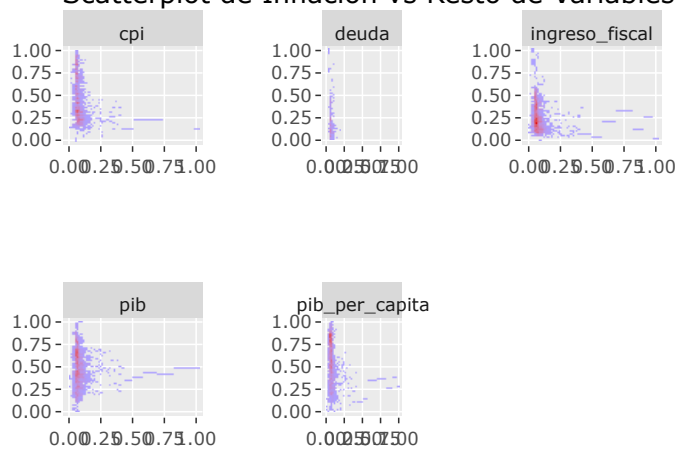


### **Visualización de la inflación vs el resto de variables**

Algunas variables tienen un pico muy acusado como distribución y las colas casi inexistentes, por lo que se transforman a logaritmo base 2 para poder apreciar mejor la distribución, concretamente la inflación, PIB, PIB per capita e ingreso fiscal.

Mismo sistema que en el gráfico anterior, se crea un gráfico pero de densidad para cada variable.

### Scatterplot de Inflación vs Resto de Variables



## **Análisis de Correlación**

### **Calculo de la matriz de correlación**

Quito las columnas de país y año para calcular la matriz de correlación.

Meto el número de columnas en una variable para crear matrices vacías

Array con los dos posibles métodos de correlación.

Creo dos matrices vacías, una para los p-valores y otra para los coeficientes de correlación.

Comparo en cada par que método tiene el p-valor más bajo para seleccionarlo y calcular el coeficiente de correlación.

#### **Pasos:**

1. Creo dos bucles que recorren las variables formando los pares de variables.
2. Asignar los nombres de las variables correspondientes a través de su posición en el array con los nombres de las variables.
3. Calcula los p-valores para la prueba de correlación entre las dos variables utilizando tanto el método de Pearson como el de Spearman. El resultado es un array con 2 p-valores.
4. Selecciona el método con el p-valor más bajo.
5. Almacena ese p-valor.
6. Calcula la correlación con el método elegido.
7. Almacena los resultados en 2 matrices cuyos índices son el nombre de las variables:
  1. En la primera matriz almacena en la primera mitad elegido en el par y en la segunda mitad el p-valor redondeado conservando la notación científica.
  2. En la segunda se almacenan en las dos mitades lo mismo, los coeficientes de correlación.

### **Visualización de la matriz de p-valores y métodos**

Almaceno el nombre de las variables en 2 columnas y en otra tercera su valor (método o p-valor)

El gráfico es una matriz de colores donde cada celda representa el p-valor correspondiente al test de correlación entre 2 variables y el método utilizado.

Al introducir los métodos la escala de colores es discreta, lo que implica que tendría que asignarle un color a cada p-valor, dado todos los p-valores están muy por debajo de 0.05 asigno como color por defecto el verde claro.

Las celdas intermedias no aportan información, he introducido como valor un espacio para poder pintarlas de un color que llame menos la atención que los de su alrededor, en este caso gris.

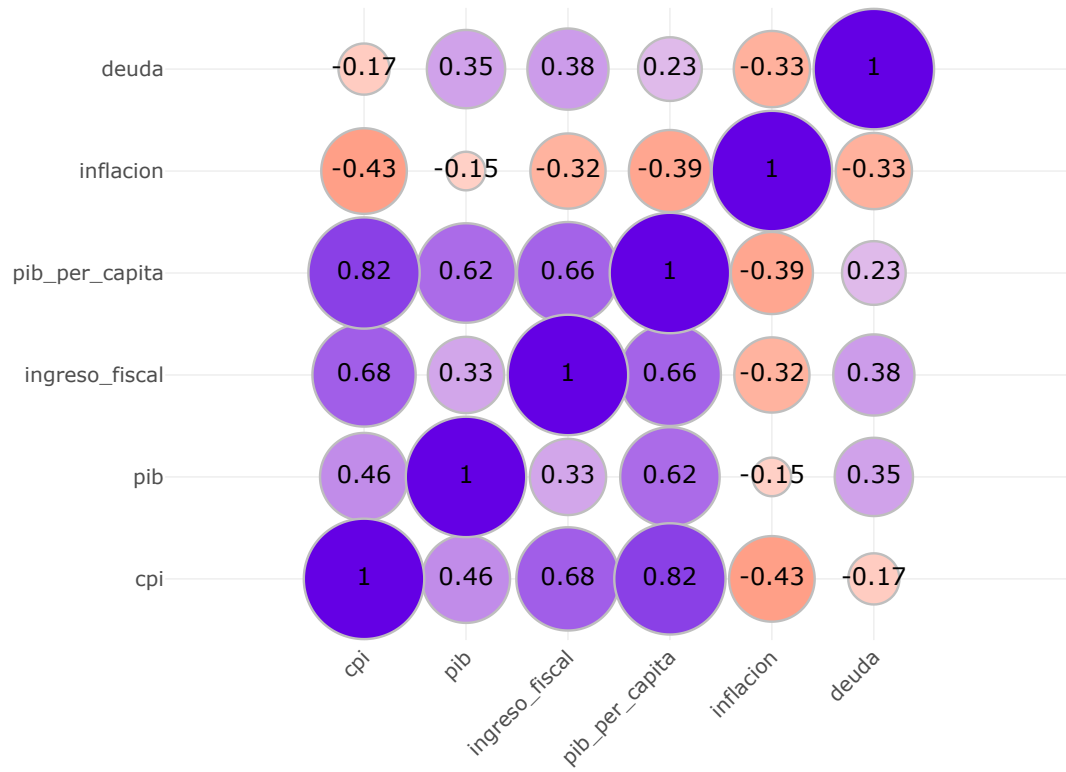


## Métodos de Correlación Utilizados y sus

deuda-	pearsos	pearmas	pearmas	pearmas	pearman	
inflacion-	pearmas	pearmas	pearmas	pearman		4.4e-16
pi_b_per_capita-	pearmas	pearmas	pearman		3.5e-99	2.1e-08
ingreso_fiscal-	pearmas	pearman		0e+00	2.8e-68	1.9e-20
pi_b-	pearman		6.1e-74	4.3e-29	2.8e-16	1.9e-17
cpi-		6.5e-11	5e-30	0e+00	5.6e-10	7.9e-05
	cpi	pi_b	ingreso_fiscal	pi_b_per_capita	inflacion	deuda

## Visualización de la matriz de correlación

Creo un corrrplot con la matriz de correlaciones generada en el bucle.



## Random Forest

### Preparación de los Datos

**Imputación de Valores Faltantes** Como se pudo observar previamente las variables de deuda y cpi contenían una cantidad significativa de nulos.

El objetivo es rellenarlos, para valorar que tan bien se han rellenado compararé la correlación entre las variables y la variable a proyectar, en este caso la inflación.

Para ello el método que me ha dado mejor resultado ha sido el algoritmo K-Nearest Neighbors (KNN).

**K-Nearest Neighbors (KNN)** Rellena los valores faltantes de la variable identificando los k vecinos con características más similares.

De esos vecinos cogería su valor medio para rellenar el nulo.

```
## p-valor: 1.279427e-106
## Correlación: -0.3912312

## p-valor: 2.674352e-60
## Correlación: -0.2974809

## Mejor seed: 186

## Mejor métrica: 0.9552863

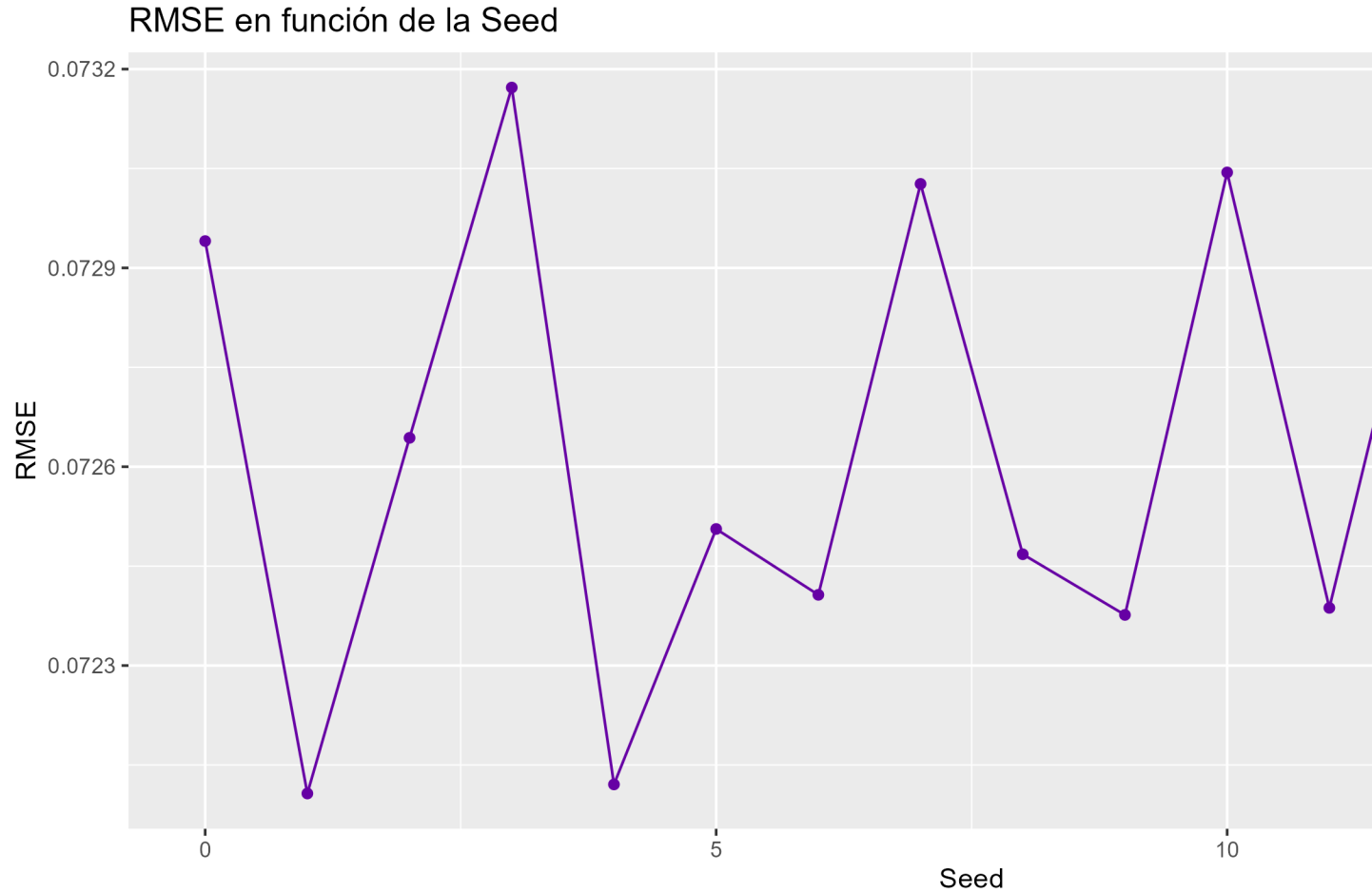
## Número de observaciones en el conjunto de entrenamiento: 1968
## Número de observaciones en el conjunto de prueba: 656

##      pais      region      cpi      pib
## Length:1968    AME :445    Min. :0.0000    Min. :0.0000000
## Class :character AP :308    1st Qu.:0.2708    1st Qu.:0.0003752
## Mode :character ECA : 0    Median :0.3854    Median :0.0020095
##      MENA :237    Mean :0.4531    Mean :0.0148761
##      SSA :511    3rd Qu.:0.6354    3rd Qu.:0.0102672
##      WE/EU:467    Max. :1.0000    Max. :0.5998292
## ingreso_fiscal  pib_per_capita  inflacion  deuda
## Min. :0.02147    Min. :0.00000    Min. :0.00000    Min. :0.0000
## 1st Qu.:0.15657    1st Qu.:0.01033    1st Qu.:0.05766    1st Qu.:0.1227
## Median :0.23574    Median :0.04175    Median :0.06756    Median :0.1349
## Mean :0.26674    Mean :0.11667    Mean :0.08014    Mean :0.1749
## 3rd Qu.:0.36954    3rd Qu.:0.17783    3rd Qu.:0.08445    3rd Qu.:0.2134
## Max. :0.94843    Max. :1.00000    Max. :1.00000    Max. :1.0000

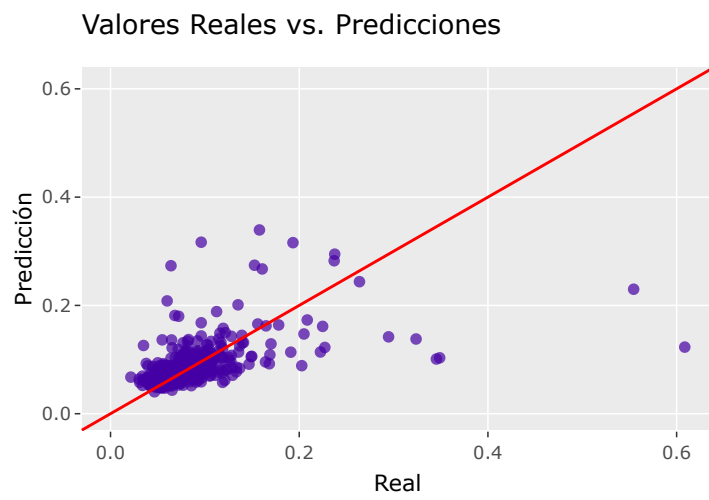
##      pais      region      cpi      pib
## Length:656    AME :163    Min. :0.07292    Min. :0.0000006
## Class :character AP :109    1st Qu.:0.27083    1st Qu.:0.0003365
## Mode :character ECA : 0    Median :0.38542    Median :0.0016355
##      MENA :71    Mean :0.45856    Mean :0.0168985
##      SSA :165    3rd Qu.:0.63802    3rd Qu.:0.0104278
##      WE/EU:148    Max. :0.99375    Max. :0.5565531
## ingreso_fiscal  pib_per_capita  inflacion  deuda
## Min. :0.0000    Min. :0.0004192    Min. :0.02155    Min. :0.004341
## 1st Qu.:0.1683    1st Qu.:0.0116853    1st Qu.:0.05766    1st Qu.:0.122770
## Median :0.2420    Median :0.0444218    Median :0.06610    Median :0.134901
## Mean :0.2706    Mean :0.1141861    Mean :0.07815    Mean :0.173819
## 3rd Qu.:0.3668    3rd Qu.:0.1883092    3rd Qu.:0.08358    3rd Qu.:0.205909
## Max. :0.8143    Max. :0.9382345    Max. :0.60862    Max. :0.800626
```

### Resultados:

- Mejor semilla: 4
- Número óptimo de árboles: 16
- Rooted Mean Squared Error más bajo: 0.03757958



```
##  
## Call:  
## randomForest(formula = inflacion ~ pais + region + ingreso_fiscal +      pib + pib_per_capita + cpi  
##               Type of random forest: regression  
##               Number of trees: 16  
## No. of variables tried at each split: 3  
##  
##               Mean of squared residuals: 0.002172913  
##               % Var explained: 31.01  
## RMSE del modelo optimizado: 0.0394423
```



## Rango intercuartílico: 26.58607

## Límite superior: 46.98999

## Límite inferior: -59.3543

Histograma y Boxplot del Error Porcentual

