

# Previsor energético

## Presentación técnica

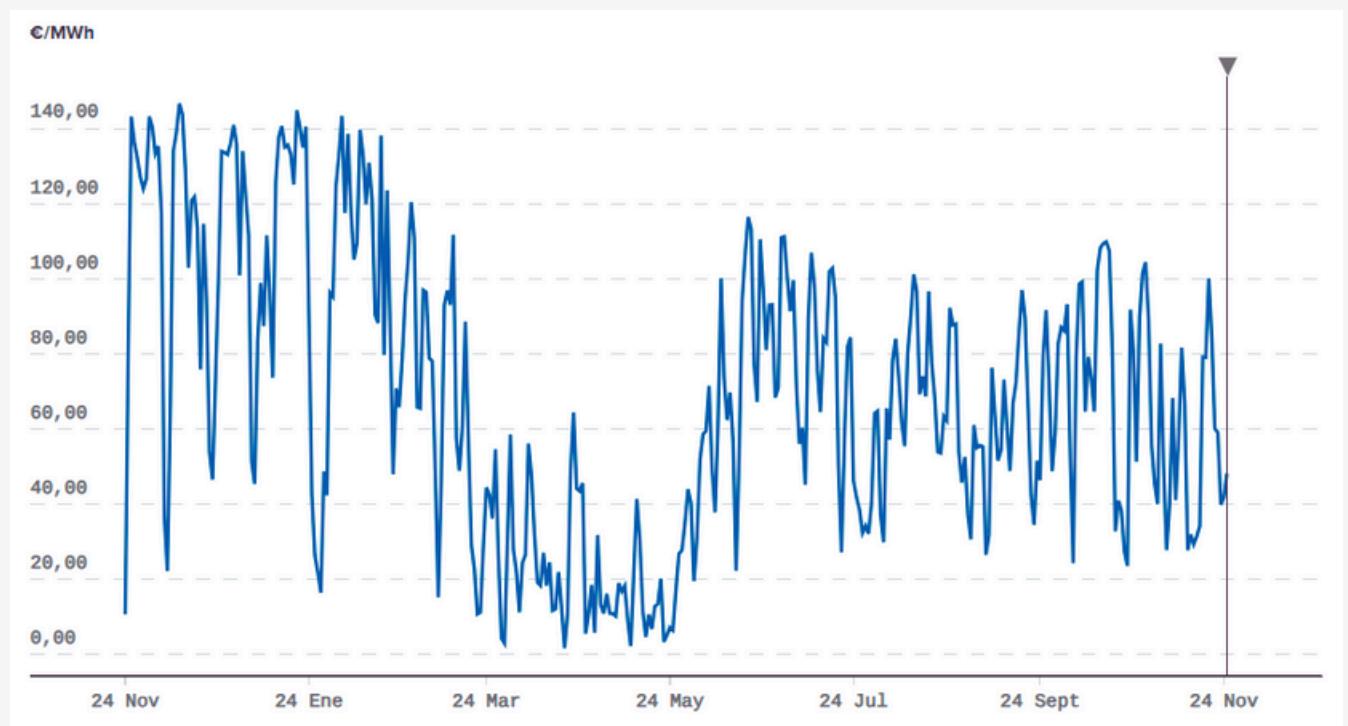
Por Rocío Ortiz Gutiérrez



# Variabilidad del Mercado Eléctrico

## Complejidades y Desafíos Actuales

El mercado eléctrico enfrenta **constantes fluctuaciones** en los precios, afectadas por factores como la oferta, la demanda y el mix energético, lo que subraya la **conveniencia** de predicciones precisas.



Precio mercado SPOT Diario España en el último año.

Fuente: [www.esios.ree.es](http://www.esios.ree.es)



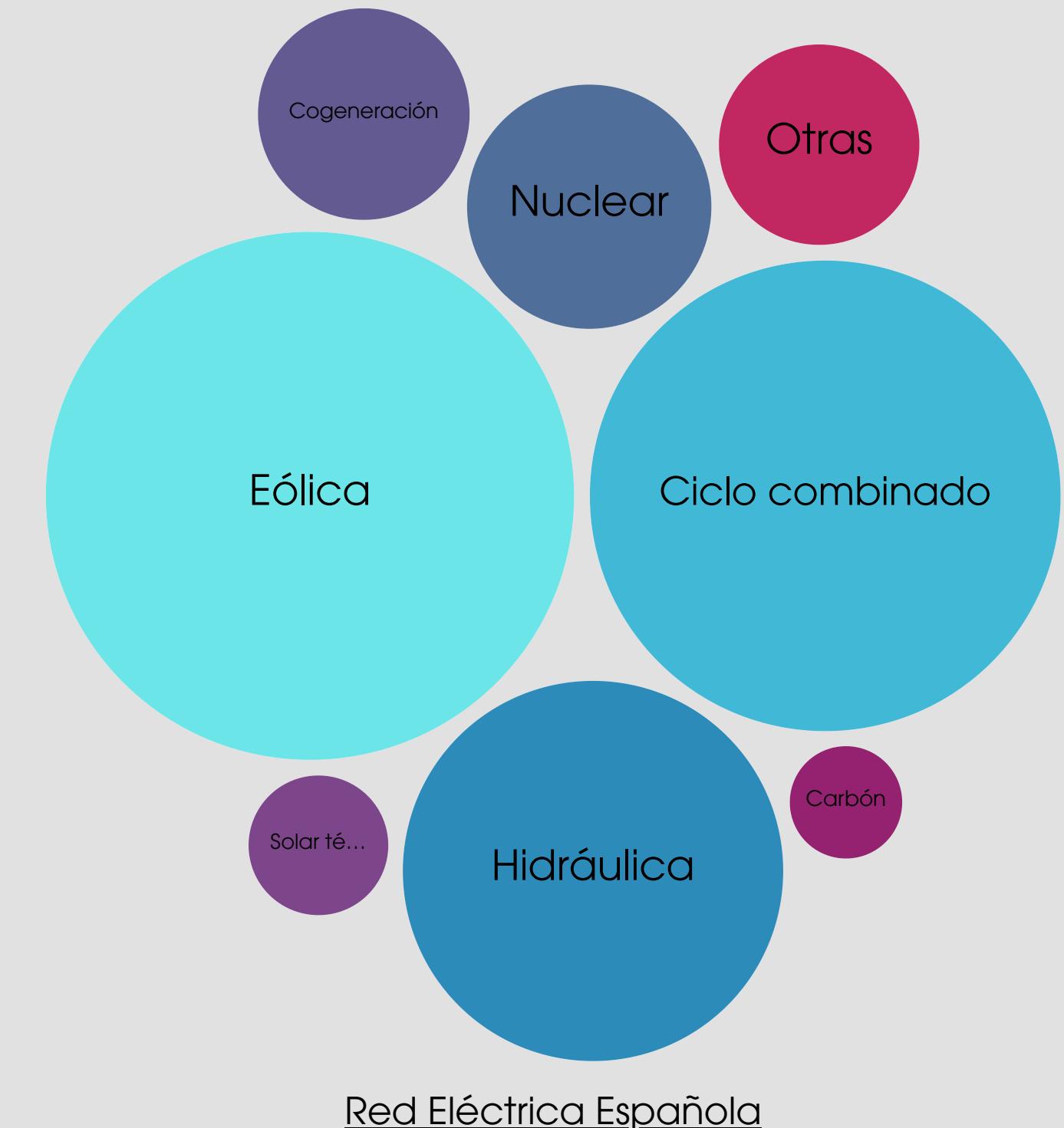
# Mix Energético y Predicciones

## Necesidad de Precisión

La **variabilidad del mix energético** que entra en funcionamiento en el día afecta drásticamente los precios de la electricidad.

Por lo que se hacen necesarios modelos precisos para predecir tendencias futuras y facilitar decisiones estratégicas.

Reparto de energías instaladas en España.



# Extracción de datos

Fuente primaria



La web ESIOS pone a disposición de todos los usuarios una **API** para la descarga de información, cuya documentación se encuentra disponible en <https://api.esios.ree.es>.



## Descargas:

- Generación medida de cada energía en MWh.
- Precio de mercado SPOT diario en €/MWh

# EDA

## Distribución del target

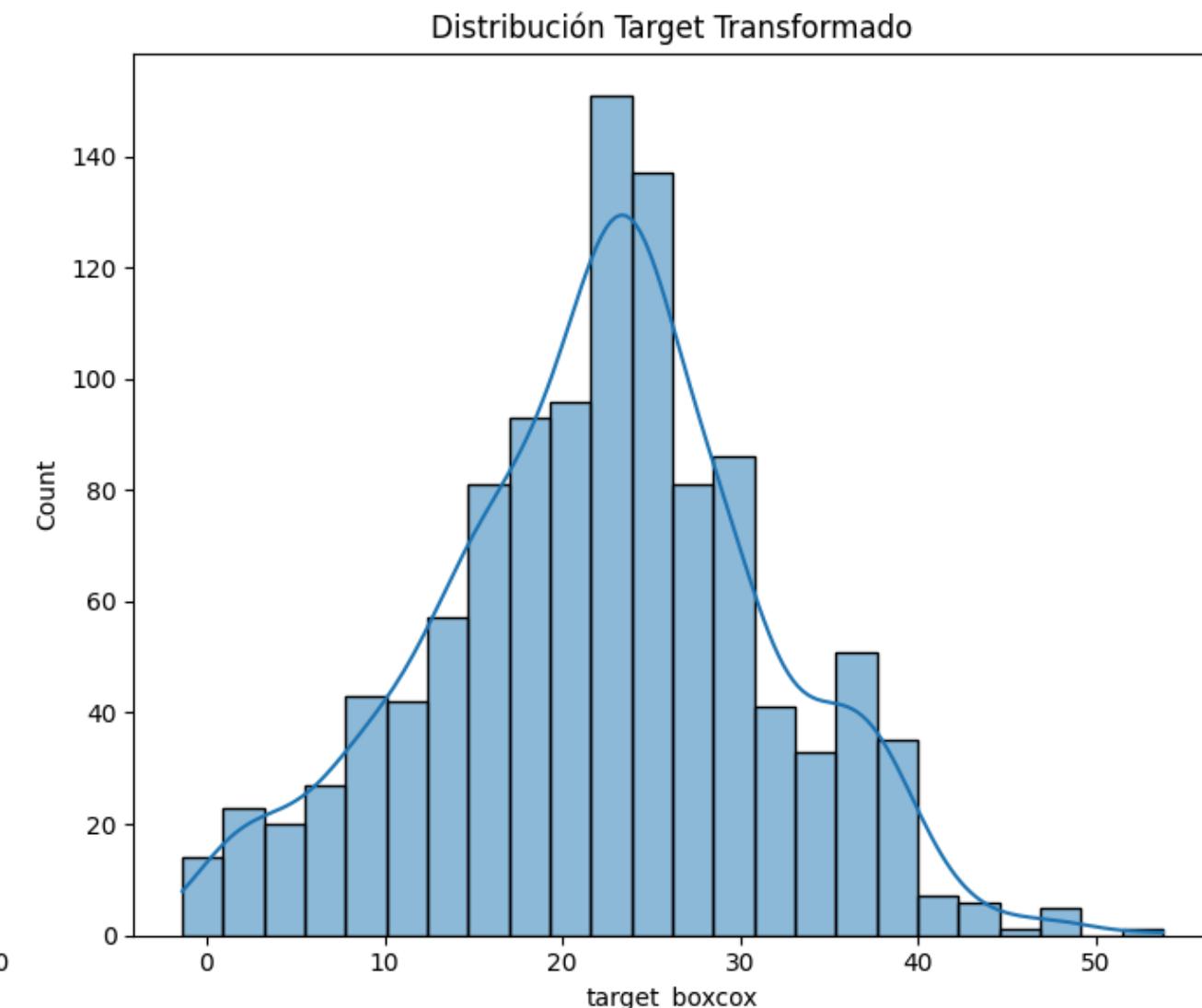
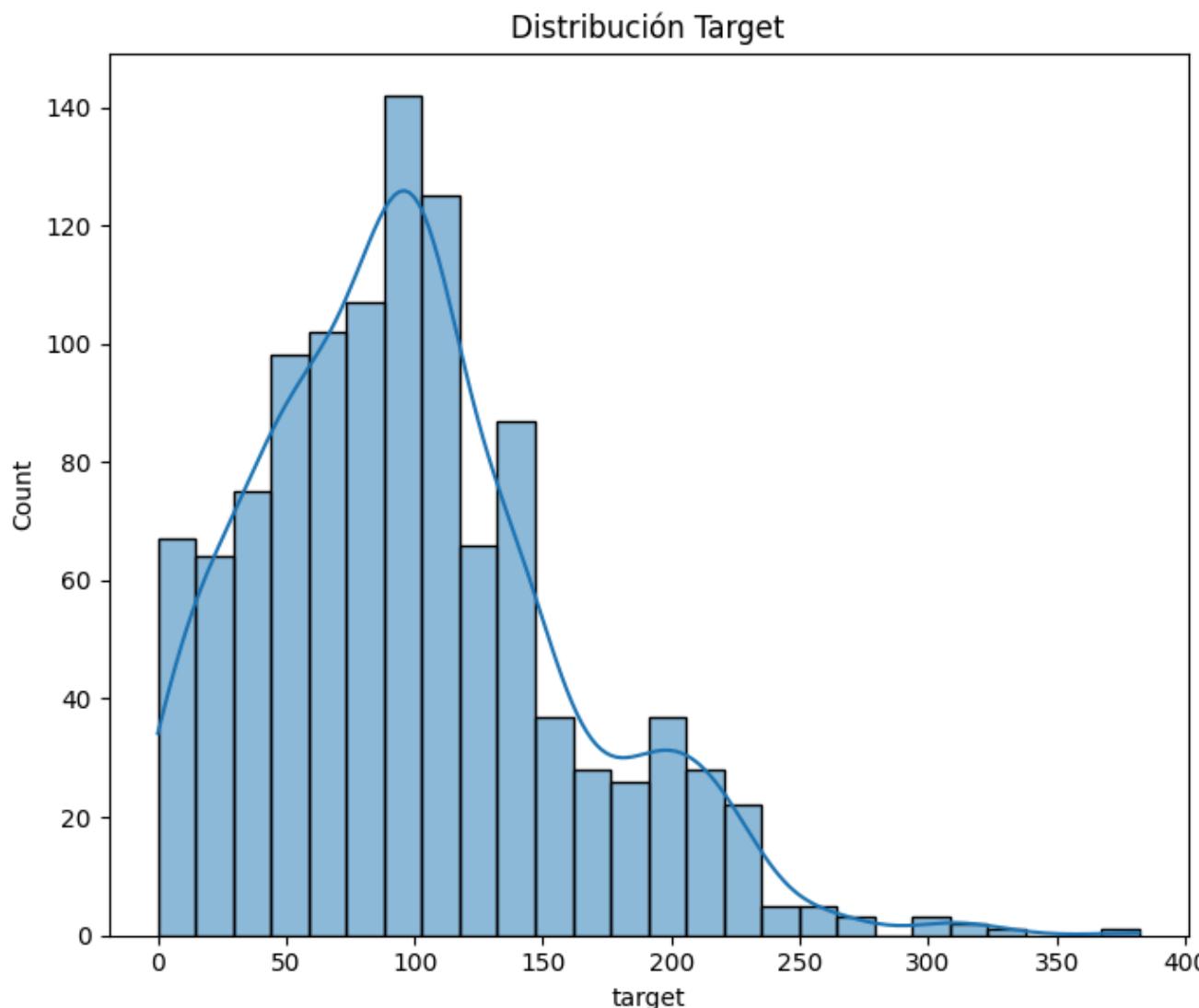
### Target: Precio mercado SPOT Diario (€/MWh)

El **precio del Mercado Diario** es un mercado mayorista en el que se establecen transacciones de energía eléctrica para el día siguiente, mediante la presentación de ofertas de venta y adquisición de energía eléctrica por parte de los participantes en el mercado.

#### Presencia de:

- Valores atípicos y outliers que se eliminan para entrenar el modelo predictivo.

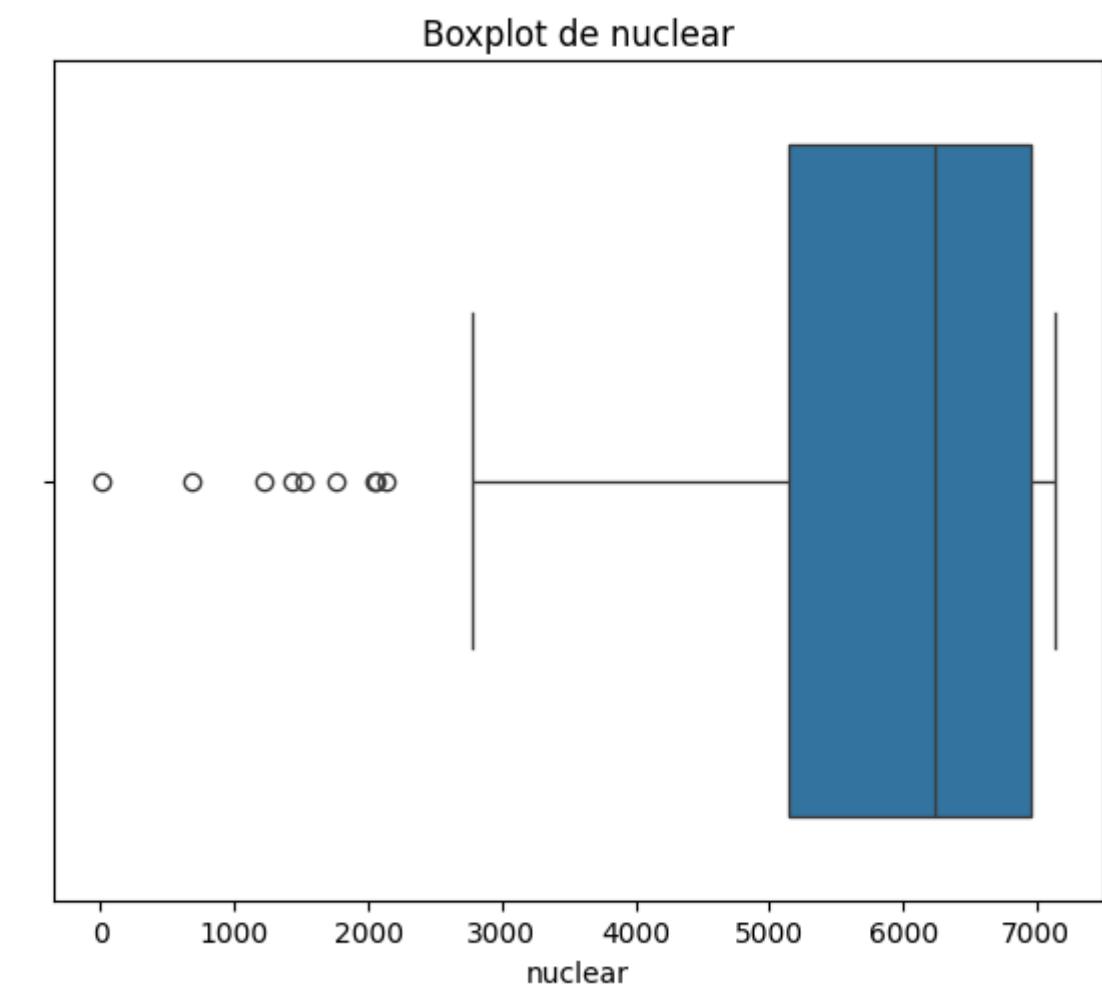
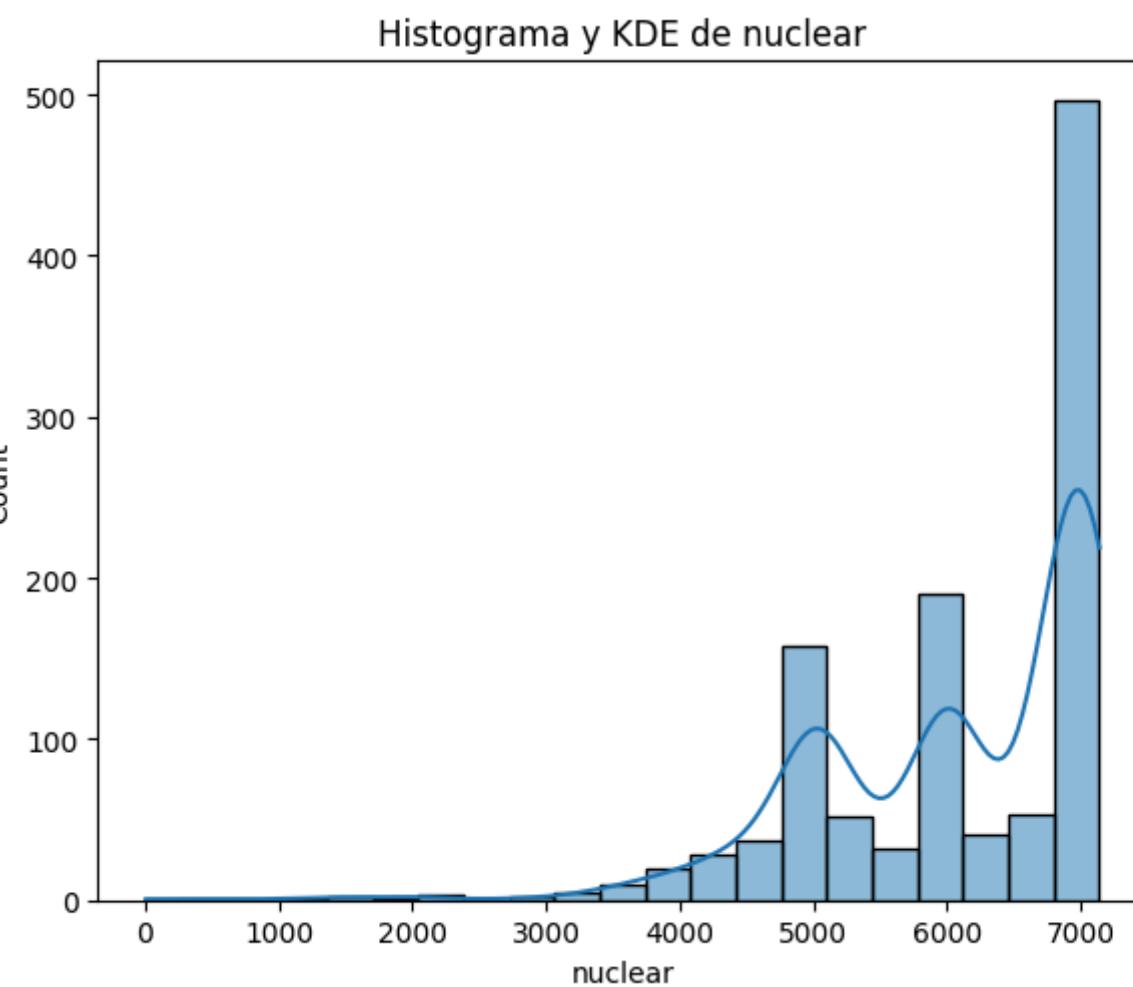
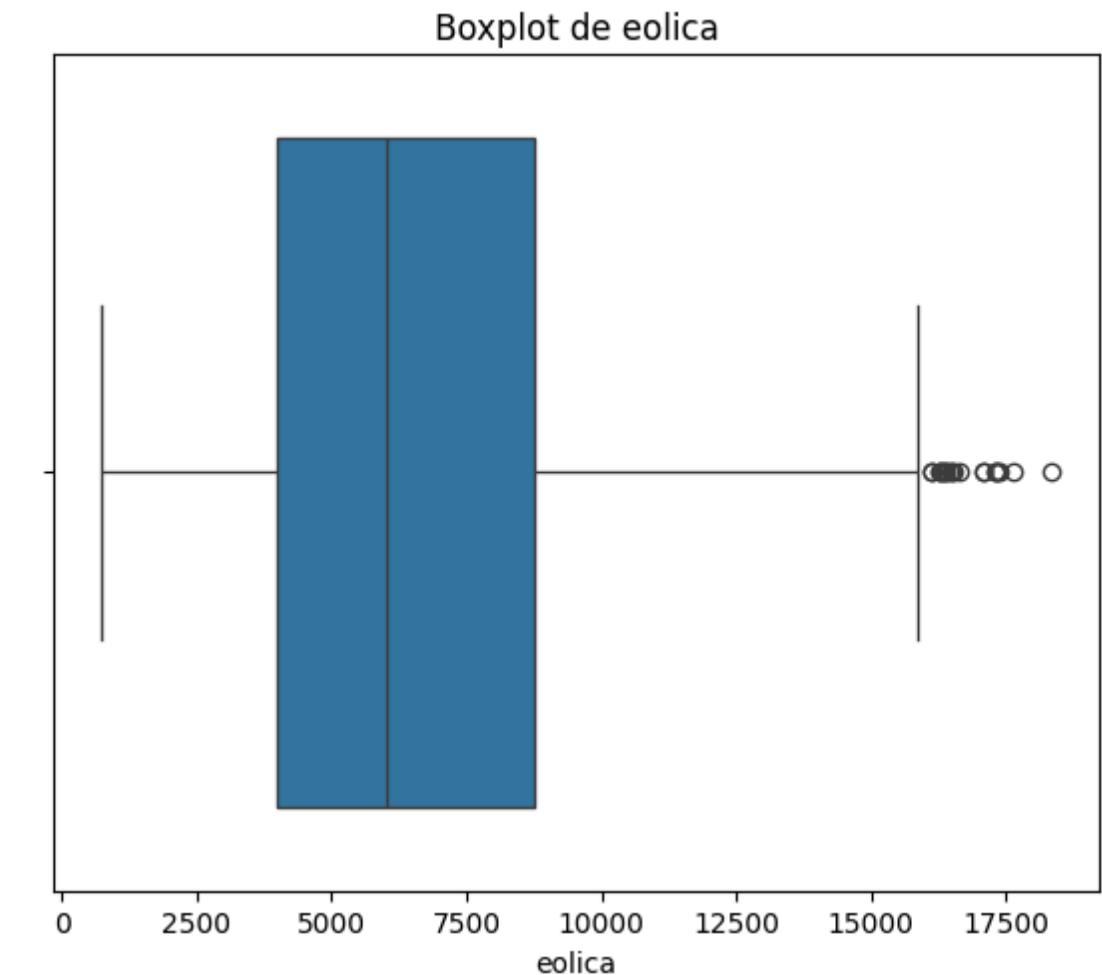
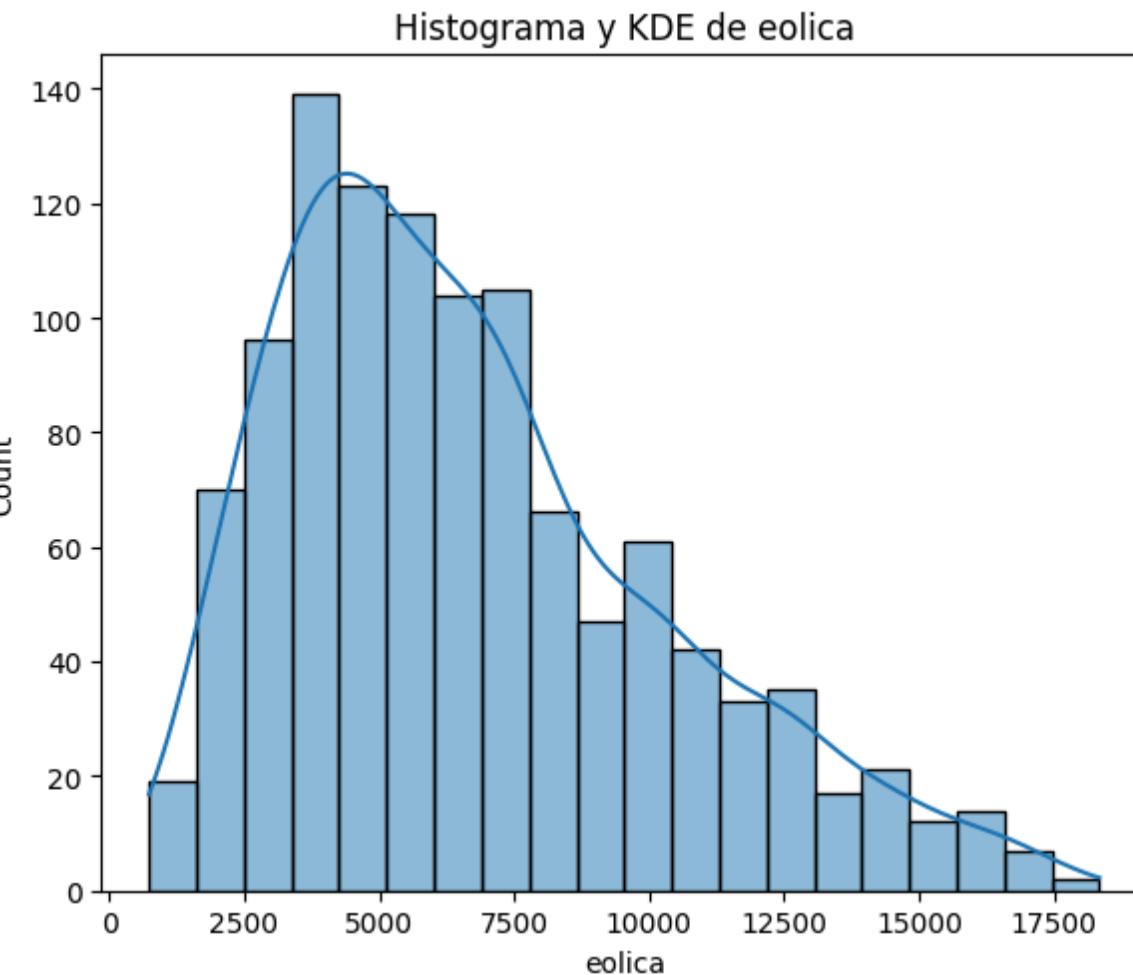
#### Aplicamos la transformación de Box-Cox.



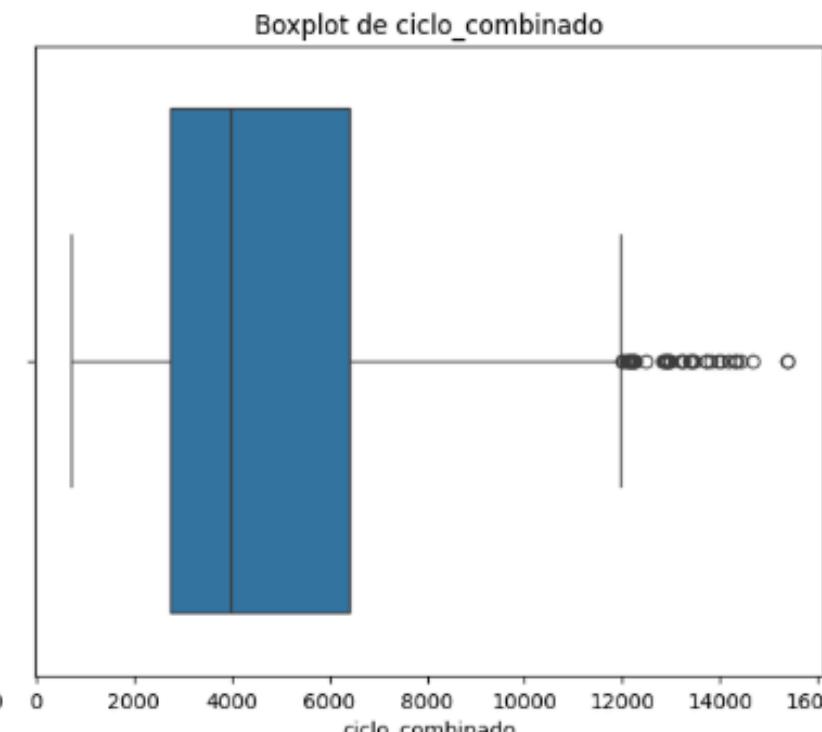
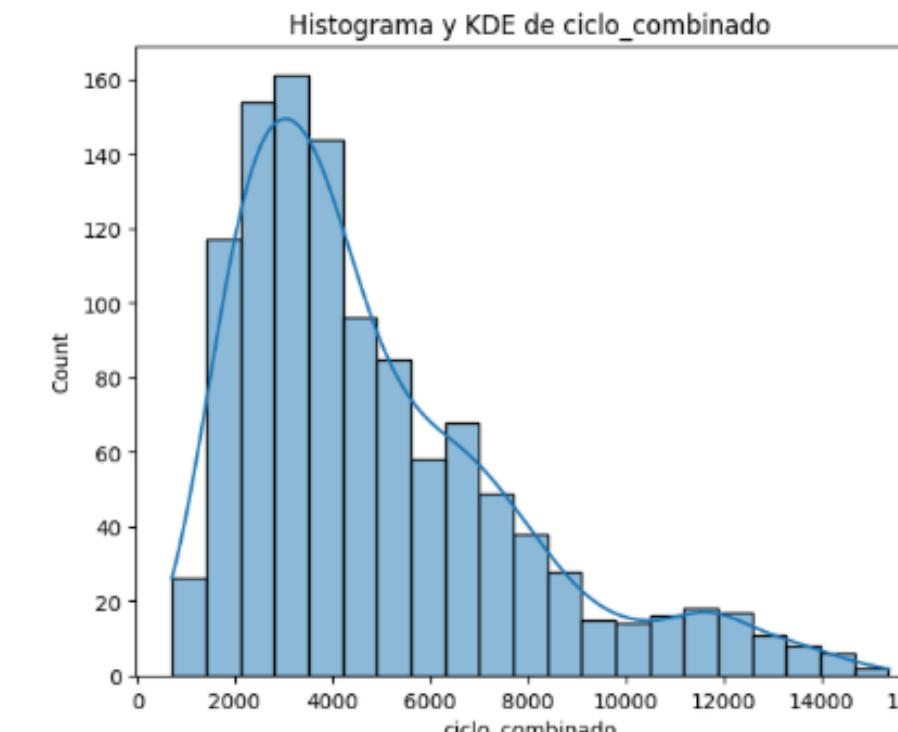
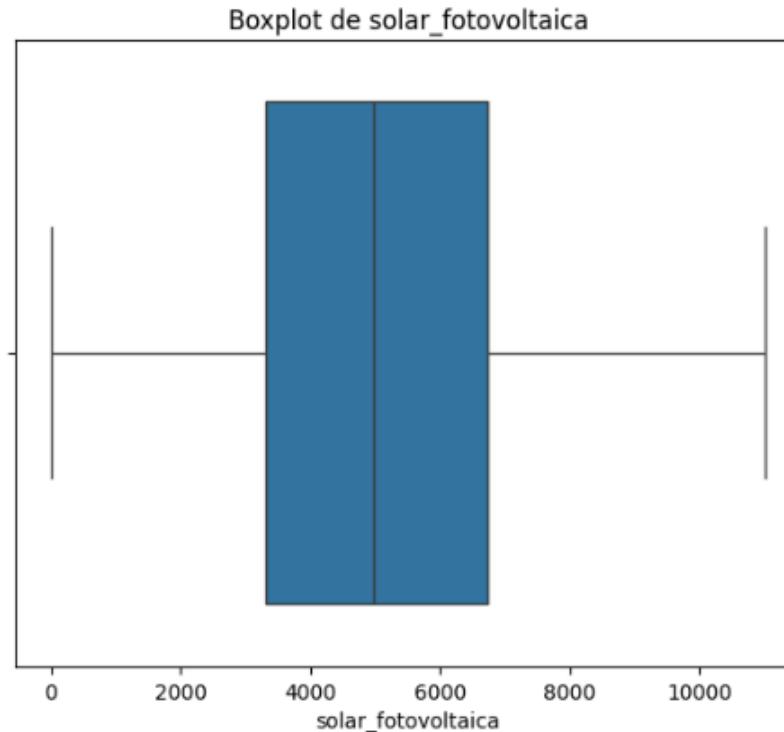
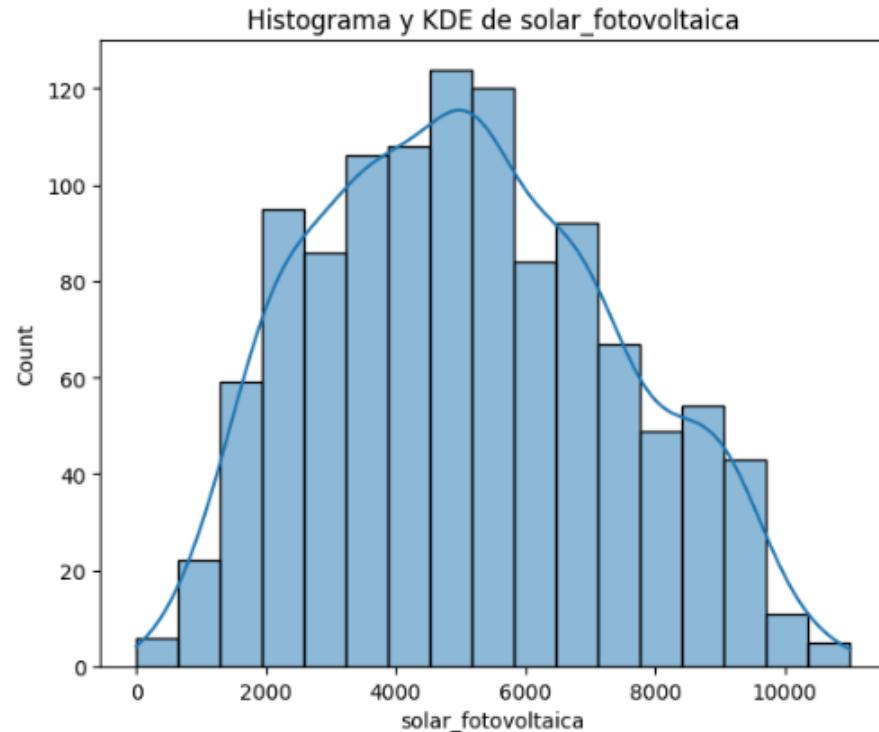
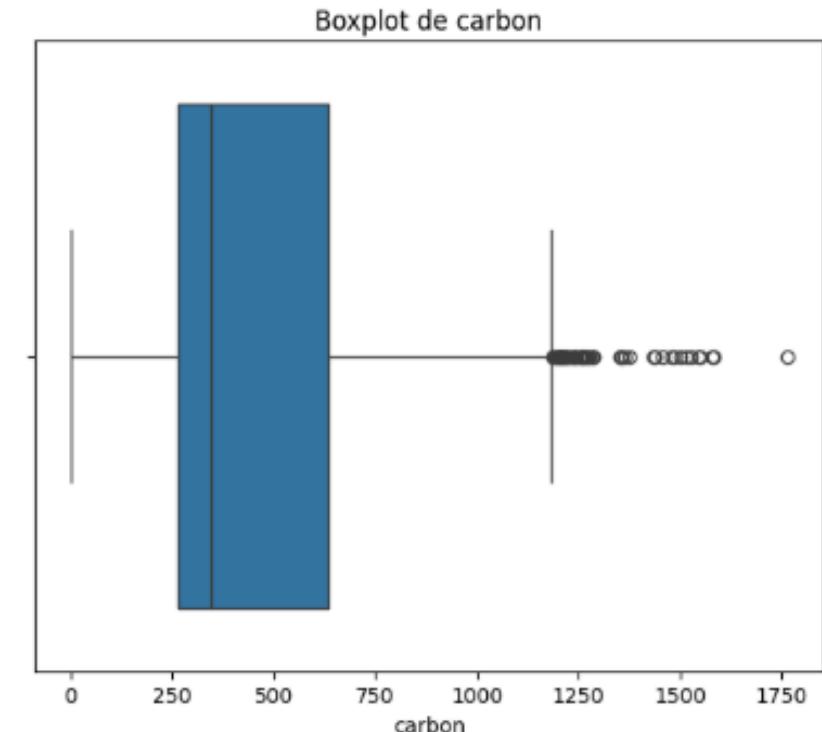
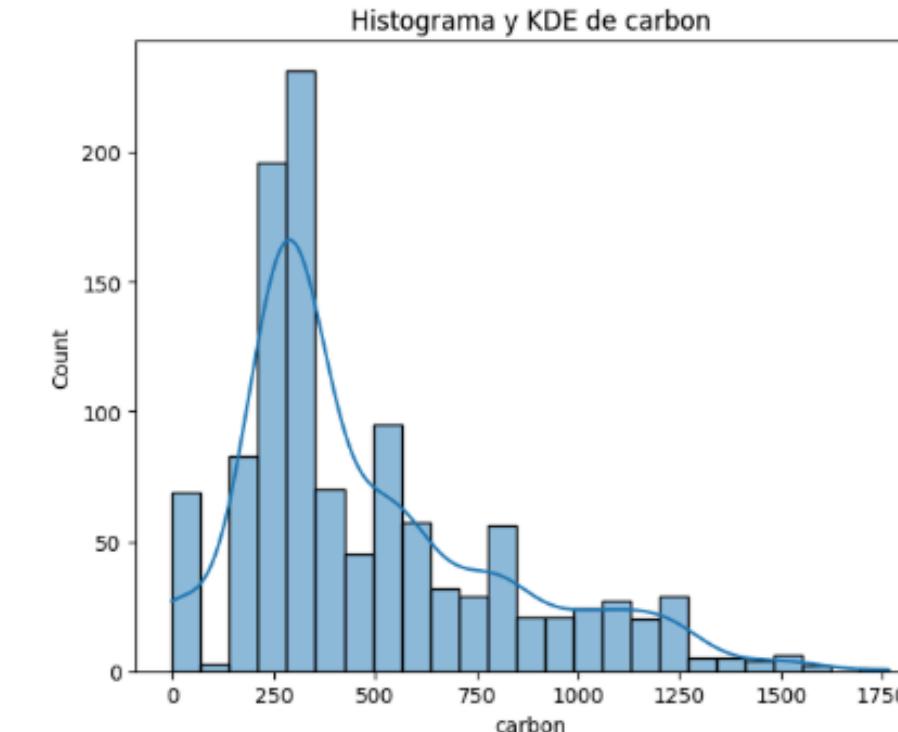
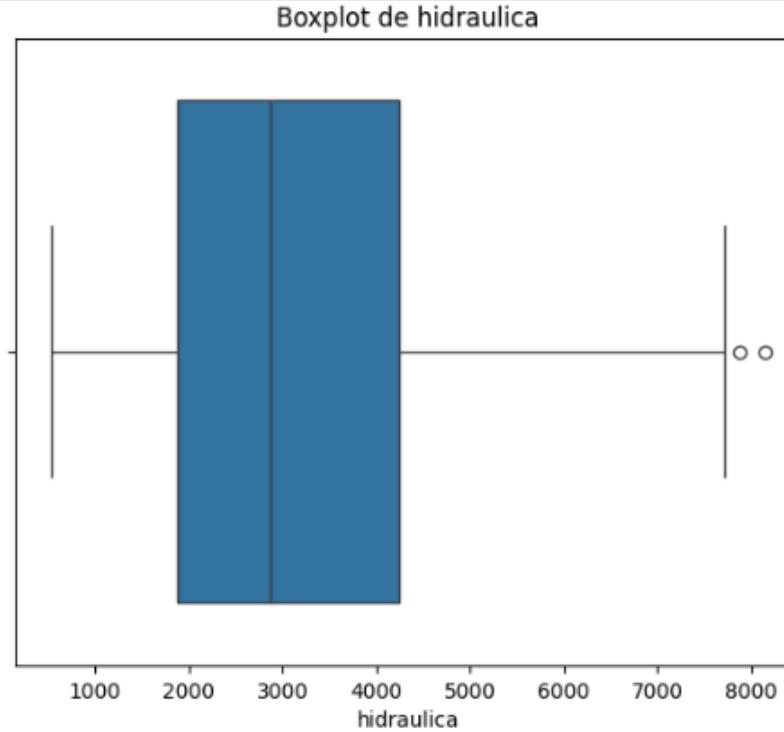
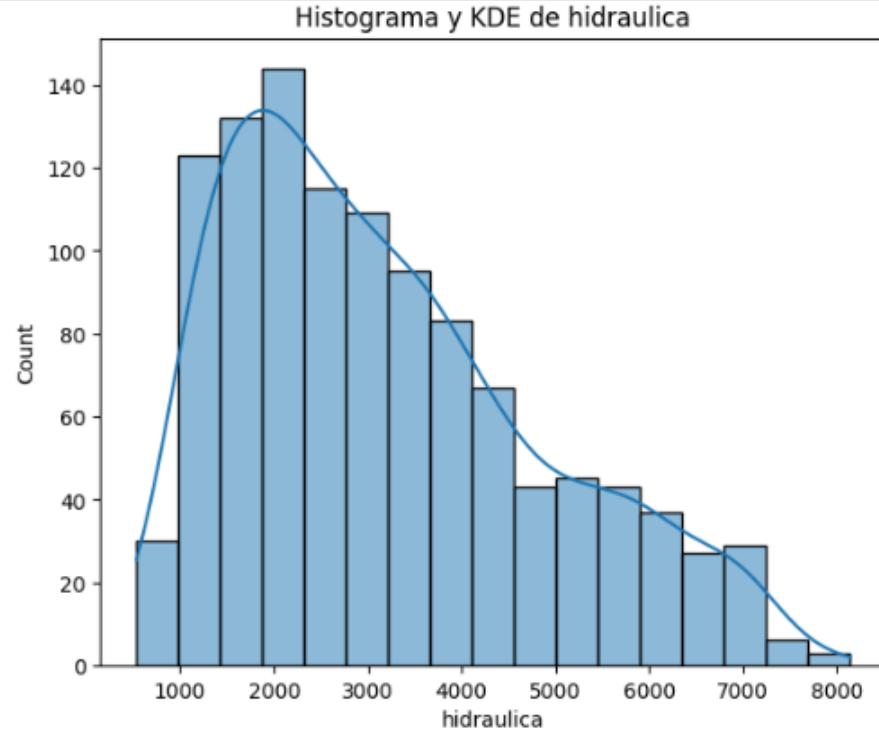
# EDA

## Resto de Variables

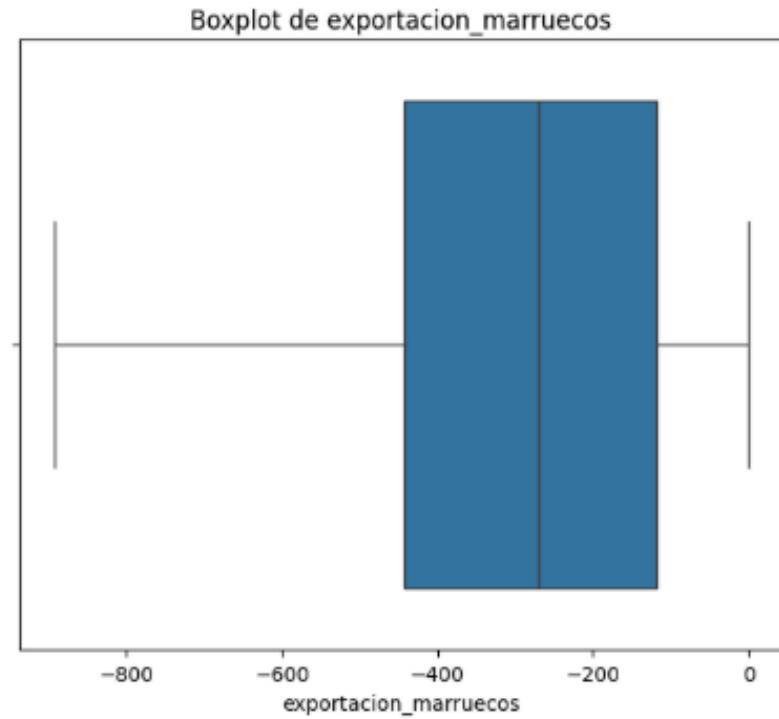
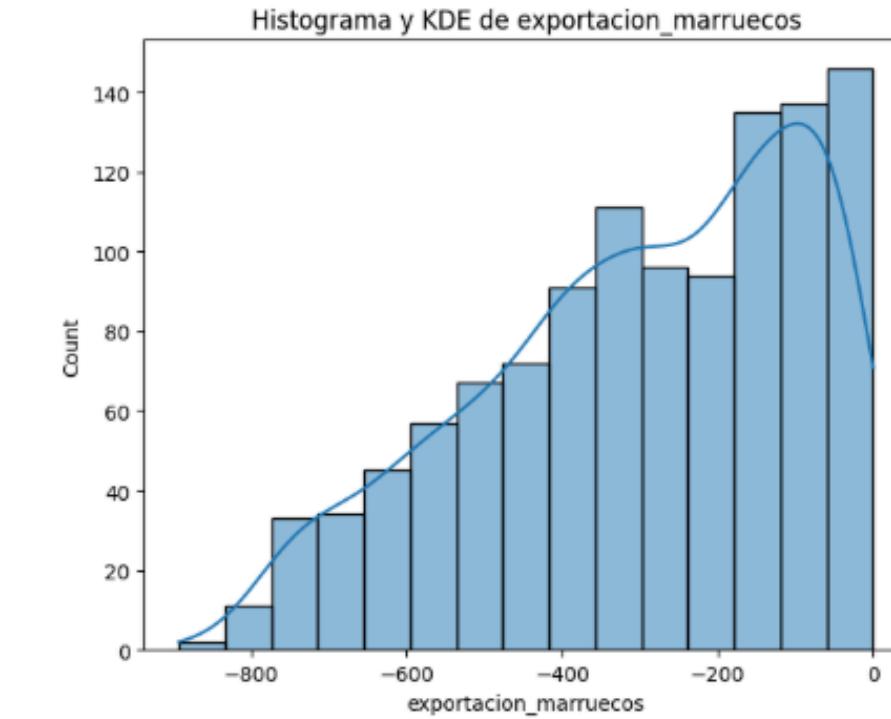
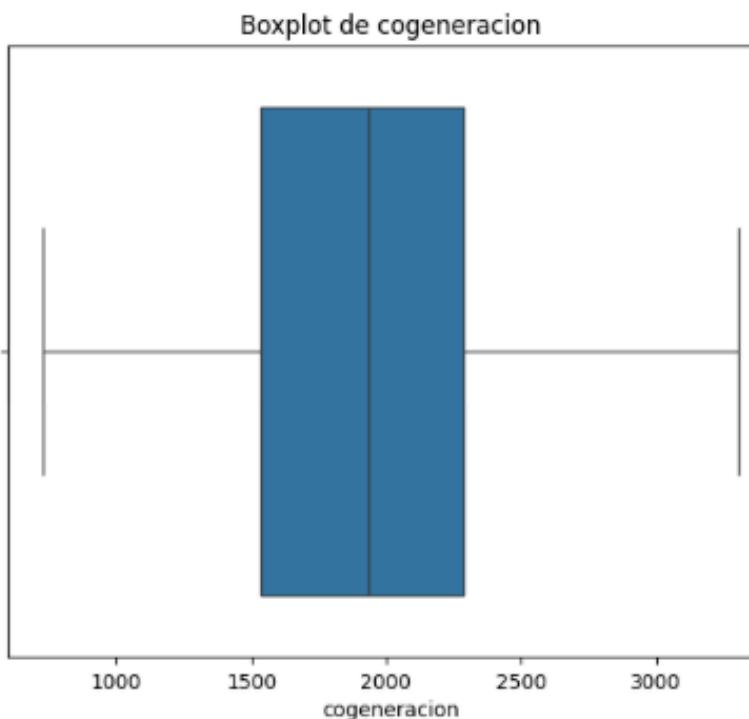
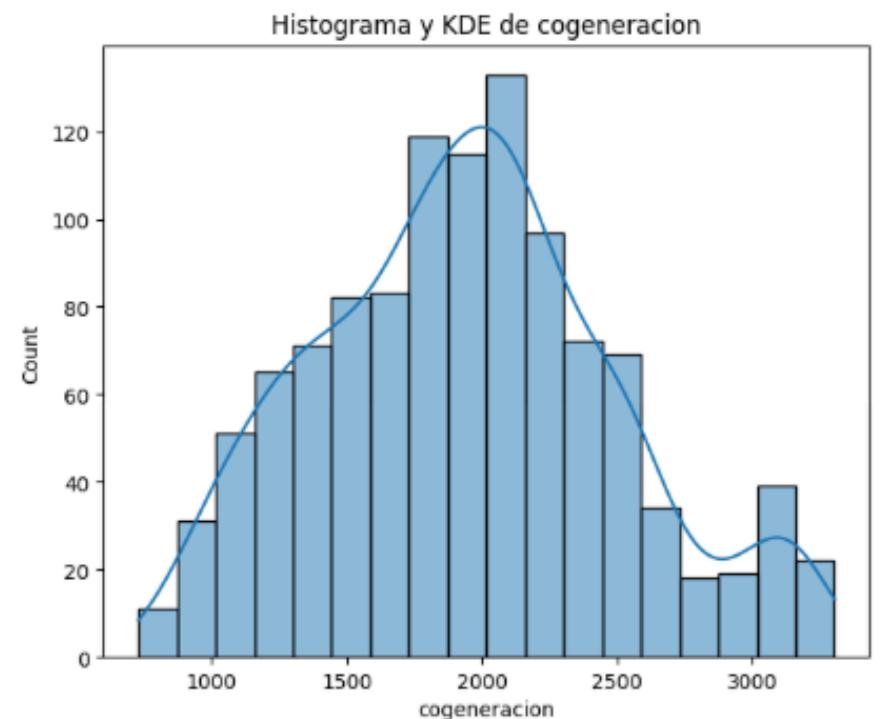
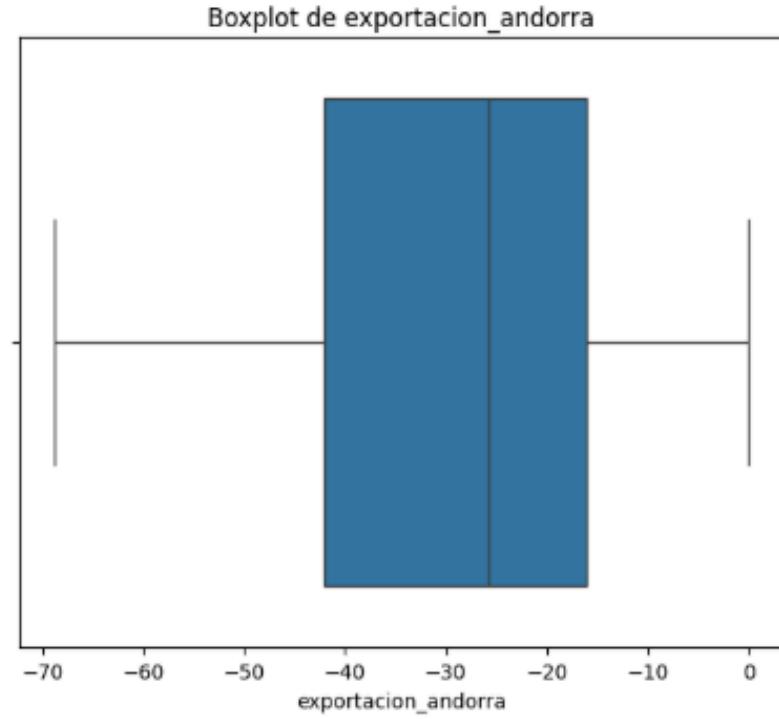
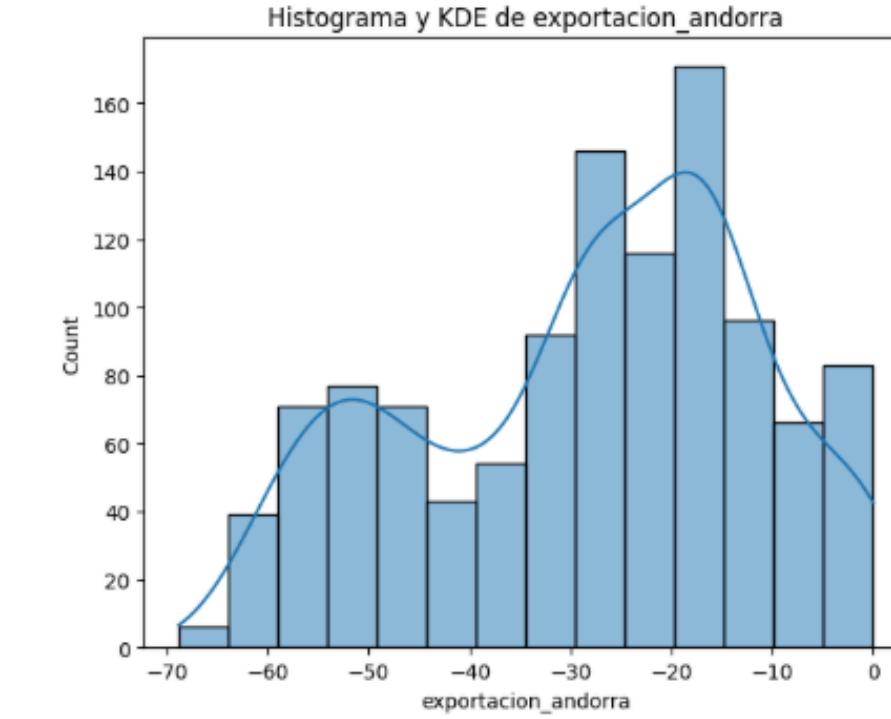
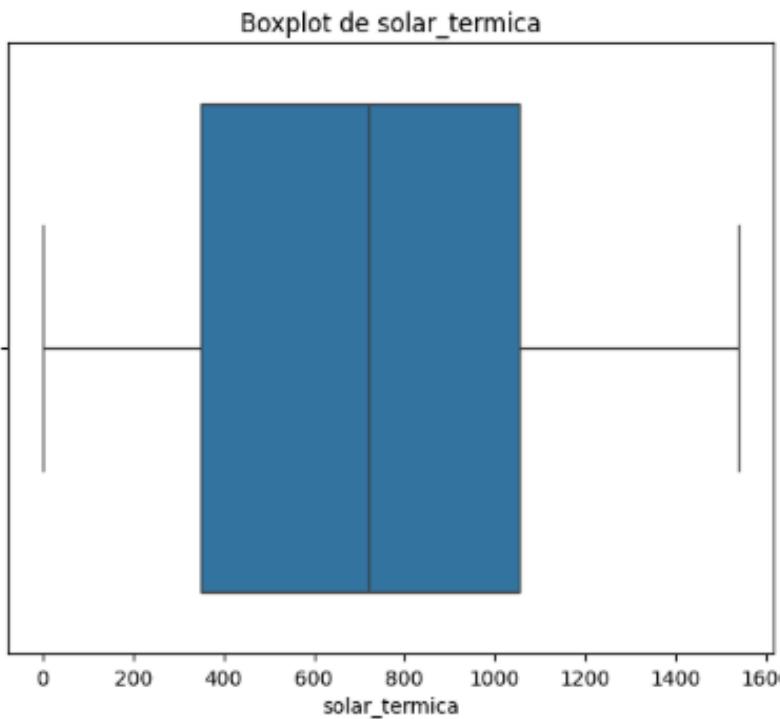
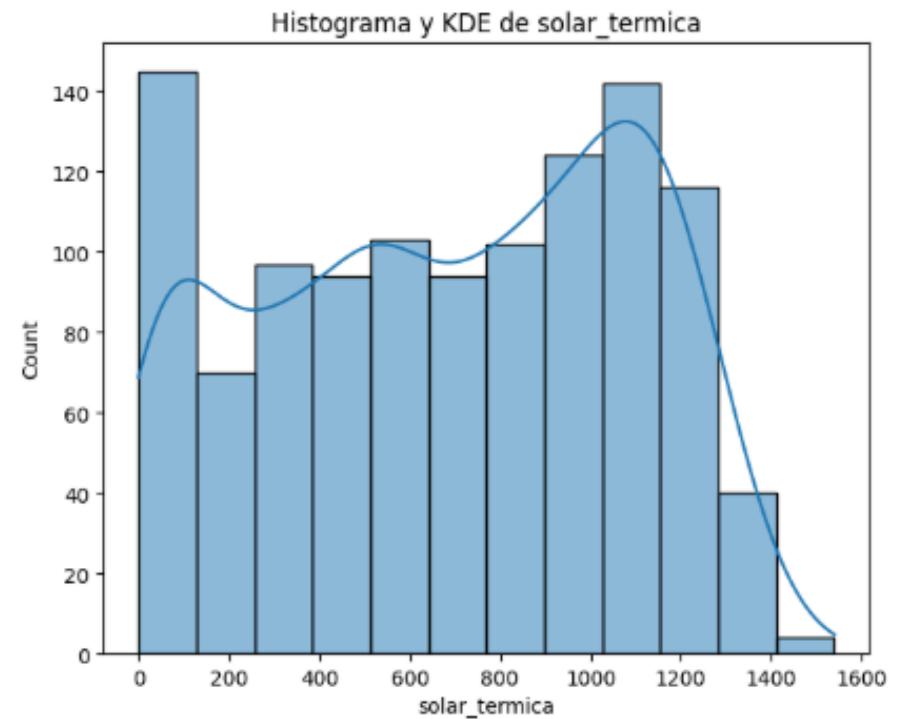
Tomamos como variables de entrada la potencia generada medida de cada una de las fuentes principales y las exportaciones e importaciones con los países vecinos.



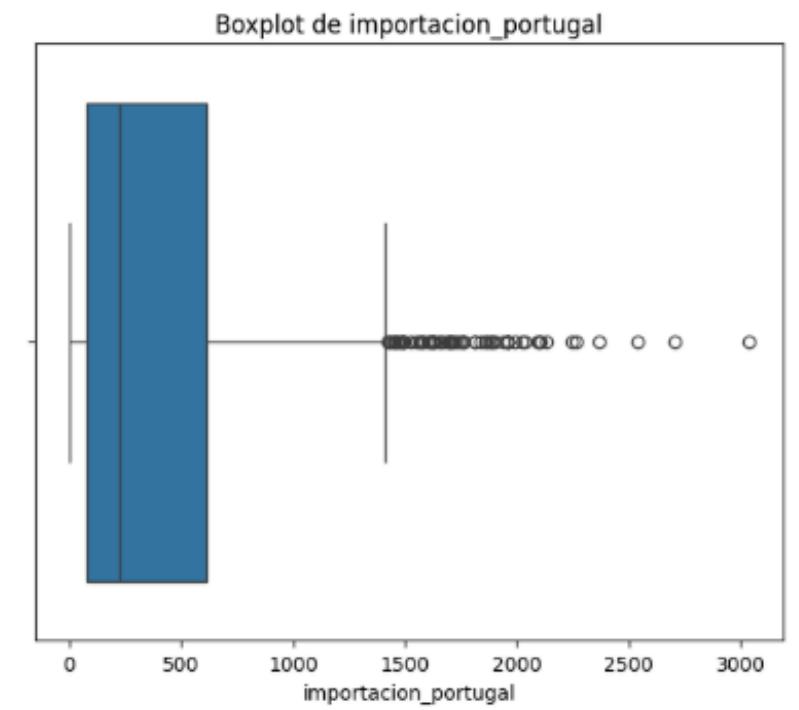
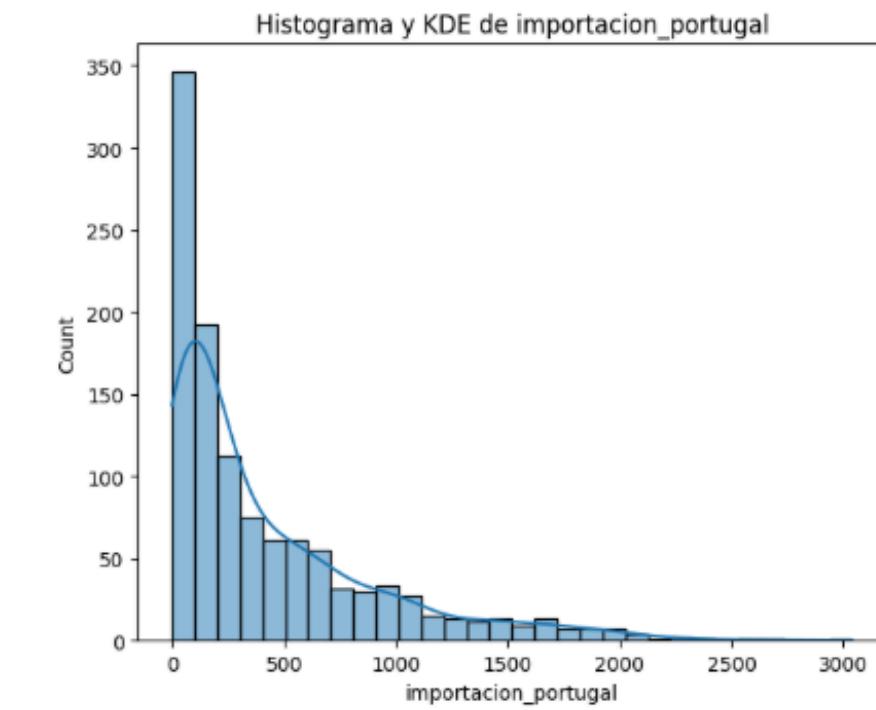
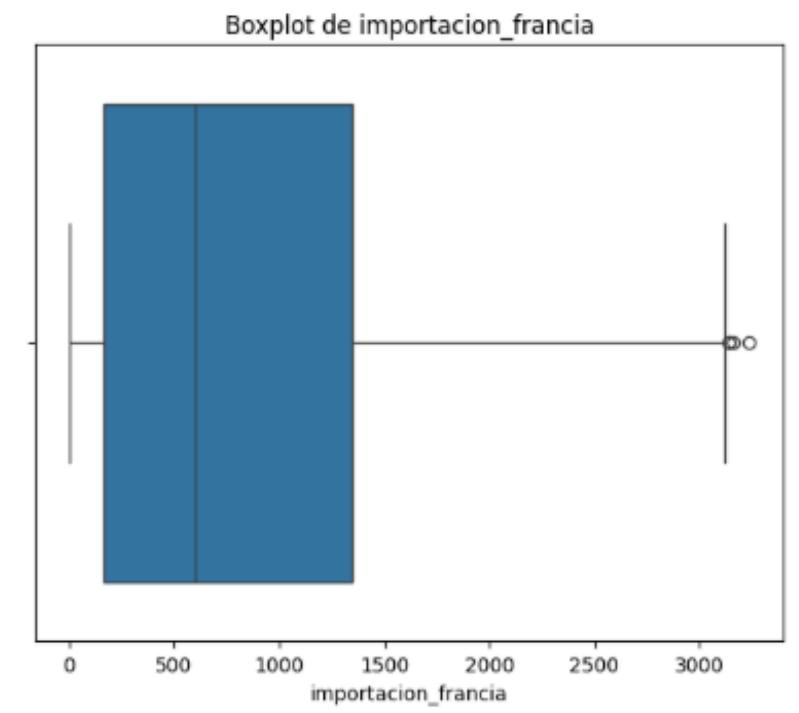
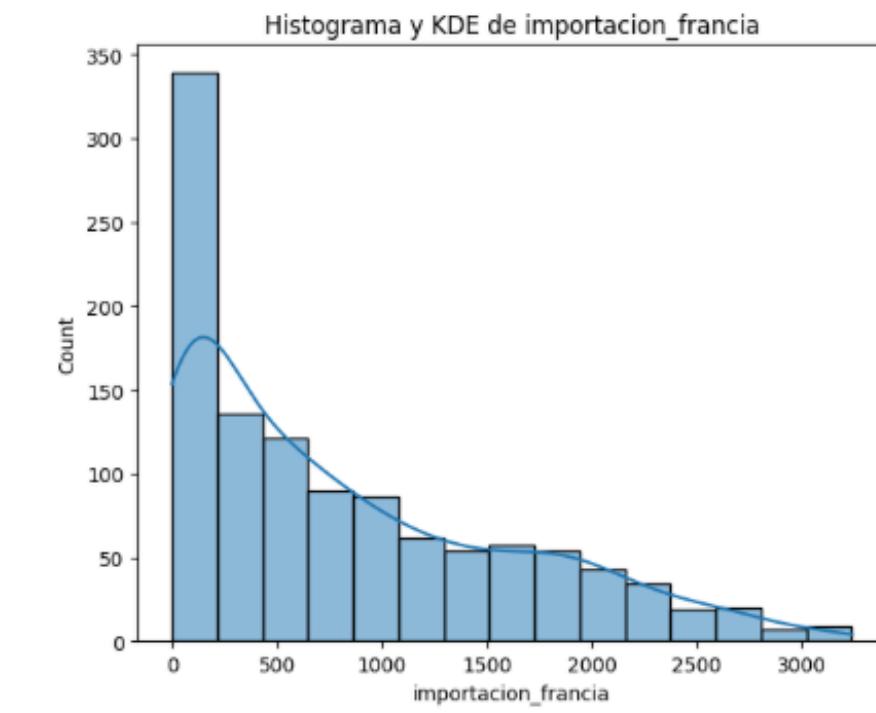
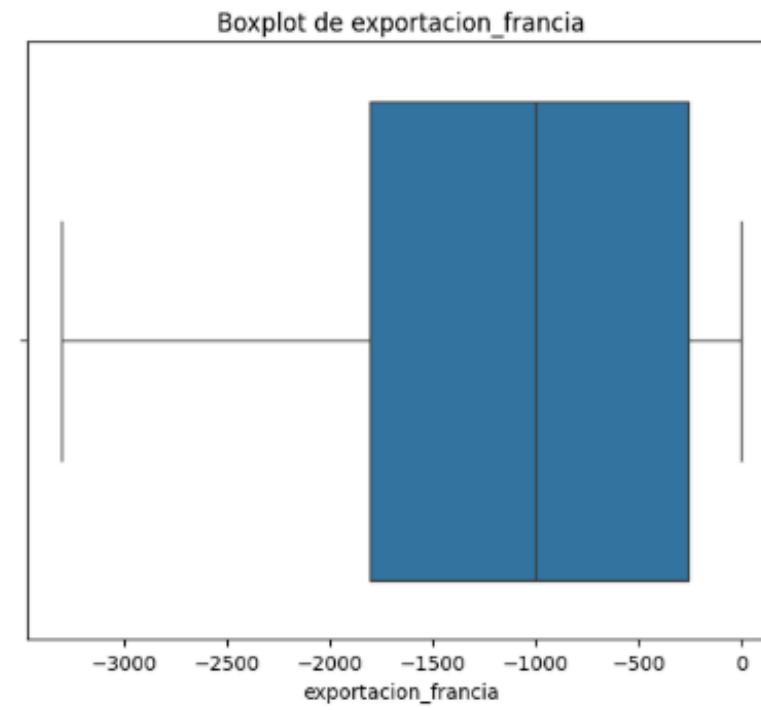
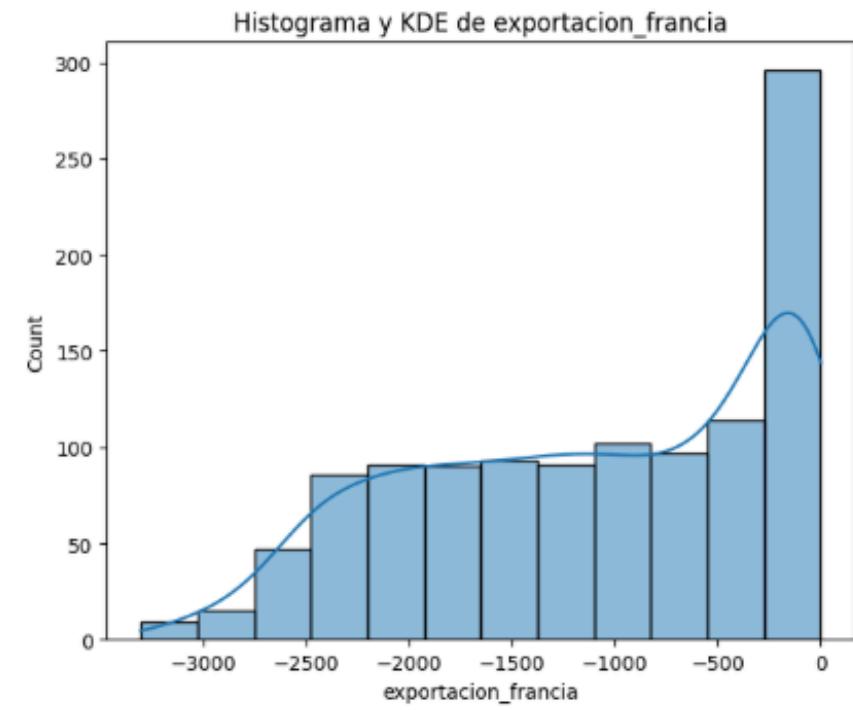
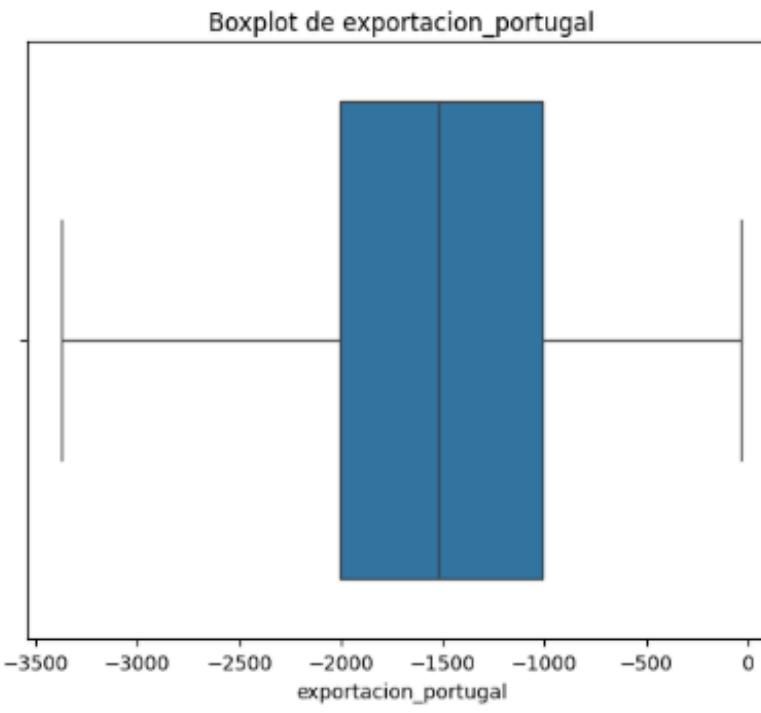
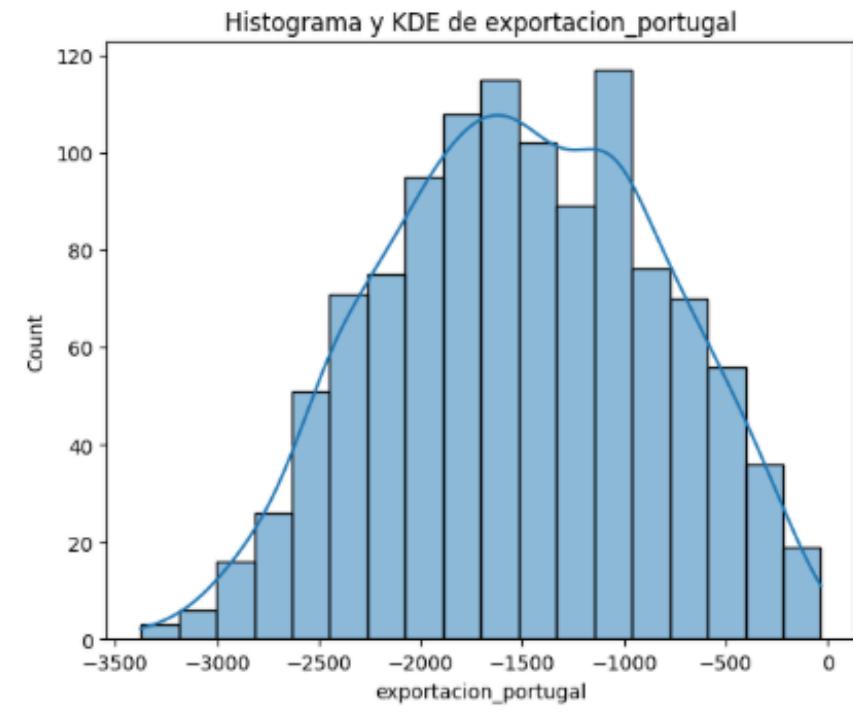
# Resto de Variables



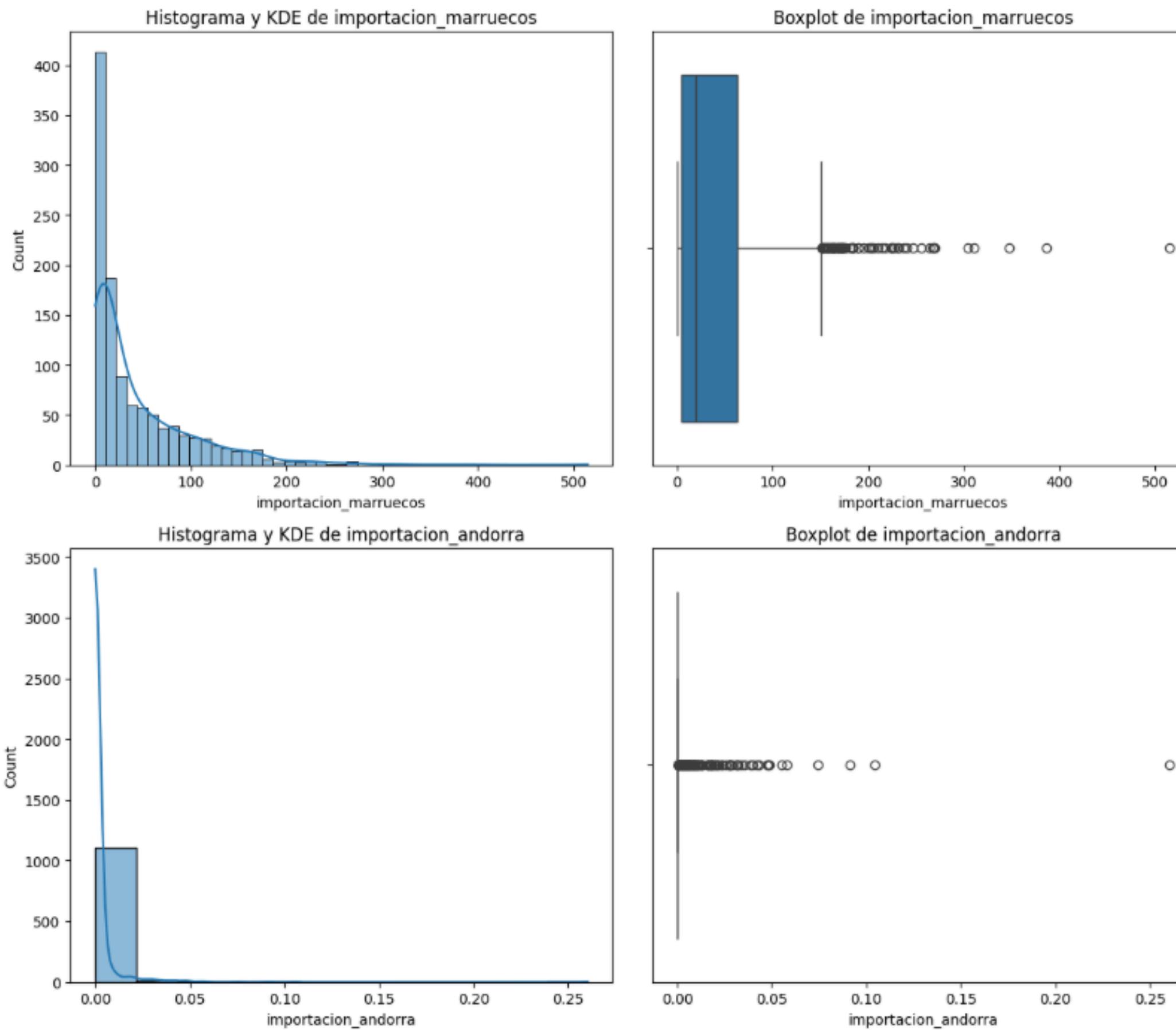
# Resto de Variables



# Resto de Variables

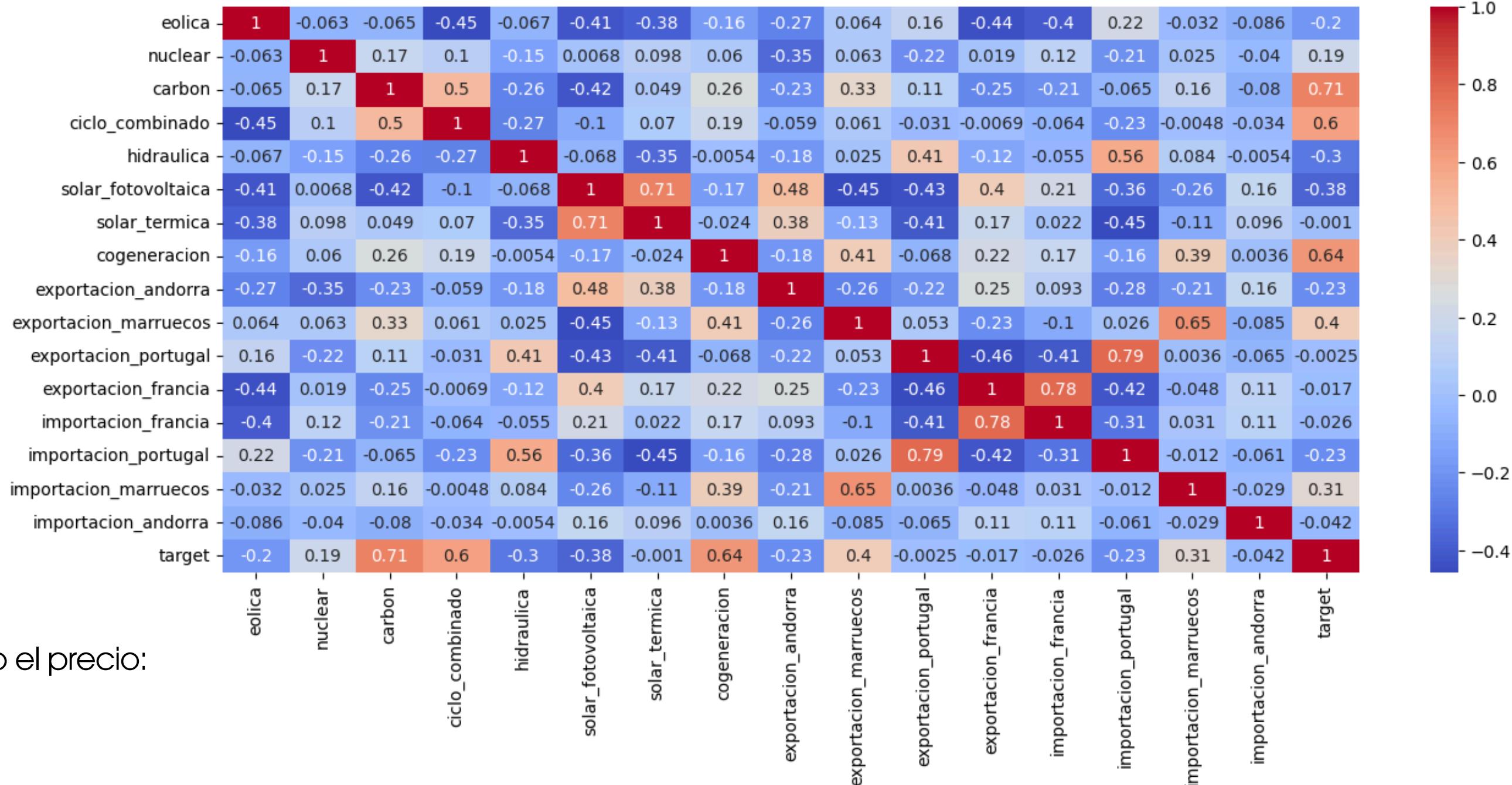


## Resto de Variables



# EDA

## Matriz de covarianza



Tenemos variables que influyen incrementando el precio:

- Carbón
- Cogeneración
- Ciclo combinado
- Exportaciones e importaciones a Marruecos

Otras que influyen en el precio disminuyendolo:

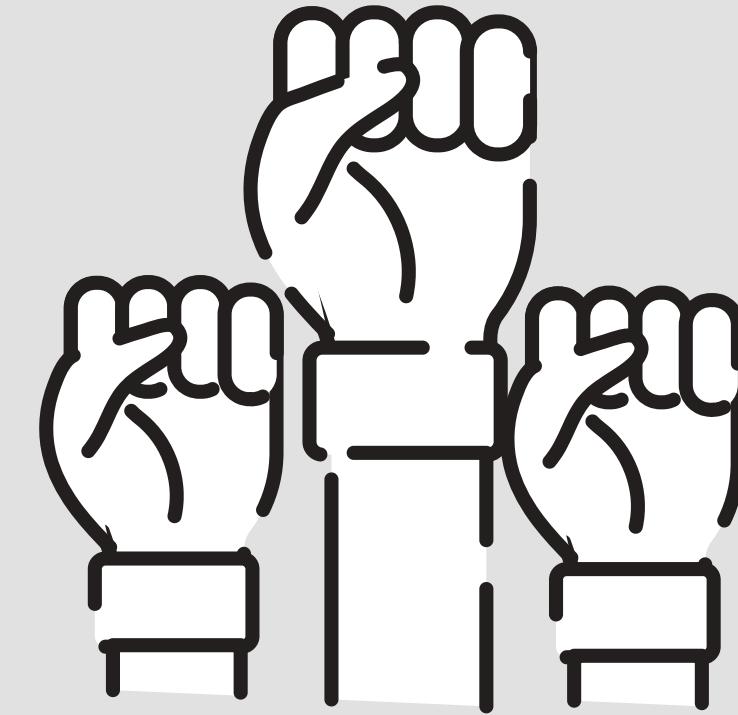
- Solar fotovoltaica
- Hidráulica

La conclusión que podemos extraer de esto es que **cuando se recurre a energías no renovables, el precio sube.**

# Feature Engineering

## 7 enfoques

1. Análisis visual combinado con filtrado por valores de correlación.
2. **SelectKBest y ANOVA**
3. Modelo intermedio (usando **SelectFromModel**)
4. Selección de las mejores features empleando **RFE**.
5. Selección de las mejores features empleando **SFS**.
6. Sistema de **hard-voting** aplicado a lo obtenido en los pasos 1 a 5 anteriores.
7. Selección de variables transformadas mediante **PCA**.  
(MACHINE LEARNING NO SUPERVISADO)



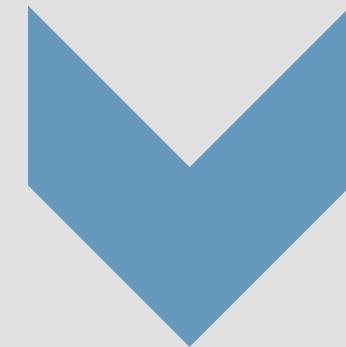
**Los mejores resultados se obtuvieron de sistema de hard-voting.**

# Modelo seleccionado

Se valoran los siguientes modelos regresores:

1. LinearRegression
2. LinearSVM
3. RandomForestRegression
4. XGBRegressor
5. LGMRegressor

**Finalmente se utiliza Random Forest**



**Ajuste de hiperparámetros**

## Mejores resultados en train

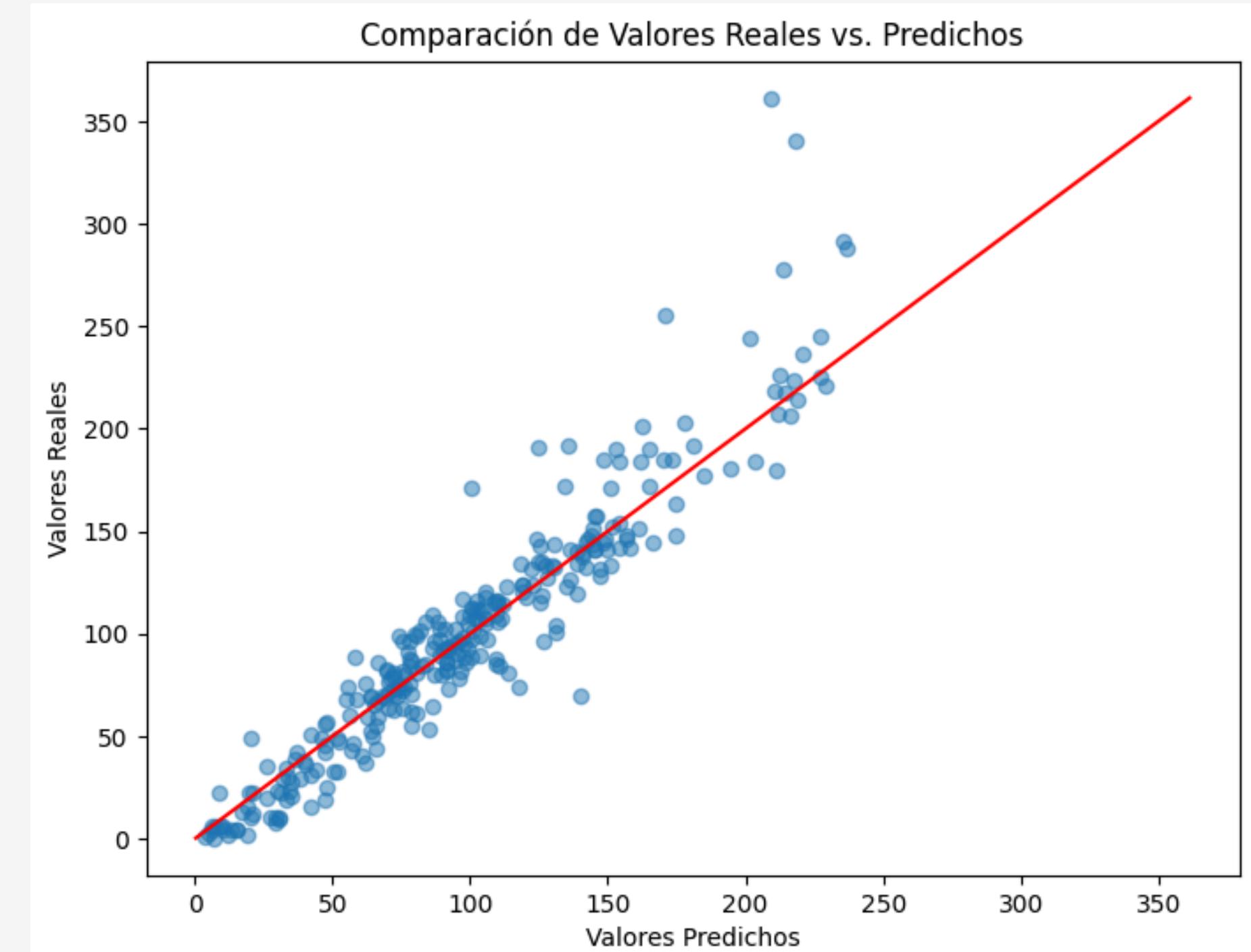
Conjunto de Features	Modelo	R2_Media_CV
voting	Random Forest	0,896978
filter	Random Forest	0,896971
sfs	Random Forest	0,896971
rfe	Random Forest	0,896971
modelo	Random Forest	0,896042
rfe	Lightgbm	0,893191
voting	Lightgbm	0,893191
sfs	Lightgbm	0,893191
filter	Lightgbm	0,893191
modelo	Lightgbm	0,891871

# Resultados y Métricas

## Performance del Modelo

Este modelo de machine learning ha mostrado **resultados prometedores** en la predicción de precios, utilizando métricas clave como r2 score y MAE.

R <sup>2</sup> score:	0,8867
Mean Absolut Error (MAE):	13,05
Root Mean Square Error (RMSE):	20,98
Mean Absolute Percentage Error (MAPE):	35,98%



# Desafíos Técnicos



## Modelo regresor

Obtenemos un precio estimado concreto, no un rango. Para entrenar un modelo eficaz es necesario contar con suficientes datos de una fuente fiable.

## Datos Atípicos

Contextos de inestabilidad política afectan al precio de los combustibles fósiles haciendo que los precios tengan subidas inusuales.

# Demo

[Enlace aquí](#)

# Limitaciones y Escalabilidad



## Escalabilidad

El modelo es totalmente escalable ya que se puede seguir entrenando con los datos oficiales publicados por REE.

## Limitación de datos

No podemos saber qué energías entrarán en funcionamiento previamente.

## Próximos pasos

El estudio de nuevas variables como el viento, las horas de luz solar o el precio de combustibles fósiles.

Gracias por la atención