

Análisis exploratorio de un conjunto de datos de indicadores urbanos

Rebeca Company^{1,*}, Alejandro Dionis^{1,*}, Gabriel Ivars^{1,*}, Julio Garcia^{1,*}

¹ Universitat de València - ETSE-UV, Avinguda de l'Universitat, 46100 Burjassot, Valencia;

* Correspondence: {recombar, adioros, gaia2, jugarbus}@alumni.uv.es

Keywords: Indicadores Urbanos; Tasa ; Población, Análisis Exploratorio

1. Introducción

El presente artículo consiste en un proyecto de la asignatura *Análisis Exploratorio de Datos*, en el que se realiza un análisis exploratorio del conjunto de datos de Indicadores Urbanos, publicado por el Instituto Nacional de Estadística (INE). Dicho conjunto de datos está compuesto por 3 subconjuntos de indicadores de distinto ámbito, siendo estos indicadores demográficos, indicadores sociales e indicadores económicos. A lo largo del mismo se plantean y responden preguntas de interés sobre aspectos demográficos, económicos y sociales de España en los últimos 15 años.

El análisis comienza con la importación y concatenación de los subconjuntos de datos, seguido de un estudio previo de la estructura del *dataset* así como de sus peculiaridades. A continuación, se lleva a cabo la imputación de los valores faltantes y se procede con el análisis univariante y el análisis bivariante. “Debido a que los datos tienen una componente geográfica, el municipio al que pertenece indicador calculado, se procede a la generación de mapas mediante los cuales poder observar la evolución de los distintos indicadores a lo largo del tiempo. Finalmente, se responden a las preguntas planteadas empleando los análisis realizados previamente y se extraen las conclusiones del proyecto.

2. Objetivos

El objetivo principal de este trabajo es llevar a cabo un análisis exploratorio de los conjuntos de datos seleccionados, con el fin de identificar posibles anomalías y comprender los aspectos más relevantes de la información contenida. Este análisis servirá como base para futuros estudios o para la aplicación de métodos más avanzados.

Asimismo, se busca responder a las siguientes preguntas clave a partir de los datos analizados:

- ¿Reflejan los datos algunos de los eventos más significativos en España, como la crisis económica de 2008-2014 o la pandemia de COVID-19 en 2019?
- ¿Qué podemos deducir sobre la situación demográfica de España a partir de estos datos?

3. Análisis exploratorio de los datos

3.1. Importación de los datos

Antes de importar, primero se verificó que la codificación de los tres datasets fuera la misma, confirmando que todos estaban en formato UTF-8. Una vez comprobado, a la hora de importar los datasets, fue necesario establecer el delimitador de campos con el punto y coma (;) y adaptar el formato original al de R, ya que en los datasets el decimal_mark es la coma (,) y el grouping_mark es el punto (.). Las variables a estudiar, las cuales son coincidentes en los tres datasets, son:

Citation: Company, R.; Dionis-Ros, A.; Ivars, G.; Garcia, J. Análisis exploratorio de un conjunto de datos de indicadores urbanos. *Journal Not Specified* **2023**, *1*, 0. <https://doi.org/>

Received:

Revised:

Accepted:

Published:

Copyright: © 2025 by the authors. Submitted to *Journal Not Specified* for possible open access publication under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution (CC BY) license (<https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>).

- *Total Nacional* : Variable redundante con un único valor “Total Nacional”, que toma verdadero valor cuando el atributo *Municipios* es vacío.
- *Municipios* : Municipio del que se han obtenido los datos.
- *Indicadores* : Tipo de estadístico demográfico, económico o social que se está calculando en cada observación. Se comentarán más a fondo en los hallazgos obtenidos, ya que se trata de un elevado número de indicadores (35 niveles).
- *Sexo* : Sexo del cual se está obteniendo el indicador estadístico (hombre o mujer).
- *Periodo* : Año al que hace referencia el indicador estadístico.
- *Total* : Valor numérico asociado al indicador estadístico, que puede ser un valor absoluto, una tasa o un porcentaje, dependiendo del tipo de estadístico.

Otras consideraciones que se tuvieron en cuenta fueron que la variable *Total* del dataset social era de tipo “character” y se transformó a tipo “numeric” para poder realizar operaciones. Esto se debe a que esta columna contenía valores “..”, que serán considerados como faltantes en nuestro análisis. Al importar estos valores, R determinó que la clase de esta variable era de tipo “character”. Además, se transformó la variable *Periodo* a tipo “Date” y la variable *Sexo* a “factor”. Posteriormente se concatenaron los tres datasets ya que estaban en formato “tidy”. y finalmente, el dataset se separó en cuatro partes:

- Datos totales nacionales con *Sexo* = “Total”.
- Datos totales nacionales por sexo.
- Datos por municipios con *Sexo* = “Total”.
- Datos por municipios y sexo.

Esto se hizo porque no tenía sentido estudiar los datos de forma conjunta, ya que muchos de los indicadores tienen distintas escalas. No obstante, también se ha guardado el dataset completo ya que es necesario para el estudio de los datos faltantes.

3.2. Análisis de datos faltantes

En esta sección previa al análisis univariante y bivariante se realizó un análisis de la estructura de los faltantes y del dataset en general. Para asegurar que nuestro conjunto de datos sea coherente, se evaluó el porcentaje de valores faltantes (NA) presentes en cada variable:

Table 1. Porcentajes de NAs

| | Porcentaje |
|-------------|------------|
| Municipios | 0.00 |
| Indicadores | 0.00 |
| Sexo | 0.00 |
| Periodo | 0.00 |
| Total | 71.26 |

Del dataset completo, únicamente se observan valores faltantes en la variable *Total*, siendo este un valor muy elevado (71.26%). Es importante señalar que durante la importación de los datasets, se eliminaron los datos faltantes en la variable *Municipios* que correspondían a los valores asociados a “Total Nacional”. Por esta razón, se eliminó la columna Total Nacional y se rellenaron los valores NAs de *Municipios* con el valor “Total Nacional”.

También se observó que al modificar el tipo de la variable *Total* se apreció un incremento del número de valores faltantes. Esto se debió a las 1461 observaciones del dataframe social con un valor de “.” que al transformar a “numeric”, R asoció dichos valores a valores faltantes.

Además, no se encontraron observaciones duplicadas a lo largo del dataset completo.

A continuación se van a estudiar estos valores faltantes en función del resto variables no numéricas.

3.2.1. Por *Sexo*

Table 2. Porcentajes de NAs por sexo en el dataset Total Nacional

| Sexo | n | Porcentaje | Porcentaje_total |
|---------|-----|------------|------------------|
| Hombres | 416 | 84.9 | 28.3 |
| Mujeres | 416 | 84.9 | 28.3 |
| Total | 197 | 40.2 | 13.4 |

Table 3. Porcentajes de NAs por sexo en el dataset por municipios

| Sexo | n | Porcentaje | Porcentaje_total |
|---------|-------|------------|------------------|
| Hombres | 53046 | 85.91837 | 28.64 |
| Mujeres | 53046 | 85.91837 | 28.64 |
| Total | 25920 | 41.98251 | 13.99 |

Como se observa en la Tabla 2 y Tabla 3, tanto para hombres como para mujeres, aproximadamente el 85% de sus observaciones tienen valores faltantes en la columna *Total*, lo que representa mas o menos el 28% del total de observaciones en ambos conjuntos de datos. Para el nivel Total (variable *Sexo*), en torno al 40% de sus observaciones tienen valores faltantes, representando el 14% aproximadamente del total de observaciones en ambos dataframes. Por tanto, debido al elevado porcentaje de valores faltantes en las observaciones desglosadas por sexo, se decidió no incluir en el análisis observaciones de hombres y mujeres por separado y optamos por trabajar únicamente con el total combinado de ambos sexos. Por tanto, a partir de esta decisión se continuó con el análisis de estos dos conjuntos de datos:

- Datos totales nacionales con *Sexo* = “Total”.
- Datos por municipios con *Sexo* = “Total”.

3.2.2. Por *Indicadores, Periodo y Municipios*

En ambos conjuntos de datos, la distribución de los valores faltantes variaba entre los diferentes niveles de las variables, alejándose considerablemente de una distribución uniforme. Como criterio, se eliminaron aquellos niveles de variables que tenían más del 50% de valores faltantes relativo al número de observaciones de cada nivel.

Para el caso de la variable *Indicadores*, se eliminaron 14 y 15 indicadores del conjunto de datos nacional y del de municipios, respectivamente.

Se observaron patrones interesantes en la variable *Periodo*. En ambos conjuntos de datos, el año 2023 presentaba la mayor proporción de valores faltantes. Sin embargo, en el dataset municipal, se identificó entre 2010 y 2013 un bajo porcentaje de datos faltantes (13.77%), siendo igual en los tres años. No obstante, el porcentaje total de datos faltantes para todos los años es relativamente bajo, inferior al 2%. Por lo tanto, se decidió imputar estos valores para completar el conjunto de datos.

En el caso de la variable *Municipios*, se puede destacar que se identificaron 17 municipios con un porcentaje considerable de valores faltantes, específicamente del 37.14%. Dado que

este porcentaje no supera el 50%, se decidió imputar estos valores en lugar de prescindir de dichos municipios.
Finalmente, se observó una mejora de valores faltantes al prescindir de la variable *Sexo* y de los indicadores con mayor proporción de NAs:

Table 4. Porcentajes de NAs conjunto Total Nacional

| | x |
|-------------|------|
| Indicadores | 0.00 |
| Periodo | 0.00 |
| Total | 4.76 |

Table 5. Porcentajes de NAs por municipios

| | x |
|-------------|------|
| Municipios | 0.00 |
| Indicadores | 0.00 |
| Periodo | 0.00 |
| Total | 7.14 |

Destacar también que se estudió la existencia de observaciones duplicadas, obteniendo ausencia de estas.

3.3. Imputación

Para la imputación, en primera instancia se optó por imputar ambos datasets mediante una medida de tendencia central, dependiendo del indicador al que estaba asociada cada observación. Tras la imputación, en el caso del conjunto por municipios, se observó que esta imputación sesgaba los datos y se decidió usar una técnica más sofisticada. Como en el análisis parecían existir ciertos patrones de los faltantes con las variables del conjunto de datos, se realizó el test de Little’s MCAR, rechazando así la hipótesis nula de que los datos faltantes eran completamente al azar (Missing Completely At Random). Esto confirmó nuestra hipótesis de que podrían depender de las variables observadas (Missing At Random). Tras estos resultados, se empleó la función *mice* con el método ‘cart’ (Classification and Regression Trees). Este método crea árboles de decisión para predecir los valores faltantes basándose en las relaciones entre las variables observadas. No obstante, tras esta imputación, para algunos municipios e indicadores, los valores faltantes estaban al principio de la serie temporal, sin datos previos disponibles. Por tanto, se imputaron de forma separada, utilizando extrapolación lineal. Para el dataset por municipios se calcularon tanto la media como la mediana de Total para cada grupo de *Indicadores*. Luego, se compararon estas dos medidas y se observó que, en ciertos indicadores, la diferencia entre la media y la mediana era significativa. Debido a estas discrepancias, se decidió utilizar la mediana para la imputación, ya que es menos sensible a los valores atípicos.

4. Análisis Univariante

4.1. Características generales

En esta sección se lleva a cabo un análisis preeliminar de los dos datasets que van a ser estudiados, prestando especial atención a las posibles anomalías, como datos inconsistentes u outliers.
Se estudian paralelamente los dos dataframes: uno de ellos contiene los valores de los indicadores para cada municipio (35280 observaciones), y el otro los valores del total nacional (294 observaciones). En la Tabla 6 podemos ver las variables y su tipo.

Table 6. Variables de ambos datasets

| Variable | Tipo | Niveles | Valores |
|-------------|----------|---------|---|
| Municipios | Texto | 126 | Albacete, Alcalá de Guadaíra, ..., Zaragoza |
| Indicadores | Texto | 41 | Pob_Res, ..., Viv_Catastro |
| Periodo | Fecha | 14 | 2010-01-01 - 2023-01-01 |
| Total | Numérica | N/A | 0.96 - 48085361 |

Sin embargo, para nuestro análisis es relevante considerar cada indicador como una variable individual, en lugar de mantenerlos agrupados en la columna *Indicadores*, optamos por transformar los datasets a formato wide, de manera que quede cada indicador como una variable nueva.

En el caso de las variables *Municipio* y *Periodo*, son consideradas como variables no numéricas y se han revisado sus valores únicos y sus frecuencias absolutas y relativas, para asegurar que no hay ninguna anomalía.

Respecto a las variables numéricas, se revisan sus principales estadísticos descriptivos, para detectar posibles valores negativos, tasas o proporciones mayores que 100, etc... De nuevo no se detectan inconsistencias.

4.2. Exploración visual

Para buscar valores anómalos se decide graficar los indicadores en boxplots (Figuras 1 y 2).

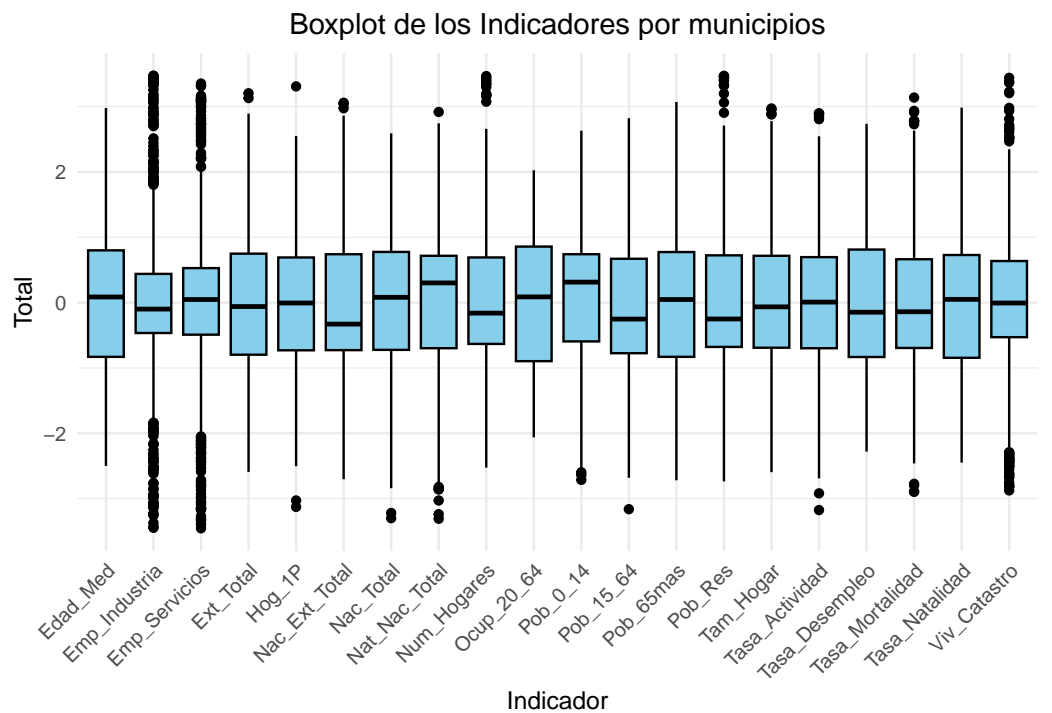


Figure 1. Boxplot múltiple del dataset por municipios

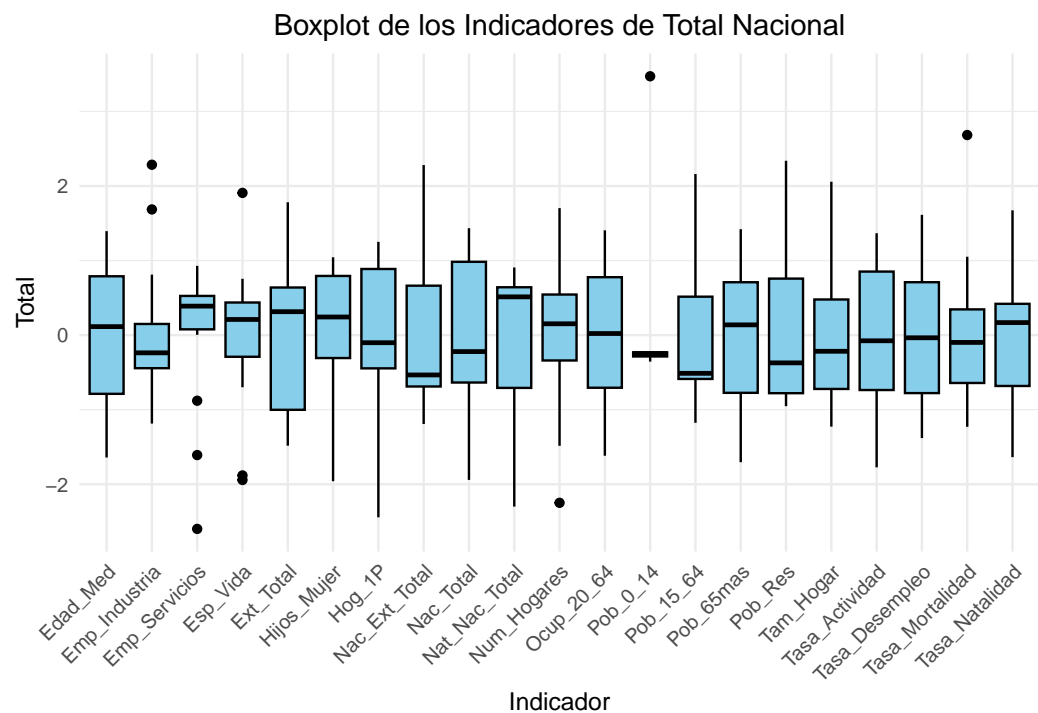


Figure 2. Boxplot múltiple del dataset total nacional

Se decide estudiar individualmente aquellos indicadores que visualmente parecen susceptibles de presentar datos anómalos:

- De los datos por municipios, ninguno de los indicadores parece presentar valores anómalos.
- De los datos del Total Nacional: *Esperanza de Vida*, *Número de Hogares*, *Proporción de Población entre 0 y 14 años*, *Proporción de Empleos en Industria*, *Proporción de Empleo en Servicios* y *Tasa de Mortalidad*.

En el caso del dataset del Total Nacional:

- En la variable *Esperanza de Vida* vemos que hay valores que superan los “límites” superior e inferior, a pesar de que siguen siendo muy similares al resto. Esto se debe a que esta variable presenta muy poca variabilidad (la desviación típica de esta variable es 0.3298826). Por lo tanto tampoco se consideran valores anómalos.
- En las variables *Proporción de Empleo en Servicios* y *Proporción de Empleo en Industria*, observamos una situación similar a la anterior (variables con poca variabilidad: desviación típica pequeña y rango reducido). Además, los valores más “extremos” corresponden a los mismos años, pero se comportan de manera inversa entre sí. De nuevo, estos valores no se consideran anómalos.
- En el caso de la variable *Proporción de población de 0-14 años*, el dato 61.43 sí se considera un dato anómalo, ya que es un valor muy alto en comparación al resto (el resto de valores de la variable oscilan entre 13.6, 15.19%). Además, para cada observación, la suma de las variables *Prop_0_14*, *Prop_15_64* y *Prop_65* da un resultado muy cercano al 100%, pero para en el caso del dato anómalo la suma resulta en 127.66. Se decide corregir este valor para que la suma de las tres proporciones sea 100.
- Finalmente revisamos el valor máximo de la variable *Tasa de Mortalidad*. Este valor corresponde al año 2020, por lo que dicho en la tasa de mortalidad podría estar

relacionado con la pandemia de COVID-19. A pesar de que este dato podría tener un impacto significativo, no se considera un valor anómalo y se decide mantenerlo porque aporta información que puede ser de utilidad.

Como parte del análisis univariante, también se lleva a cabo un estudio sobre las distribuciones de los diferentes indicadores a lo largo del tiempo. Para este análisis, se utiliza exclusivamente el dataset de Total Nacional, para obtener una visión general de todo el país y se destacan algunos puntos interesantes:

- Indicadores demográficos (Tabla 3 izquierda) : Los datos muestran claramente una tendencia al envejecimiento de la población. Esto se ve reflejado de forma directa en el aumento de la edad media, pero también en otros indicadores. A lo largo de los años, la proporción de población de 0 a 14 años disminuye de forma notable, mientras que aumentan las proporciones de población de 15 a 64 años y de más de 64 años. Esto se ve, reforzado por un descenso de la Tasa de Natalidad (con un pequeño repunte en los últimos años).
- Indicadores económicos (Tabla 3 derecha) : En cuanto a los indicadores económicos, se destacan los relacionados con el empleo. Como era de esperar, la Tasa de Desempleo y la Tasa de Ocupados (de 20 a 64 años) siguen tendencias opuestas con el paso de los años. Durante el periodo analizado, se aprecia una fase de recesión laboral hasta 2013, y tras el final de la crisis de la burbuja inmobiliaria (2008-2014), mejoran las tasas de desempleo y de ocupación, aunque sufren un pequeño descenso en 2019.

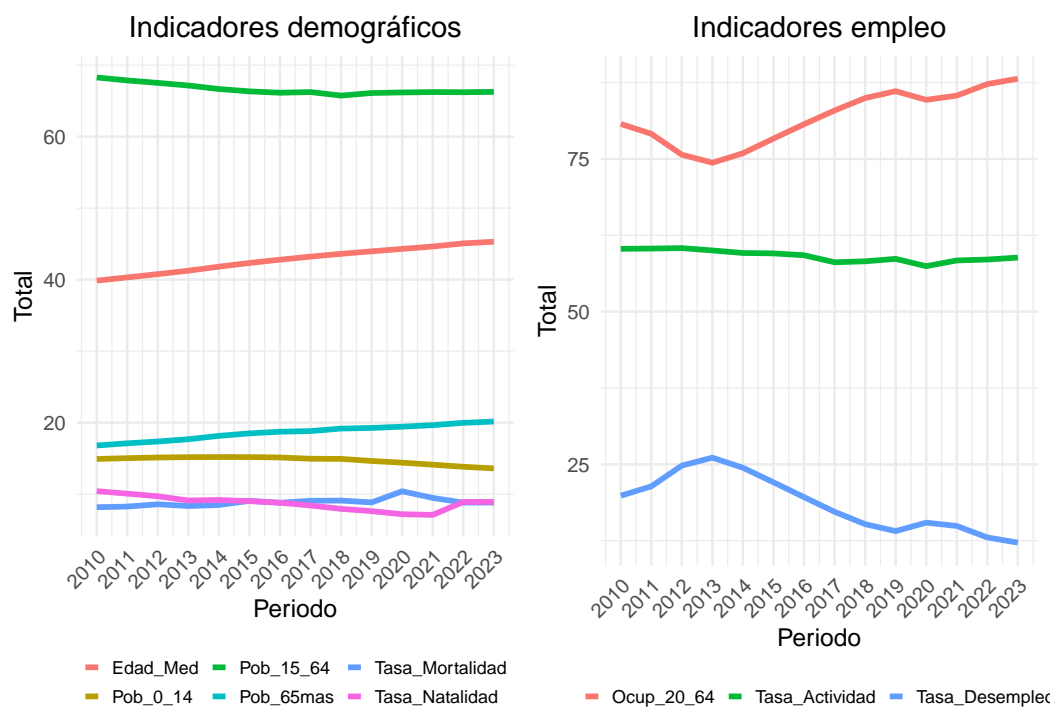


Figure 3. Estudio de los Indicadores respecto al Periodo

4.3. Estadísticos descriptivos

Una vez eliminado e imputado el dato anómalo encontrado, se vuelven a calcular los estadísticos descriptivos de las variables numéricas, es decir, de todos los indicadores de ambos datasets. Las tablas con los estadísticos descriptivos del dataset por municipios y del dataset total se muestran en las tablas 7 y 8 del Anexo 1.

5. Análisis bivalente

En este apartado se estudian las relaciones entre pares de variables para cada uno de los conjuntos de datos disponibles (por municipio y Total Nacional).

5.1. Datos por municipio

En este caso, se obtiene la matriz de correlaciones para proceder al estudio, puesto que nos encontramos con variables de tipo numérico.

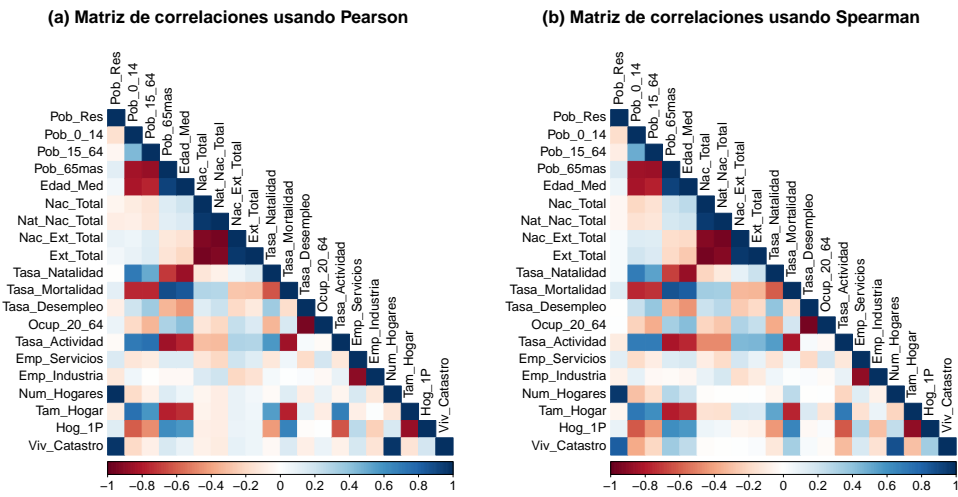


Figure 4. Matrices de correlación para los datos por municipios.

En la figura 4 se pueden observar las matrices de correlaciones utilizando la correlación de Pearson y la correlación de Spearman, con el fin de observar tanto relaciones lineales como no lineales. Dado que no se aprecia una diferencia significativa entre las matrices, se puede inferir que las relaciones entre las variables son probablemente lineales o no lineales monótonas.

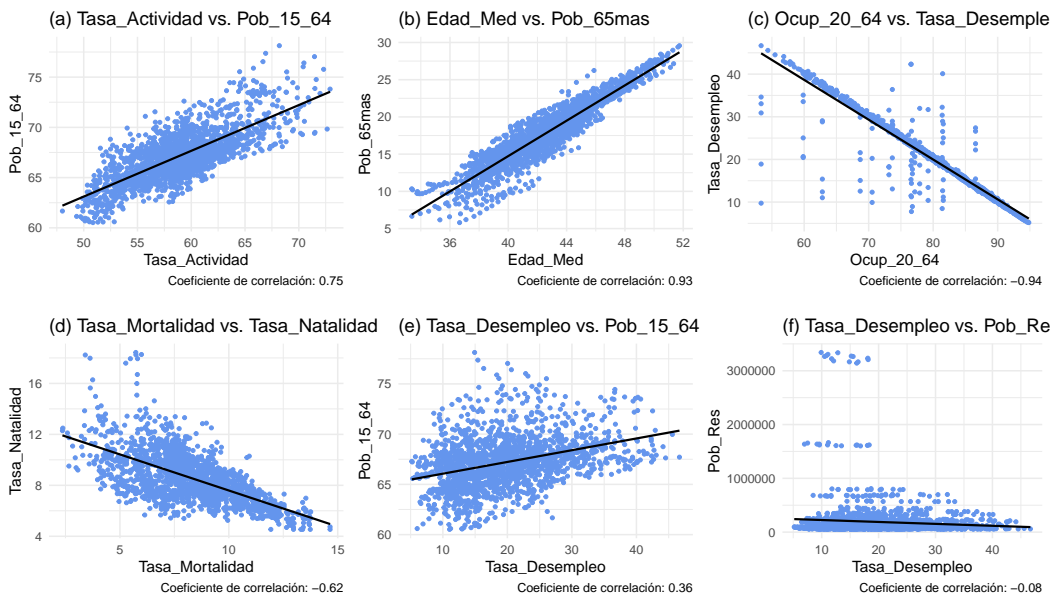


Figure 5. Diagramas de dispersión para los datos por municipios.

Mediante gráficos de dispersión se comprueban algunas de las relaciones fuertes de las variables presentes en el conjunto. En este caso se consideran como fuertes aquellas relaciones cuyo coeficiente de correlación sea mayor a 0.6 en valor absoluto.

Algunas correlaciones positivas fuertes que destacan pueden ser la relación entre el porcentaje de población en edades económicamente activas (*Pob_15_64*) y la tasa de actividad (*Tasa_Actividad*), en la figura 5.a); o la relación entre el porcentaje de población mayor de 65 años (*Pob_65mas*) y la edad media (*Edad_Med*) en la figura 5.b, lo que puede reflejar una relación directa entre envejecimiento de la población y la proporción de adultos mayores de 65 años.

Por contra, también se observan correlaciones negativas fuertes como, por ejemplo, la relación entre la proporción de ocupados entre 20-64 años (*Ocup_20_64*) y la tasa de desempleo (*Tasa_Desempleo*) en la figura 5.c, que refleja las dinámicas entre empleo y desempleo dentro del mercado laboral; o la relación entre la tasa de mortalidad (*Tasa_Mortalidad*) y la tasa de natalidad (*Tasa_Natalidad*) en la figura 5.d, que puede sugerir dinámicas demográficas compensatorias en la población.

Una observación interesante es que la tasa de desempleo (*Tasa_Desempleo*) no muestra correlaciones fuertes ($|corr| > 0.6$) con variables de población como la proporción de población en edades económicamente activas (*Pob_15_64*), en la figura 5.e; o la población total (*Pob_Res*) en la figura 5.f, lo que puede sugerir que el desempleo no está directamente influido por características demográficas en el contexto estudiado.

5.2. Datos totales

Al igual que en el apartado anterior, se obtiene la matriz de correlaciones para proceder al estudio, puesto que nos encontramos con variables de tipo numérico.

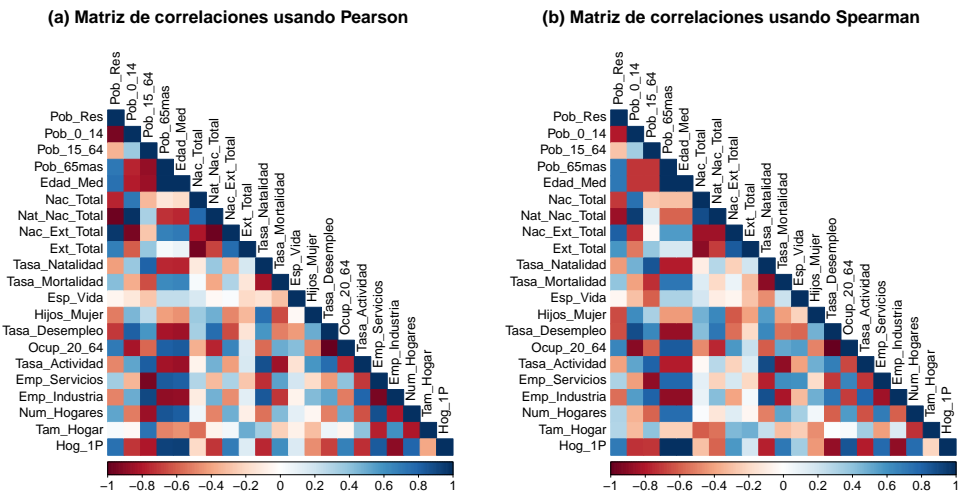


Figure 6. Matrices de correlación para los datos totales.

En la figura 6 se puede observar la matriz de correlaciones utilizando la correlación de Pearson y la correlación de Spearman, con el fin de observar tanto relaciones lineales como no lineales. En este caso, se identifican discrepancias entre ambas matrices, lo que podría sugerir la existencia de relaciones no lineales entre algunos de los indicadores.

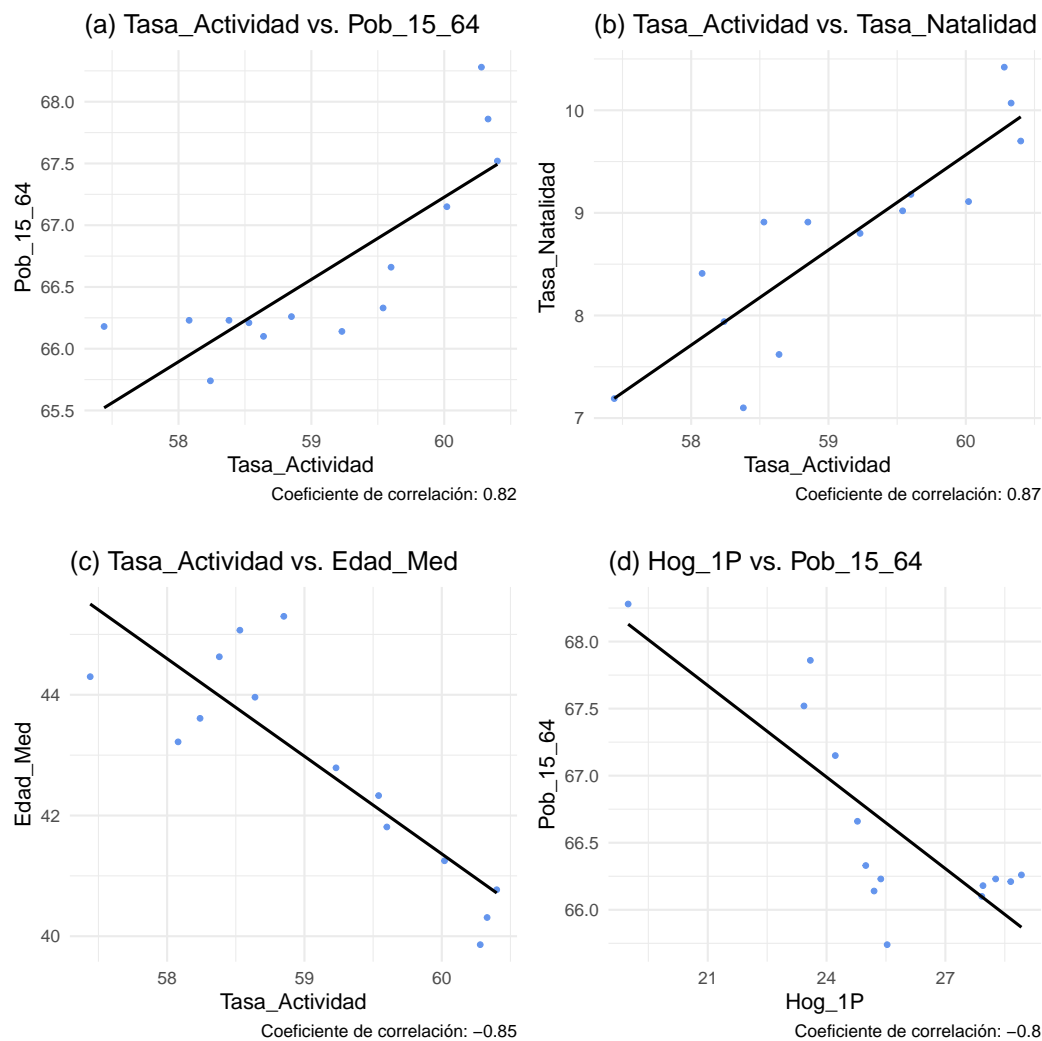


Figure 7. Diagramas de dispersión para los datos totales.

Mediante gráficos de dispersión se comprueban algunas de las relaciones fuertes de las variables presentes en el conjunto. En este caso se consideran como fuertes aquellas relaciones cuyo coeficiente de correlación sea mayor a 0.6 en valor absoluto.

Algunas correlaciones positivas fuertes que destacan pueden ser la relación entre la proporción de población en edades económicamente activas (*Pob_15_64*) y la tasa de actividad (*Tasa_Actividad*), en la figura 7.a, lo que refleja que la actividad laboral es impulsada por personas en edad de trabajar; o la relación entre la tasa de natalidad (*Tasa_Natalidad*) y la tasa de actividad (*Tasa_Actividad*) en la figura 7.b, lo que puede reflejar la existencia de políticas de apoyo a la natalidad en el ámbito laboral. Podría reflejar también que la mejora de las condiciones de vida facilita la formación de una familia.

Por contra, también se observan correlaciones negativas fuertes como, por ejemplo, la relación entre la tasa de actividad (*Tasa_Actividad*) y la edad media de la población (*Edad_Med*) en la figura 7.c. Esta relación refleja que, a medida que la población envejece, aumenta la proporción de personas fuera del mercado laboral, lo que reduce la tasa de actividad. Además, una mayor edad media puede reflejar una menor incorporación de jóvenes al mercado laboral; Otra correlación negativa fuerte es la relación entre la proporción de hogares unipersonales (*Hog_1P*) y la proporción de población en edades económicamente activas (*Pob_15_64*) en la figura 7.d. Esta relación puede sugerir que, a medida que disminuye la población activa, aumenta la proporción de personas mayores que viven solas, lo que refleja

el envejecimiento poblacional y los cambios en la estructura familiar, donde las personas mayores tienden a vivir solas.

5.3. Visualizacion Mapas

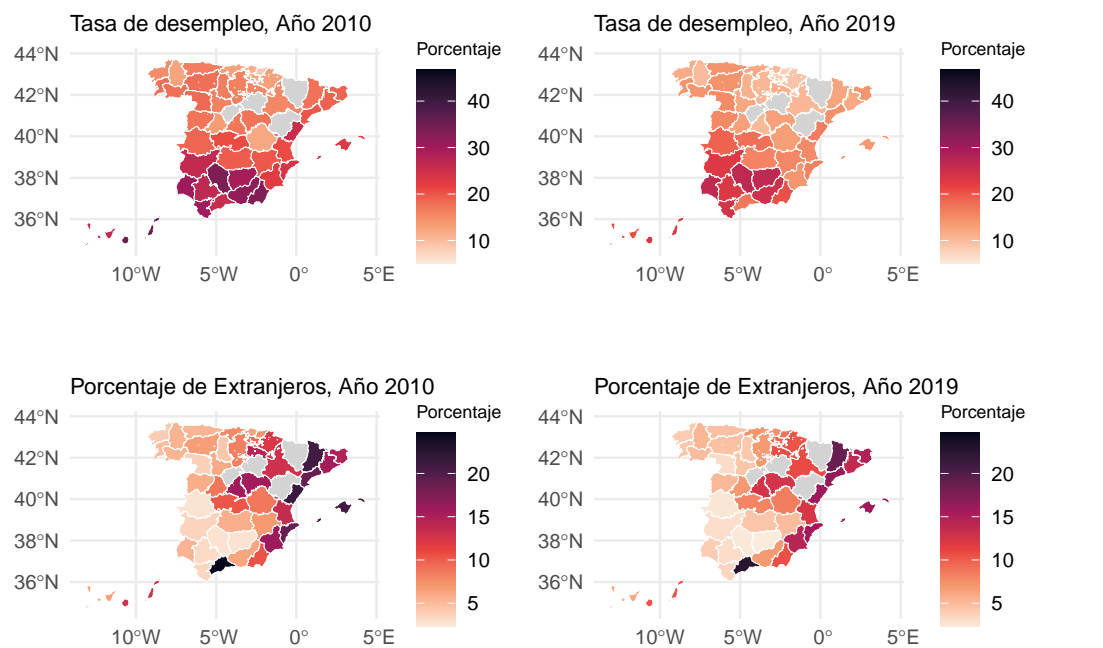
Para visualizar los datos de toda España, utilizaremos la librería mapSpain. Esta herramienta nos permite representar diversos indicadores sobre el mapa de España. Visualizar los datos en un mapa puede ayudarnos a comprender las correlaciones entre variables y sus evoluciones, además de facilitarnos la tarea de identificar las provincias de las que no disponemos de datos. Dado que contamos con datos de un número reducido de municipios en comparación con el total de municipios en España (8.132), representaremos los datos a nivel provincial, calculando la media para cada una de ellas. El primer paso consistirá en verificar que los nombres de los municipios en nuestra base de datos coinciden con los proporcionados por la librería y resolver cualquier discrepancia que pueda existir.

```
## Municipios que no coinciden: Alcoi/Alcoy, Alacant/Alicante, Castelló de la
## Plana, Donostia/San Sebastián, Elx/Elche, Palma, Pamplona/Iruña,
## Sagunt/Sagunto, Sant Vicent del Raspeig/San Vicente del Raspeig, València
```

Estos municipios son aquellos de los que tenemos datos, pero cuyo nombre no coincide con los de la librería mapSpain. Por lo tanto, mapeamos en nuestro dataset los nombres actuales a los que coinciden en dicha librería.

En el apartado anterior, hemos analizado gráficamente variables que mostraban correlaciones significativas. Sin embargo, también es relevante considerar aquellos casos en los que dos variables no presentan correlación, ya que esto puede proporcionar información igualmente valiosa. Tal como se observa en la matriz de correlación y se mencionó previamente respecto a la "Tasa_Desempleo", las variables "Tasa_Desempleo" (tasa de desempleo) y "Ext_Total" (porcentaje de extranjeros) no muestran una relación significativa.

A través de mapas, podemos examinar el comportamiento de estos dos indicadores en algunos años específicos. Para la variable "Tasa_Desempleo", se observa que su distribución evoluciona en función de la latitud: la tasa de desempleo es mayor a medida que avanzamos hacia el sur de España. Por otro lado, la variable "Ext_Total" evoluciona con respecto a la longitud: el porcentaje de extranjeros aumenta a medida que nos desplazamos hacia el este del país. Observamos que no tenemos datos en: Huesca, Segovia, Soria y Teruel



6. Anexo 1

292

Table 7. Estadísticos Dataset por Municipios

| Indicador | Min | Q1 | Media | Mediana | Q3 | Max | SD |
|-----------------|----------|----------|-----------|-----------|-----------|------------|-----------|
| Pob_Res | 51128.00 | 76136.00 | 190424.30 | 102717.50 | 196904.75 | 3340176.00 | 329107.98 |
| Pob_0_14 | 9.73 | 13.37 | 15.09 | 15.12 | 16.55 | 23.25 | 2.34 |
| Pob_15_64 | 60.52 | 65.62 | 67.20 | 67.22 | 68.54 | 78.13 | 2.56 |
| Pob_65mas | 5.80 | 15.02 | 17.71 | 17.56 | 20.46 | 29.57 | 4.17 |
| Edad_Med | 33.38 | 40.13 | 42.50 | 42.47 | 44.59 | 51.74 | 3.26 |
| Nac_Total | 46.78 | 85.44 | 89.10 | 90.57 | 94.37 | 98.93 | 7.19 |
| Nat_Nac_Total | 44.47 | 81.39 | 85.48 | 86.75 | 90.77 | 98.05 | 7.94 |
| Nac_Ext_Total | 1.95 | 9.03 | 14.44 | 13.12 | 18.61 | 55.53 | 7.98 |
| Ext_Total | 1.07 | 5.61 | 10.88 | 9.36 | 14.54 | 53.22 | 7.21 |
| Tasa_Natalidad | 4.54 | 7.27 | 8.59 | 8.33 | 9.76 | 18.43 | 1.94 |
| Tasa_Mortalidad | 2.36 | 6.90 | 8.24 | 8.16 | 9.53 | 14.65 | 2.12 |
| Tasa_Desempleo | 5.18 | 13.51 | 19.68 | 18.68 | 24.31 | 46.67 | 7.79 |
| Ocup_20_64 | 53.33 | 75.83 | 80.31 | 81.40 | 86.50 | 94.83 | 7.85 |
| Tasa_Actividad | 48.02 | 56.36 | 58.97 | 58.97 | 61.29 | 72.91 | 4.20 |
| Emp_Servicios | 49.91 | 77.47 | 82.13 | 83.15 | 87.51 | 95.70 | 7.33 |
| Emp_Industria | 0.96 | 4.65 | 9.37 | 7.49 | 12.99 | 42.03 | 6.58 |
| Num_Hogares | 18822.00 | 28682.00 | 73123.03 | 40039.00 | 73069.50 | 1332826.00 | 129658.07 |
| Tam_Hogar | 2.15 | 2.47 | 2.63 | 2.63 | 2.75 | 3.55 | 0.23 |
| Hog_1P | 12.33 | 22.95 | 26.18 | 26.19 | 29.75 | 41.67 | 4.99 |
| Viv_Catastro | 20225.00 | 33764.50 | 88915.45 | 51568.00 | 89973.00 | 1510442.00 | 149005.52 |

Table 8. Estadísticos Dataset Total Nacional

| Indicador | Min | Q1 | Media | Mediana | Q3 | Max | SD |
|-----------------|-------------|-------------|-------------|-------------|-------------|-------------|-----------|
| Pob_Res | 46440099.00 | 46527182.25 | 46916416.14 | 46730464.00 | 47295382.25 | 48085361.00 | 499893.26 |
| Pob_0_14 | 13.60 | 14.46 | 14.73 | 14.94 | 15.13 | 15.19 | 0.53 |
| Pob_15_64 | 65.74 | 66.19 | 66.64 | 66.25 | 67.03 | 68.28 | 0.76 |
| Pob_65mas | 16.80 | 17.80 | 18.63 | 18.77 | 19.39 | 20.15 | 1.07 |
| Edad_Med | 39.86 | 41.39 | 42.80 | 43.01 | 44.21 | 45.30 | 1.79 |
| Nac_Total | 87.34 | 88.53 | 89.11 | 88.90 | 90.00 | 90.41 | 0.91 |
| Nat_Nac_Total | 82.94 | 84.98 | 85.89 | 86.54 | 86.71 | 87.05 | 1.28 |
| Nac_Ext_Total | 12.68 | 13.32 | 14.18 | 13.51 | 15.02 | 17.06 | 1.26 |
| Ext_Total | 9.59 | 10.04 | 10.98 | 11.28 | 11.59 | 12.66 | 0.94 |
| Tasa_Natalidad | 7.10 | 8.06 | 8.74 | 8.91 | 9.16 | 10.42 | 1.00 |
| Tasa_Mortalidad | 8.17 | 8.51 | 8.87 | 8.81 | 9.07 | 10.40 | 0.57 |
| Esp_Vida | 82.26 | 82.81 | 82.90 | 82.97 | 83.04 | 83.53 | 0.33 |
| Hijos_Mujer | 1.18 | 1.26 | 1.28 | 1.29 | 1.32 | 1.33 | 0.05 |
| Tasa_Desempleo | 12.18 | 14.98 | 18.59 | 18.43 | 21.89 | 26.09 | 4.65 |
| Ocup_20_64 | 74.38 | 78.53 | 81.74 | 81.84 | 85.27 | 88.13 | 4.55 |
| Tasa_Actividad | 57.44 | 58.42 | 59.11 | 59.04 | 59.92 | 60.40 | 0.94 |
| Emp_Servicios | 73.36 | 76.63 | 76.53 | 77.01 | 77.18 | 77.67 | 1.22 |
| Emp_Industria | 11.94 | 12.24 | 12.41 | 12.32 | 12.47 | 13.33 | 0.40 |
| Num_Hogares | 17520072.00 | 18159784.00 | 18273694.29 | 18324650.00 | 18456125.00 | 18844567.00 | 35153.28 |
| Tam_Hogar | 2.49 | 2.51 | 2.54 | 2.53 | 2.56 | 2.62 | 0.04 |
| Hog_1P | 18.99 | 24.36 | 25.56 | 25.28 | 27.94 | 28.92 | 2.69 |

Author Contributions: Todos los autores contribuyeron de manera equitativa a este trabajo.

293

Data Availability Statement: Los conjuntos de datos analizados en el presente artículo están disponibles en la sección “Indicadores Urbanos. Últimos datos.” del repositorio público de conjuntos de datos abiertos del Instituto Nacional de Estadística INEbase <https://www.ine.es/dyngs/INEbase/listaoperaciones.htm>.

Conflicts of Interest: Los autores declaran no tener ningún conflicto de interés

Abbreviations

The following abbreviations are used in this manuscript:

- MDPI Multidisciplinary Digital Publishing Institute
- INE Instituto Nacional de Estadística

Disclaimer/Publisher’s Note: The statements, opinions and data contained in all publications are solely those of the individual author(s) and contributor(s) and not of MDPI and/or the editor(s). MDPI and/or the editor(s) disclaim responsibility for any injury to people or property resulting from any ideas, methods, instructions or products referred to in the content.