

(05-015) - Structural study and prospective analysis of greenhouse gases.

Cámara Aceituno, Juan ¹; Galán Cano, Lucia ¹; Hermoso Orzáez, Manuel Jesus ¹;
Mena Nieto, Angel ²; Terrados Cepeda, Julio ¹

¹ Universidad de Jaén, ² Universidad de Huelva

Climate change has caused the need to carry out actions to mitigate it. The European Union has already launched actions that set goals for horizon years for 2030 (Sustainable Development Goals) and for 2050 as EU Objective 55 within the European Green Deal. Therefore, predictive models must be developed that analyze the current situation and its future. To do this, CO₂ emissions will be analyzed through their decomposition into four components such as energy mix, population, energy intensity and economic activity, applying the LMDI (Logarithmic Mean Divisia Index) methodology and using different scenarios such as B1 for the territory of the OECD90 in the "IPCC Special Report". The trend calculation is carried out through the free software "Python" using the ARIMA-SARIMAX models. Among the results we already obtain that the most determining factor when it comes to reducing emissions is the one related to energy intensity. Regarding the reduction of emissions compared to 1990, we obtained 39,27 and 58% for the EU-27 and 12 and 39% in Spain in the years 2030 and 2050 respectively in the most favorable trend model.

Keywords: LMDI; SDG; IPCC; Sustainable development; Python; GHG

Estudio estructural y análisis prospectivo de los gases de efecto invernadero.

El cambio climático ha provocado la necesidad de llevar a cabo actuaciones para su mitigación. La Unión Europea ya ha puesto en marcha actuaciones que fijan metas a años horizonte para 2030 (Objetivos de Desarrollo Sostenible) y para 2050 como el Objetivo 55 de la UE dentro del Pacto Verde Europeo. Por tanto, hay que desarrollar modelos predictivos que analicen la situación actual y el futuro de la misma. Para ello se analizarán las emisiones de CO₂ a través de su descomposición en cuatro componentes como son mix energético, población, intensidad energética y actividad económica aplicando la metodología LMDI (Logarithmic Mean Divisia Index) y usando diferentes escenarios como el B1 para el territorio de la OECD90 en el "IPCC Special Report". El cálculo tendencial se realiza a través del software libre "Python" empleando los modelos ARIMA-SARIMAX. Entre los resultados ya obtenemos que el factor más determinante a la hora de reducir emisiones es el relacionado con la intensidad energética. En cuanto a la reducción de emisiones con respecto a 1990 obtuvimos un 39,27 y 58% para la UE-27 y del 12 y 39% en España en los años 2030 y 2050 respectivamente en el modelo tendencial más favorable.

Palabras clave: LMDI; ODS; IPCC; Desarrollo sostenible; Python; GEI

Correspondencia: Juan Cámara Aceituno, jca00019@red.ujaen.es

Agradecimientos: Agradecimientos al ministerio de ciencias e innovación, a la agencia estatal de investigación y a la Unión Europea a través de los fondos NextGeneration con cargo al Proyecto METURBAN con Referencia TED2021-121097B-I00 llevado a cabo en el GIDIES (Grupo I+D en Ingeniería, energía y sostenibilidad) de la Universidad de Jaén.



1. Introducción

En el último medio millón de años, en el planeta tierra, ha habido una alternancia continua de períodos fríos (períodos glaciares) y períodos cálidos (períodos interglaciares), que han supuesto variaciones en el valor promedio de la temperatura superficial de alrededor de 15°C o de más de 100 m en el nivel del mar (Kutterolf et al., 2019). Todo esto ha venido provocado por el cambio natural en los parámetros orbitales de la Tierra, cuyo reflejo en el clima se conoce como ciclos de Milankovitch (Rainey, 2022). Más allá de la variabilidad natural del clima de la Tierra, desde hace varias décadas los científicos son conscientes de que las actividades del ser humano tienen una influencia muy destacable sobre el clima (Xu et al., 2011). En particular, la Revolución Industrial supuso un punto de inflexión en la relación hombre-clima y, desde principios del siglo XIX el valor promedio de temperatura ha comenzado a subir a un ritmo nunca visto en la historia de la Tierra en sus últimos 600 millones de años (IPCC 2014. Pachauri et al., 2014; World Meteorological Organization (WMO), 2022).

El cambio climático es uno de los mayores retos a los que se enfrentan todos los países y regiones. Desde finales del siglo XVIII, con el comienzo de la Revolución Industrial, las emisiones antropogénicas de gases de efecto invernadero (GEI) están provocando un calentamiento global de la superficie terrestre del orden de 0,1°C/década, habiéndose observado cómo dicho ritmo se ha ido acelerando en las últimas décadas. De acuerdo al 6º informe del Panel Intergubernamental para el Cambio Climático (IPCC, 2022) existe una relación inequívoca entre la actividad humana y el Calentamiento Global (IPCC et al., 2022). El punto clave en la relación entre el hombre y el clima son las emisiones de GEI, CO₂ mayoritariamente, provenientes del uso de combustibles de origen fósil. Es decir, la actividad humana y su desarrollo económico están en la actualidad íntimamente conectadas con el clima, debido al consumo de energía de tipo fósil. Cambiar esta conexión implicará inevitablemente el uso de energías que no sean de carácter fósil, así como la reducción del uso de energía, o la mejora en la eficiencia energética (Barragán-Escandón et al., 2020).

Los sucesivos informes realizados por el IPCC alertan sobre este grave problema afirmando que, a pesar del aumento de las políticas de mitigación en la lucha contra el cambio climático, las emisiones de gases de efecto invernadero (GEI) aumentaron en un promedio anual de 1,0 gigatoneladas de dióxido de carbono equivalente (GtCO₂eq), aumento que representa el 2,2% por año en el período 2000-2010, cifra que contrasta con los 0,4 GtCO₂eq que suponen un aumento del 1,3% por año entre 1970 y 2000. Las emisiones antropogénicas de GEI totales entre 2000 y 2010 fueron las más altas en la historia de la humanidad y llegaron a 49 (± 4,5) GtCO₂eq/año en 2010.

Por otro lado, el IPCC también señala que la larga permanencia en la atmósfera del CO₂ ya emitido (más del 20% permanecerá más de 1000 años, una vez que las emisiones hayan cesado), está haciendo que el calentamiento global sea irreversible a escala temporal humana, a menos que haya importantes detracciones de CO₂ de la atmósfera (emisiones negativas) durante períodos prolongados. En suma, gran parte de los efectos del cambio climático persistirán durante siglos, incluso si las emisiones de gases de efecto invernadero se detuviesen ahora. Sin ir más lejos, la temperatura global se espera que suba de forma natural 0,5°C en las próximas décadas debido a la inercia térmica de los océanos, que hace que el exceso de energía recogido por ellos durante años aún no se haya reflejado en un aumento de su temperatura.

Entre los GEI, las emisiones más importantes son las de CO₂ provenientes de procesos industriales y de la quema de combustibles fósiles, ya que estas son responsables de alrededor del 78% del incremento de las emisiones de GEI en el período 1970-2010. En concreto, durante el año 2010, el 76% de los GEI provinieron de las emisiones de CO₂, el 16%

de las de metano (CH₄), el 6% de las de óxido nitroso (N₂O) y el 2% de las de gases fluorados. El CO₂ representa el 76% de las emisiones mundiales de GEI en el mundo, de los cuales aproximadamente el 65% proviene de combustibles fósiles y el 11% de la deforestación y el uso de la tierra (Global Greenhouse Gas Emissions Data, 2019). Además, la distribución de las emisiones mundiales de CO₂ no es uniforme en todo el planeta y depende fuertemente del desarrollo económico de las regiones, así China (30%) y EE.UU (15%) acumulan el 45% de las mismas, y si a éstas se les suman las emisiones producidas por la UE (9%), India (7%), Rusia (5%) y Japón (4%) se obtiene el 70% de las emisiones totales (Gilfillan & Marland, 2021).

Las emisiones de CO₂ de la UE representan aproximadamente el 9 % del total, siendo además esta una región con gran desarrollo económico y uso intensivo de la energía. Al mismo tiempo, la UE tiene gran conciencia acerca de los problemas medioambientales que genera el uso masivo de combustibles fósiles y tiene políticas ambiciosas contra el cambio climático que se plasmaron en el Pacto Verde Europeo, el Objetivo 55 o el Plan Nacional Integrado de Energía y Clima a nivel nacional en el caso de España. Entre ellos cabe destacar que en el año 2015 la Asamblea General de la ONU adoptó la Agenda 2030 para fomentar el desarrollo sostenible a través de metas relacionadas con el uso de la energía, la creación de infraestructuras y el mantenimiento de las ciudades bajo un enfoque de sostenibilidad. intentando para ello no sacrificar el desarrollo económico (United Nations, 2015). Dicha asamblea recogió una serie de objetivos llamados ODS que buscaban en particular que las ciudades sean más resilientes frente al cambio climático, destacando el peso de las mismas para la consecución de los objetivos (United Nations, 2018), disminuyendo la pobreza e impulsando la economía para reducir las emisiones en el corto y medio plazo. Por tanto, la UE es una región ideal para el estudio de la evolución que han tenido sus emisiones de CO₂ durante las últimas décadas con el fin de intentar identificar qué componentes del sistema económico están asociadas a aumentos de emisiones y cuáles a reducciones (*Europart*, 2019). Las políticas planteadas por la UE podrían ser además estudiadas mediante algún tipo de modelo donde pudieran calcularse las emisiones futuras de CO₂ y así poder evaluar la bondad de dichas políticas.

Las fuerzas impulsoras que dominan los niveles de consumo de energía y su evolución puede ayudar a instituir una política de ahorro de energía. Hoy en día es interesante conocer los diferentes métodos que existen para llevar a cabo un análisis de los parámetros que pueden influir en el desarrollo sostenible de un país como es el caso de la aplicación del método DEA (Análisis de Envoltorio de Datos) para el cálculo de la ecoeficiencia de un país (Cámara-Aceituno et al., 2023; Hermoso-Orzáez et al., 2020). El método DEA arrojaba una ligera idea de la situación de un país, pero no profundizaba en la cuestión por lo que era necesario seguir indagando en los diferentes métodos. Entonces la combinación de la identidad *Kaya* (Kaya & Yokobori, 1997) y el método LMDI (*Logarithmic Mean Division Index*) se ha convertido en una herramienta clave para encontrar la naturaleza de los factores que influyen en los cambios en el consumo de energía (Wang et al., 2014). Aunque el enfoque LMDI se ha utilizado ampliamente en el campo de la energía y la investigación ambiental (Ortega-Ruiz et al., 2020) también tiene sus limitaciones dado que el modelo LMDI solo se enfoca en el año base provocando situaciones en las que cuando el período de investigación es largo, los cambios anuales puedan ser difíciles de capturar (Chen et al., 2020) y en ocasiones suele acompañarse de modelos de desacoplamiento para estudiar con más profundidad la relación entre PIB, población e intensidad y mix energético de las emisiones de carbono (Ge et al., 2023).

En el momento de la epidemia de COVID-19, las emisiones de CO₂ per cápita de China eran más altas que las de la Unión Europea (*International Energy Agency (IEA)*, 2020). No obstante estudios recientes observaron que descomponiendo la intensidad eléctrica en la Unión Europea de 1995 a 2019 con el método LMDI es posible determinar en qué medida el componente de electrificación contribuyó a aumentar la intensidad energética, ya que el

consumo de electricidad ha crecido a un ritmo mayor que la producción de la economía (Perillo et al., 2022).

La metodología LMDI como tal tiene una amplia variedad de aplicaciones según la línea de investigación que persiga como bien puede ser un análisis por descomposición del índice (IDA) (Boyd et al., 1988) que estudie los impactos del cambio estructural en el sector energético o un análisis más estructural (SDA) para analizar cambios en los indicadores de energía (Chen et al., 2022). En nuestro caso abogamos por una descomposición del índice siguiendo el ejemplo de Fernández González (Fernández González et al., 2014) que propuso la descomposición de las emisiones en 5 factores como son la población, el PIB per cápita, la mezcla de combustibles, la carbonización y la intensidad energética asociada a la eficiencia.

Otra de las ventajas que presenta el método es que numerosos autores lo han utilizado para realizar prospectiva energética pudiendo realizar modelos que permiten el estudio de las emisiones a largo plazo (Marcucci & Fragkos, 2015). Los estudios prospectivos existentes difieren entre sí dependiendo del tipo de análisis que se realice siendo estos bien análisis extrapolativo, que como bien indica su nombre es aprovechar la descomposición IDA retrospectiva convencional y extrapolar tendencia para cuantificar los factores relacionados con las emisiones o las emisiones en sí, análisis temporal de escenarios, que aprovecha una serie de supuestos para marcar tendencias futuras, y los análisis espaciales de escenarios con el fin de remarcar las diferencias en los niveles de emisión de los diferentes escenarios (Ang & Goh, 2019).

Para llevar a cabo dicho análisis con la metodología LMDI también es más sencillo utilizar un software para automatizar el modelo ya que hay que trabajar con una amplia variedad de datos y así evitar el error de cálculo. Para ello se considera el software de código abierto "Python" que según la base de datos de la "Web of Science" solamente hay un único artículo de investigación que ya lo ha empleado para estudiar la descomposición del índice con la metodología LMDI (Xiang et al., 2022).

2. Objetivos

Tras concretar la necesidad de la creación de un modelo que permita determinar los factores que contribuyen en mayor o menor medida a las emisiones de CO₂ es necesario destacar cuales son los objetivos generales que se buscan en este estudio.

El objetivo principal es crear un modelo automatizado que permita cuantificar dichas emisiones con los datos que podemos obtener de las diferentes fuentes oficiales como son el Eurostat, el Banco Mundial o las fuentes oficiales a nivel nacional como puede ser el Instituto Nacional de Estadística (INE). La forma de automatizar el modelo es utilizando la metodología LMDI con el fin de implantarla en el software "Python" para obtener de manera rápida y eficaz resultados de variaciones de emisiones. Para llevar a cabo la tarea usaremos como objeto de estudio España y el conjunto de los 27 países de la Unión Europea.

Una vez que se tengan los resultados retrospectivos a través de los datos que hemos obtenido se procederá a hacer prospectiva a través de tendencias y modelos estadísticos como son el método ARIMA-SARIMAX con el fin de estudiar si se cumplen con los objetivos planteados en las políticas de emisiones para el año 2030 y 2050.

3. Metodología

Antes de llevar a cabo cualquier implantación de software es necesario conocer como se va a formular el modelo LMDI (Índice de Media Logarítmica). Para ello es necesario saber que el periodo de estudio elegido comprende desde 1990 hasta 2021 por la disponibilidad de datos y porque es un periodo lo extensamente largo como para crear un modelo que analice las

diferentes tendencias y sea más fácil extrapolarlo a los años futuros para estudiar prospectiva. Los datos se han obtenido de fuentes oficiales abiertas para su consulta como son la Oficina Europea de Estadística o “Eurostat” (Eurostat, 2023), la base de datos del Banco Mundial (Grupo Banco Mundial, 2022) y fuentes nacionales como son el Instituto Nacional de Estadística o “INE” en España (INE, 2022).

La formulación de la metodología fue propuesta por Fernández-Paula (Fernández González, 2012) haciendo una descomposición simple de factores de emisiones que ya se han mencionado con anterioridad como son la población, el PIB per cápita, la intensidad energética, el mix energético y, por supuesto, las emisiones de CO₂. Esta descomposición se llevó a cabo con una extensión de la identidad Kaya (Kaya & Yokobori, 1997) y que factoriza las emisiones de CO₂ de la siguiente manera:

$$E_{CO_2} = \sum_{j=1}^k \sum_{r=1}^m E_{CO_2 jr} = \sum_{j=1}^k \sum_{r=1}^m Pobj_j \frac{Y_j}{Pobj_j} \frac{F_j}{Y_j} \frac{F_{jr}}{F_j} \frac{E_{CO_2 r}}{F_{jr}} = \sum_{j=1}^k \sum_{r=1}^m Pobj_j G_j I_j M_{jr} U_{jr} \quad (1)$$

De donde tenemos que “r” hace referencia a un combustible concreto, “j” a un país, “Pob” a la población del país, “G” al PIB per cápita del país, “I” al parámetro relacionado con la eficiencia energética, es decir, la intensidad energética, “M” la relación que hay entre el consumo de un combustible concreto y el total y por último “U” el factor de emisión de CO₂ que será constante en el tiempo.

Una vez presentada la ecuación con los factores de los que dependen las emisiones totales de un país se pasa a la descomposición que puede presentarse de forma aditiva cuantificándose la magnitud de descomposición y en forma multiplicativa que es adimensional y que en este estudio utilizaremos para analizar la reducción de emisiones en porcentajes. La ecuación que tiene en cuenta la descomposición multiplicativa del método LMDI queda así:

$$X = \frac{E_{CO_2}^T}{E_{CO_2}^0} = X_{pop} X_{PIB} X_{int} X_{mix} X_{emi} \quad (2)$$

Donde se representa que “X” es la reducción total de CO₂ descompuesta en los cinco factores de población, PIB per cápita, intensidad energética, mix energético y factor de emisión de CO₂. Además, los superíndices “T” y “0” hacen referencia al año de estudio y al año base respectivamente. Cada uno de los componentes se calcula de la siguiente forma:

$$X_{pop} = \exp \left(\sum_{jr} \frac{(E_{CO_2 jr}^T - E_{CO_2 jr}^0) / (\ln E_{CO_2 jr}^T - \ln E_{CO_2 jr}^0)}{(E_{CO_2}^T - E_{CO_2}^0) / (\ln E_{CO_2}^T - \ln E_{CO_2}^0)} \ln \frac{Pobj_j^T}{Pobj_j^0} \right) \quad (3)$$

$$X_{PIB} = \exp \left(\sum_{jr} \frac{(E_{CO_2 jr}^T - E_{CO_2 jr}^0) / (\ln E_{CO_2 jr}^T - \ln E_{CO_2 jr}^0)}{(E_{CO_2}^T - E_{CO_2}^0) / (\ln E_{CO_2}^T - \ln E_{CO_2}^0)} \ln \frac{G_j^T}{G_j^0} \right) \quad (4)$$

$$X_{int} = \exp \left(\sum_{jr} \frac{(E_{CO_2 jr}^T - E_{CO_2 jr}^0) / (\ln E_{CO_2 jr}^T - \ln E_{CO_2 jr}^0)}{(E_{CO_2}^T - E_{CO_2}^0) / (\ln E_{CO_2}^T - \ln E_{CO_2}^0)} \ln \frac{I_j^T}{I_j^0} \right) \quad (5)$$

$$X_{mix} = \exp \left(\sum_{jr} \frac{(E_{CO_2 jr}^T - E_{CO_2 jr}^0) / (\ln E_{CO_2 jr}^T - \ln E_{CO_2 jr}^0)}{(E_{CO_2}^T - E_{CO_2}^0) / (\ln E_{CO_2}^T - \ln E_{CO_2}^0)} \ln \frac{M_{jr}^T}{M_{jr}^0} \right) \quad (6)$$

$$X_{emi} = \exp \left(\sum_{jr} \frac{(E_{CO_2 jr}^T - E_{CO_2 jr}^0) / (\ln E_{CO_2 jr}^T - \ln E_{CO_2 jr}^0)}{(E_{CO_2}^T - E_{CO_2}^0) / (\ln E_{CO_2}^T - \ln E_{CO_2}^0)} \ln \frac{U_{jr}^T}{U_{jr}^0} \right) \quad (7)$$

Una vez se tiene planteada la metodología junto con la fuente de obtención de datos, se ordenarán estos últimos en un archivo Excel dividido en datos de población, PIB, la energía obtenida a través de combustibles fósiles sólidos, líquidos y gaseosos y la energía total consumida por el país en concreto. A través de los consumos de energía a partir de fuentes fósiles es muy sencillo obtener las emisiones de CO₂ con ayuda de los factores proporcionados por el IPCC (IPCC, 2006).

Para cada uno de los cálculos se utiliza el software “Python” que nos permitirá leer y escribir sobre el archivo Excel donde hemos guardado los datos que nos resultarán de utilidad. Después con ayuda de las librerías “panda” y “numpy” podremos manejar dichos datos para obtener la variación de emisiones entre los años 1990 y 2021. Una vez se hayan afianzado el modelo retrospectivo podremos realizar a través del estudio de las tendencias una extrapolación para conocer cual será la evolución de dichas emisiones para el año 2030 y 2050.

También emplearemos el promedio móvil integrado autorregresivo (ARIMA) que se implementara en Python de forma que intentará copiar el modelo original para pronosticar valores futuros de las emisiones tal y como se ha hecho con anterioridad en estudios para estudiar por el ejemplo la resiliencia de recursos suelo-agua agrícola simulando la evolución de los factores clave acelerando el proceso de desarrollo económico o para estudiar el consumo de energía en este caso solar en EEUU (Chen et al., 2019; Xu et al., 2022).

4. Resultados

4.1 Modelo retrospectivo

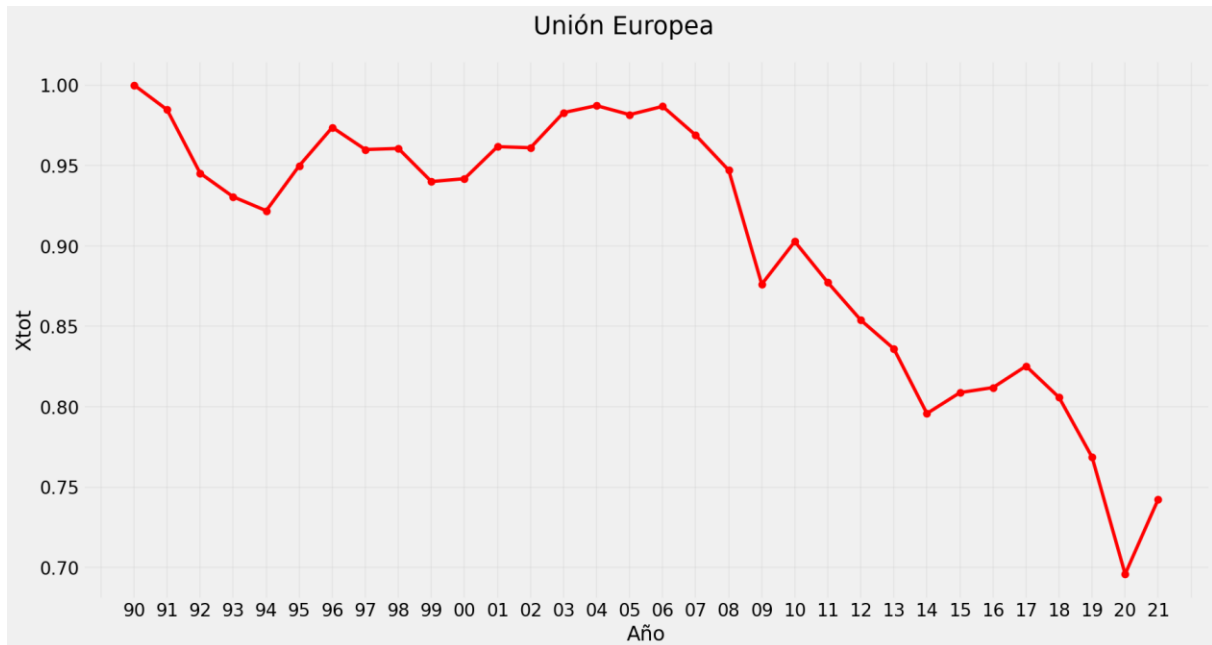
Una vez se ha implementado el modelo en el software “Python” ya solo queda correrlo y empezar a obtener resultados. Como se ha dicho con anterioridad, el año base elegido fue 1990 puesto que es el año en el que se empiezan a obtener datos de la UE-27 como tal. Para el caso de la UE-27 se obtiene la siguiente descomposición:

Tabla 1: Resultados descomposición multiplicativa LMDI UE-27

| Periodo | X _{pop} | X _{pib} | X _{int} | X _{mix} | X _{tot} |
|-----------|------------------|------------------|------------------|------------------|------------------|
| 1990-2005 | 1,035 | 1,307 | 0,807 | 0,898 | 0,981 |
| 1999-2021 | 1,061 | 1,512 | 0,606 | 0,762 | 0,742 |

A primera vista ya se puede observar que los efectos que contribuyen al aumento de las emisiones son la población y el PIB en un 3,5 y 30,7 % respectivamente mientras que los que causan su reducción son los de la intensidad y el mix energético en un 39,4 y en un 23,8% respectivamente.

Figura 1: Evolución Emisiones UE-27 entre 1990 y 2021



Para el caso de España los parámetros que influyen en la reducción y el aumento de las emisiones totales son los mismos pero el descenso total de las emisiones es menor que para el caso de la UE-27.

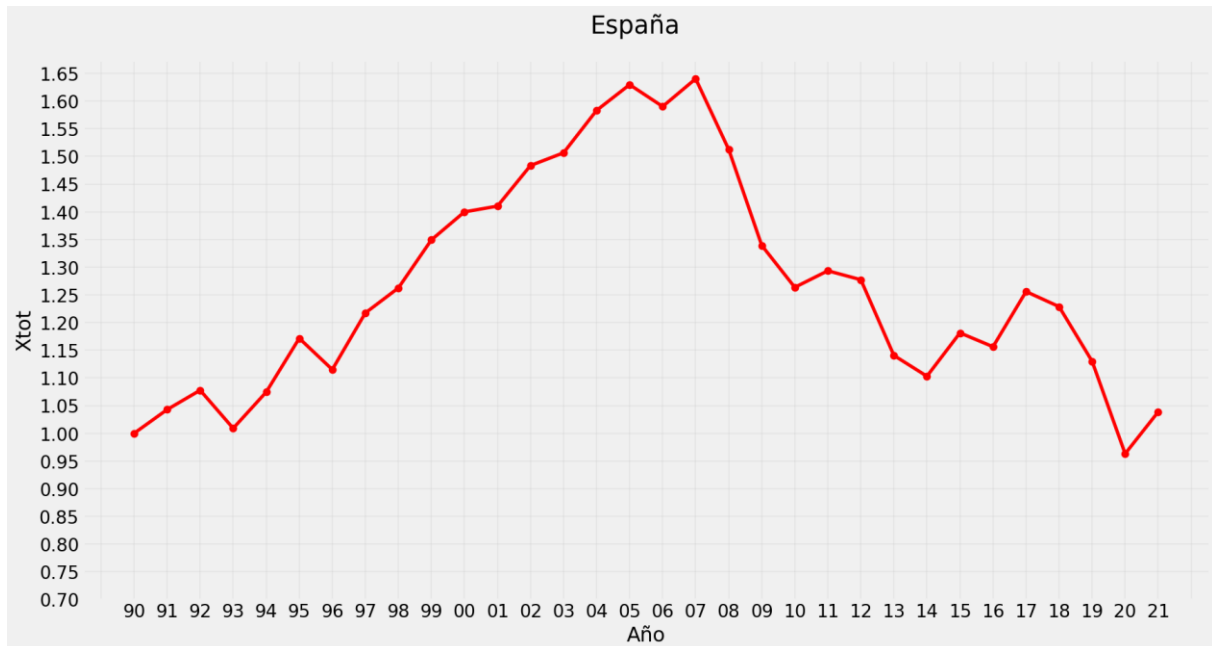
Tabla 2: Resultados descomposición multiplicativa LMDI España

| Periodo | X _{pop} | X _{pib} | X _{int} | X _{mix} | X _{tot} |
|-----------|------------------|------------------|------------------|------------------|------------------|
| 1990-2005 | 1,120 | 1,369 | 1,044 | 1,016 | 1,629 |
| 1990-2021 | 1,198 | 1,348 | 0,808 | 0,794 | 1,038 |

El comportamiento para el caso de España es diferente puesto que la intensidad energética y el mix no suponen parámetros de reducción de emisiones en el periodo comprendido entre 1990 y 2005 pero sí lo hace ya cuando ampliamos al periodo comprendido entre 1990 y 2021 proporcionando estos una reducción del 19,2 y del 20,6% respectivamente.

La primera revisión de resultados ya indica que son el mix y la intensidad quienes influyen en la reducción de emisiones mientras que la actividad económica y el aumento de la población están relacionadas con su aumento.

Figura 2: Evolución Emisiones España entre 1990 y 2021



4.2 Modelo prospectivo

Una vez tenemos los resultados del modelo retrospectivo con una serie temporal que cubre un periodo de 31 años, pasamos a realizar prospectiva a través de la extrapolación de tendencias y de los modelos ARIMA-SARIMAX. La ventaja que ofrece el software “Python” es que cuenta con la biblioteca “pmdarima” que analiza el conjunto de datos con los que estamos trabajando y realiza la combinación de los diferentes modelos estadísticos para encontrar el modelo ARIMA más óptimo que pueda predecir la tendencia de la serie temporal de datos.

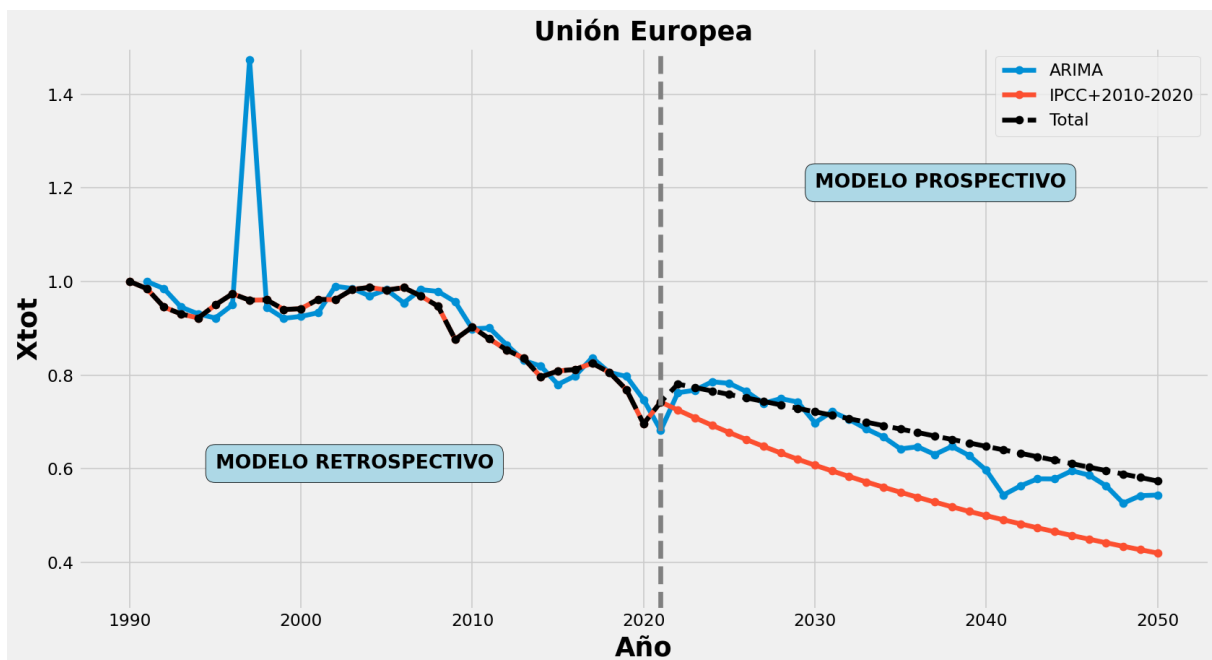
Figura 3: Extracto código “Python” con la función *pm.auto_arima*

```
414 import os
415 import pmdarima as pm
416 plt.style.use('fivethirtyeight')
417 from pylab import rcParams
418 rcParams['figure.figsize']=10,6
419 from statsmodels.tsa.arima_model import ARIMA
420 from pmdarima.arima import ADFTTest
421 from pmdarima.datasets import load_wineind
422 import random
423
424 model = pm.auto_arima(df.Tot,star_p=0,d=None,start_q=0,
425                       max_p=5,max_d=5,max_q=5,star_P=0,
426                       D=1,start_Q=0,max_P=5,max_D=5,
427                       max_Q=5,m=7,seasonal=True,error_action='warn',
428                       trace=True,supress_warnings=True,stepwise=True,
429                       random_state=20,n_fits=50)
430 print(model.summary())
431
```

En lo que se refiere a la extrapolación de tendencias podemos observar que se presentan dos (figura 4 y figura 5):

- Total: es exclusivamente tendencial puesto que solo analiza la tendencia de todos los datos que tenemos y los extrapola hasta el año 2050. En el caso de España se ha realizado a partir de los últimos 10 datos puesto que si se analizaba la serie completa de los 31 años obteníamos una tendencia creciente cuando no tiene sentido con lo que se viene observando.
- IPCC+2010-2020: en este caso se ha tomado como referencia el “*Special Report on Emissions Scenarios*” del IPCC (IPCC, 2000) ya que en él se indican los escenarios más probables según la región en la que se sitúe el país a analizar. En dicho informe se proporcionan tasas de crecimiento promedio anuales desde 2010 a 2060 pero como nosotros ya teníamos datos de 2010-2021 lo que hemos realizado es el cálculo de la tasa promedio de esos años y usar las recogidas en el informe. El escenario aplicado en nuestro caso es el B1 para la OCDE (Organización para la cooperación y el desarrollo económico) debido a que destaca por un rápido crecimiento económico y una introducción de tecnológicas limpias y eficientes a la vez que se hace énfasis en soluciones globales para la estabilidad económica, social y ambiental (Köne & Büke, 2019).

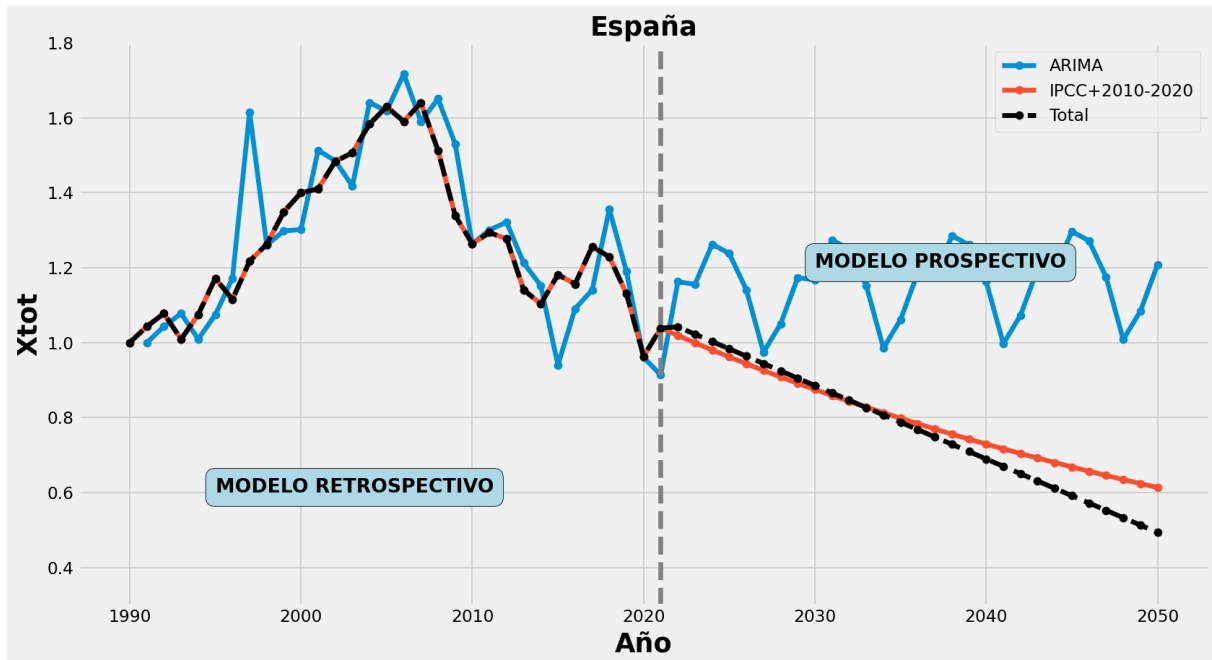
Figura 4: Evolución modelos prospectivos UE-27



En el caso de la UE-27 (figura 4) tenemos reducciones de emisiones de CO₂ para el año 2030 del 28, 39 y 30% para el caso tendencial, del IPCC y el modelo ARIMA respectivamente. Para el año 2050 son del 43, 58 y 45%.

Cuando es el caso de España (figura 5) tenemos reducción de emisiones en el año 2030 del 11 y del 12% para los modelos tendenciales y del IPCC respectivamente. Para el año 2050 estas reducciones son del 50 y del 39%. Para el modelo ARIMA ocurre que no termina de predecir bien la serie de tiempo en el futuro obteniendo irregularidades y provocando que se vuelva estacionaria en el tiempo aumentando las emisiones en un 16 y 20% para el año 2030 y 2050 respectivamente.

Figura 5: Evolución modelos prospectivos España



5. Conclusiones

Tras este pequeño estudio de la metodología LMDI y su combinación con el software “Python” podemos destacar su utilidad para trabajar con una gran cantidad de datos y automatizar los modelos de estudio cambiando simplemente las variables de entrada.

Gracias a esto se puede realizar en poco tiempo el estudio de una región con solo conocer los datos de consumo de energía y de economía que rigen el comportamiento de la misma. Tal es así que la descomposición LMDI nos ha indicado tanto para el caso de España como para el conjunto de los países de la UE-27 que los factores que más contribuyen al aumento de las emisiones de CO₂ son aquellos relacionados con la población y la actividad económica siendo esta última la principal debido a que la estructura económica del país tiene un alto impacto en el consumo de energía cuando ambos términos están muy acoplados entre sí y, por tanto, es necesario proponer un análisis de desacoplamiento para averiguar en que punto podemos invertir para conseguir una reducción de consumo energético sin comprometer la economía. En contraposición los que reducen los valores de las emisiones son los relacionados con la mezcla de combustibles que componen el mix energético de un país y la intensidad energética dándonos a entender que es más importante el cómo se usa la energía (eficiencia energética) que el abanico de renovables que podamos implementar en el país en cuestión.

Por otro lado, observando las tablas de descomposición de emisiones (Tabla 1 y 2) se puede ver que el factor económico (X_{pib}) es más alto al final del periodo para el caso de la UE-27 que para el caso de España cuando encima las emisiones se siguen reduciendo de forma más abultada que para el caso nacional. Esto ya nos puede intuir que existe un desacoplamiento entre actividad económica y consumo de energía que podría hacernos comprender que podemos seguir apostando por formas de energía sostenibles que no comprometan la economía de la comunidad europea. Aún así esto se ve de manera general

y sería necesario hacer un estudio más minucioso país a país de la UE-27 para ver hasta que punto existe dicho desacoplamiento.

Tabla 3: Comparativa modelos obtenidos por análisis prospectivo

| | España | | Unión Europea | |
|------------------------|--------------|--------------|---------------|-------|
| | 2030 | 2050 | 2030 | 2050 |
| Total (tendencia) % | 11,46 | 50,64 | 27,85 | 42,64 |
| IPCC+2010-2020 % | 12,51 | 38,65 | 39,27 | 58,04 |
| ARIMA % | 16,68 | 20,75 | 30,20 | 45,64 |

En lo que se refiere a los modelos prospectivos (Tabla 3) hay que destacar que además de los escenarios tendenciales se proponía un modelo de secuencia de datos que intentaría copiar el funcionamiento del modelo retrospectivo. Para el caso de la UE-27 funcionó bastante bien, pero para el caso de España se producía una estacionalidad por el tipo de datos de los que disponemos y entraba en un bucle que se repetía cada 5 años. Lo positivo de esto es que con una simple función del software “Python” podemos crear un modelo prospectivo de una forma sencilla y rápida para casos simples con una tendencia clara, pero si el caso se complica la metodología ARIMA no da resultados fiables que permitan hacer un estudio a largo plazo como hemos intentado aquí.

Concretamente en este estudio podríamos haber realizado un análisis más detallado de los diferentes parámetros que influyen en el aumento y disminución de las emisiones de CO₂ como puede ser como evoluciona año a año la curva de PIB o de población. Sin embargo, esto se ha decidido realizarlo para un estudio a parte puesto que conlleva más grado de detalle y la misión principal de este estudio era demostrar la utilidad de la herramienta “Python” y la metodología “LMDI” para realizar retrospectiva y prospectiva.

En resumen, gracias al estudio de las tendencias para el caso de España en el año 2030 no se alcanzan los objetivos planteados en el Plan Nacional Integrado de Energía y Clima (PNEIC) ya que lo máximo que se consigue reducir emisiones es un 12% si se continúan con las prácticas actuales y no se mete una marcha más. Para el 2050 se alcanza entre un 40 y un 50% que dan una señal un poco más positiva, pero sigue estando lejos de la neutralidad climática propuesta en el pacto verde europeo. En la UE-27 a través del pacto verde europeo y el objetivo 55 conseguimos alcanzar casi el 40% propuesto para 2030 según el escenario del IPCC, pero para 2050 nos acercamos a un 60% que sigue estando lejos de la neutralidad climática propuesta.

6. Referencias

- Ang, B. W., & Goh, T. (2019). Index decomposition analysis for comparing emission scenarios: Applications and challenges. *Energy Economics*, 83, 74-87. <https://doi.org/10.1016/j.eneco.2019.06.013>
- Barragán-Escandón, E. A., Zalamea-León, E. F., Terrados-Cepeda, J., & Vanegas-Peralta, P. F. (2020). Energy self-supply estimation in intermediate cities. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 129. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2020.109913>

- Boyd, G. A., Hanson, D. A., & Sterner, T. (1988). Decomposition of changes in energy intensity: A comparison of the Divisia index and other methods. *Energy Economics*, 10(4), 309-312. [https://doi.org/10.1016/0140-9883\(88\)90042-4](https://doi.org/10.1016/0140-9883(88)90042-4)
- Cámara-Aceituno, J., Hermoso-Orzáez, M. J., Terrados-Cepeda, J., Mena-Nieto, Á., & García-Ramos, J. E. (2023). Application of the data envelopment analysis technique to measure the environmental efficiency of the 27 countries of the European Union during the period 2012–2020. *Clean Technologies and Environmental Policy*. <https://doi.org/10.1007/s10098-023-02553-9>
- Chen, J., Gao, M., Li, D., Song, M., Xie, Q., & Zhou, J. (2020). Extended Yearly LMDI Approaches: A Case Study of Energy Consumption. *Mathematical Problems in Engineering*, 2020. <https://doi.org/10.1155/2020/9207896>
- Chen, J., Lin, Y., Wang, X., Mao, B., & Peng, L. (2022). Direct and Indirect Carbon Emission from Household Consumption Based on LMDI and SDA Model: A Decomposition and Comparison Analysis. *Energies*, 15(14). <https://doi.org/10.3390/EN15145002>
- Chen, J., Yu, J., Song, M., & Valdmanis, V. (2019). Factor decomposition and prediction of solar energy consumption in the United States. *Journal of Cleaner Production*, 234, 1210-1220. <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2019.06.173>
- Europart. (2019). <https://www.europarl.europa.eu/news/es/press-room/20191121IPR67110/el-parlamento-europeo-declara-la-emergencia-climatica>
- Eurostat. (2023). *Database - Eurostat*. <https://ec.europa.eu/eurostat/data/database>
- Fernández González, P., Landajo, M., & Presno, M. J. (2014). Tracking European Union CO2 emissions through LMDI (logarithmic-mean Divisia index) decomposition. The activity revaluation approach. *Energy*, 73, 741-750. <https://doi.org/10.1016/j.energy.2014.06.078>
- Fernández González, Paula. (2012). *Técnicas de descomposición basadas en índices tipo Divisia*. https://digibuo.uniovi.es/dspace/bitstream/handle/10651/15132/TD_PaulaFG.pdf?sequence=1&isAllowed=y
- Ge, Y., Yuan, R., & Liao, H. (2023). Decoupling analysis and peak projection of manufacturing CO2 emissions from the perspective of investment. *Environment, Development and Sustainability*. <https://doi.org/10.1007/s10668-023-03047-w>
- Gilfillan, D., & Marland, G. (2021). CDIAC-FF: Global and national CO2 emissions from fossil fuel combustion and cement manufacture: 1751-2017. *Earth System Science Data*, 13(4), 1667-1680. <https://doi.org/10.5194/essd-13-1667-2021>
- Global Greenhouse Gas Emissions Data. (2019). *United States Environmental Protection Agency-EPA (2019)*. United States Environmental Protection Agency-EPA (2019).
- Grupo Banco Mundial. (2022, julio 16). *Banco Mundial*. <https://datos.bancomundial.org/>.
- Hermoso-Orzáez, M. J., García-Alguacil, M., Terrados-Cepeda, J., & Brito, P. (2020). Measurement of environmental efficiency in the countries of the European Union with the enhanced data envelopment analysis method (DEA) during the period 2005–2012. *Environmental Science and Pollution Research, Article; E*, DOI: 10.1007/s11356-020-08029-3. <https://doi.org/10.1007/s11356-020-08029-3>
- INE. (2022, julio 16). *Instituto Nacional de Estadística*. <https://www.ine.es/consul/serie.do?d=true&s=IPI11422&c=2&>.
- International Energy Agency (IEA). (2020).

- IPCC. (2000). *Special Report on Emissions Scenarios*. https://archive.ipcc.ch/pdf/special-reports/emissions_scenarios.pdf
- IPCC. (2006). *Directrices 2006 del IPCC para los inventarios nacionales de gases de efecto invernadero*. https://www.ipcc-nggip.iges.or.jp/public/2006gl/spanish/pdf/2_Volume2/V2_1_Ch1_Introduction.pdf
- IPCC 2014. Pachauri, R. K., Meyer, L., Allen, M. R., Barros, V. R., Broome, J., Cramer, W., Jiang, K., Jiménez Cisneros México, B., Kattsov, V., Lee, H., Minx, J., Mulugetta, Y., Brinkman, S., van Kesteren, L., Leprince-Ringuet, N., & van Boxmeer, F. (2014). *IPCC, 2014. Cambio climático 2014 Equipo principal de redacción Equipo principal de redacción Unidad de apoyo técnico para el Informe de síntesis*. Switzerland. <http://www.ipcc.ch>.
- IPCC, 2021. Intergovernmental panel on climate change. Working group 1., Masson-Delmotte, V. (1971-. . . .), Zhai, P. (19. -. . . .), & Pirani, A. (19. -. . . .). (2022). *Climate change 2021: the physical science basis: summary for policymakers: working group I contribution to the sixth Assessment report of the Intergovernmental Panel on Climate Change: Vol. 6ª Report*. https://www.ipcc.ch/report/ar6/wg1/downloads/report/IPCC_AR6_WGI_SPM_final.pdf
- Kaya, Y., & Yokobori, K. (1997). *Environment, Energy and Economy; Strategies for Sustainability*. United Nations University Press.
- Köne, A. Ç., & Büke, T. (2019). Factor analysis of projected carbon dioxide emissions according to the IPCC based sustainable emission scenario in Turkey. *Renewable Energy*, 133, 914-918. <https://doi.org/10.1016/j.renene.2018.10.099>
- Kutterolf, S., Schindlbeck, J. C., Jegen, M., Freundt, A., & Straub, S. M. (2019). Milankovitch frequencies in tephra records at volcanic arcs: The relation of kyr-scale cyclic variations in volcanism to global climate changes. En *Quaternary Science Reviews* (Vol. 204, pp. 1-16). Elsevier Ltd. <https://doi.org/10.1016/j.quascirev.2018.11.004>
- Marcucci, A., & Fragkos, P. (2015). Drivers of regional decarbonization through 2100: A multi-model decomposition analysis. *Energy Economics*, 51, 111-124. <https://doi.org/10.1016/j.eneco.2015.06.009>
- Ortega-Ruiz, G., Mena-Nieto, A., & García-Ramos, J. E. (2020). Is India on the right pathway to reduce CO2 emissions? Decomposing an enlarged Kaya identity using the LMDI method for the period 1990–2016. *Science of the Total Environment*, 737. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2020.139638>
- Perillo, F., Pereira da Silva, P., & Cerqueira, P. A. (2022). Decoupling efficiency from electricity intensity: An empirical assessment in the EU. *Energy Policy*, 169. <https://doi.org/10.1016/j.enpol.2022.113171>
- Rainey, R. C. T. (2022). Long-term changes in the Earth's climate: Milankovitch cycles as an exercise in classical mechanics. *American Journal of Physics*, 90(11), 848-856. <https://doi.org/10.1119/10.0013563>
- United Nations. (2015). *The General Assembly adopts the 2030 Agenda for Sustainable Development - Sustainable Development*. <https://www.un.org/sustainabledevelopment/es/2015/09/la-asamblea-general-adopta-la-agenda-2030-para-el-desarrollo-sostenible/>
- United Nations. (2018). *The Weight of Cities | International Resource Panel*. <https://www.resourcepanel.org/reports/weight-cities>

- Wang, W., Liu, X., Zhang, M., & Song, X. (2014). Using a new generalized LMDI (logarithmic mean Divisia index) method to analyze China's energy consumption. *Energy*, 67, 617-622. <https://doi.org/10.1016/j.energy.2013.12.064>
- World Meteorological Organization (WMO). (2022). *Provisional State of the Global Climate 2022 2*. https://www.wmo.int/pages/index_es.html
- Xiang, X., Ma, X., Ma, Z., Ma, M., & Cai, W. (2022). Python-LMDI: A Tool for Index Decomposition Analysis of Building Carbon Emissions. *Buildings*, 12(1). <https://doi.org/10.3390/buildings12010083>
- Xu, D., Li, C., Zhuang, D., & Pan, J. (2011). Assessment of the relative role of climate change and human activities in desertification: A review. En *Journal of Geographical Sciences* (Vol. 21, Número 5, pp. 926-936). <https://doi.org/10.1007/s11442-011-0890-1>
- Xu, D., Liu, D., Liu, D., Fu, Q., Huang, Y., Li, M., & Li, T. (2022). New method for diagnosing resilience of agricultural soil-water resource composite system: Projection pursuit model modified by sparrow search algorithm. *Journal of Hydrology*, 610. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2022.127814>

**Comunicación alineada con los
Objetivos de Desarrollo Sostenible**

