

# Módulo 2: Datos de volcanes, mapas y modelos estadísticos

David Caro, GIPHIN

2025-06-14

## Table of contents

<b>Conjunto de datos: Erupciones volcánicas en el Holoceno</b>	<b>1</b>
Exploración inicial de los datos . . . . .	2
<b>Visualización de los datos</b>	<b>4</b>
Manipulación y limpieza de los datos . . . . .	6
Creación de mapas . . . . .	11
<b>Modelos estadísticos y aprendizaje estadístico</b>	<b>14</b>
Introducción a los Modelos Estadísticos y el Aprendizaje Estadístico . . . . .	14
Métodos del Aprendizaje Estadístico: Un Espectro de Flexibilidad . . . . .	15
Flexibilidad vs Interpretabilidad . . . . .	16
Modelo Lineal (LM): Comprendiendo Relaciones . . . . .	17
¿Qué es un Modelo Lineal? . . . . .	17
¿Cómo se leen los resultados de un Modelo Lineal? . . . . .	18

## Conjunto de datos: Erupciones volcánicas en el Holoceno

```
# Vamos a cargar algunos de los paquetes a usar
library(tidyverse)
library(ggplot2)
library(psych)
#install.packages(c("maps", "mapview", "sf"))
library(maps)
```

```
library(mapview)
library(sf)
```

## Exploración inicial de los datos

```
# Cargar el archivo CSV que contiene los datos de volcanes y convertir columnas de caracteres
volcanes <- read.csv("datos/volcanes.csv") %>%
  # La función mutate cambia, añade o quita columnas y sus valores
  mutate(across(where(is.character), as.factor))

# Mostrar las primeras 6 filas del data frame para tener una vista preliminar
head(volcanes)
```

Number	Name	Country	Region
1 210010	West Eifel Volcanic Field	Germany	Mediterranean and Western Asia
2 210020	Chaine des Puys	France	Mediterranean and Western Asia
3 210030	Olot Volcanic Field	Spain	Mediterranean and Western Asia
4 210040	Calatrava Volcanic Field	Spain	Mediterranean and Western Asia
5 211001	Larderello	Italy	Mediterranean and Western Asia
6 211003	Vulsini	Italy	Mediterranean and Western Asia

	Type	Activity.Evidence	Last.Known.Eruption	Latitude	Longitude
1	Maar(s)	Eruption Dated	8300 BCE	50.170	6.85
2	Lava dome(s)	Eruption Dated	4040 BCE	45.775	2.97
3	Pyroclastic cone(s)	Evidence Credible	Unknown	42.170	2.53
4	Pyroclastic cone(s)	Eruption Dated	3600 BCE	38.870	-4.02
5	Explosion crater(s)	Eruption Observed	1282 CE	43.250	10.87
6	Caldera	Eruption Observed	104 BCE	42.600	11.93

	Elevation..Meters.	Dominant.Rock.Type
1	600	Foidite
2	1464	Basalt / Picro-Basalt
3	893	Trachybasalt / Tephrite Basanite
4	1117	Basalt / Picro-Basalt
5	500	No Data
6	800	Trachyte / Trachydacite

	Tectonic.Setting
1	Rift Zone / Continental Crust (>25 km)
2	Rift Zone / Continental Crust (>25 km)
3	Intraplate / Continental Crust (>25 km)
4	Intraplate / Continental Crust (>25 km)
5	Subduction Zone / Continental Crust (>25 km)

## 6 Subduction Zone / Continental Crust (>25 km)

```
#glimpse(volcanes)
# Mostrar la estructura del data frame: tipos de columnas, clases de datos y ejemplos de valores
str(volcanes)
```

```
'data.frame':  1508 obs. of  12 variables:
 $ Number      : int  210010 210020 210030 210040 211001 211003 211004 211010 211020 211030 211040 211050
 $ Name        : Factor w/ 1478 levels "Abu","Acamarachi",...: 1429 236 949 209 711 1429 236 949 209 711 1429 236
 $ Country     : Factor w/ 100 levels "Algeria","Algeria-Niger",...: 43 41 85 85 53 53 43 41 85 85 53 53
 $ Region     : Factor w/ 19 levels "Africa and Red Sea",...: 12 12 12 12 12 12 12 12 12 12 12 12
 $ Type       : Factor w/ 33 levels "Caldera","Caldera(s)",...: 16 14 18 18 8 1 1 1 2 2 2 2
 $ Activity.Evidence : Factor w/ 7 levels "", "Eruption Dated",...: 2 2 4 2 3 3 5 3 3 3 3 3
 $ Last.Known.Eruption: Factor w/ 399 levels "0 CE","1000 CE",...: 378 312 399 303 34 4 399 500 500 500 500 500
 $ Latitude    : num  50.2 45.8 42.2 38.9 43.2 ...
 $ Longitude   : num  6.85 2.97 2.53 -4.02 10.87 ...
 $ Elevation..Meters. : int  600 1464 893 1117 500 800 949 458 1281 789 ...
 $ Dominant.Rock.Type : Factor w/ 12 levels "", "Andesite / Basaltic Andesite",...: 5 3 11 3 6 6 5 3 11 3 6 6
 $ Tectonic.Setting  : Factor w/ 12 levels "", "Intraplate / Continental Crust (>25 km)",...: 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1
```

```
# Resumen estadístico (mínimo, máximo, media, etc.) de la columna de elevación
summary(volcanes$Elevation..Meters.)
```

```
   Min. 1st Qu.  Median    Mean 3rd Qu.    Max.
-4200.0   687.2  1464.0  1683.4  2352.2  6879.0
```

```
# Contar la cantidad de volcanes por tipo (columna 'Type'), ordenando de mayor a menor frecuencia
volcanes %>%
  count(Type, sort = TRUE)
```

```
      Type    n
1  Stratovolcano 597
2      Shield  129
3 Stratovolcano(es) 121
4      Submarine 116
5 Pyroclastic cone(s) 99
6   Volcanic field  88
7        Caldera  86
8        Complex  54
9   Lava dome(s)  38
```

10	Shield(s)	35
11	Pyroclastic cone	18
12	Fissure vent(s)	16
13	Compound	14
14	Maar(s)	13
15	Lava dome	12
16	Caldera(s)	11
17	Tuff cone(s)	9
18	Maar	8
19	Pyroclastic shield	8
20	Crater rows	6
21	Subglacial	6
22	Stratovolcano?	4
23	Lava cone	3
24	Tuff cone	3
25	Unknown	3
26	Explosion crater(s)	2
27	Fissure vent	2
28	Submarine(es)	2
29	Complex(es)	1
30	Cone(s)	1
31	Lava cone(s)	1
32	Tuff ring(s)	1
33	Volcanic field(s)	1

## Visualización de los datos

Vamos a visualizar algunos de los datos para entender su comportamiento, primero analicemos la elevación y veamos como se distribuyen por región.

```
# Histograma de elevación de volcanes
ggplot(volcanes, aes(x = Elevation..Meters.)) +
  geom_histogram(bins = 30, fill = "darkred", color = "white") +
  geom_density()+
  labs(title = "Elevación de volcanes del Holoceno", x = "Elevación (m)", y = "Frecuencia") +
  theme(plot.title = element_text(vjust = 0, hjust = 0.5))
```

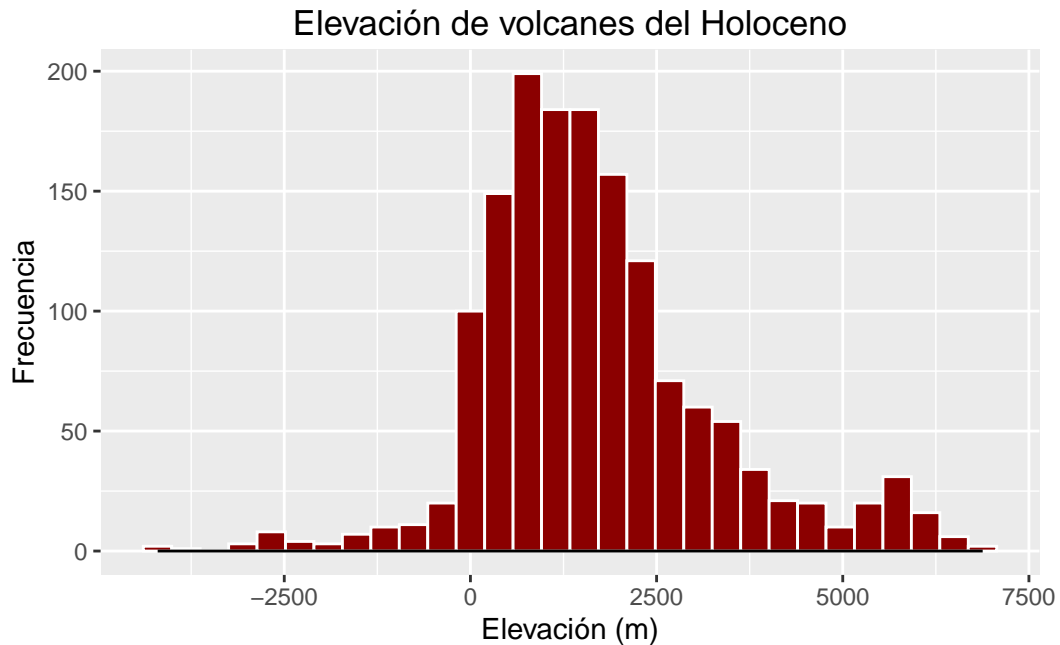


Figure 1: Histograma de la elevación de los volcanes

```
# Analicemos el comportamiento de la elevación
describe(volcanes$Elevation..Meters.)
```

```
vars      n    mean      sd median trimmed   mad  min  max range skew
X1       1 1508 1683.36 1571.1   1464 1553.34 1220.92 -4200 6879 11079 0.64
 kurtosis    se
X1         1.36 40.46
```

Veamos la altura de los volcanes por región.

```
# Crear un histograma de elevaciones, coloreando las barras por región
ggplot(volcanes, aes(x = Elevation..Meters., fill = Region)) +
  geom_histogram(bins = 30, color = "white") + # Barras con borde blanco
  labs(
    title = "Elevación de volcanes del Holoceno",
    x = "Elevación (m)",
    y = "Frecuencia",
    fill = "Región"
  ) +
  theme_minimal() +
```

```
theme(
  plot.title = element_text(hjust = 0.5), # Centrar el título
  legend.position = "right"               # Ubicar la leyenda a la derecha
)
```

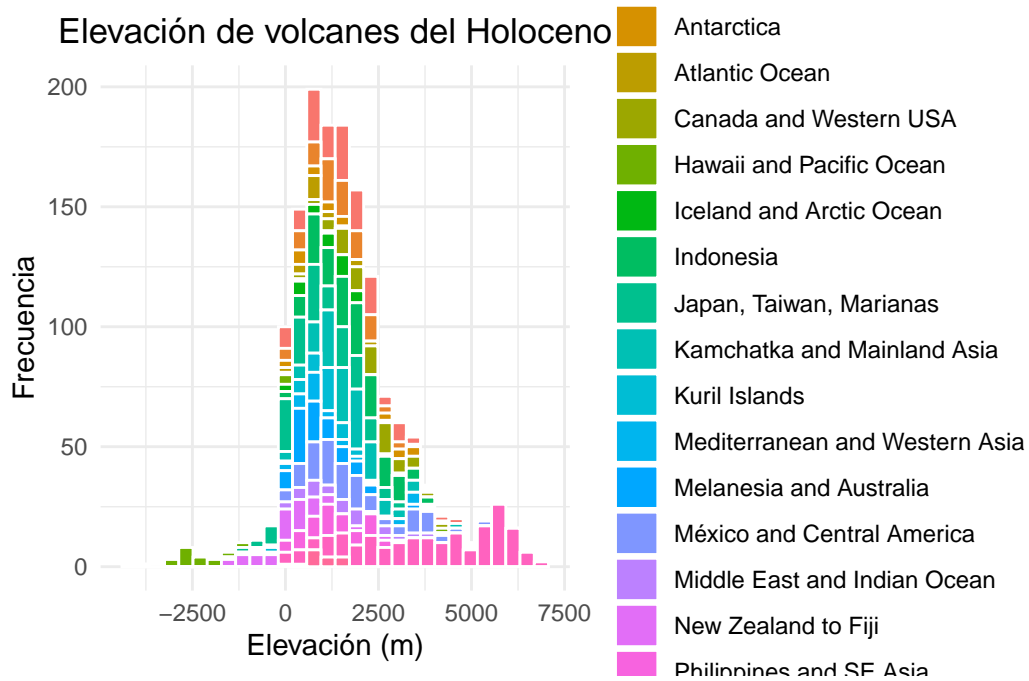


Figure 2: Histograma de la elevación de los volcanes por región

```
# Describir los datos por región imprime un resultado demasiado largo y no
# explica mucho viendolo así

#describeBy(x=volcanes$Elevation..Meters. , group = volcanes$Region)
```

## Manipulación y limpieza de los datos

### ! Ejercicio

- Haz una gráfica de barras de la cantidad de volcanes por región usando `geom_col()`.
- Encuentra cuáles son los volcanes con la mayor y menor elevación de todos.
- Calcula el promedio de elevación por región y crea una gráfica de barras con ese dato.

```
# 1. Gráfico de barras: cantidad de volcanes por región
#Esto se puede hacer de dos formas, usando pipes y creando el
#gráfico directamente o haciendo un dataframe con los valores filtrados

# Creando la variable conteo
conteo <- volcanes %>%
  count(Region, sort = TRUE)
#conteo

# Usando pipes y graficando directamente
volcanes %>%
  # Contamos por región
  count(Region, sort = TRUE) %>% # Contar volcanes por región
  # Creamos el diagrama de barras
  ggplot(aes(x = fct_reorder(Region, n), y = n)) +

  geom_col(fill = "cyan2", color= "white") +
  coord_flip() + # Poner regiones en el eje Y para mejor lectura
  labs(
    title = "Número de volcanes por región",
    x = "Región",
    y = "Cantidad de volcanes"
  ) +
  theme_minimal()
```

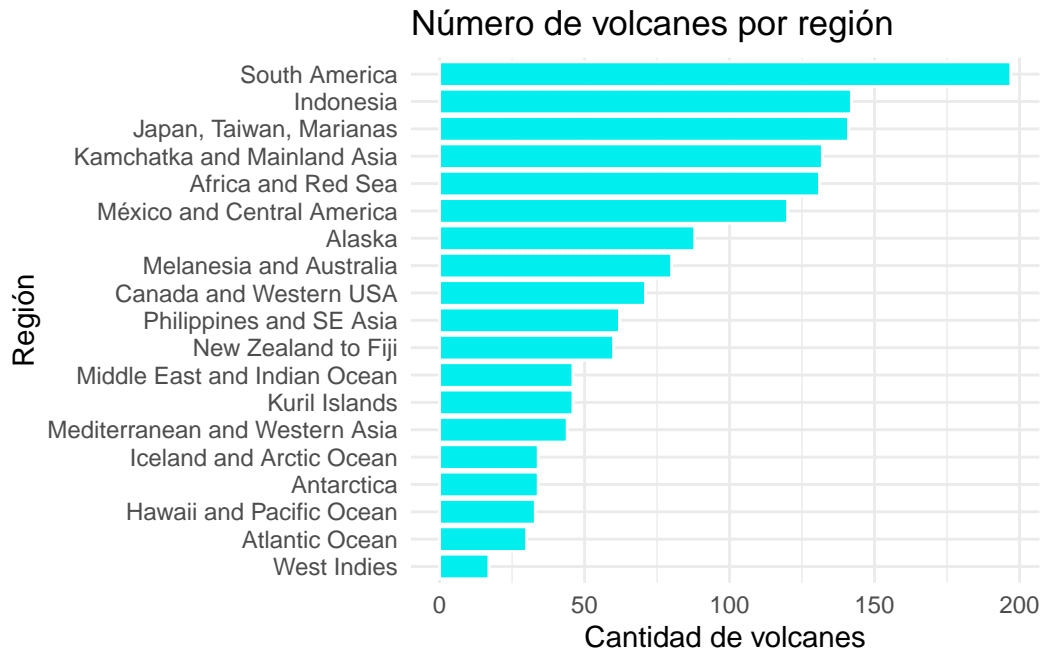


Figure 3: Gráfica de barras de la cantidad de volcanes por región

```
# 2. Encontrar los volcanes con mayor y menor elevación

# Usando el operador pipe es mucho más facil hacer este tipo de busquedas
volcan_mas_alto <- volcanes %>%
  filter(Elevation..Meters. == max(Elevation..Meters., na.rm = TRUE))

volcan_mas_bajo <- volcanes %>%
  filter(Elevation..Meters. == min(Elevation..Meters., na.rm = TRUE))

# Mostrar resultados
volcan_mas_alto
```

Number	Name	Country	Region	Type
1	355130 Ojos del Salado, Nevados	Chile-Argentina	South America	Stratovolcano
	Activity.Evidence Last.Known.Eruption	Latitude	Longitude	Elevation..Meters.
1	Eruption Dated	750 CE	-27.109	-68.541
	Dominant.Rock.Type	Tectonic.Setting		
1	Dacite Subduction Zone / Continental Crust (>25 km)			



```
volcan_mas_bajo
```

Number	Name	Country	Region	Type
1 381040	Pico Fracture Zone Undersea Features	Atlantic Ocean	Submarine	
	Activity.Evidence Last.Known.Eruption	Latitude	Longitude	Elevation..Meters.
1	Eruption Observed	1865 CE	38.75 -38.08	-4200
	Dominant.Rock.Type		Tectonic.Setting	
1	No Data Intraplate / Oceanic Crust (< 15 km)			

```
# 3. Promedio de elevación por región + gráfico de barras
```

```
#igualmente tenemos las mismas dos opciones para esto
```

```
elev_promedio <- volcanes %>%  
  group_by(Region) %>%  
  summarise(promedio_elev = mean(Elevation..Meters., na.rm = TRUE))  
elev_promedio
```

```
# A tibble: 19 x 2
```

Region	promedio_elev
<fct>	<dbl>
1 Africa and Red Sea	1621
2 Alaska	1491.
3 Antarctica	1583.
4 Atlantic Ocean	851.
5 Canada and Western USA	2229.
6 Hawaii and Pacific Ocean	-1062.
7 Iceland and Arctic Ocean	934.
8 Indonesia	1759.
9 Japan, Taiwan, Marianas	894.
10 Kamchatka and Mainland Asia	1704.
11 Kuril Islands	1035.
12 Mediterranean and Western Asia	1714
13 Melanesia and Australia	875.
14 México and Central America	1933.
15 Middle East and Indian Ocean	1664.
16 New Zealand to Fiji	152.
17 Philippines and SE Asia	1304.
18 South America	3816.
19 West Indies	960.

```
volcanes %>%
  group_by(Region) %>%
  summarise(promedio_elev = mean(Elevation..Meters., na.rm = TRUE)) %>%
  ggplot(aes(x = fct_reorder(Region, promedio_elev), y = promedio_elev)) +
  geom_col(fill = "darkred", color = "white") +
  coord_flip() +
  labs(
    title = "Elevación promedio de volcanes por región",
    x = "Región",
    y = "Elevación promedio (m)"
  ) +
  theme_minimal()
```

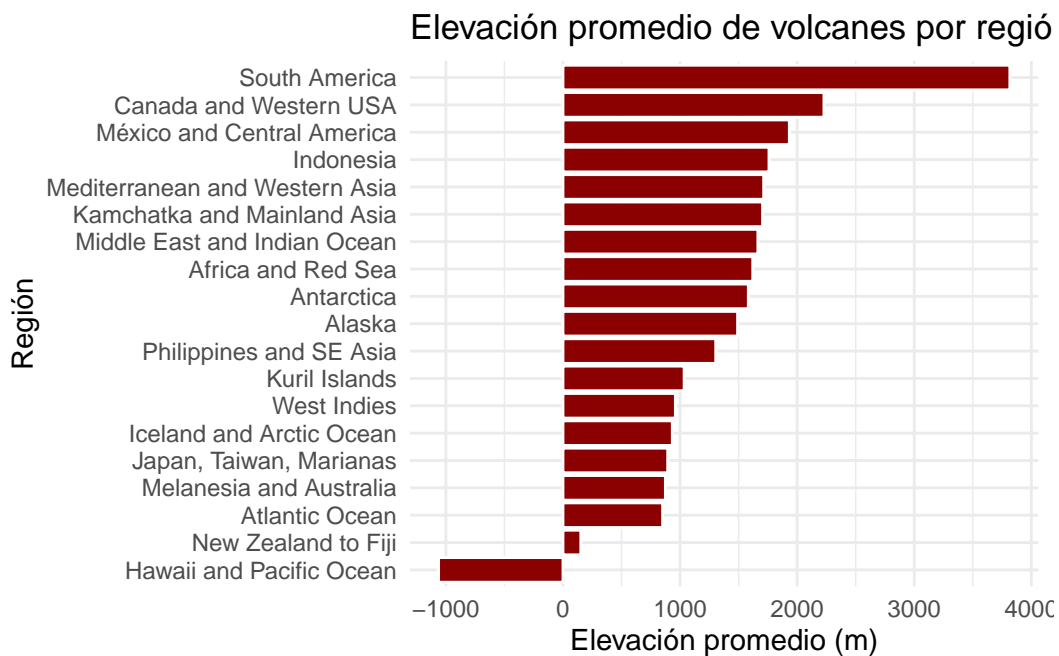


Figure 4: Gráfica de barras de la elevación promedio por región

Manipulemos los datos de edad para pasar de factores a valores numéricos, así poder usarlos como datos “continuos” y calcular sus características.

```
# Crear una nueva columna numérica para la última erupción
volcanes <- volcanes %>%
  mutate(
    # Reemplazar "BCE" por valores negativos y "CE" por positivos
```

```

Eruption_Year = case_when(
  # str_detect es como select pero para texto
  str_detect(Last.Known.Eruption, "BCE") ~
    as.integer(str_remove(Last.Known.Eruption, " BCE")),
  str_detect(Last.Known.Eruption, "CE") ~
    as.integer(str_remove(Last.Known.Eruption, " CE")),
  Last.Known.Eruption == "Unknown" ~ NA_integer_,
  TRUE ~ NA_integer_
)
)

```

Warning: There were 2 warnings in `mutate()`.

The first warning was:

i In argument: `Eruption\_Year = case\_when(...)`.

Caused by warning:

! NAs introducidos por coerción

i Run `dplyr::last\_dplyr\_warnings()` to see the 1 remaining warning.

```

# Verificar resultados
#volcanes %>%
# select(Last.Known.Eruption, Eruption_Year) %>%
# distinct()

```

## Creación de mapas

Ahora podemos graficar los datos en un mapa, en R hay muchas formas y paquetes que permiten hacer mapas, nosotros usaremos el paquete **maps**.

```

# Obtener coordenadas del mapa mundial
world_map <- map_data("world")

# Crear el mapa con ggplot
ggplot() +
  # Dibujar el mapa base del mundo
  geom_map(
    data = world_map, map = world_map,
    aes(long, lat, map_id = region),
    color = "white", fill = "gray50", size = 0.05, alpha = 0.2
  ) +

  # Agregar los volcanes como puntos (solo los que tienen año conocido)

```

```
geom_point(
  data = volcanes %>% filter(!is.na(Eruption_Year)), # Eliminar filas con NA
  aes(x = Longitude, y = Latitude, color = Eruption_Year),
  alpha = 0.8, linewidth = 2
) +
# Escala de colores perceptualmente uniforme
scale_color_viridis_c(option = "plasma") +
# Etiquetas y título
labs(
  title = "Distribución global de volcanes activos en el Holoceno",
  x = "Longitud",
  y = "Latitud",
  color = "Última erupción (año)"
) +
theme_minimal()+
theme(
  plot.title = element_text(hjust = 0.5), # Centrar el título
  plot.subtitle = element_text(hjust = 0.5)
)
```

### Distribución global de volcanes activos en el Holoceno

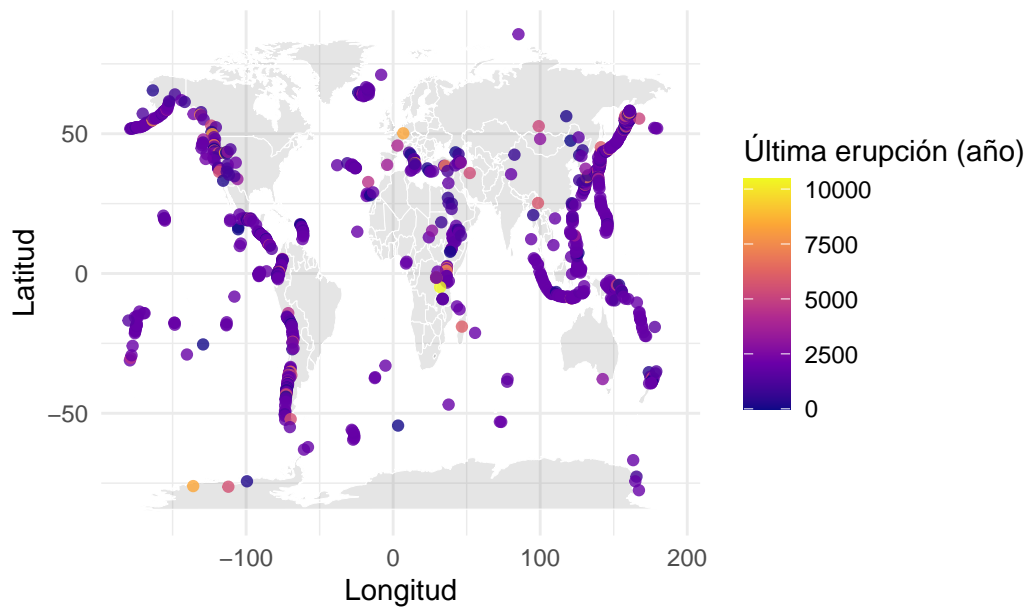


Figure 5: Mapa del mundo de volcanes

### ! Ejercicio

Crea un mapa en donde solo se vea Sudamérica (longitud: -90, -30; latitud:-60, 15) y guardalo como pdf o svg.

Puedes hacerlo solo limitando la vista del mapa o también filtrando los valores

```
# Filtrar volcanes en Sudamérica (rango aproximado)
volcanes_sud <- volcanes %>%
  filter(Latitude >= -60, Latitude <= 15,
         Longitude >= -90, Longitude <= -30,
         !is.na(Eruption_Year))

# Mapa centrado en Sudamérica con solo volcanes de la región
mapa_volcanes_sud<- ggplot() +
  geom_polygon(
    data = world_map,
    aes(x = long, y = lat, group = group),
    fill = "gray95", color = "white"
  ) +
  geom_point(
    data = volcanes_sud,
    aes(x = Longitude, y = Latitude, color = Eruption_Year),
    size = 2, alpha = 0.8
  ) +
  scale_color_viridis_c(option = "plasma") +
  # Solo con añadir este comando al mapa anterior sería suficiente
  # pero filtrar los datos hace que sea mucho más eficiente
  coord_quickmap(xlim = c(-90, -30), ylim = c(-60, 15)) +
  labs(
    title = "Volcanes en Sudamérica",
    x = "Longitud", y = "Latitud",
    color = "Última erupción (año)"
  ) +
  theme_minimal()

mapa_volcanes_sud
```

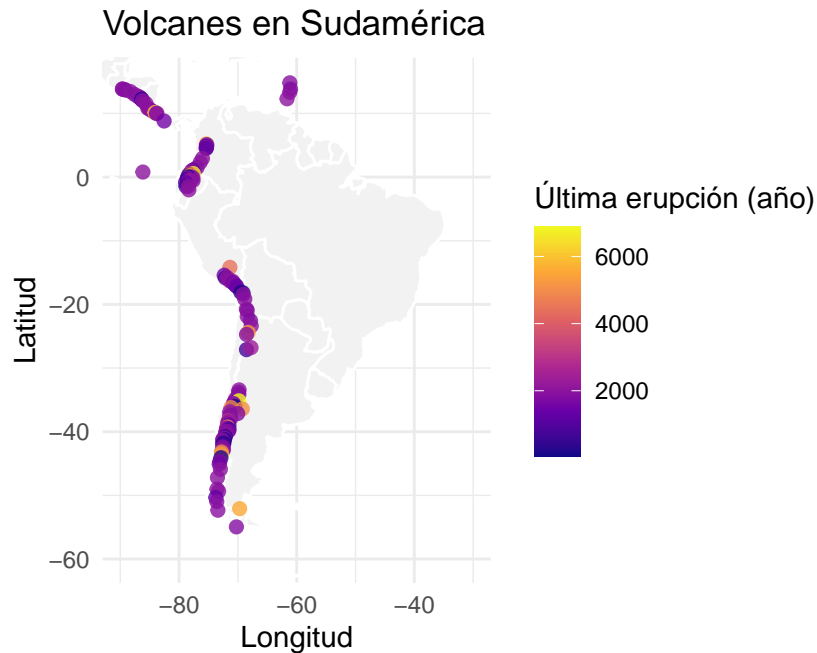


Figure 6: Mapa volcanes en Sudamérica

```
#ggsave("mapa_volcanes_Sudamerica.pdf", mapa_volcanes_sud)
```

Ahora hagamos un mapa interactivo usando las librerías `sf` y `mapview`

## Modelos estadísticos y aprendizaje estadístico

### Introducción a los Modelos Estadísticos y el Aprendizaje Estadístico

Antes de sumergirnos en modelos específicos como el lineal, es crucial entender el marco general de los **modelos estadísticos** y el **aprendizaje estadístico**. En esencia, ambos buscan lo mismo: comprender y predecir patrones en los datos.

Un **modelo estadístico** es una representación matemática simplificada de la realidad. Nos ayuda a entender cómo una o más **variables predictoras** (también llamadas independientes) influyen en una **variable de respuesta** (o dependiente). Estos modelos se basan en supuestos sobre la distribución de los datos y las relaciones entre las variables, permitiéndonos inferir propiedades de una población a partir de una muestra. Por ejemplo, podríamos querer modelar cómo la temperatura global influye en el tamaño corporal promedio de una especie fósil a lo largo del tiempo geológico.

El **aprendizaje estadístico** es un campo más amplio que utiliza una variedad de técnicas, algunas de las cuales son modelos estadísticos, para “aprender” de los datos. Su objetivo principal es hacer predicciones precisas o descubrir patrones ocultos. En paleontología, esto podría implicar entrenar un algoritmo para clasificar automáticamente fósiles según su morfología o para predecir la edad de una muestra o estrato basándose en la composición de su microfauna.

#### 💡 Recursos para profundizar

Para aprender en profundidad sobre como producir **modelos estadísticos** con R [Tidy Modeling with R](#)

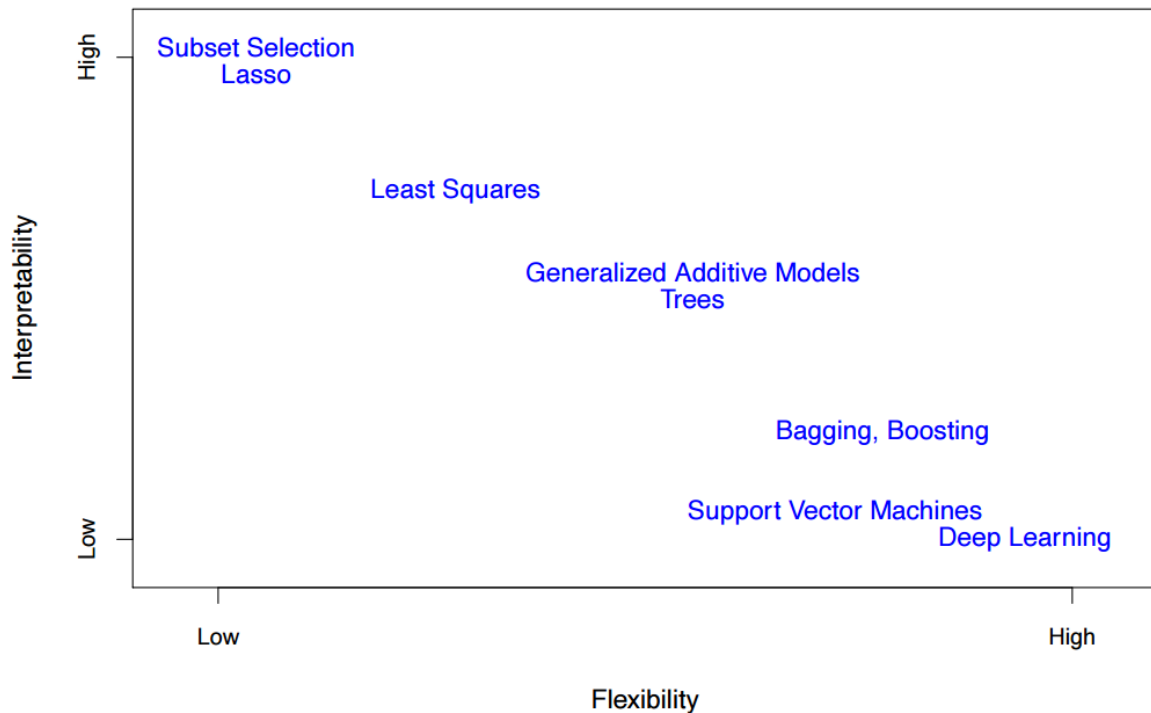
Para aprender sobre **aprendizaje estadístico** con ejemplos en R y Python [An Introduction to Statistical Learning](#)

## Métodos del Aprendizaje Estadístico: Un Espectro de Flexibilidad

Existen dos tipos principales de problemas en el aprendizaje estadístico:

1. **Aprendizaje Supervisado:** Se utiliza cuando tenemos una **variable de respuesta** conocida y queremos predecirla basándonos en variables predictoras. Los métodos aprenden una relación mapeando las variables de entrada a la variable de salida.
  - **Regresión:** La variable de respuesta es cuantitativa (numérica continua). Ejemplos incluyen el **Modelo Lineal (LM)**, la regresión polinómica, las máquinas de soporte vectorial para regresión, y los árboles de regresión.
  - **Clasificación:** La variable de respuesta es cualitativa (categórica). Ejemplos son la regresión logística, los clasificadores de Bayes, las máquinas de soporte vectorial para clasificación, y los árboles de decisión.
2. **Aprendizaje No Supervisado:** Se emplea cuando no tenemos una variable de respuesta específica. El objetivo es encontrar patrones o estructuras ocultas dentro de los datos por sí mismos.
  - **Clustering (Agrupamiento):** Como vimos, agrupa observaciones similares en conglomerados. Esencial para la taxonomía numérica o la identificación de paleocomunidades.
  - **Reducción de Dimensionalidad:** Técnicas como el **Análisis de Componentes Principales (PCA)** y el **Análisis de Correspondencias (CA/MCA)**, que buscan simplificar la complejidad de los datos al reducir el número de variables manteniendo la mayor cantidad de información posible.

## Flexibilidad vs Interpretabilidad



(Tomado de: An Introduction to Statistical Learning with Applications in R Second Edition, James, *et al.*)

Una consideración fundamental en el aprendizaje estadístico es la relación inversa entre la **flexibilidad** de un método y su **interpretabilidad**:

- **Flexibilidad:** Se refiere a la capacidad de un método para ajustarse a una amplia gama de formas de datos, incluso relaciones no lineales complejas. Los métodos más flexibles pueden capturar patrones más intrincados en los datos, lo que a menudo lleva a una mayor precisión predictiva.
- **Interpretabilidad:** Se refiere a la facilidad con la que podemos entender cómo funciona un modelo y cómo las variables predictoras influyen en la variable de respuesta. Es decir, qué tan fácil es extraer *insights* y explicaciones claras del modelo.

Generalmente, a medida que un método se vuelve más **flexible**, su **interpretabilidad disminuye**.

- **Modelos Menos Flexibles (Mayor Interpretabilidad):** El **Modelo Lineal (LM)** es un excelente ejemplo. Es relativamente simple y sus coeficientes tienen una interpretación directa (cambio en  $Y$  por cada unidad de cambio en  $X$ ). Esto lo hace muy útil



cuando el objetivo es comprender la naturaleza de la relación. Sin embargo, no puede capturar relaciones no lineales complejas.

- **Modelos Más Flexibles (Menor Interpretabilidad):** Métodos como las **redes neuronales** o los **bosques aleatorios** son mucho más flexibles y pueden modelar relaciones altamente no lineales y complejas en los datos, lo que a menudo resulta en una mayor precisión predictiva. Sin embargo, es mucho más difícil entender *por qué* hacen una predicción particular o *cómo* las variables individuales contribuyen a la salida, lo que a veces los denomina “cajas negras”.
- La elección del método dependerá de nuestro objetivo: ¿necesitamos la máxima precisión predictiva (flexibilidad), o es más importante entender la relación subyacente y la influencia de variables específicas (interpretabilidad)? A menudo, un enfoque combinado, usando modelos interpretables para la exploración inicial y modelos más flexibles para predicciones de alta precisión, es la estrategia más efectiva.

## Modelo Lineal (LM): Comprendiendo Relaciones

El **Modelo Lineal** (LM por sus siglas en inglés, *Linear Model*), a menudo conocido como **Regresión Lineal Simple** cuando hay una sola variable predictora, es una de las técnicas estadísticas más utilizadas y fundamentales. Permite modelar la relación lineal entre una variable de respuesta (o dependiente) y una o más variables predictoras (o independientes). Su objetivo principal es predecir el valor de la variable dependiente basándose en los valores de las variables independientes.

### ¿Qué es un Modelo Lineal?

La forma más básica de un modelo lineal es la de una línea recta, que se puede expresar matemáticamente como:

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X + \epsilon$$

Donde:

- $Y$  es la **variable de respuesta** (o dependiente), el valor que queremos predecir o explicar.
- $X$  es la **variable predictora** (o independiente), el valor que usamos para predecir  $Y$ . En modelos lineales múltiples, puede haber múltiples variables  $X$ .
- $\beta_0$  es el **intercepto** (o coeficiente de intercepción), que representa el valor esperado de  $Y$  cuando  $X$  es igual a 0.

- $\beta_1$  es el **coeficiente de la pendiente** (o coeficiente de regresión), que indica cuánto cambia el valor esperado de  $Y$  por cada unidad de aumento en  $X$ .
- $\epsilon$  (épsilon) es el **término de error** o residual, que representa la variabilidad en  $Y$  que no puede ser explicada por  $X$ . Se asume que estos errores son aleatorios, independientes, normalmente distribuidos y con varianza constante (homocedasticidad).

Cuando tenemos múltiples variables predictoras, el modelo se extiende a:

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_k X_k + \epsilon$$

Donde  $X_1 + X_2 + \dots + X_k$  son las diferentes variables predictoras y  $\beta_1 + \beta_2 + \dots + \beta_k$  son sus respectivos coeficientes.

### ¿Cómo se leen los resultados de un Modelo Lineal?

Al ejecutar un modelo lineal en un software estadístico (como R o Python), los resultados típicos que obtendrás son:

1. **Estimaciones de los Coeficientes** ( $\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_k$ ):
  - **Intercepto** ( $\beta_0$ ): Nos dice el valor promedio de la variable de respuesta cuando todas las variables predictoras son 0. Su interpretación puede ser directa o no, dependiendo si el 0 es un valor significativo para las variables predictoras.
  - **Coeficientes de las Predictoras**  $\beta_1, \dots, \beta_k$ : Cada coeficiente  $\beta_i$  indica el cambio promedio en la variable de respuesta  $Y$  por cada unidad de aumento en la variable predictora  $X_i$ , manteniendo constantes las otras variables predictoras en el modelo.
2. **Error Estándar de los Coeficientes**: Mide la precisión de la estimación de cada coeficiente. Un error estándar pequeño indica una estimación más precisa.
3. **Valor  $t$**  (o Estadística  $t$ ): Es el cociente entre el coeficiente estimado y su error estándar. Se utiliza para probar la hipótesis nula de que el coeficiente es igual a cero (es decir, que la variable predictora no tiene un efecto lineal significativo sobre la variable de respuesta).
4. **Valor  $p$**  (o  $Pr(> |t|)$ ): Es la probabilidad de observar un valor  $t$  tan extremo (o más extremo) como el calculado, asumiendo que la hipótesis nula es verdadera.
  - Si el **valor  $p$**  es pequeño (típicamente menor que un nivel de significancia  $\alpha$ , por ejemplo, 0.05), se rechaza la hipótesis nula. Esto sugiere que el coeficiente es estadísticamente significativo, y la variable predictora tiene un efecto lineal sobre la variable de respuesta.
  - Si el **valor  $p$**  es grande, no se rechaza la hipótesis nula, indicando que no hay evidencia suficiente para decir que la variable predictora tiene un efecto lineal significativo.

5.  $R^2$  (Coeficiente de Determinación):

- El  $R^2$  es un valor entre 0 y 1 que indica la proporción de la varianza total de la variable de respuesta que es explicada por el modelo lineal.
- Un  $R^2$  de 0.70 significa que el 70% de la variabilidad en  $Y$  puede ser explicada por las variables predictoras del modelo.
- Un  $R^2$  más alto generalmente indica un mejor ajuste del modelo a los datos, aunque no necesariamente implica que el modelo sea “bueno” para la predicción o que capture la verdadera relación causal.
- $R^2$  Ajustado: Similar al  $R^2$ , pero penaliza la inclusión de variables predictoras que no contribuyen significativamente a la explicación de la varianza.

6. **Estadística  $F$**  y su Valor  $p$ :

- La estadística  $F$  y su valor  $p$  asociado evalúan la significancia global del modelo. Prueban la hipótesis nula de que todos los coeficientes de las variables predictoras (excepto el intercepto) son simultáneamente cero.
- Un **valor**  $p$  pequeño para la estadística  $F$  (usualmente menor que 0.05) sugiere que el modelo en su conjunto es estadísticamente significativo, es decir, que al menos una de las variables predictoras tiene un efecto significativo sobre  $Y$ .

En resumen, los modelos lineales son una herramienta poderosa y relativamente fácil de interpretar para explorar y cuantificar relaciones lineales entre variables, lo que los convierte en un pilar del análisis de datos.