

Visualización y geolocalización de datos

Máster en Data Science & Business Analytics (con R Software)

Gema Fernández-Avilés

Diego Hernangómez

2022-01-17

Objetivos de aprendizaje

¿Por dónde empezamos? Recursos interesantes

Libros de referencia:

- Spatial Data Science with applications in R
- Geocomputation with R
- Displaying time series, spatial and space-time data with R

Recursos de estadística espacial en R:

- r spatial
- R-spatial

Otros recursos web interesantes, esto es para nosotros:

- Libro de Ruben
- Rositter
- Libro Hengl
- Libro de Páez

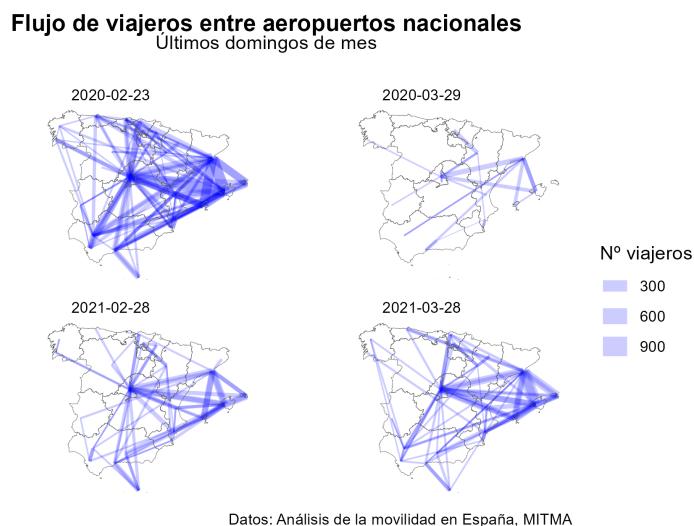
La revolución de los geodatos

Que estamos en la la *era del dato*, que los *datos son el petróleo del siglo XXI* y que estamos rodeados de datos es una cuestión que ya hemos hecho inherente a nosotros. Vivimos en el momento del dato, donde la profesión de *Data Scientist* se ha convertido en la **profesión más sexy del siglo XXI** según vaticinó en 2012 Harvard Business Review. Cada segundo se producen 1,7 MB de datos/persona y cada año esta cifra se duplica se duplica.

Este incremento exponencial de los datos ha sido posible, sin duda, gracias al desarrollo de la tecnología, la informática, los ordenadores, los teléfonos móviles, los satélites, internet, etc... y asociado a estas nuevas herramientas, se ha producido una lluvia sin precedentes hasta el momento de **datos espaciales o datos georreferenciados**. Cada teléfono inteligente tiene un **Receptor de posicionamiento Global** (en inglés, *Global Positioning System, GPS*) y una multitud de sensores en dispositivos que van desde satélites y vehículos semi-autónomos hasta científicos ciudadanos que miden incesantemente cada parte del mundo. La tasa de datos producidos es abrumadora. Un vehículo autónomo, por ejemplo, puede generar 100 GB de datos por día (The Economist, 2016).

Esta **revolución de los geodatos** y el **análisis de los datos espaciales** junto con los **Sistemas de Infomación Geográficos** (habitualmente expresados como **GIS** por las siglas de su nombre en inglés *Geographical Information System*) no sólo han impulsado la demanda de hardware informático de alto rendimiento y software escalable y eficiente para manejar y extraer la información, lo que se conoce como **Geocomputación**, sino que han dado lugar una nueva rama de conocimiento, **Ciencia de Datos Espaciales** comumente conocida como *Spatial Data Scicene* (SDS).

Como ejemplo, de este abrumador desarrollo de datos georreferenciados, el Ministerio de Transportes, Movilidad y Agenda Urbana llevó a cabo durante los años 2020 y 2021 el denominado Estudio de movilidad con Big Data, cuya fuente principal de datos fue el posicionamiento de los teléfonos móviles anonimizado. Estos datos permiten, por ejemplo, analizar la movilidad entre diversas zonas del territorio español de manera diaria (véase Fig @ref(fig:mov)) Este tipo de análisis era impensable hace tan solo unos años.



Datos geográficos

Contexto general

La palabra geográfico puede dividirse en **geo** (tierra) + **gráfico** (dibujo/mapa). Por tanto, los datos geográficos contienen información de cualquier variable referenciada en un punto/área de la superficie terrestre y pueden representarse en mapas. El desarrollo de los datos geográficos ha producido grandes bases de datos espaciales y, a su vez, ha propiciado el desarrollo de herramientas para su tratamiento como los ya mencionados Sistemas de información geográficos y la Geocomputación.

¿Qué hace un Sistemas de información geográfico?

Un Sistema de información geográfica (SIG) es una herramienta que crea, administra, analiza y mapea todo tipo de datos. GIS conecta datos a un mapa, integrando datos de ubicación (dónde están las cosas) con todo tipo de información descriptiva (cómo son las cosas allí).

Esto proporciona una base para el mapeo y el análisis que se utiliza en la ciencia y en casi todas las industrias. GIS ayuda a los usuarios a comprender patrones, relaciones y contexto geográfico. Los beneficios incluyen una mejor comunicación y eficiencia, así como una mejor gestión y toma de decisiones.

La siguiente figura muestra el flujo de trabajo de los Sistemas de Información Geográfica, que va desde (i) la elaboración de mapas, (ii) la obtención de geodatos o datos espaciales, (iii) el análisis de los datos geográficamente referenciados y (iv) la edición, mapeo y presentación de los resultados.

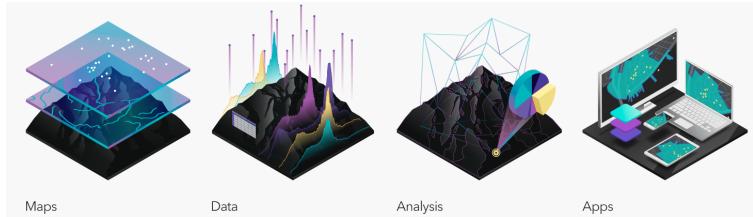


Figura 1: Flujo de trabajo de los GIS. Fuente: <https://www.esri.com/en-us/what-is-gis/overview>

Pero es más, el desarrollo de la **Inteligencia Artificial** y la **Inteligencia computacional**, han hecho que éstas se conviertan en herramientas creativas y complementarias a los convencionales GIS, dando origen a la **Geocomputación**, que trata de utilizar el poder de los ordenadores para *hacer cosas* con los datos geográficos.

¿Y que es la Geocomputación?

En primer lugar, señalar que, aunque la geocomputación es un término relativamente nuevo se encuentra influenciado por otros términos clásicos. De manera sencilla puede definirse como “*el proceso de aplicar tecnologías de computación a problemas geográficos*” (Rees, 1998). Abrahart, Openshaw, Abrahart, & See (2000) aporta más elementos formales a esta definición destacando que “*la geocomputación trata sobre los diferentes tipos de geodatos, y sobre el desarrollo de geo-herramientas relevantes en un contexto científico*”.

La geocomputación está muy relacionada con otros términos como los Sistema de información geográfica (GIS, del inglés, Geographic Information Systems), y con diversos tipos de campos científicos, como las Geociencias, las Ciencias atmosféricas y climáticas, la Geoinformática, la Topología, la Ecología y las Ciencia de datos geográficos (GDS, Geographic Data Science).

Cada término comparte un énfasis en un enfoque **científico** (que implica reproducible y falsable) influenciado por los GIS, aunque sus orígenes y principales campos de aplicación difieren. La geocomputación es ampliamente utilizada en ámbitos como la sociología, análisis político o el desarrollo de aplicaciones para móviles. Por tanto, usamos geocomputación como un sinónimo aproximado que encapsula a todas las ciencias que buscan usar datos geográficos para trabajos científicos aplicados.

En resumen, la geocomputación trata de aplicar herramientas y técnicas de análisis y estudio de datos a un tipo de datos específicos: los datos espaciales.

¿Por que R para datos geográficos?

R es una herramienta con capacidades avanzadas de análisis, modelado y visualización. Por ejemplo, los nuevos entornos de desarrollo integrado (IDE), como RStudio, han hecho que R sea más fácil de usar para muchos, facilitando la creación de mapas con un panel dedicado a la visualización interactiva (Lovelace, Nowosad, & Muenchow, 2019). Además, el uso del código R, permite la enseñanza de la geocomputación con referencia a ejemplos reproducibles en lugar de conceptos abstractos. Por ejemplo, de una forma relativamente sencilla, se puede geoposicionar de manera interactiva la localización de la Puerta del Sol en Madrid y, además, dejar la el código R para hacerlo reproducible, ver Figura @ref(fig:leaflet).

Figura @ref(fig:interactive)

```
library(leaflet)
leaflet() %>%
  addTiles() %>%
  setView(-3.703548, 40.417147, zoom = 60)
```

Por otra parte R dispone de cientos de librerías especializadas para datos espaciales. Una descripción detallada puede ver se en CRAN Task View: Analysis of Spatial Data

Para no abrumar al lector, a continuación se muestran, de manera esquemática, las librerías más usadas para el tratamiento de datos espaciales y que se emplearán a lo largo de la asignatura Estadística Espacial y Espacio-Temporal, no sólo en el tema que nos ocupa:



Figura 2: Localización interactiva de la Puerta del Sol en Madrid

- **sp** y **sf**: para el tratamiento de clases y métodos de los datos espaciales.
- **raster** y **terra** para datos raster.
- **gstat** y **geoR**: para el análisis de datos geoestadísticos, ajuste y estimación de semivariogramas, interpretación, etc.
- **spdep** para el análisis de datos con econometía espacial, creación de matrices de contigüidad/distancia **W**, estimación de modelos econométricos espaciales.
- **spatstat** para el análisis de procesos de puntos espaciales.

Conceptos clave

Una vez visto el contexto actual de los datos georreferenciados y antes de entrar en detalle en su análisis, debemos tener en cuenta una serie de conceptos clave que se irán desarrollando a lo largo del tema.

Hemos dicho que Geográfico = Geo (tierra) + gráfico (mapa). Por tanto, si tenemos varios datos geográficos, localizados en distintos puntos de la tierra, es porque tenemos las **coordenadas** que los posicionan en esos puntos concretos. Asociado a estas coordenadas debemos conocer el **Sistema de referencia de espacial** o Coordinate reference system (CRS) en el que están proyectadas dichas coordenadas.

Por otra parte, los formatos de estos datos pueden ser **vectores** o **raster** como se explicará en la siguiente sección.

Si damos un paso más e incorporamos el concepto de **distancia**, pues es lógico pensar que en un fenómeno de interés, por ejemplo, en la modelización de la cantidad y dirección de lava en La Palma tras la erupción del volcán “Cumbre Vieja” la distancia es un factor clave, pues aquellas zonas más cercanas al volcán tendrán niveles más parecidos entre sí y con valores más altos.

En este caso el nivel de contaminación en el aire en La Palma no puede ser modelado como si las observaciones fuesen independientes pues las más cercanas entre sí serán más parecidas que las más lejanas, dando lugar al concepto de **dependencia espacial**. Y depende del tipo de datos espaciales tendremos tres grandes formas de abordar el tratamiento de los datos espaciales: **geoestadística**, **procesos de punto** y **econometría espacial** (véase sección xx).

si nos gusta poner la imagen más pequeña



Figura 3: Información espacial de la concentración de lava en Cumbre Vieja

Formatos de datos espaciales

Tipos de ficheros

En el ámbito del análisis espacial en **R**, se pueden clasificar los **datos o el formato?**, **pregunto sólo** espaciales en función del modelo de datos (Lovelace et al., 2019). Se pueden distinguir dos tipos de modelos de datos:

Datos de vectores

Este modelo está basado en puntos georeferenciados. Los puntos pueden representar localizaciones específicas, como la localización de edificios:

```

library(ggplot2)
library(sf)

# Hospitales en Toledo segun Eurostat
hosp_toledo <- st_read("data/hosp_toledo.geojson", quiet = TRUE)

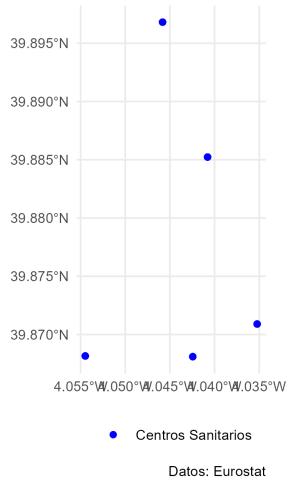
# Plot
ggplot() +
  geom_sf(
    data = hosp_toledo, aes(fill = "Centros Sanitarios"),
    color = "blue"
  ) +
  labs(
    caption = "Datos: Eurostat",
    title = "Hospitales y Centros de Salud en Toledo",
  )
  
```

```

    fill = ""
) +
theme_minimal() +
theme(legend.position = "bottom")

```

Hospitales y Centros de Salud en Toledo



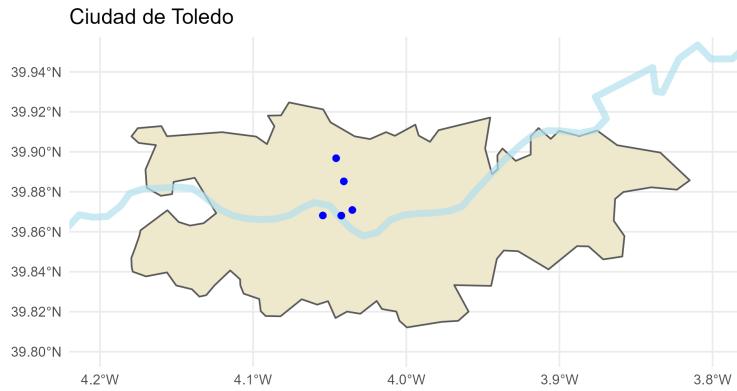
Estos puntos también pueden estar conectados entre sí, de manera que formen geometrías más complejas, como líneas y polígonos:

```

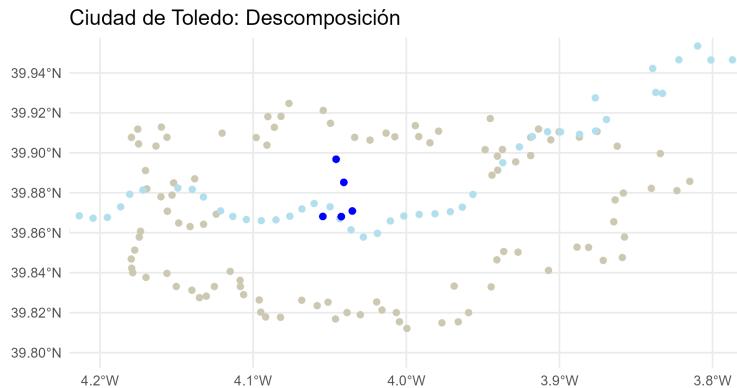
tajo <- st_read("data/tajo_toledo.shp", quiet = TRUE)
toledo <- st_read("data/toledo_ciudad.gpkg", quiet = TRUE)

ggplot(toledo) +
  geom_sf(fill = "cornsilk2") +
  geom_sf(data = tajo, col = "lightblue2", lwd = 2, alpha = 0.7) +
  geom_sf(data = hosp_toledo, col = "blue") +
  coord_sf(
    xlim = c(-4.2, -3.8),
    ylim = c(39.8, 39.95)
  ) +
  theme_minimal() +
  labs(title = "Ciudad de Toledo")

```



En el ejemplo anterior, el río Tajo está representado como una línea (sucesión de puntos unidos entre sí) y la ciudad de Toledo como un polígono (línea de puntos cerrada formando un continuo). A modo ilustrativo, podemos observar la descomposición en puntos de todos los datos espaciales representados en el gráfico anterior.



Datos raster

Los datos ráster son datos representados en una rejilla rectangular de píxeles (denominada **matriz**) que se puede visualizar en diversos dispositivo de representación. El caso más cotidiano de un ráster es una fotografía, donde la imagen se representa como una serie de celdas, determinadas por la resolución de la imagen (número total de píxeles, determinados como nº de píxeles en cada fila por nº de píxeles en cada columna) y el color que presenta cada uno de estos píxeles.

En el ámbito de los datos espaciales, la definición es muy similar. Un archivo ráster está formado por una malla regular de píxeles georreferenciada:

```
library(raster)
```

```

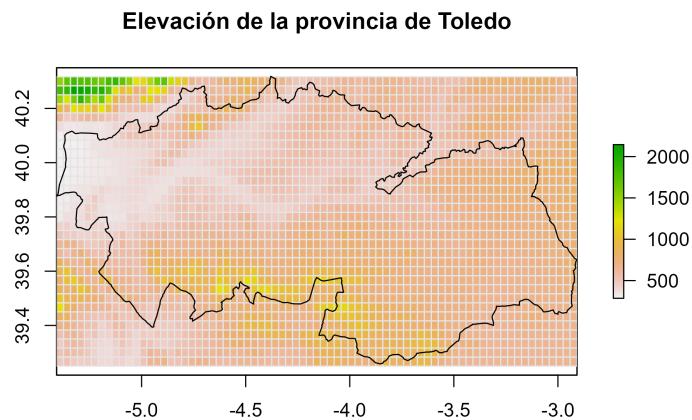
elev <- raster("data/Toledo_DEM.tif")
plot(elev, main = "Elevación de la provincia de Toledo")

# Mostramos el grid
polys <- rasterToPolygons(elev)
plot(polys, add = TRUE, border = "grey90")

# Añadimos la provincia
Tol_prov <- st_read("data/Toledo_prov.gpkg", quiet = TRUE)

# Si queremos solamente la forma en sf, usamos st_geometry
plot(st_geometry(Tol_prov), add = TRUE)

```

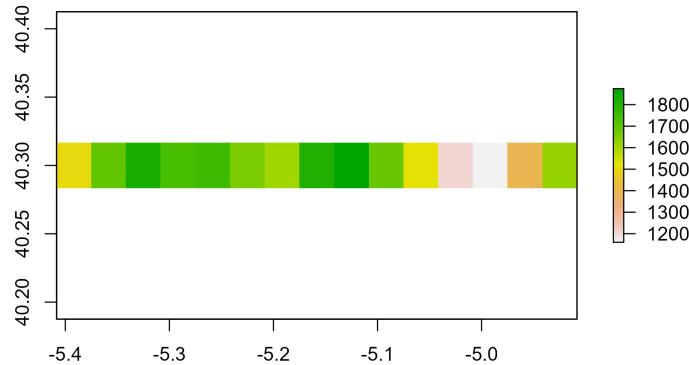


En el ejemplo anterior, el archivo ráster tiene únicamente una capa (ESP_alt). Eso implica que cada píxel tiene asociado un único valor, en este caso, la altitud media del terreno observada en cada píxel o celda.

Cuadro 1: Datos de un ráster (detalle)

x	y	Toledo_DEM
-5.391667	40.3	1498.312
-5.358333	40.3	1701.125
-5.325000	40.3	1825.312
-5.291667	40.3	1739.062
-5.258333	40.3	1756.062
-5.225000	40.3	1659.688
-5.191667	40.3	1607.375
-5.158333	40.3	1809.562
-5.125000	40.3	1874.625
-5.091667	40.3	1691.312
-5.058333	40.3	1511.500
-5.025000	40.3	1207.000
-4.991667	40.3	1160.125
-4.958333	40.3	1396.125
-4.925000	40.3	1624.125

Detalle de los primeros 15 pixels



Los rásters pueden contener varias capas (o layers), de manera que cada píxel puede tener asociados varios valores. Volviendo al ejemplo de la fotografía, en un modelo simple de color RGB cada píxel lleva asociado 3 valores (rojo, verde o azul), de manera que al combinar las tres capas se puede definir un color distinto en cada píxel.

En el siguiente ejemplo vamos a usar una imagen de mapa georreferenciada, como las proporcionadas por servicios de mapas online, para analizar su composición.



El ráster se puede descomponer en las tres capas RGB mencionadas anteriormente:

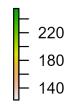
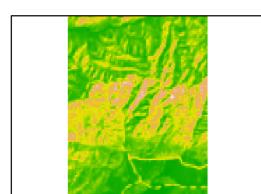
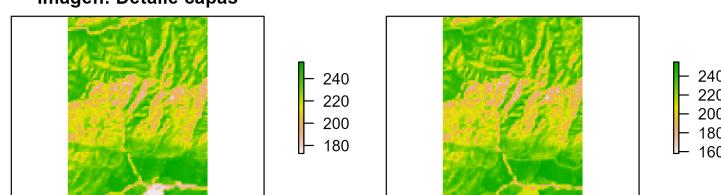
Cuadro 2: Datos de un ráster multicapa (detalle)

x	y	lyr.1	lyr.2	lyr.3
-5.466412	40.34418	215.2128	208.1061	190.5410
-5.463875	40.34418	228.0369	223.1854	211.2115
-5.461338	40.34418	229.3495	224.3414	213.4325
-5.458800	40.34418	215.8592	208.8660	191.2922
-5.456263	40.34418	219.2696	212.8231	196.6812

x	y	lyr.1	lyr.2	lyr.3
-5.453725	40.34418	235.0954	231.4222	222.4115
-5.451188	40.34418	240.3514	237.9094	231.4736
-5.448651	40.34418	237.2358	233.7561	226.2005
-5.446113	40.34418	229.9570	225.3262	214.6201
-5.443576	40.34418	226.7812	221.6796	209.2929
-5.441038	40.34418	222.3593	216.5022	202.0188
-5.438501	40.34418	220.9312	214.9060	200.0306
-5.435964	40.34418	224.7755	219.2661	206.2156
-5.433426	40.34418	222.0479	216.0124	201.6103
-5.430889	40.34418	225.0516	219.8074	207.0263



Imagen: Detalle capas



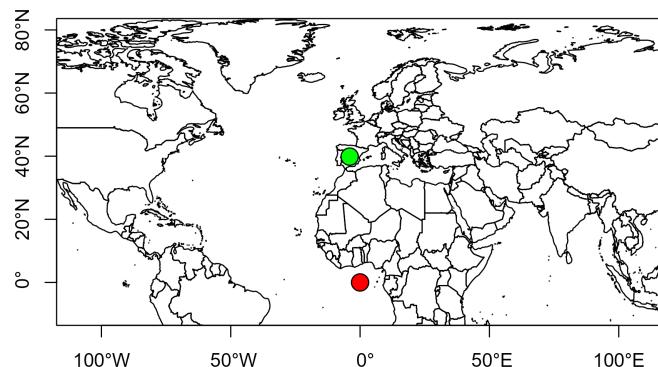
Sistema de Referencia de Coordenadas (CRS)

Un sistema de referencia de coordenadas (o CRS por sus siglas en inglés, **Coordinate Reference System**) permite relacionar datos espaciales con su localización en la superficie terrestre. Los CRS constituyen por

tanto un aspecto fundamental en el análisis y representación de datos espaciales, ya que nos permiten identificar con exactitud la posición de los datos sobre el globo terráqueo.

Así mismo, cuando se trabaja con datos espaciales provenientes de distintas fuentes de información, es necesario comprobar que dichos datos se encuentran definidos en el mismo CRS:

Ejemplo: Mismas coordenadas en distintos CRS



En el ejemplo anterior, ambos puntos (verde y rojo) presentan los mismos valores de coordenadas en los ejes X e Y, en este caso las correspondientes a la ciudad de Toledo.

Sin embargo, presentan distintos CRS. Por este motivo, al representar ambos puntos en un mapa, se observa que no se están refiriendo a la misma localización geográfica. Esto es así porque el CRS define la referencia (punto $x=0$ e $y =0$) y las unidades de los ejes (grados, metros, millas).

Como conclusión, **además de disponer de las coordenadas de los datos espaciales, es necesario conocer el CRS en el que están definidos para conocer de manera exacta su localización geográfica**. Además, nótese que para cualquier **análisis de datos espaciales** es necesario que todos los geodatos **se encuentren referenciados en el mismo CRS**. Esto se consigue transformando (o proyectando) los datos a un CRS común, nunca sobreescritiendo el CRS de los mismos.

Tipos de CRS

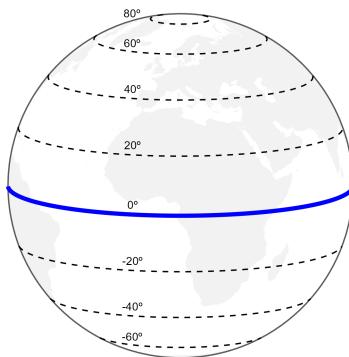
A continuación se definen los dos grandes tipos de CRS, los CRS geográficos y los CRS proyectados.

CRS geográficos Los CRS geográficos son aquellos en los que los parámetros empleados para localizar una posición espacial son la latitud y la longitud:

- **Latitud:** Es la distancia angular expresada en grados sobre el plano definido por el ecuador terrestre. Determina la posición sobre de una localización en el eje Norte-Sur de la Tierra y toma valores en el rango $[-90, 90]$. Las líneas imaginarias determinadas por una sucesión de puntos con la misma latitud a lo largo del eje Este-Oeste se denominan **paralelos**:
- **Longitud:** Es la distancia angular expresada en grados sobre el plano definido por el meridiano de Greenwich. Determina la posición sobre de una localización en el eje Este-Oeste de la Tierra y toma valores en el rango $[-180, 180]$. Las líneas imaginarias determinadas por una sucesión de puntos con la misma longitud a lo largo del eje Este-Oeste se denominan **meridianos**:

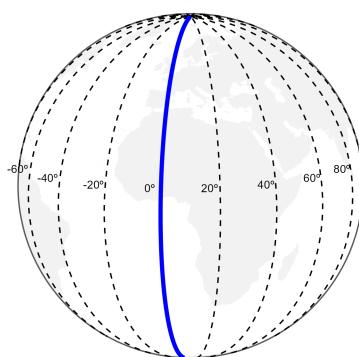
Líneas de Latitud o Paralelos

Ecuador



Líneas de Longitud o Meridianos

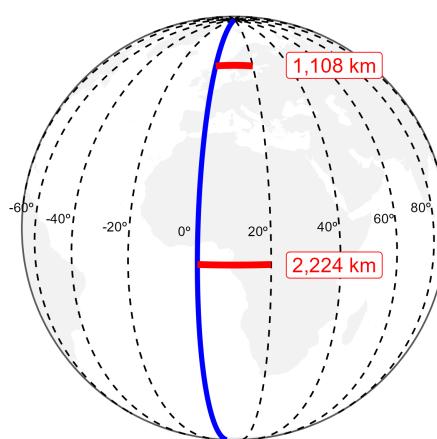
Meridiano de Greenwich



Es muy importante destacar que en un sistema de coordenadas geográfico, es decir, basado en latitudes y longitudes, las **distancias** entre dos puntos representan **distancias angulares**. Por ejemplo, la distancia entre el meridiano de Greenwich y el meridiano correspondiente a la longitud 20° siempre es de $+20^{\circ}$. Sin embargo, debido a la forma esférica de la Tierra, la longitud en metros entre ambos meridianos no es constante:

Distancia entre meridianos

En latitud 0° y 20°N



CRS proyectados La representación de formas tridimensionales en un soporte plano (dos dimensiones) presenta algunos retos. Por ello, es habitual trabajar con proyecciones de mapas.

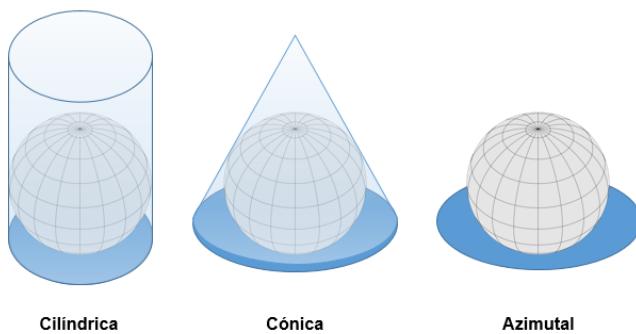
Una proyección geográfica es un método para reducir la superficie de la esfera terrestre a un sistema cartesiano de dos dimensiones. Para ello, es necesario transformar las coordenadas longitud y latitud en coordenadas cartesianas x e y.

Es importante destacar que las proyecciones pueden incluir un punto de origen ($X=0$, $Y=0$) y unas unidades de distancia (habitualmente metros) específicas. Por ejemplo, la **proyección cónica equiáreas de Albers** (específica para Estados Unidos) define su punto de referencia (0,0) en la latitud 40° N y longitud 96°, y la unidad de variación están definida en metros. De ahí la importancia de conocer el CRS de los datos geográficos, como se expuso al principio de este tema.

Existen varias familias de proyecciones, que se pueden clasificar de diversas maneras:

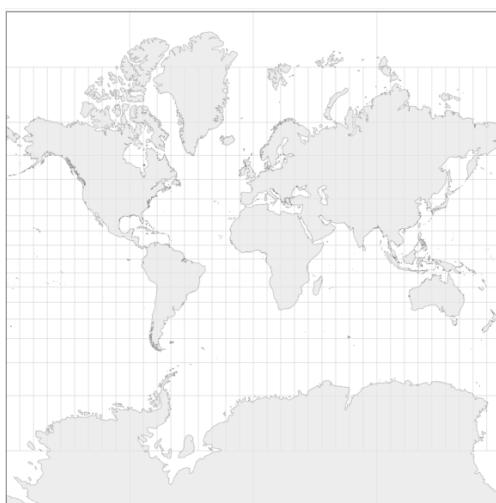
Por tipo de superficie de proyección

El proceso de trasladar puntos de una esfera a un plano puede plantearse de manera práctica como el ejercicio de envolver una esfera con una superficie plana (como una hoja de papel) y trasladar los puntos de la esfera de manera lineal al punto de la superficie plana más cercano a ella.

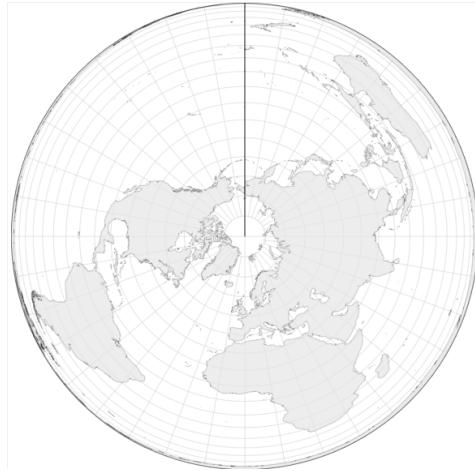


A partir de este ejercicio, se plantean tres posibles soluciones, dependiendo del tipo de superficie que se use para proyectar:

- **Proyecciones cilíndricas:** Son aquellas proyecciones donde la superficie de proyección conforma un cilindro alrededor de la Tierra. Una de las proyecciones cilíndricas más conocidas es la **proyección de Mercator**.



- **Proyecciones cónicas:** En este tipo de proyecciones, se plantea la superficie de proyección como una forma cónica. Como ejemplo, la **proyección cónica equiáreas de Albers** es una de las proyecciones que más suele usarse en la representación de mapas de América del Norte:



- **Proyecciones acimutales o planares:** En este tipo de proyección se proyecta una porción de la Tierra sobre un plano que es tangente a la misma en el punto de referencia. Como ejemplos de proyecciones acimutales podemos destacar la **proyección ortográfica**:



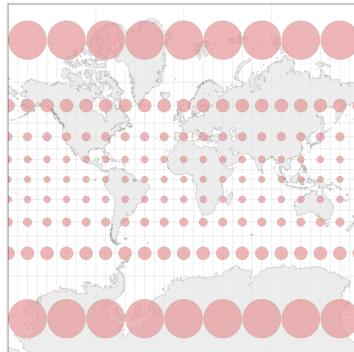
Por métrica a preservar

Es importante tener en cuenta que cualquier proyección de la superficie de la Tierra produce distorsiones en una o varias características geográficas. Como ejemplos clásicos, la proyección de Mercator produce distorsiones del área especialmente en aquellas regiones más cercanas a los polos (Groenlandia, que la proyección de Mercator presenta una área similar a la de África, presenta menor superficie real que Argelia). Otras de las métricas que suele verse distorsionada son la **distancia** entre dos puntos geográficos, la **dirección** o la **forma** de regiones de la Tierra.

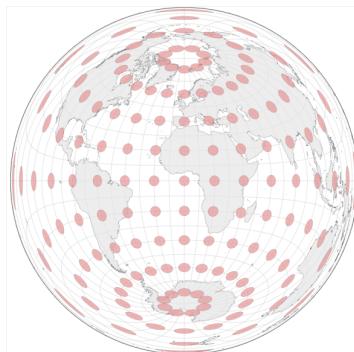
A lo largo de la Historia se han desarrollado diversas proyecciones cuyo objetivo es preservar alguna o varias de las propiedades mencionadas anteriormente, sin embargo es importante destacar que **no existe una proyección que sea capaz de preservar todas las métricas a la vez**.

Según la métrica a presevar, las proyecciones se pueden clasificar en:

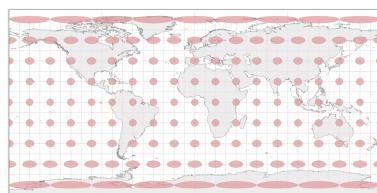
- **Proyecciones conformales:** Estas proyecciones intentan preservar los ángulos que se forman en la superficie terrestre. Por ejemplo, la proyección de Mercator representa ángulos rectos en las intersecciones de los paralelos y los meridianos.



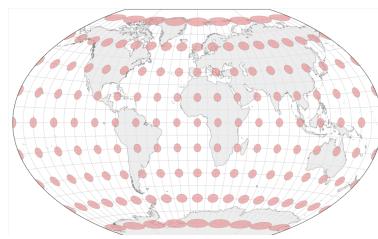
- **Proyecciones equivalentes:** Estas proyecciones preservan las proporciones de las áreas, provocando a su vez deformaciones en el resto de características, como la forma o los ángulos. La proyección acimutal equivalente de Lambers es un tipo de proyección equivalente.



- **Proyecciones equidistantes:** Este tipo de proyección preserva la distancia entre dos puntos geográficos específicos. Por ejemplo, la proyección Plate carré preserva la distancia entre el Polo Norte y el Polo Sur.



- **Proyecciones de compromiso:** Este tipo de proyección no intenta preservar ninguna métrica en concreto. En su lugar, se centran en intentar encontrar un equilibrio entre las diversas distorsiones que provocan para intentar dar una representación más o menos representativa de la superficie terrestre. La proyección de Winkel Tripel, usada en los mapas de National Geographic, es un ejemplo de proyección de compromiso.



En los anteriores ejemplos se ha añadido a cada proyección la **indicatriz de Tissot**. Consiste en una serie de círculos imaginarios de igual área distribuidos sobre la superficie esférica de la Tierra en determinados puntos. De este manera, al presentar la indicatriz de Tissot en una proyección específica, se puede entender de una manera intuitiva la distorsión provocada por dicha proyección, ya que los círculos se ven distorsionados o preservados según los parámetros y la naturaleza de la proyección en cuestión.

Trabajando con proyecciones en R

Existe toda una serie de proyecciones predefinidas, identificadas mediante los **códigos EPSG, ESRI, WKT** o proj4 (en desuso en R, pero todavía admitidos). Existen varios recursos web donde se pueden consultar y seleccionar los códigos correspondientes:

- <https://epsg.io/>
- <https://spatialreference.org/>
- <https://proj.org/operations/projections/index.html>

El paquete **sf** permite obtener los parámetros de estas proyecciones mediante la función **st_crs()**:

```
library(sf)

# Ejemplo: EPSG WGS 84 (Sistema Global GPS): EPSG 4326

st_crs(4326)
#> Coordinate Reference System:
#>   User input: EPSG:4326
#>   wkt:
#> GEOGCRS["WGS 84",
#>   DATUM["World Geodetic System 1984",
#>       ELLIPSOID["WGS 84", 6378137, 298.25723563,
#>           LENGTHUNIT["metre", 1]],
#>       PRIMEM["Greenwich", 0,
#>           ANGLEUNIT["degree", 0.0174532925199433]],
#>       CS[ellipsoidal, 2],
#>           AXIS["geodetic latitude (Lat)", north,
#>               ORDER[1],
#>               ANGLEUNIT["degree", 0.0174532925199433]],
#>           AXIS["geodetic longitude (Lon)", east,
#>               ORDER[2],
#>               ANGLEUNIT["degree", 0.0174532925199433]],
#>       USAGE[
#>           SCOPE["Horizontal component of 3D system."],
#>           AREA["World."],
```

```

#>           BBOX[-90,-180,90,180]],
#>           ID["EPSG",4326]

# Usando código ESRI North America Albers Equal Area Conic

st_crs("ESRI:102008")
#> Coordinate Reference System:
#>   User input: ESRI:102008
#>   wkt:
#> PROJCRS["North_America_Albers_Equal_Area_Conic",
#>   BASEGEOGCRS["NAD83",
#>     DATUM["North American Datum 1983",
#>       ELLIPSOID["GRS 1980",6378137,298.257222101,
#>         LENGTHUNIT["metre",1]],
#>       PRIMEM["Greenwich",0,
#>         ANGLEUNIT["Degree",0.0174532925199433]]],
#>   CONVERSION["North_America_Albers_Equal_Area_Conic",
#>     METHOD["Albers Equal Area",
#>       ID["EPSG",9822]],
#>     PARAMETER["Latitude of false origin",40,
#>       ANGLEUNIT["Degree",0.0174532925199433],
#>       ID["EPSG",8821]],
#>     PARAMETER["Longitude of false origin",-96,
#>       ANGLEUNIT["Degree",0.0174532925199433],
#>       ID["EPSG",8822]],
#>     PARAMETER["Latitude of 1st standard parallel",20,
#>       ANGLEUNIT["Degree",0.0174532925199433],
#>       ID["EPSG",8823]],
#>     PARAMETER["Latitude of 2nd standard parallel",60,
#>       ANGLEUNIT["Degree",0.0174532925199433],
#>       ID["EPSG",8824]],
#>     PARAMETER["Easting at false origin",0,
#>       LENGTHUNIT["metre",1],
#>       ID["EPSG",8826]],
#>     PARAMETER["Northing at false origin",0,
#>       LENGTHUNIT["metre",1],
#>       ID["EPSG",8827]],
#>   CS[Cartesian,2],
#>     AXIS["(E)",east,
#>       ORDER[1],
#>       LENGTHUNIT["metre",1]],
#>     AXIS["(N)",north,
#>       ORDER[2],
#>       LENGTHUNIT["metre",1]],
#>   USAGE[
#>     SCOPE["Not known."],
#>     AREA["North America - onshore and offshore: Canada - Alberta; British Columbia; Manitoba; Ne
#>     BBOX[23.81,-172.54,86.46,-47.74]],
#>     ID["ESRI",102008]]

# Usando proj4string: Robinson

st_crs("+proj=robin")

```

```

#> Coordinate Reference System:
#>   User input: +proj=robin
#>   wkt:
#> PROJCRS["unknown",
#>   BASEGEOGCRS["unknown",
#>     DATUM["World Geodetic System 1984",
#>       ELLIPSOID["WGS 84",6378137,298.257223563,
#>         LENGTHUNIT["metre",1]],
#>       ID["EPSG",6326]],
#>     PRIMEM["Greenwich",0,
#>       ANGLEUNIT["degree",0.0174532925199433],
#>       ID["EPSG",8901]]],
#>   CONVERSION["unknown",
#>     METHOD["Robinson"],
#>     PARAMETER["Longitude of natural origin",0,
#>       ANGLEUNIT["degree",0.0174532925199433],
#>       ID["EPSG",8802]],
#>     PARAMETER["False easting",0,
#>       LENGTHUNIT["metre",1],
#>       ID["EPSG",8806]],
#>     PARAMETER["False northing",0,
#>       LENGTHUNIT["metre",1],
#>       ID["EPSG",8807]]],
#>   CS[Cartesian,2],
#>     AXIS["(E)",east,
#>       ORDER[1],
#>       LENGTHUNIT["metre",1,
#>         ID["EPSG",9001]]],
#>     AXIS["(N)",north,
#>       ORDER[2],
#>       LENGTHUNIT["metre",1,
#>         ID["EPSG",9001]]]

```

De esta manera, es posible proyectar un objeto `sf` mediante la función `st_transform()`:

```

# Usa datos del paquete mapSpain

library(giscoR)

paises <- gisco_get_countries()

# Comprobamos el CRS de estos datos
# Se puede almacenar en un objeto y usar posteriormente
st_crs(paises)
#> Coordinate Reference System:
#>   User input: EPSG:4326
#>   wkt:
#> GEOGCS["WGS 84",
#>   DATUM["WGS_1984",
#>     SPHEROID["WGS 84",6378137,298.257223563,
#>       AUTHORITY["EPSG","7030"]],
#>     AUTHORITY["EPSG","6326"]],
#>   PRIMEM["Greenwich",0,

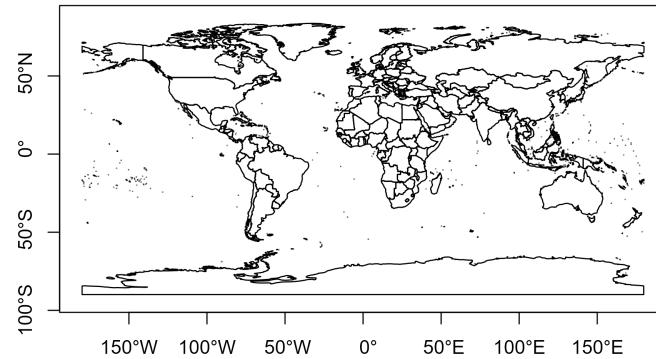
```

```

#>           AUTHORITY["EPSG", "8901"]],
#>           UNIT["degree", 0.0174532925199433,
#>                 AUTHORITY["EPSG", "9122"]],
#>           AUTHORITY["EPSG", "4326"])

# Plot
plot(st_geometry(paises), axes = TRUE)

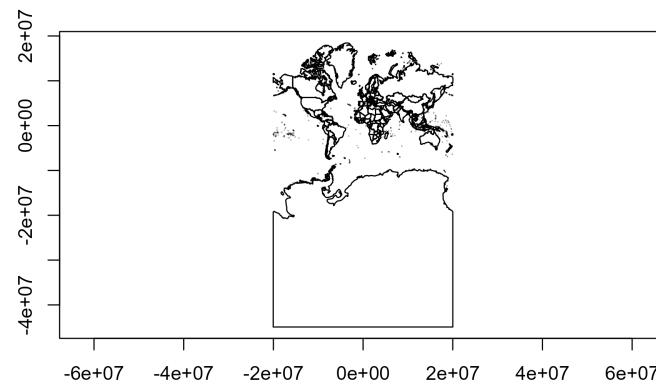
```



```

# Proyectamos a Mercator
# El eje cambia porque Mercator usa metros
paises_merc <- st_transform(paises, st_crs(3857))
plot(st_geometry(paises_merc), axes = TRUE)

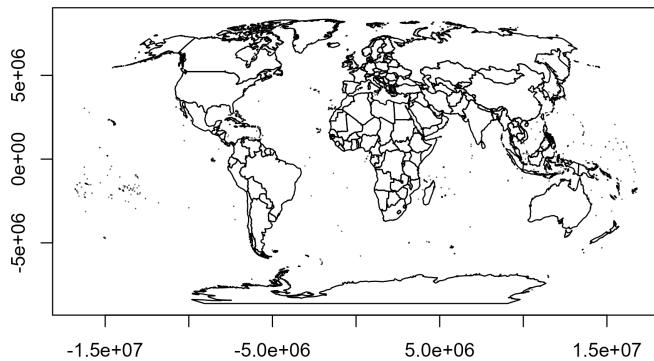
```



```

# Proyectamos a Robinson
paises_robin <- st_transform(paises, st_crs("+proj=robin"))
plot(st_geometry(paises_robin), axes = TRUE)

```



Como se comentó anteriormente, cuando se usan geodatos de diversas fuentes, es necesario que todos presenten el mismo CRS. En este ejemplo se muestra lo que ocurre si esto no se cumple:

```
# Añadimos a este mapa puertos mundiales de giscoR

puertos <- gisco_get_ports()
plot(st_geometry(paises_robin), main = "Puertos en el mundo")
plot(st_geometry(puertos), add = TRUE, col = "red", pch = 20)
```

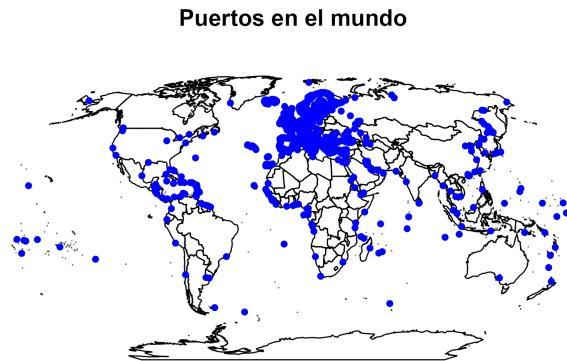


```
# Ha habido algun error... Comprueba CRS

st_crs(puertos) == st_crs(paises_robin)
#> [1] FALSE

# Los puertos no están en Robinson! Proyectamos al mismo CRS
puertos_robin <- st_transform(puertos, st_crs(paises_robin))
```

```
plot(st_geometry(paises_robin), main = "Puertos en el mundo")
plot(st_geometry(puertos_robin), add = TRUE, col = "blue", pch = 20)
```



Como vemos, en el primer mapa los puertos se concentran en un único punto, dado que no están referenciados en el mismo CRS. Tras proyectarlos, el mapa se representa adecuadamente.

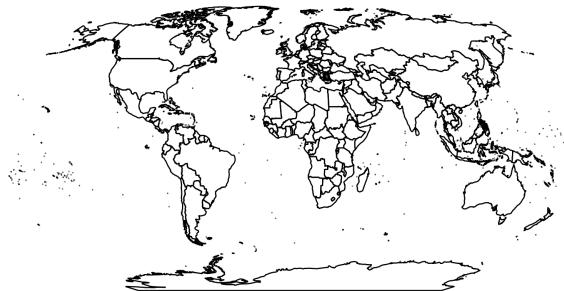
En otros paquetes, como **sp** o **raster**, existen funciones parecidas. Cuando empleemos el paquete **sp** podemos usar las funciones **CRS()** y **spTransform()**:

```
library(sp)

# Convertimos sf a sp
paises_sp <- as(paises, "Spatial")

# En sp podemos usar:
# CRS("+proj=robin")
#
# O también desde sf
# CRS(st_crs(paises_robin)$proj4string)

paises_sp_robin <- spTransform(paises_sp, CRS("+proj=robin"))
plot(paises_sp_robin)
```

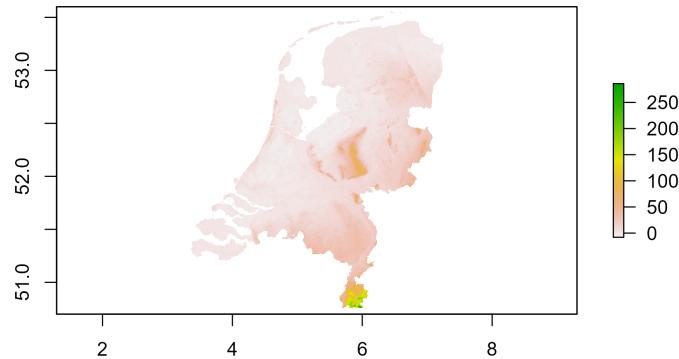


En el caso de un objeto `raster`, podemos usar `crs()` y `projectRaster()`:

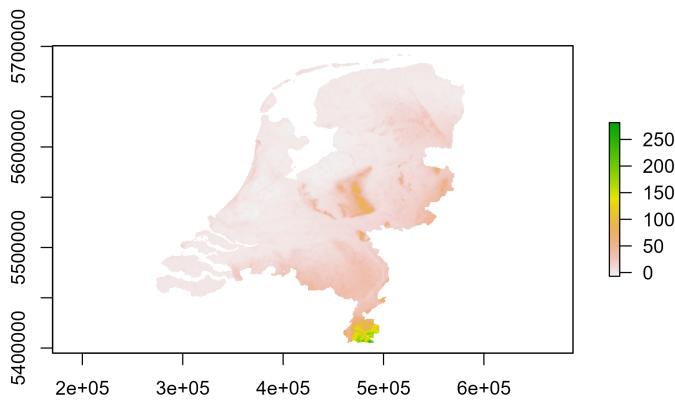
```
library(raster)

# Extrae información de altitud para Países Bajos
elev <- getData("alt", country = "NLD", path = tempdir())

plot(elev)
```



```
# Transforma
elev_robinson <- projectRaster(elev, crs = crs("+proj=robin"))
plot(elev_robinson)
```

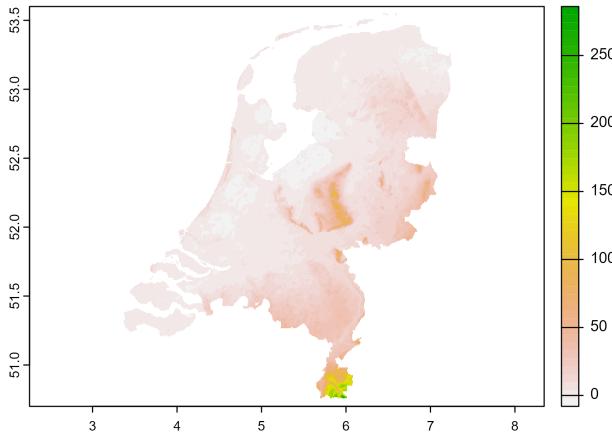


Por último, en el paquete `terra` las funciones correspondientes son `crs()` y `project()`:

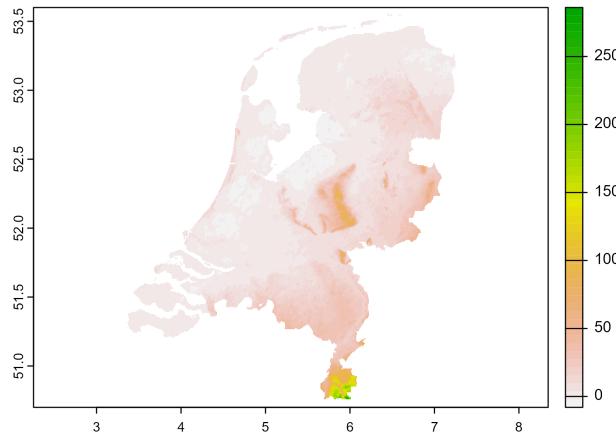
```
library(terra)

# Convierte de raster a terra
elev_terra <- rast(elev)

plot(elev_terra)
```



```
# Transforma
elev_terra_robinson <- terra::project(elev_terra, terra::crs(elev_terra))
plot(elev_terra_robinson)
```



¿Qué proyección uso?

El CRS adecuado para cada análisis depende de la localización y el rango espacial de los datos. Un CRS adecuado para representar un mapa del mundo puede no serlo para representar datos de zonas específicas de la Tierra. Los recursos web mencionados anteriormente permiten la búsqueda de CRS por zona geográfica, y adicionalmente en **R** existe el paquete `crssuggest` (Walker, 2021) que nos facilita la labor, sugiriendo el CRS más adecuado para cada zona:

```
library(crsuggest)

# CRS para Países Bajos

# Usando raster
sugerencias <- suggest_crs(elev)
```

Cuadro 3: Tabla sugerencias, detalle

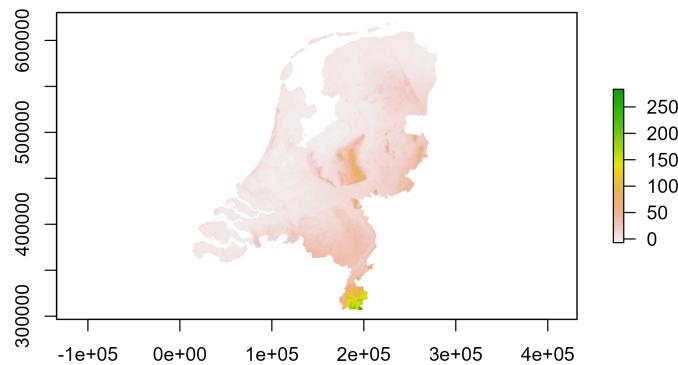
crs_code_name	crs_type	gcss_units	proj4
28992Amersfoort / RD New	projected	m	+proj=sterea +lat_0=52.1561605555556 +lon_0=5.38763888888889 +k=0.9999079 +x_0=155000 +y_0=463000 +ellps=bessel +towgs84=565.2369,50.0087,465.658,- 0.406857330322398,0.350732676542563,-1.8703473836068,4.0812 +units=m +no_defs
28991Amersfoort / RD Old	projected	m	+proj=sterea +lat_0=52.1561605555556 +lon_0=5.38763888888889 +k=0.9999079 +x_0=0 +y_0=0 +ellps=bessel +towgs84=565.2369,50.0087,465.658,- 0.406857330322398,0.350732676542563,-1.8703473836068,4.0812 +units=m +no_defs
5651 ETRS89 / UTM zone 31N (N-zE)	projected	m	+proj=tmerc +lat_0=0 +lon_0=3 +k=0.9996 +x_0=31500000 +y_0=0 +ellps=GRS80 +towgs84=0,0,0,0,0,0 +units=m +no_defs
5649 ETRS89 / UTM zone 31N (zE-N)	projected	m	+proj=tmerc +lat_0=0 +lon_0=3 +k=0.9996 +x_0=31500000 +y_0=0 +ellps=GRS80 +towgs84=0,0,0,0,0,0 +units=m +no_defs

crs_code	name	crs_type	gcss	units	proj4
3812	ETRS89 / Belgian Lambert 2008	projected	m	m	+proj=lcc +lat_0=50.797815 +lon_0=4.35921583333333 +lat_1=49.833333333333 +lat_2=51.166666666667 +x_0=649328 +y_0=665262 +ellps=GRS80 +towgs84=0,0,0,0,0,0 +units=m +no_defs
3447	ETRS89 / Belgian Lambert 2005	projected	m	m	+proj=lcc +lat_0=50.797815 +lon_0=4.35921583333333 +lat_1=49.833333333333 +lat_2=51.166666666667 +x_0=150328 +y_0=166262 +ellps=GRS80 +towgs84=0,0,0,0,0,0 +units=m +no_defs
31370	Belge 1972 / Belgian Lambert 72	projected	m	m	+proj=lcc +lat_0=90 +lon_0=4.36748666666667 +lat_1=51.166667233333 +lat_2=49.833339 +x_0=150000.013 +y_0=5400088.438 +ellps=intl +towgs84=-99.059,53.322,-112.486,0.419,-0.83,1.885,-1 +units=m +no_defs
31300	Belge 1972 / Belge Lambert 72	projected	m	m	+proj=lcc +lat_0=90 +lon_0=4.35693972222222 +lat_1=49.833333333333 +lat_2=51.166666666667 +x_0=150000.01256 +y_0=5400088.4378 +ellps=intl +towgs84=-99.059,53.322,-112.486,0.419,-0.83,1.885,-1 +units=m +no_defs
21500	Belge 1950 (Brussels) / Belge Lambert 50	projected	m	m	+proj=lcc +lat_0=90 +lon_0=0 +lat_1=49.833333333333 +lat_2=51.166666666667 +x_0=150000 +y_0=5400000 +ellps=intl +pm=brussels +units=m +no_defs
23095	ED50 / TM 5 NE	projected	m	m	+proj=tmerc +lat_0=0 +lon_0=5 +k=0.9996 +x_0=500000 +y_0=0 +ellps=intl +towgs84=-89.5,-93.8,-123.1,0,0,-0.156,1.2 +units=m +no_defs

```
# Probamos sugerencia
crs_suggest <- suggest_crs(elev, limit = 1)

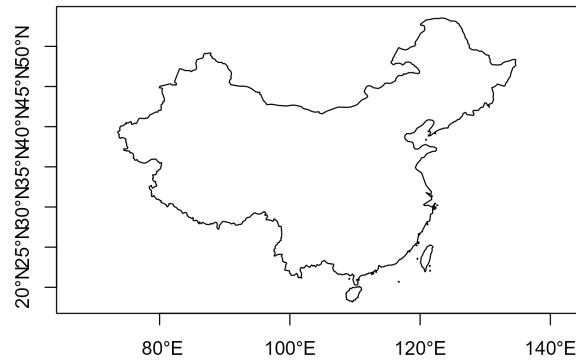
elev_suggest <- projectRaster(elev, crs = raster::crs(crs_suggest$crs_proj4))

plot(elev_suggest)
```



```
# Ejemplo con sf: China
```

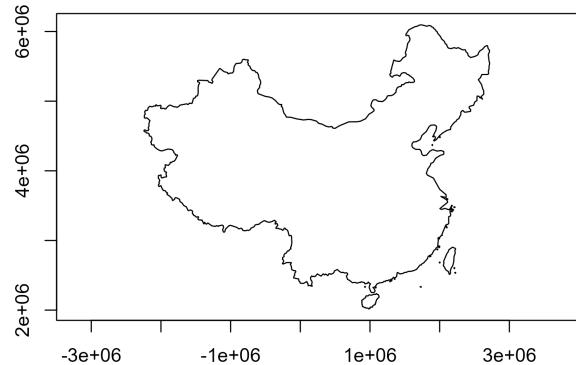
```
china <- gisco_get_countries(country = "China")
plot(st_geometry(china), axes = TRUE)
```



```
china_crs <- suggest_crs(china, limit = 1)
```

```
china_suggest <- st_transform(
  china,
  st_crs(as.integer(china_crs$crs_code))
)
```

```
plot(st_geometry(china_suggest), axes = TRUE)
```



Estadística espacial

La estadística espacial reconoce y aprovecha la ubicación espacial de los datos a la hora de diseñar, recopilar, gestionar, analizar y mostrar las observaciones. Éstas son generalmente **dependientes**, si bien existen modelos espaciales a disposición del investigador que permiten tratar con dicha dependencia espacial a la hora de llevar a cabo labores de predicción. La estadística espacio-temporal incorpora, además, el tiempo y su interacción con el espacio como argumento de ayuda en tales labores predictivas.

Las mediciones y modelos espaciales están presentes, sorprendentemente, en una amplia variedad de disciplinas científicas. Los orígenes de la vida humana vinculan los estudios de la evolución de las galaxias, la estructura de las células biológicas y los patrones de asentamiento arqueológicos. Los ecólogos estudian las interacciones entre plantas y animales. Silvicultores y agricultores necesitan investigar las variaciones que se producen en el terreno para sus experimentos. La estimación de las precipitaciones y de las reservas de oro y petróleo es de vital importancia económica. Estos son, entre otros, buenos ejemplos de la importancia del espacio (espacio-tiempo en su caso) en el mundo de la Ciencia.

En todo caso, la geología, la edafología, el tratamiento de imágenes, la epidemiología, la agronomía, la ecología, la silvicultura, la astronomía, el estudio de la atmósfera, la economía, o simplemente, cualquier disciplina que trabaje con datos espaciales recopilados de diferentes lugares y en distintos instantes temporales, necesita del desarrollo de modelos geoestadísticos que indiquen la estructura e intensidad de la dependencia espacial y/o espacio-temporal presente en los fenómenos que comprenden.

Sin embargo, el estudio de la **variabilidad espacial**, y sobre todo espacio-temporal, es una disciplina relativamente nueva en el marco de la Estadística, lo que explica la escasez de instrumentos de estadística espacial 30 años atrás. En los últimos 10 años ha habido una creciente toma de conciencia de esta necesidad, habiéndose realizado un gran esfuerzo por buscar herramientas adecuadas y útiles a tales efectos. Y todo ello porque utilizar modelos espaciales o espacio-temporales para caracterizar y explotar la dependencia espacial (o espacio-temporal) de un conjunto de observaciones tiene importantes ventajas:

1. Modelos más generales, ya que, en la mayoría de los casos, los modelos clásicos que no tienen en consideración la dimensión espacial o la interacción de las dimensiones espacial y temporal son un caso particular de un modelo espacial o espacio-temporal.
2. Estimaciones más eficientes: de la tendencia, de los efectos de las variables explicativas, de promedios regionales,...
3. Mejora de las predicciones: más eficientes, con propiedades de extrapolación más estables,...
4. La variación espacial no explicada en la estructura de la media debe ser absorbida por la estructura del error, por lo que un modelo que incorpore la dependencia espacial puede decirse que está protegido frente a una mala especificación de este tipo. Esto, en muchos casos, tiene como resultado una simplificación en la especificación de la tendencia; en general, los modelos con dependencia espacial suelen tener una descripción más parsimoniosa (en ocasiones con muchos menos parámetros) que los clásicos modelos de superficie de tendencia.

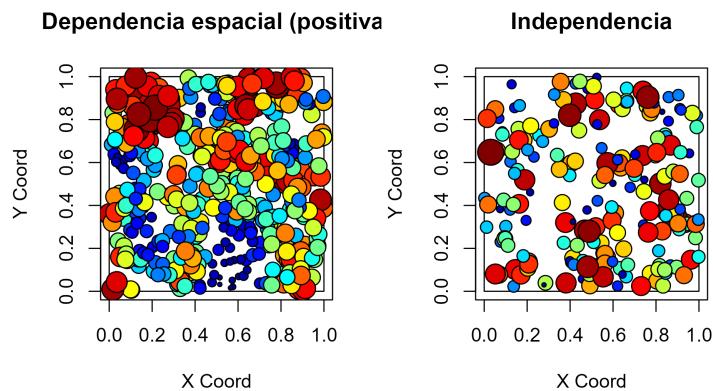
Estas mejoras de la estadística espacial y espacio-temporal, junto con el fuerte y reciente desarrollo de los Sistemas de Información Geográfica o GIS (Geographic Information System), han propiciado que en la actualidad exista una importante motivación por la búsqueda de herramientas espaciales o espacio-temporales.

Antes de continuar... dependencia espacial.

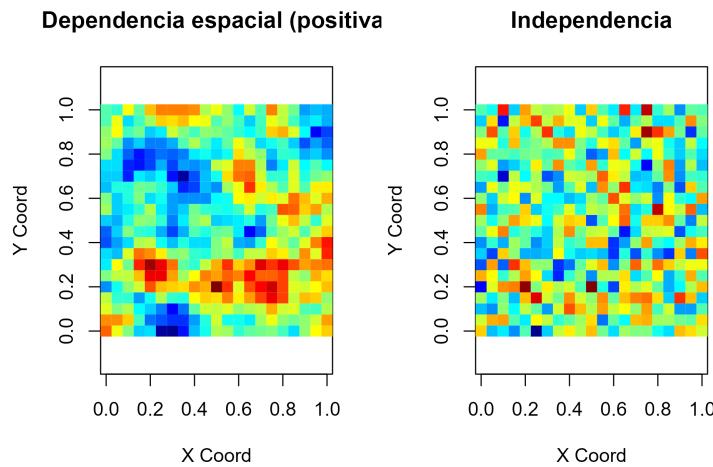
Frecuentemente los datos tienen una componente espacial y/o temporal asociada a ellos y es de esperar que datos cercanos en el espacio o en el tiempo sean más semejantes que aquellos que están más alejados; en cuyo caso **no** deben ser modelados como estadísticamente independiente, sino que habrá que tomar en cuenta esa dependencia espacial o espacio-temporal.

De forma natural y de acuerdo a la Ley Tobler (1973) surge la idea de que los datos cercanos en el espacio o en el tiempo serán más similares y estarán más correlacionados entre sí que aquellos que están más lejanos. Además, esta correlación disminuye al aumentar la separación entre ellos, por lo que se puede pensar en la presencia de una dependencia espacial o espacio-temporal. Esto da lugar al concepto de proceso espacial o espacio-temporal.

Si los datos no exhiben dependencia espacial no tiene sentido aplicar las herramientas de estadística espacial. Veamos un ejemplo simulado de unos datos que muestran dependencia espacial y otros puramente aleatorios.



Comentar



Datos espaciales

Los **datos espaciales**, también conocidos como datos **geoespaciales**, son aquellos datos relacionados o que contienen información de una localización o área geográfica de la superficie de la Tierra.

La forma más intuitiva de representar los datos espaciales es a través de un mapa.

```
<!-- Propuesta: mapa temático cualquiera con poco código para empezar como el libro de SDS https://keen
<!-- Y comentar algunas características de los datos espaciales que luego se explican. -->
```

```
# Mapa de porcentaje de mujeres en Castilla-La Mancha
```

```
library(mapSpain)
```

```
# Datos de población
```

```
pob <- mapSpain::pobmun19
```

```
# Datos en forma de tabla, sin información en formato espacial
head(pob)
```

```
#>   cpro provincia cmun      name  pob19    men women
#> 1  02 Albacete 001 Abengibre    790    379    411
#> 2  02 Albacete 002 Alatoz     519    291    228
#> 3  02 Albacete 003 Albacete 173329 84687 88642
#> 4  02 Albacete 004 Albatana    692    356    336
#> 5  02 Albacete 005 Alborea    658    337    321
#> 6  02 Albacete 006 Alcadozo    654    363    291
```

```
# Porcentaje
```

```
pob$porc_mujeres <- pob$women / pob$pob19
```

```
# Datos espaciales
```

```
geo <- esp_get_munic(region = "Castilla-La Mancha")
```

```
# Estos datos tienen una columna (geometry) con coordenadas.
```

```
head(geo)
```

```
#> Simple feature collection with 6 features and 7 fields
```

```
#> Geometry type: POLYGON
```

```
#> Dimension: XY
```

```
#> Bounding box: xmin: -2.18037 ymin: 38.5441 xmax: -1.31112 ymax: 39.35597
```

```
#> Geodetic CRS: ETRS89
```

```
#>   cdauto      ine.ccaa.name cpro ine.prov.name cmun      name LAU_CODE ge
#> 76      08 Castilla - La Mancha 02      Albacete 001 Abengibre 02001 POLYGON ((-1.58316 39.20
#> 69      08 Castilla - La Mancha 02      Albacete 002 Alatoz 02002 POLYGON ((-1.40607 39.12
#> 119     08 Castilla - La Mancha 02      Albacete 003 Albacete 02003 POLYGON ((-2.0562 38.886
#> 106     08 Castilla - La Mancha 02      Albacete 004 Albatana 02004 POLYGON ((-1.54055 38.61
#> 83      08 Castilla - La Mancha 02      Albacete 005 Alborea 02005 POLYGON ((-1.38514 39.35
#> 81      08 Castilla - La Mancha 02      Albacete 006 Alcadozo 02006 POLYGON ((-2.15635 38.71
```

```
# Une ambos datos
```

```
geo_pob <- merge(geo,
  pob,
  by = c("cpro", "cmun"),
  all.x = TRUE
)
```

```
# Mapa básico
```

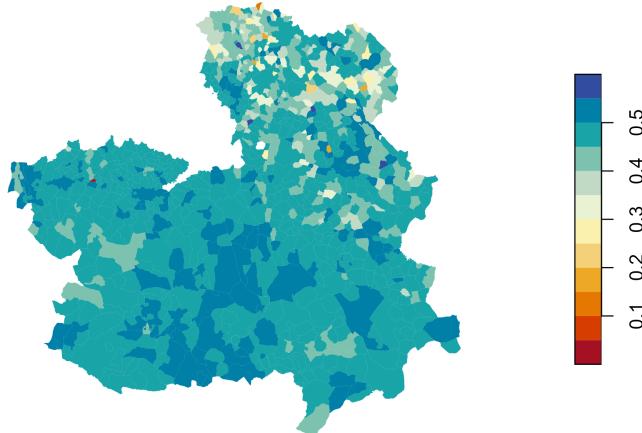
```
plot(geo_pob["porc_mujeres"],
  # Cambiamos título
  main = "Castilla-La Mancha: % mujeres (2019)",
```

```

# Cambiamos la paleta de colores para hacerlo mas atractivo
border = NA,
pal = hcl.colors(12, "RdY1Bu")
)

```

Castilla-La Mancha: % mujeres (2019)



Clasificación de datos espaciales

Tal y como acabamos de señalar y de acuerdo con Schabenberger y Gotway (2005, p. 6), debido a que los datos espaciales surgen en una gran variedad de campos y aplicaciones, también hay una gran variedad de tipos de datos espaciales, estructuras y escenarios. Por tanto, una clasificación exhaustiva de los datos espaciales sería un reto muy difícil y hemos apostado por una clasificación general, simple y útil de datos espaciales proporcionada por Cressie (1993).

La **clasificación** de Cressie de datos espaciales se basa en la naturaleza del dominio espacial en estudio. Dependiendo de esto, podemos tener: datos geoestadísticos, datos de patrones de puntos y datos látice.

Siguiendo a Cressie (1993), sea $s \in \mathbb{R}^d$ una localización en un espacio Euclídeo d -dimensional y $Z(s) : s \in \mathbb{R}^d$ una función aleatoria espacial, donde Z representa el atributo en el cual estamos interesados:

1. **Datos geoestadísticos:** Surgen cuando el dominio en estudio es **conjunto y fijo** D . Es decir: (i) $Z(s)$ se puede observar en cualquier punto del dominio (continuo); y (ii) los puntos en D no son estocásticos (son fijos, D es el mismo para todas las realizaciones de la función aleatoria espacial).

Algunos ejemplos de datos geoestadísticos son el nivel de un contaminante en una ciudad, los valores de precipitación o temperatura del aire en un país, las concentraciones de metales pesados en la capa superior del suelo de una región, etc.

Es obvio que, al menos en teoría, el nivel de un contaminante específico podría medirse en cualquier lugar de la ciudad; Lo mismo puede decirse de las mediciones de precipitaciones o temperaturas del aire en un país o concentraciones de un metal pesado en una región.

Sin embargo, en la práctica, no es posible una observación exhaustiva del proceso espacial. Por lo general, el proceso espacial se observa en un conjunto de ubicaciones (por ejemplo, el nivel de un contaminante específico en una ciudad se observa en los puntos donde están ubicadas las estaciones de monitoreo) y, basado en tales valores observados, el análisis geoestadístico reproduce el comportamiento de el proceso espacial en todo el dominio de interés.

En el análisis geoestadístico lo más importante es cuantificar la correlación espacial entre observaciones (a través de la herramienta básica en geoestadística, el semivariograma) y utilizar esta información para lograr los objetivos anteriores.

ejemplo

2. **Datos reticulares:** Surgen cuando: (i) el dominio bajo estudio D es **discreto**, es decir, $Z(s)$ puede observarse en una serie de ubicaciones fijas que pueden enumerarse. Estas ubicaciones pueden ser puntos o regiones, pero generalmente son códigos postales, pistas censales, vecindarios, provincias, países, etc., y los datos en la mayoría de los casos son datos agregados espacialmente sobre estas áreas. Aunque estas regiones pueden tener una forma regular, normalmente la forma que tienen es irregular, y esto, junto con el carácter espacialmente agregado de los datos, es por lo que los datos lattice tambien se denominan datos regionales. Y (ii) las ubicaciones en D no son estocásticas. Por supuesto, un concepto clave en el análisis de los datos lattice es el **vecindario**.

Algunos ejemplos de reticulares incluyen la tasa de desempleo por estados, los datos de delincuencia por comarcas, rendimientos agrícolas en parcelas, precios medios de la vivienda por provincias, etc.

ejemplo

3. **Procesos de puntos:** Mientras que en los datos geoestadísticos y reticulares el dominio D es fijo, en los datos de patrones puntuales el dominio es discreto o continuo, pero **aleatorio**. Los patrones de puntos surgen cuando el atributo bajo estudio es la ubicación de los eventos (observaciones). Es decir, el interés radica en dónde ocurren eventos de interés.

Algunos ejemplos de patrones de puntos son la ubicación de incendios en una región española, la ubicación de los árboles en un bosque o la ubicación de nidos en una colonia de aves reproductoras, la localización de los delitos en una ciudad, entre muchas otras.

En estos En los casos, es obvio que D es aleatorio y los puntos de observación no dependen del investigador. El principal objetivo del análisis de patrones de puntos es determinar si la ubicación de los eventos tiende a exhibir un patrón sistemático sobre el área en estudio o, por el contrario, son aleatoriamente repartido.

Más concretamente, nos interesa analizar si la ubicación de los eventos es completamente aleatorio espacialmente (la ubicación donde ocurren los eventos no se ve afectada por la ubicación de otros eventos), uniforme o regular (cada punto está tan lejos de todos sus vecinos como sea posible) o agrupados o agregados (la ubicación de los eventos se concentra en grupos).

ejemplo

Aplicaciones

**objetivo de aprendizaje” Este caso práctico muestra como leer y graficar datos espaciales en R. BLA BLA

Tarea 1: Abrimos Rstudio

Tarea 2: Leemos (instalamos si no los tenemos) los paquetes requeridos

```
# rm(list = ls()) #limpiamos la memoria

# library(climaemet) # meteorological data
library(mapSpain) # base maps of Spain
library(classInt) # classification
library(raster) # raster handling
library(sf) # spatial shape handling
library(sp) # spatial shape handling
library(gstat) # for spatial interpolation
```

```

library(geoR) # for spatial analysis
library(dplyr) # data handling
library(ggplot2) # for plots
# library(tidyverse) # collection of R packages designed for data science

```

Tarea 3: Describimos los datos objeto de estudio

El conjunto de datos contiene el nivel de temperatura del aire en España el 8 al 13 de enero de 2021.

Los datos han sido descargados del paquete `climaemet` en R. `climaemet` permite descargar los datos climáticos de la Agencia Española de Meteorología (AEMET) directamente utilizando su API (para más detalle ver citar articulo).

falta*****

- `tmin`: matrix of....
- `stations`: coOrdinates of the stations;
- `dates`: the dates of observations

Tarea 4: Lectura de los datos

```

mydata <- read.csv("data/my_data_tmin_df.csv")
mydata <- mydata %>% dplyr::select(-date) # quitamos la primera columna que tiene id

```

Q1: ¿Qué información tiene “mydata”?

```

head(mydata)[1:3, ] # muestra las tres primeras filas
#>           X         Y tmin      date
#> 1 -2.956389 35.27639 13.6 2021-01-08
#> 2 -5.346944 35.88861 11.6 2021-01-08
#> 3 -5.598889 36.01389 11.1 2021-01-08
tail(mydata) # muestra las seis últimas filas. Ver fecha de los días.
#>           X         Y tmin      date
#> 1291 -3.528333 39.49194 -13.4 2021-01-13
#> 1292 -3.742778 41.66583 -13.9 2021-01-13
#> 1293 -1.410000 41.11444 -14.9 2021-01-13
#> 1294 -1.124167 40.35056 -15.5 2021-01-13
#> 1295 -1.293333 40.92611 -18.0 2021-01-13
#> 1296 -1.878889 40.84167 -19.9 2021-01-13

```

- bla, bla

Tarea X. Pasar mydata a un objeto de la clase espacial geoR

```

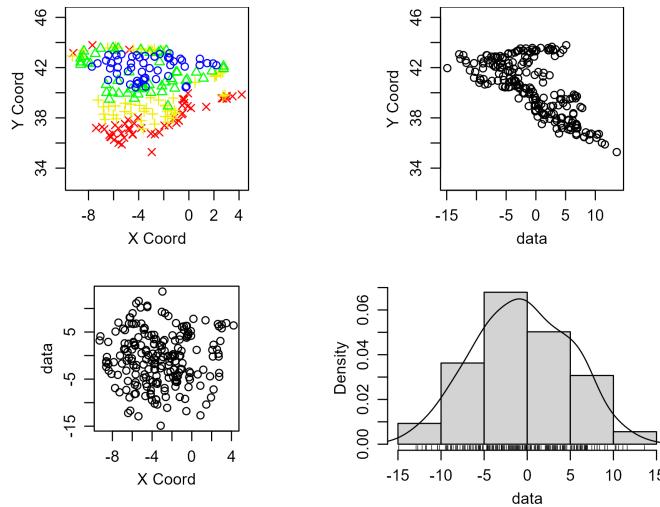
mydata.geoR <- mydata %>%
  filter(date == "2021-01-08") %>%
  as.geodata(
    coords.col = 1:2,
    data.col = 3
  )
#> as.geodata: 4 replicated data locations found.

```

```

#> Consider using jitterDupCoords() for jittering replicated locations.
#> WARNING: there are data at coincident or very closed locations, some of the geoR's functions may not
#> Use function dup.coords() to locate duplicated coordinates.
#> Consider using jitterDupCoords() for jittering replicated locations
summary(mydata.geoR)
#> Number of data points: 215
#>
#> Coordinates summary
#>          X           Y
#> min -9.291389 35.27639
#> max  4.215556 43.78611
#>
#> Distance summary
#>      min      max
#> 0.000000 13.85144
#>
#> Data summary
#>      Min.   1st Qu.   Median   Mean   3rd Qu.   Max.
#> -14.900000 -4.5500000 -0.5000000 -0.6060465  3.5000000 13.6000000
#>
#> Duplicated Coordinates
#>      dup          X           Y data
#> 40    1 -0.3663889 39.48056  5.0
#> 46    2 -0.3663889 39.48056  4.3
#> 139   3 -1.7922222 43.35694 -2.9
#> 142   4 -1.7922222 43.35694 -3.0
#> 67    5 -3.8005556 43.49111  2.5
#> 68    6 -3.8005556 43.49111  2.4
#> 130   7 -5.8741667 43.35333 -2.1
#> 131   8 -5.8741667 43.35333 -2.1
plot(mydata.geoR)

```



DIEGO, y yo por qué se que España es esto 4326...

Tarea X. Pasar mydata a un objeto de la clase espacial sf

```

mydata.gstat <- st_as_sf(mydata, coords = c("X", "Y"), crs = 4326)
summary(mydata.gstat)
#>      tmin           date            geometry
#> Min.   :-25.200  Length:1296      POINT       :1296
#> 1st Qu.: -4.500  Class  :character  epsg:4326    :  0
#> Median  : -0.800  Mode   :character  +proj=long...:  0
#> Mean    : -1.144
#> 3rd Qu.:  2.600
#> Max.    : 13.600

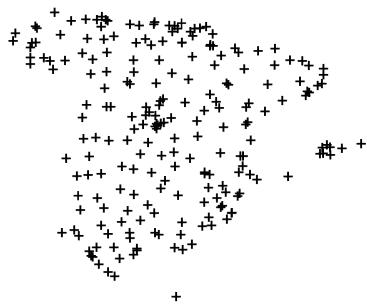
```

Tarea X. Decido un formato para el análisis. gstat

```
mydata <- mydata.gstat
```

Q2: ¿Dónde tengo medidos los niveles de la temperatura mínima?

```
plot(mydata$geometry, pch = "+")
```



Tarea 5: Dibujemos las estaciones de monitoreo de la temperatura mínima en un mapa de España. Ámbito espacial.

Obtenemos el contorno de España (quitamos las Islas Canarias por simplicidad) blaalblblbl

```

library(mapSpain)
# sf object
ESP <- esp_get_ccaa(epsg = 4326) %>%
  filter(ine.ccaa.name != "Canarias") %>%
  st_union()
plot(ESP) # Dibujamo el mapa de España menos las Islas Canarias

```

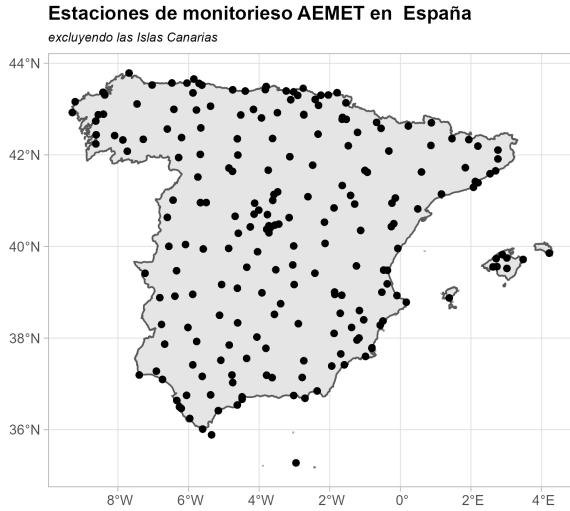


Q3: ¿Tengo el Sistema de referencia de coordenadas (CRS) de las estaciones de monitoreo en la misma proyección que el contorno de España?

```
st_crs(mydata) == st_crs(ESP)
#> [1] TRUE
```

Dibujamos las estaciones de monitoreo con el contorno de España

```
ggplot(ESP) +
  geom_sf() +
  geom_sf(data = mydata) +
  theme_light() +
  labs(
    title = "Estaciones de monitoreo AEMET en España",
    subtitle = "excluyendo las Islas Canarias"
  ) +
  theme(
    plot.title = element_text(
      size = 12,
      face = "bold"
    ),
    plot.subtitle = element_text(
      size = 8,
      face = "italic"
    )
  )
```



Q4. Mis datos y el contorno de España están en el mismo CRS, pero ¿es el adecuado?

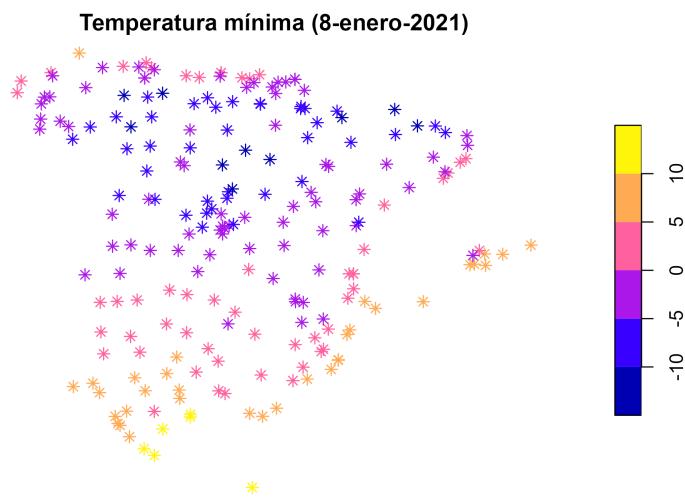
DIEGO, POR QUÉ TRANSFORMAMOS, PARA PASAR A UTM E INTERPRETAR EN METROS?

```
mydata <- st_transform(mydata, 25830)
ESP_utm <- st_transform(ESP, 25830)
```

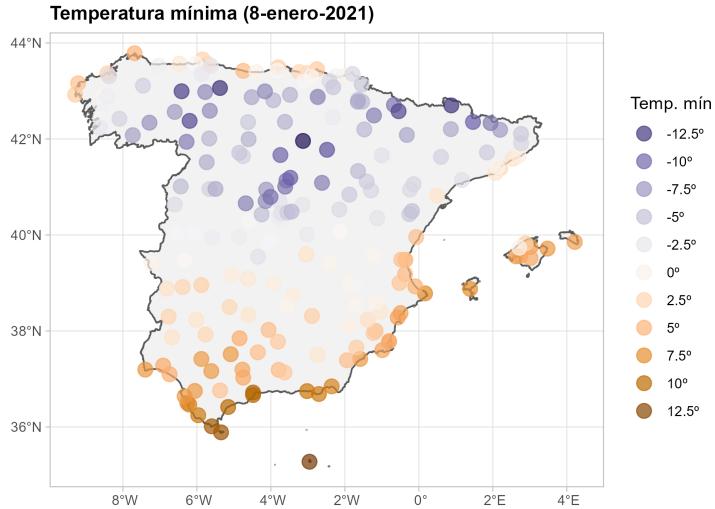
Tarea 6: Representamos la variable temperatura mínima tmin para el día 8 de enero de 2021.

```
mydata_8enero <- mydata %>%
  filter(date == "2021-01-08") # seleccionamos el día y la variable
dim(mydata)
#> [1] 1296     3

# plot(mydata_8enero) #opcional
plot(mydata_8enero[["tmin"]], main = "Temperatura mínima (8-enero-2021)", pch = 8)
```



Podemos utilizar el ámbito espacial, el contorno de España para graficar y contar la historia de la Filomena un poco mejor.



Q5. El mapa ha quedado muy claro. Vemos como los datos nos cuentan la historia de Filomena en aquellos sitios donde se tomaron mediciones, pero ¿podríamos tener un mapa de interpolación para tener una estimación de la temperatura mínima en las partes donde la AEMET no tiene estación de monitoreo?

Tal y como se avanzó en teoría, parece lógico pensar que aquellos puntos que estén cerca tendrán valores similares así que tomemos ventaja de la dependencia espacial y utilicemos un método determinista, como la Distancia Inversa Ponderada, comúnmente conocido por su acrónimo inglés IDW (Inverse distance weighted), el cual es uno de los métodos más simples para llevar para llevar a cabo una interpolación espacial.

En primer lugar necesitamos definir la superficie (en forma de malla) donde queremos interpolar

```
# Creamos una malla de 5*5 km (25 km2)
grd_sf <- st_bbox(ESP_utm) %>%
  st_as_sfc() %>%
  st_make_grid(
    cellsize = 5000,
    what = "centers"
  )

# Convertimos a un objeto sp object
grd <- as(grd_sf, "Spatial") %>%
  as("SpatialPixels")
```

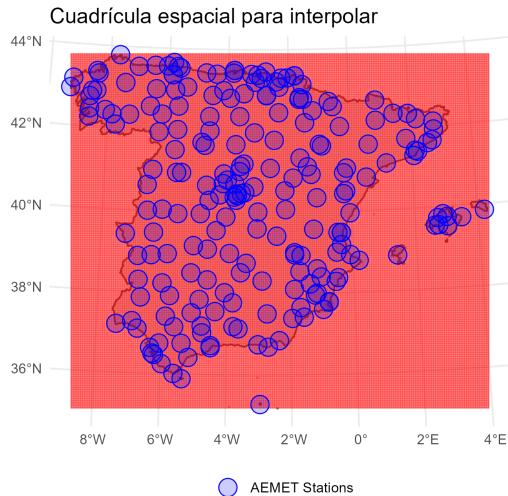
Graficamos la superficie para ver exactamente qué hemos construido

```
ggplot(ESP_utm) +
  geom_sf() +
  geom_sf(data = grd_sf, size = 0.01, col = "red", alpha = 0.5) +
  geom_sf(
    data = mydata_8enero, # select(indicativo) %>% unique(),
    aes(fill = "AEMET Stations"), size = 5, shape = 21,
    color = "blue"
  ) +
  scale_fill_manual(values = adjustcolor("blue", alpha.f = 0.2)) +
  theme_minimal() +
  theme(legend.position = "bottom") +
```

```

  labs(
    title = "Cuadrícula espacial para interpolar",
    fill = ""
)

```



Cambiamos el conjunto de datos a la clase `sp` para el análisis espacial

```

mydata_8enero_sp <- as(mydata_8enero, "Spatial")
class(mydata_8enero_sp)
#> [1] "SpatialPointsDataFrame"
#> attr("package")
#> [1] "sp"

```

Llevamos a cabo la interpolación

```

tmin_idw <- gstat::idw(tmin ~ 1, # Indicamos la variable que queremos interpolar
  mydata_8enero_sp, # Indicamos el conjunto de datos donde está la variable
  newdata = grd, # Indicamos los puntos a interpolar
  idp = 2.0 # Especifica la potencia de la IDW
)
#> [inverse distance weighted interpolation]

```

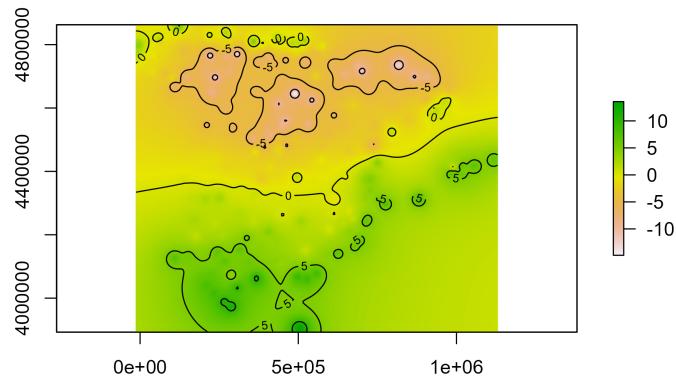
DIEGO, mirame MASK, no entiendo el objeto que hay que poner

Representamos la interpolación con un mapa y mapa de contorno muy utliaizado para representar datos espaciales

```

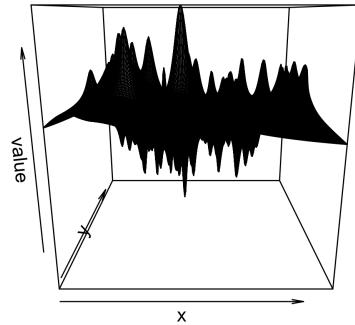
# To raster and mask the grid to the shape of Spain
tmin_idw_raster <- raster(tmin_idw) # %>% mask( ) ##ERROR
plot(tmin_idw_raster)
contour(tmin_idw_raster, add = TRUE)

```



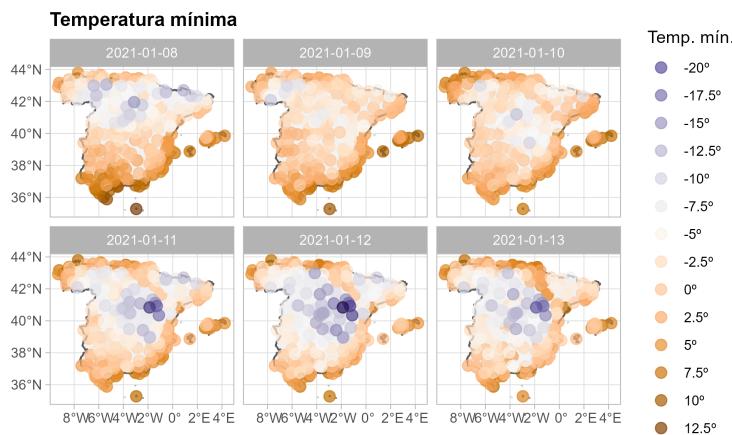
Representamos en 3D el mapa anterior, muy utilizado también en datos espaciales
DIEGO, se utiliza mucho en espacial pero no se si este caso es muy ilustrativo....r

```
persp(tmin_idw_raster)
```



Para las extensiones

Este vale para st



Renta media por municipios

Esta sección presenta un caso de uso en el que aprenderemos a realizar las siguientes tareas básicas:

- Importar datos tabulares y datos espaciales.
- Realizar un tratamiento de limpieza de datos y cruzar tablas.
- Hacer mapas temáticos. Aprenderemos también algunas nociones básicas sobre cómo crear diferentes clases para un conjunto de datos continuo.

Para ello, partiremos de dos ficheros:

1. Fichero `renta_municipio.csv`: Este fichero contiene información de la Renta Neta per cápita por municipios, distritos y secciones censales. Esta información se ha extraído del Atlas de distribución de renta de los hogares proporcionado por el INE, y ha sido tratado previamente para adaptar la información al presente ejercicio.
2. Fichero `municipios.gpkg`: Es un fichero que contiene datos espaciales (polígonos) de los municipios en España en el año 2019. Se ha extraído del Instituto Geográfico Nacional (IGN) usando el paquete `mapSpain`.

El primer paso en cualquier tipo de análisis de datos es importar los datos al software de tratamiento (en nuestro caso, R) y analizarlos para conocer el tipo de información que contiene:

```
# Usaremos paquetes del tidyverse
library(dplyr)
library(readr)

renta <- read_csv("data/renta_municipio.csv", na = ".")
head(renta)
#> # A tibble: 6 x 6
#>   `2019` `2018` `2017` `2016` `2015` 
#>   <dbl> <dbl> <dbl> <dbl> <dbl>
```

```

#>   <chr>                <dbl>  <dbl>  <dbl>  <dbl>  <dbl>
#> 1 44001 Ababuj          NA     NA     NA     NA     NA
#> 2 4400101 Ababuj distrito 01    NA     NA     NA     NA     NA
#> 3 4400101001 Ababuj sección 01001  NA     NA     NA     NA     NA
#> 4 40001 Abades           11429  10731  10314  9816  9904
#> 5 4000101 Abades distrito 01    11429  10731  10314  9816  9904
#> 6 4000101001 Abades sección 01001 11429  10731  10314  9816  9904

```

Podemos comprobar que tenemos información para los años 2015 a 2019. Además, la columna `Unidad` contiene un literal con el municipio o sección correspondiente.

```

library(sf)

munis <- st_read("data/municipios.gpkg", quiet = TRUE)

head(munis)
#> Simple feature collection with 6 features and 7 fields
#> Geometry type: MULTIPOLYGON
#> Dimension:      XY
#> Bounding box:  xmin: -3.140179 ymin: 36.73817 xmax: -2.057058 ymax: 37.54579
#> Geodetic CRS:  ETRS89
#>   codauto ine.ccaa.name cpro ine.prov.name cmun      name LAU_CODE geom
#> 1      01 Andalucía  04 Almería  001 Abla 04001 MULTIPOLYGON (((-2.775594 3...
#> 2      01 Andalucía  04 Almería  002 Abrucena 04002 MULTIPOLYGON (((-2.787566 3...
#> 3      01 Andalucía  04 Almería  003 Adra 04003 MULTIPOLYGON (((-3.051988 3...
#> 4      01 Andalucía  04 Almería  004 Albánchez 04004 MULTIPOLYGON (((-2.181086 3...
#> 5      01 Andalucía  04 Almería  005 Alboloduy 04005 MULTIPOLYGON (((-2.572442 3...
#> 6      01 Andalucía  04 Almería  006 Albox 04006 MULTIPOLYGON (((-2.128106 3...

```

Podemos comprobar que `munis` es un objeto que contiene Polígonos y varias columnas, entre ellas dos especialmente relevantes: `cpro` y `cmun`, que corresponden a los códigos de provincia y de municipio respectivamente. Podemos comprobar que este código también se encuentra en nuestro dataset `renta`:

```

# Miro un municipio: Noblejas

renta[grep("Noblejas", renta$Unidad), ]
#> # A tibble: 5 x 6
#>   Unidad            `2019` `2018` `2017` `2016` `2015`
#>   <chr>            <dbl>  <dbl>  <dbl>  <dbl>  <dbl>
#> 1 45115 Noblejas  10591  10314  9751  9484  9124
#> 2 4511501 Noblejas distrito 01 11039  10717  10135  9711  9386
#> 3 4511501001 Noblejas sección 01001 11039  10717  10135  9711  9386
#> 4 4511502 Noblejas distrito 02  10276  10029  9475  9319  8938
#> 5 4511502001 Noblejas sección 02001 10276  10029  9475  9319  8938

munis[grep("Noblejas", munis$name), c("name", "cpro", "cmun")]
#> Simple feature collection with 1 feature and 3 fields
#> Geometry type: MULTIPOLYGON
#> Dimension:      XY
#> Bounding box:  xmin: -3.489824 ymin: 39.93003 xmax: -3.372611 ymax: 40.05017
#> Geodetic CRS:  ETRS89
#>   name cpro cmun      geom
#> 1 4985 Noblejas 45 115 MULTIPOLYGON (((-3.44681 40...

```

En el caso de Noblejas, el código completo es 45115. Sin embargo, en el caso de la tabla `renta`, debemos extraer ese valor del literal. Para ello debemos manipular la columna y extraer la primera palabra de la columna `Unidad`:

```
# Creo una función y la aplico a toda la columna
extrae_codigo <- function(x) {
  unlist(strsplit(x, " "))[1]
}

renta$codigo_ine <- sapply(as.character(renta$Unidad), extrae_codigo)

head(renta[c("Unidad", "codigo_ine")])
#> # A tibble: 6 x 2
#>   Unidad           codigo_ine
#>   <chr>            <chr>
#> 1 44001 Ababuj      44001
#> 2 4400101 Ababuj distrito 01 4400101
#> 3 4400101001 Ababuj sección 01001 4400101001
#> 4 40001 Abades      40001
#> 5 4000101 Abades distrito 01 4000101
#> 6 4000101001 Abades sección 01001 4000101001
```

Ahora, es necesario crear la misma variable en `munis` para poder realizar el cruce:

```
munis$codigo_ine <- paste0(munis$cpro, munis$cmun)

head(munis[, c("name", "codigo_ine")])
#> Simple feature collection with 6 features and 2 fields
#> Geometry type: MULTIPOLYGON
#> Dimension:     XY
#> Bounding box: xmin: -3.140179 ymin: 36.73817 xmax: -2.057058 ymax: 37.54579
#> Geodetic CRS: ETRS89
#>           name codigo_ine                      geom
#> 1       Abla    04001 MULTIPOLYGON (((-2.775594 3...
#> 2     Abrucena  04002 MULTIPOLYGON (((-2.787566 3...
#> 3       Adra    04003 MULTIPOLYGON (((-3.051988 3...
#> 4  Albánchez  04004 MULTIPOLYGON (((-2.181086 3...
#> 5 Alboloduy   04005 MULTIPOLYGON (((-2.572442 3...
#> 6      Albox   04006 MULTIPOLYGON (((-2.128106 3...
```

Ya estamos listos para realizar el cruce. Además, seleccionaremos sólo las columnas que vamos a usar, en este caso la del año 2019:

```
munis_renta <- munis %>%
  left_join(renta) %>%
  dplyr::select(name, cpro, cmun, `2019`)
```

Cuando crucemos datos espaciales con datos no espaciales en R, es importante que el primer dataset sea el que contiene los datos espaciales. Esto es así porque el objeto resultante “hereda” la clase del primer objeto. A modo de ejemplo, si realizáramos el proceso poniendo los datos espaciales en el lado derecho del join, los datos finales no serán espaciales:

```

# Miramos la clase de munis_renta

class(munis_renta)
#> [1] "sf"           "data.frame"

# Es un sf, por tanto espacial

# ¿Que pasa si realizamos el cruce de la otra manera?
renta %>%
  left_join(munis) %>%
  dplyr::select(name, cpro, cmun, `2019`) %>%
  class()
#> [1] "tbl_df"     "tbl"        "data.frame"

# Es un tibble o data.frame, pero no es espacial!

```

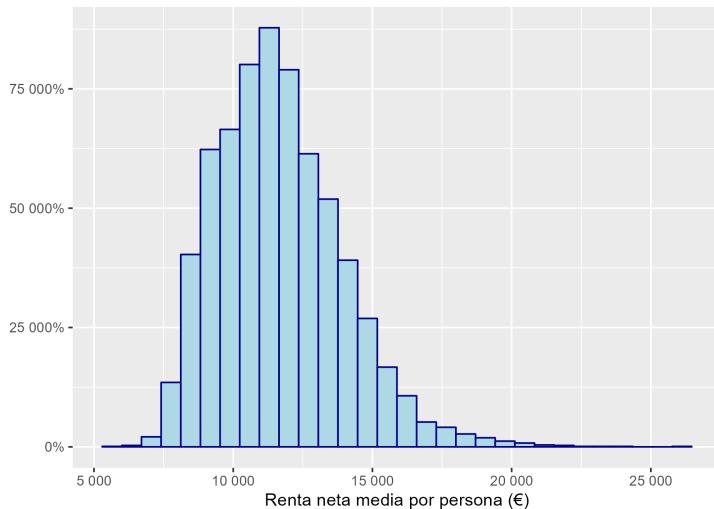
Una vez que tenemos los datos unidos podemos realizar algunos análisis básicos, como la realización de un histograma

```

library(ggplot2)

munis_renta %>%
  ggplot(aes(x = `2019`)) +
  geom_histogram(color = "darkblue", fill = "lightblue") +
  scale_x_continuous(labels = scales::label_number_auto()) +
  scale_y_continuous(labels = scales::label_percent()) +
  labs(
    y = "",
    x = "Renta neta media por persona (€)"
  )

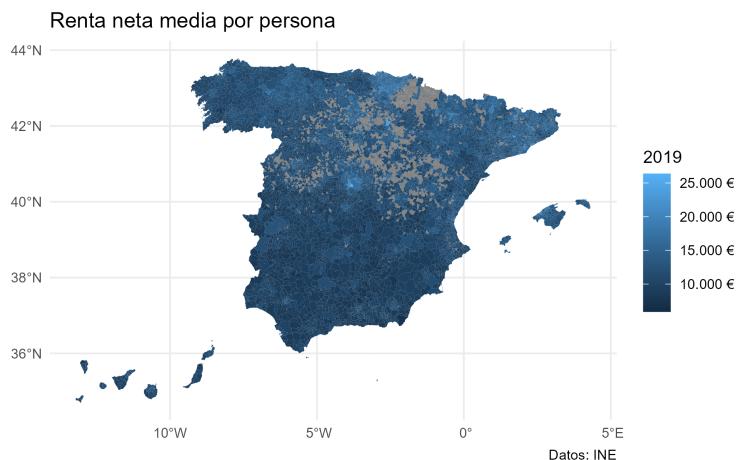
```



Podemos observar que la renta presenta una distribución Gamma con un gran de municipios concentrados en zonas medianas de renta y pocos municipios en tramos de rentas altas. Como veremos más adelante, esta distribución va a afectar a la información que transmite el mapa.

Vamos a realizar ahora un mapa de coropletas mostrando la distribución de la renta usando los valores brutos de renta sin modificar:

```
ggplot(munis_renta) +
  # Usamos geom_sf, y como aes() lo que queremos mostrar, en este caso, el
  # color del polígono representa la renta. Vamos a retirar los bordes con
  # color = NA
  geom_sf(aes(fill = `2019`), color = NA) +
  theme_minimal() +
  scale_fill_continuous(labels = scales::label_number(
    big.mark = ".",
    decimal.mark = ",",
    suffix = " €"
  )) +
  labs(
    title = "Renta neta media por persona",
    caption = "Datos: INE"
)
```



Este primer mapa no es demasiado informativo, por los siguientes motivos:

- Existe una serie de municipios para los que no tenemos datos.
- La escala de color no es la más adecuada.
- Dada la distribución de los datos, puede ser adecuado crear grupos de renta para que el mapa sea más interpretable.

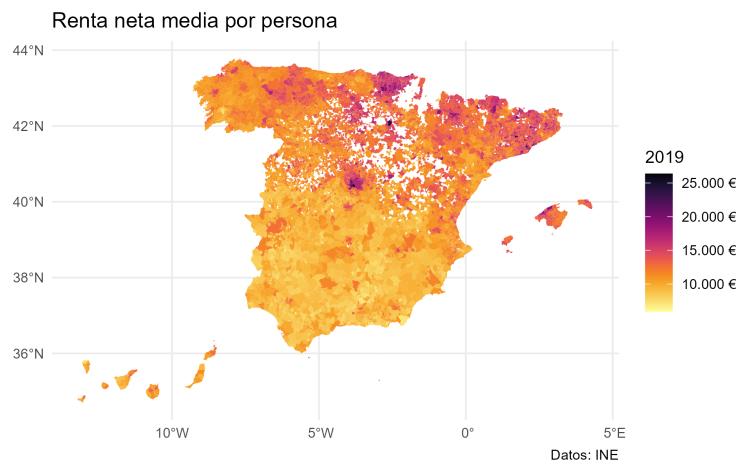
Vamos a probar a eliminar los municipios sin datos y a cambiar la escala de color:

```
munis_renta_clean <- munis_renta %>% filter(!is.na(`2019`))

ggplot(munis_renta_clean) +
  geom_sf(aes(fill = `2019`), color = NA) +
  # Cambiamos la paleta de colores, vamos a usar una paleta denominada Inferno,
```

```
# ya incluida en base R con hcl.colors

# Como son datos continuos, puedo usar Inferno
scale_fill_gradientn(
  colours = hcl.colors(20, "Inferno", rev = TRUE),
  labels = scales::label_number(
    big.mark = ".",
    decimal.mark = ",",
    suffix = " €"
  )
) +
theme_minimal() +
labs(
  title = "Renta neta media por persona",
  caption = "Datos: INE"
)
```



Este mapa nos da algo más de información, y parece intuirse que las rentas más altas se encuentran en zonas de País Vasco, Madrid y Cataluña. Sin embargo, el hecho de que la distribución de los datos no sea normal está afectando a la visualización.

Para intentar atajar este problema, podemos dividir nuestros datos en clases, por ejemplo cuartiles o deciles. Existen varios métodos de clasificación de datos, que en R se encuentran implementados en el paquete `classInt`. A continuación vamos a plantear diversos métodos de clasificación y observar cómo la “historia” que cuenta el mapa varía en función de dichas clases. En este ejemplo planteamos los siguientes métodos de clasificación:

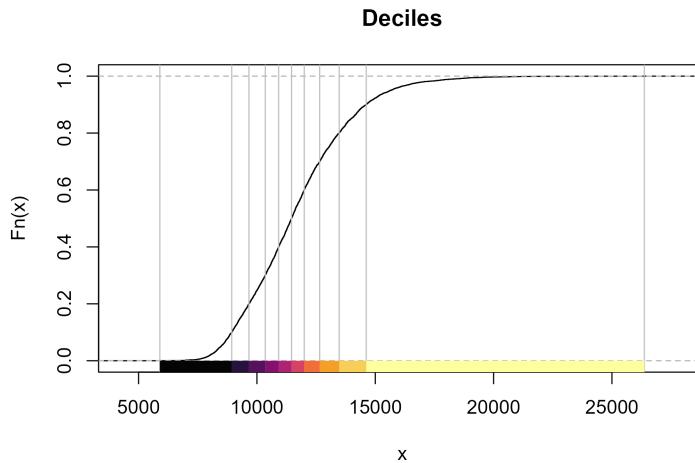
- El método de deciles: Consiste en crear 10 categorías incluyendo el mismo número de registros en cada una de ellas.
- El método de intervalos equivalentes: Este método divide el rango de valores en un número de grupos definido. La distancia de todos los intervalos es idéntica, por lo que este método no tiene en cuenta la distribución de los registros.
- El método de Fisher-Jenks: Este método se desarrolló específicamente para la clasificación de datos espaciales y su visualización en mapas. Produce agrupaciones de tal manera que los datos de cada grupo son “cercanas” entre sí y sustancialmente distintas de los valores de otros grupos.

```

library(classInt)
# Vamos a probar 3 métodos de clasificación: Deciles, tramos de Renta
# equidistantes y Fisher and Jenks

deciles <- classIntervals(munis_renta_clean$`2019`,
  style = "quantile", n = 10
)
deciles
#> style: quantile
#>      [5898,8935.6)  [8935.6,9662.2)  [9662.2,10352.8)  [10352.8,10918)  [10918,11462)  [11462,1
#>      656           656           655           654           655
#> [11998.6,12651.4) [12651.4,13475.8) [13475.8,14618.4)  [14618.4,26367]
#>      656           655           656           656
plot(deciles, pal = hcl.colors(20, "Inferno"), main = "Deciles")

```

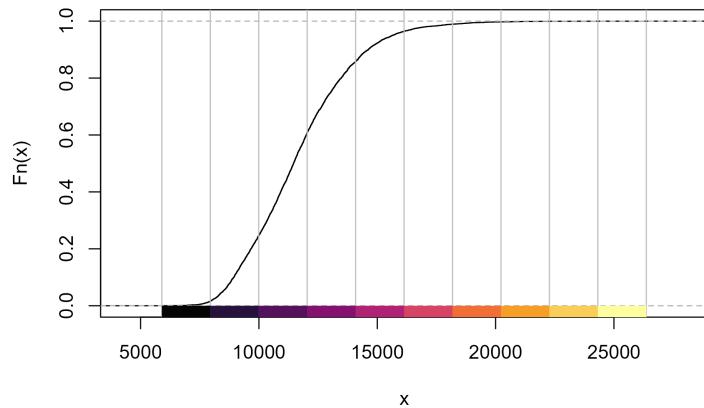


```

# Tramos equidistantes en términos de renta
equal <- classIntervals(munis_renta_clean$`2019`,
  style = "equal", n = 10
)
equal
#> style: equal
#>      [5898,7944.9)  [7944.9,9991.8)  [9991.8,12038.7)  [12038.7,14085.6)  [14085.6,16132.5)  [16132.5,1
#>      103           1510          2374          1637          702
#> [18179.4,20226.3) [20226.3,22273.2) [22273.2,24320.1)  [24320.1,26367]
#>      52            14            3             1
plot(equal, pal = hcl.colors(20, "Inferno"), main = "Equidistantes")

```

Equidistantes

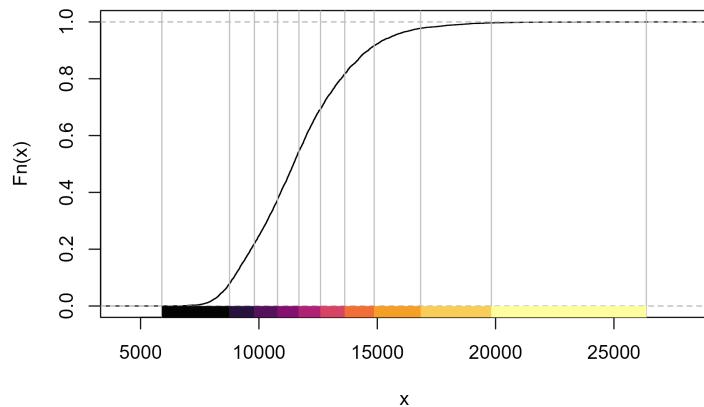


```

fisher <- classIntervals(munis_renta_clean$`2019`,
  style = "fisher",
  # Fuerzo para mejorar la comparación entre métodos
  n = 10
)
fisher
#> style: fisher
#>      [5898,8758)      [8758,9808)      [9808,10786.5) [10786.5,11690.5) [11690.5,12603) [12603,1
#>      513                928                1012               1120                970
#>  [13626.5,14870)  [14870,16833)  [16833,19819)  [19819,26367]
#>      650                402                125                 22
plot(fisher,
  pal = hcl.colors(20, "Inferno"),
  main = "Fisher-Jenks"
)

```

Fisher-Jenks



Podemos observar lo siguiente:

- El último decil de renta se corresponde a un rango de entre 15.000 y 25.000 €.

- El método por deciles proporciona unos grupos con valores de renta muy parecidos entre sí en los valores medios. Esto es debido a la propia distribución de la variable.
- El método de rangos equidistantes proporciona algunos grupos con un número muy reducido de municipios.
- El método de Fisher-Jenks puede proporcionar unas clases con unos rangos más apropiados para los tramos altos de renta.

Vamos ahora a realizar 3 mapas distintos, creando clases de renta según cada uno de los métodos anteriormente mostrados.

Deciles

```
# Extraigo los valores de corte
breaks_d <- deciles$brks

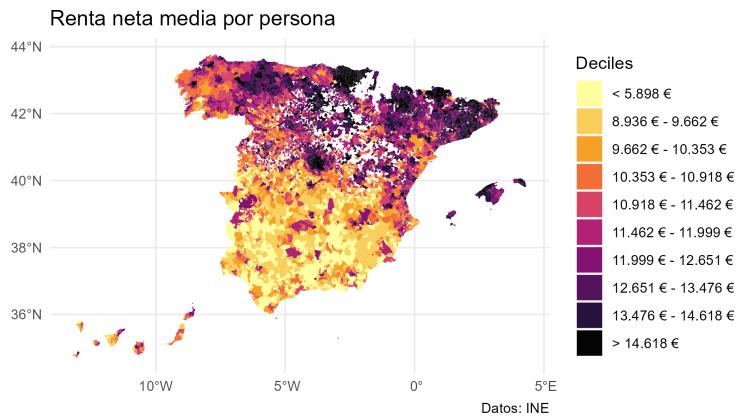
# Y creo unas etiquetas básicas para cada clase
# Creo una función específica para crear etiquetas formateadas
label_fun <- function(x) {
  l <- length(x)
  eur <- paste0(prettyNum(round(x, 0),
    decimal.mark = ",",
    big.mark = "."),
  ), " €")

  labels <- paste(eur[-1], "–", eur[-1])
  labels[1] <- paste("<", eur[1])
  labels[l - 1] <- paste(">", eur[l - 1])
  return(labels)
}

labels_d <- label_fun(breaks_d)

munis_renta_clean$Deciles <- cut(munis_renta_clean$`2019`,
  breaks = breaks_d,
  labels = labels_d,
  include.lowest = TRUE
)

ggplot(munis_renta_clean) +
  # Cambiamos la variable que usamos para crear el mapa
  geom_sf(aes(fill = Deciles), color = NA) +
  # Necesito cambiar el scale, ya no es continua
  scale_fill_manual(values = hcl.colors(length(labels_d),
    "Inferno",
    rev = TRUE
  )) +
  theme_minimal() +
  labs(
    title = "Renta neta media por persona",
    caption = "Datos: INE"
  )
```



Este mapa ya nos permite observar patrones geográficos, donde se ve una clara diferencia entre la Comunidades Autónomas del Norte y las del Sur. Veamos una representación distinta usando otras clases diferentes:

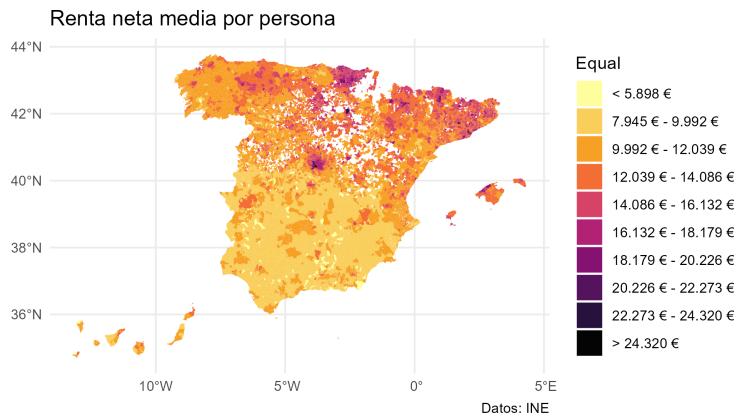
```

breaks_e <- equal$brks
labels_e <- label_fun(breaks_e)

munis_renta_clean$Equal <- cut(munis_renta_clean$"2019",
  breaks = breaks_e,
  labels = labels_e,
  include.lowest = TRUE
)

ggplot(munis_renta_clean) +
  # Cambiamos la variable que usamos para crear el mapa
  geom_sf(aes(fill = Equal), color = NA) +
  scale_fill_manual(values = hcl.colors(length(labels_e),
    "Inferno",
    rev = TRUE
  )) +
  theme_minimal() +
  labs(
    title = "Renta neta media por persona",
    caption = "Datos: INE"
)

```



Este otro mapa, sin embargo, se parece más al mapa que hicimos con los datos sin clasificar, donde el peso visual se concentra más bien en los municipios con rentas mucho más altas que el resto (por encima de 18.000 €).

Veamos el mismo mapa usando Fisher-Jenks:

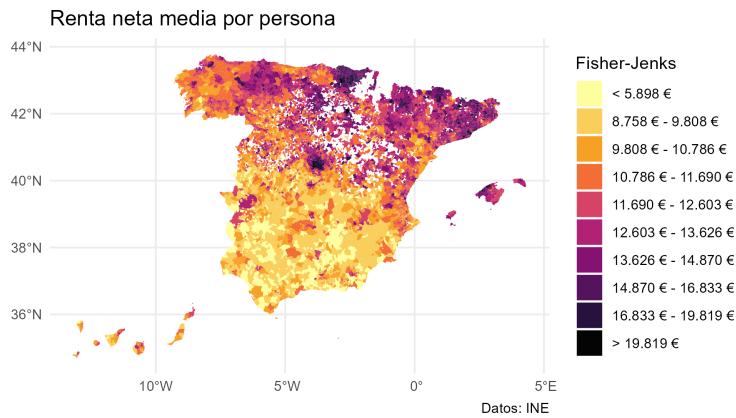
```

breaks_f <- fisher$brks
labels_f <- label_fun(breaks_f)

munis_renta_clean$`Fisher-Jenks` <- cut(munis_renta_clean$`2019` ,
  breaks = breaks_f,
  labels = labels_f,
  include.lowest = TRUE
)

ggplot(munis_renta_clean) +
  # Cambiamos la variable que usamos para crear el mapa
  geom_sf(aes(fill = `Fisher-Jenks`), color = NA) +
  scale_fill_manual(values = hcl.colors(length(labels_f),
    "Inferno",
    rev = TRUE
  )) +
  theme_minimal() +
  labs(
    title = "Renta neta media por persona",
    caption = "Datos: INE"
  )

```



En este mapa se puede observar de una manera más clara un cluster adicional de renta en la zona de Asturias y el norte de León. Además, gracias a la escala de colores puede intuirse que este clúster de renta no presenta valores tan altos como los observados en País Vasco o Madrid.

En conclusión, en el momento de realizar una visualización de datos es importante conocer el dato a representar, así como entender algunas propiedades básicas de la distribución subyacente. También hemos podido observar que hay ciertas decisiones estéticas (datos continuos vs. agrupados, escala de colores) que tienen una influencia significativa en cómo se percibe la información representada. Es responsabilidad del creador de la visualización el conocer todos estos factores y aplicarlos de manera conveniente.

Como ejemplo, aquí tenemos un mapa de los mismos datos pero la información se presenta de manera sesgada, ¿puedes identificar los motivos?

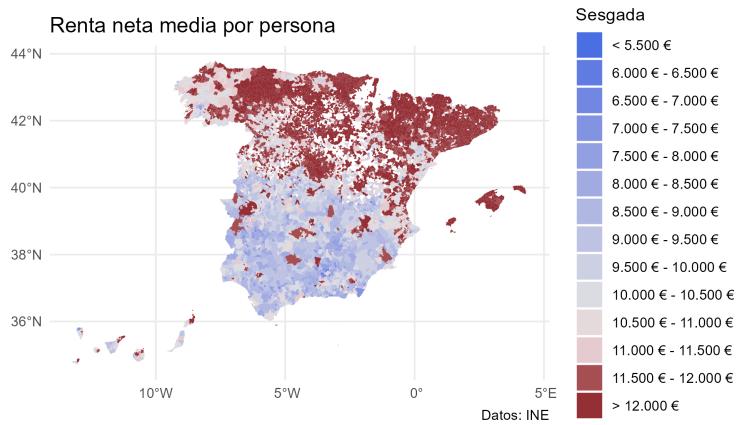


Figura 4: Ejemplo de visualización sesgada

En este mapa parece que la renta per cápita de las comunidades del norte es desproporcionadamente superior a las del sur. Resumimos aquí los sesgos introducidos en el mapa:

- En primer lugar, se han creado un elevado número de grupos en las zonas de rentas bajas. De esta manera, la escala del mapa parece estar muy fragmentada, sin embargo muchos de esos grupos ape-

nas contienen municipios. A modo de ejemplo, los primeros cuatro grupos únicamente contienen 32 municipios.

- Los grupos no se adaptan a la distribución subyacente de los datos. La mediana de los datos (11.462 €) estaría situada en la antepenúltima clase, de manera que los dos grupos de mayor renta contienen el 50% de los municipios.
- Además, la escala de color se ha manipulado, de manera que los grupos de mayores renta destaque más que el resto de manera notoria. # Extensiones

Referencias

- Abrahart, R. J., Openshaw, S., Abrahart, R. J., & See, L. M. (Eds.). (2000). *Geocomputation*. CRC Press. <https://doi.org/10.4324/9780203305805>
- Cressie, N. A. C. (1993). *Statistics for Spatial Data*. John Wiley & Sons, Inc. <https://doi.org/10.1002/9781119115151>
- Lovelace, R., Nowosad, J., & Muenchow, J. (2019). *Geocomputation with R*. CRC Press.
- Rees, I., P y Turton. (1998). Guest Editorial. *Environment and Planning A: Economy and Space*, 30(10), 1835-1838. <https://doi.org/10.1068/a301835>
- Walker, K. (2021). *crsugger: Obtain Suggested Coordinate Reference System Information for Spatial Data*.