

Campos-Taberner, M.; Gilabert, M.; Sánchez-Ruiz, S.; Martínez, B.; Jiménez-Guisado, A.; García-Haro, F. Eficiencia en el uso del carbono de los ecosistemas

Eficiencia en el uso del carbono de los ecosistemas

Campos-Taberner, Manuel¹ **Gilabert, María Amparo**¹ **Sánchez-Ruiz, Sergio**¹
Martínez, Beatriz¹ **Jiménez-Guisado, Adrián**¹ **García-Haro, F. Javier**¹

¹ Universitat de València, España

ORCID: Campos-Taberner 0000-0001-5929-3942 Gilabert 0000-0002-3548-1524 Sánchez-Ruiz 0000-0002-4849-9918
Martínez 0000-0002-6354-9899 Jiménez-Guisado 0009-0005-9691-5567 García-Haro 0000-0001-5888-0061

Correspondencia: manuel.campos@uv.es m.amparo.gilabert@uv.es sergio.sanchez@uv.es beatriz.martinez@uv.es
adrian.jimenez@uv.es j.garcia.haro@uv.es

RESUMEN

La eficiencia en el uso del carbono (CUE) es un importante indicador ecológico que cuantifica la capacidad de los ecosistemas terrestres para actuar como sumideros del carbono transferido desde la atmósfera. En este trabajo se presenta una metodología para obtener imágenes de CUE a escala global, a una resolución de 1 km, mediante la espacialización de las medidas in situ utilizando machine learning y productos MODIS. Como caso de estudio se analiza la CUE de los ecosistemas de la península ibérica, así como su tendencia a lo largo del periodo 2001–2023. La tendencia negativa de la CUE, asociada a la pérdida de la capacidad del ecosistema de almacenar carbono, se detecta en amplias zonas de la mitad oeste, mientras que la mitad este –con una anomalía positiva de la precipitación en las últimas dos décadas– presenta una tendencia positiva.

Palabras clave: CUE, machine learning, eddy covariance, MODIS

Fecha de recepción: 16 febrero 2026 · Fecha de aceptación: 16 febrero 2026

Eficiencia en el uso del carbono de los ecosistemas

Campos-Taberner, Manuel ⁽¹⁾, Gilabert, María Amparo ⁽¹⁾, Sánchez-Ruiz, Sergio ⁽¹⁾,
Martínez, Beatriz ⁽¹⁾, Jiménez-Guisado, Adrián ⁽¹⁾, García-Haro, F. Javier ⁽¹⁾

⁽¹⁾ Universitat de València, España.

 0000-0001-5929-3942, manuel.campos@uv.es ;  0000-0002-3548-1524, m.amparo.gilabert@uv.es
 0000-0002-4849-9918, sergio.sanchez@uv.es ;  0000-0002-6354-9899, beatriz.martinez@uv.es
 0009-0005-9691-5567, adrian.jimenez@uv.es ;  0000-0001-5888-0061, j.garcia.haro@uv.es

Resumen: La eficiencia en el uso del carbono (CUE) es un importante indicador ecológico que cuantifica la capacidad de los ecosistemas terrestres para actuar como sumideros del carbono transferido desde la atmósfera. En este trabajo se presenta una metodología para obtener imágenes de CUE a escala global, a una resolución de 1 km, mediante la espacialización de las medidas *in situ* utilizando *machine learning* y productos MODIS. Como caso de estudio se analiza la CUE de los ecosistemas de la península ibérica, así como su tendencia a lo largo del periodo 2001–2023. La tendencia negativa de la CUE, asociada a la pérdida de la capacidad del ecosistema de almacenar carbono, se detecta en amplias zonas de la mitad oeste, mientras que la mitad este –con una anomalía positiva de la precipitación en las últimas dos décadas– presenta una tendencia positiva.

Palabras clave: CUE, machine learning, eddy covariance, MODIS

Ecosystem carbon use efficiency

Abstract: Carbon use efficiency (CUE) is an important ecological indicator that quantifies the capacity of terrestrial ecosystems to act as sinks for carbon transferred from the atmosphere. This paper presents a methodology for obtaining global CUE images at a 1 km resolution by spatializing *in situ* measurements using machine learning and MODIS products. As a case study, the CUE of ecosystems in the Iberian Peninsula is analyzed, along with its trend over the period 2001–2023. The negative trend of the CUE, associated with the loss of the ecosystem's capacity to store carbon, is detected in large areas of the western part, while the eastern –with a positive precipitation anomaly in the last two decades– shows a positive trend.

Keywords: CUE, machine learning, eddy covariance, MODIS

1. INTRODUCCIÓN

La eficiencia en el uso del carbono de las plantas es un indicador del carbono fijado por fotosíntesis que se queda en la planta en lugar de ser respirado (respiración autótrofa, R_a). Se define como el cociente entre el carbono que se incorpora en forma de biomasa (producción primaria neta, NPP) y el carbono total que consume la planta en el proceso de fotosíntesis (producción primaria bruta, GPP). Para un ecosistema, sin embargo, se define la eficiencia en el uso de carbono como (Campos-Taberner *et al.*, 2025):

$$CUE = NEP/GPP = 1 - \left(\frac{R_a + R_h}{GPP} \right) \quad (1)$$

siendo NEP la producción neta, que tiene en cuenta el carbono que se retiene como fitomasa y el carbono orgánico del suelo. Cuando se considera un ecosistema, el flujo de carbono que se devuelve a la atmósfera por el proceso de respiración comprende tanto la contribución autótrofa R_a (plantas) como la heterótrofa o microbiana (R_h). El valor de CUE del ecosistema es inferior al de las

plantas. La CUE del ecosistema representa la capacidad potencial del ecosistema como sumidero de carbono, y aporta información relevante del funcionamiento del ecosistema y de la dinámica del ciclo de carbono.

Todas las variables en la Ec. (1) hacen referencia a flujos de carbono, es decir, a la masa de carbono que se intercambia (entre el ecosistema y la atmósfera) por unidad de tiempo y de superficie.

Los flujos de carbono involucrados en la CUE presentan variaciones espaciotemporales (dependen del tipo de ecosistema, de la fenología de la vegetación, de factores medioambientales, etc.). Consiguientemente, también la CUE presenta una variabilidad en función del espacio y del tiempo que es necesario cuantificar. En este trabajo: (i) Se presenta una metodología, recientemente desarrollada (Campos-Taberner *et al.*, 2025), que permite obtener, mediante *machine learning* e imágenes MODIS, mapas globales de CUE a 1 km (a lo largo de 23 años) a partir de valores de CUE *in situ*. (ii) Se evalúa dicho producto de CUE en la península Ibérica y se analiza la tendencia de la CUE anual a lo largo de la serie

temporal considerada.

2. MATERIAL Y MÉTODOS

2.1. Datos *in situ*

Las medidas *in situ* de GPP y NEP proceden de la red FLUXNET, que proporciona datos diarios en 211 torres distribuidas por todo el globo. Se obtienen mediante la técnica *eddy covariance* (EC) (Baldocchi *et al.*, 2001). Las torres se ubican en diversos tipos de ecosistemas (principalmente bosques y pastizales) desde 77° N hasta 57° S. En particular, se utiliza el producto FLUXNET2015 (<https://fluxnet.org/data/fluxnet2015-dataset/>).

La cobertura temporal de las torres EC no es uniforme: algunos sitios solo proporcionan entre uno y cuatro años de observaciones, mientras que otros cubren más de una década. Un proceso de filtrado ha permitido seleccionar 2912 muestras (que simultáneamente presentan alta calidad del dato *in situ* y del producto MODIS) para el entrenamiento y la evaluación del modelo (sección 2.3).

2.2. Datos MODIS

Se utilizan ocho variables como predictores del modelo (sección 2.3), que se obtienen a partir de productos MODIS (Tabla 1). Todas ellas se descargaron a una resolución de 1 km de *Google Earth Engine* (GEE) en las localizaciones de las torres EC a lo largo del periodo 2001-2023.

Por otra parte, para caracterizar la precipitación se utiliza el índice de precipitación estandarizado a 12 meses (EDO SPI-12) que proporciona el *Joint Research Centre* (<https://data.jrc.ec.europa.eu/dataset/4d64a2d4-d245-4a2e-bc97-197c8146f1d1>).

Tabla 1. Variables utilizadas a partir de productos MODIS.

| Variable | Producto en GEE | Referencia |
|-------------------------------------|-----------------|-------------------------------|
| PAR | MCD18C2.061 | Liang & Wang (2017) |
| kNDVI* | MCD43A4.061 | Strahler <i>et al.</i> (1999) |
| LST _D , LST _N | MOD11A2.061 | Hulley <i>et al.</i> (2012) |
| ET, PET, C _{ws} =ET/PET | MOD16A2.061 | Mu <i>et al.</i> (2013) |
| LAI | MCD15A2H.061 | Myneni <i>et al.</i> (2021) |

* Calculado según Cams-Valls *et al.* (2021).

2.3. Metodología

La regresión mediante procesos gaussianos (GPR, por sus siglas en inglés) proporciona un enfoque probabilístico a la regresión no paramétrica basada en kernels (Rasmussen & Williams, 2006). La GPR asume que un conjunto de funciones latentes posibles está gobernado por un proceso gaussiano previo. A partir de las observaciones y de la función de verosimilitud, se obtiene una distribución posterior que permite realizar estimaciones probabilísticas. El modelo de regresión estándar expresa la salida como la suma de una función latente desconocida $f(x)$ dependiente de las variables de entrada, y un ruido gaussiano independiente de la

forma $\mathcal{N}(0, \sigma_n^2)$. Campos-Taberner *et al.* (2025) proporcionan información detallada del procedimiento.

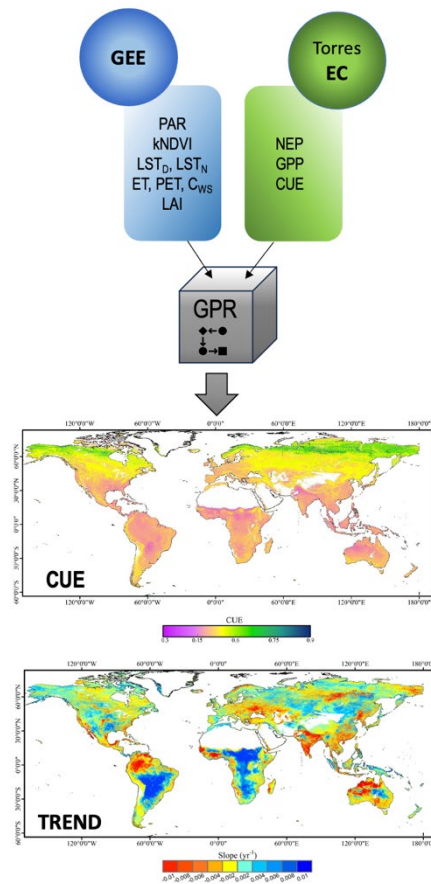


Figura 1. Diagrama de flujo de la metodología utilizada.

El modelo GPR se evalúa con 2912 pares de datos (8 predictores–CUE). Dado que los predictores presentan rangos de variación sustancialmente diferentes, las variables de entrada se escalan en un rango de 0 a 1 con el fin de reducir el riesgo de rendimiento subóptimo del modelo. El calibrado del modelo se lleva a cabo considerando once casos de porcentajes de entrenamiento-validación: desde un 1% – 99%, hasta un 90% – 10%. Las estadísticas de validación se promedian entre iteraciones y, posteriormente, se evalúa el modelo utilizando la división 70% – 30%. Finalmente, se ejecuta el modelo GPR (entrenado con todas las muestras) para obtener estimaciones multitemporales de CUE de 1 km a escala global desde 2001 hasta 2023 (Fig. 1). La tendencia de la serie (tanto a escala global como de la península) se obtiene calculando la pendiente (S) mediante el estimador de pendientes de Theil-Sen. Cabe destacar que todas las pendientes son significativas según el test de Mann-Kendall modificado (Hamed & Rao, 1998).

A continuación, se extrae la información de la CUE anual para la zona de estudio (península Ibérica) a lo largo del periodo 2001 – 2023. Para un análisis más detallado se seleccionan 6 *sites* (Fig. 2b).

3. RESULTADOS

3.1. Escala global

El producto de CUE a escala global proporciona una medida robusta de la eficiencia del secuestro de carbono terrestre (en promedio, $CUE = 0.43 \pm 0.08$). Su patrón espacial concuerda con estudios previos (Campos-Taberner *et al.*, 2025). Los valores medios de CUE por bandas de latitud aumentan de climas tropicales a fríos y vuelven a disminuir hacia las zonas polares. En promedio, a lo largo de las últimas dos décadas, se observa que la CUE presenta una tendencia $S = (-1.2 \pm 0.3) \times 10^{-3} \text{ a}^{-1}$. Las áreas con tendencias negativas (Fig. 1, inferior, en rojo) se encuentran tanto en zonas húmedas como áridas: la mayor disminución de la CUE se registra en la Amazonia (húmeda), la India y el NO de Australia (más árida). Las áreas que presentan cambios positivos significativos (Fig. 1, inferior, en azul) también se encuentran tanto en zonas húmedas (como las de Sudamérica y el centro-sur de África), como en zonas áridas (Australia y el oeste de EE. UU).

3.2. Península ibérica

La Figura 2 muestra la imagen de la CUE media anual de la península Ibérica, así como la de la tendencia de dicha variable y la del SPI-12 a lo largo del periodo 2001–2023. El valor medio de la CUE (promedio espacial y temporal) es 0.44 ± 0.04 . Los valores más altos de CUE (Fig. 2a) se localizan en zonas con GPP baja y estacionalidad marcada de la vegetación, es decir, cultivos de secano (con actividad máxima en primavera), vegetación dispersa en el SE, y zonas de arrozales (actividad máxima en verano). Por el contrario, los valores de CUE anual más bajos se localizan en las zonas donde la variación relativa de la actividad de la vegetación a lo largo del año es menor, como los bosques en el N y en el NO, en el centro y O, y los alcornocales en el S. Todos ellos con GPP alta y una baja estacionalidad. Los valores bajos de CUE se asocian con un alto coste metabólico (flujo de respiración elevado en bosques) o con limitaciones de nutrientes, que reducen la eficiencia.

La imagen de pendiente (Fig. 2b) presenta dos zonas con tendencias opuestas, separadas por una diagonal imaginaria que atravesaría la península de NO a E (desde Oviedo hasta Almería): una a la derecha de la diagonal, con pendiente positiva, y otra a la izquierda, con pendiente negativa, salvo algunas zonas costeras y una zona de CUE baja (bosque de eucaliptos) localizada al este de Coimbra, en Portugal (*site* #4, por ejemplo).

La tendencia positiva de la CUE sugiere que la asimilación de carbono supera los costes respiratorios, y coincide con una anomalía positiva en la precipitación durante el mismo periodo (nótese, *grosso modo*, la semejanza entre las Figs. 2b y 2c). Se manifiesta en zonas donde el estrés hídrico puede ser un importante factor limitante de la productividad, como Los Monegros (#5) y la zona semiárida de Murcia (#6). Un aumento de la precipitación alivia el estrés, fomentando la asimilación de carbono por fotosíntesis sobre la pérdida por respiración. Por otra parte, la tendencia de la CUE negativa (pérdida de capacidad de almacenar carbono) se localiza en el NO (montes de León, #3), así como en el sistema Central, sierra Morena y sistema Bético,

cuenca del Guadiana al este de Mérida (#1) y en los humedales del Lucio Real, en las marismas del Guadalquivir (#2). En todas estas zonas, la precipitación registrada se encuentra en niveles por debajo del su valor medio; las plantas limitan su actividad y aumenta la respiración de mantenimiento. Las zonas #1, #2 y #3 muestran pendiente negativa, mientras que las zonas #4, #5 y #6 muestran pendiente positiva, pero el valor de la pendiente es similar en magnitud (entre $5 \times 10^{-3} \text{ a}^{-1}$ y $7 \times 10^{-3} \text{ a}^{-1}$).

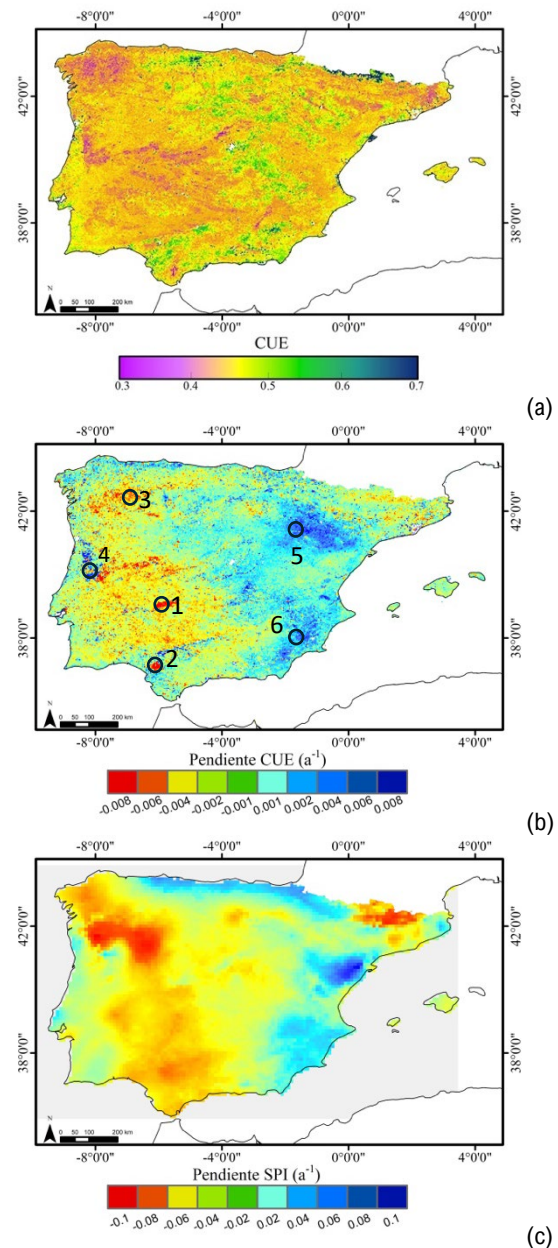


Figura 2. (a) Valor medio y (b) tendencia de la CUE anual a lo largo del periodo 2001–2023. (c) Tendencia del SPI-12. En (b) se indican los seis *sites*: #1, ..., #6 seleccionados.

Se observa una dualidad en la respuesta de la vegetación: mientras que la CUE de los ecosistemas atlánticos parece estar disminuyendo, la zona mediterránea muestra una tendencia positiva. En el primer caso, el declive se traduce en una merma en la

capacidad de retención de carbono, lo cual es especialmente relevante en las zonas forestales, con GPP elevada, que consumen más energía (carbono) a través de la respiración. La tendencia positiva en la otra zona, vinculada con la anomalía positiva de la precipitación, realmente no involucra cantidades de carbono fijado significativas, dado que la GPP en estas zonas es baja. La CUE positiva podría atribuirse a unos costes respiratorios mucho más bajos.

Se ha analizado la CUE media de cada uno de los biomas presentes en la península (Fig. 3). Los bosques perennes presentan los valores de CUE más bajos (0.39 ± 0.04), mientras que los más altos se corresponden con los matorrales poco densos (0.54 ± 0.05) y con humedales permanentes (0.53 ± 0.06). Estas clases presentan cierta dispersión porque engloban zonas de características climáticas diversas.

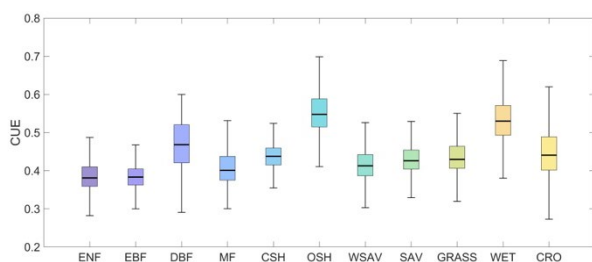


Figura 3. Box plots de la CUE anual media para los diferentes biomas: ENF (bosques de coníferas perennifolios), EBF (bosques de frondosas perennifolios), DBF (bosques de frondosas caducifolios), MF (bosques mixtos), CSH (matorrales cerrados), OSH (matorrales abiertos), WSAV (sabanas arboladas), SAV (sabanas), GRASS (pastizales), WET (humedales), and CRO (cultivos).

4. CONCLUSIONES

Se ha desarrollado una herramienta potente y robusta para mapear la CUE de los ecosistemas a escala global y cuantificar sus cambios a lo largo del tiempo. Se basa en una espacialización, que combina datos *in situ* con productos de teledetección en un algoritmo GPR. La tendencia negativa global de la CUE sugiere una disminución de la capacidad de los ecosistemas para secuestrar CO₂ atmosférico, lo que evidencia la importancia de continuar su evaluación en el futuro.

En la península ibérica se observa una disminución de la CUE en la parte más occidental y un aumento en la oriental. Este patrón parece estar muy influenciado por la precipitación. No obstante, también se observan divergencias entre las tendencias de precipitación y de CUE (por ejemplo, en Almería) que, en ocasiones, podrían atribuirse a limitaciones del algoritmo por su dependencia con el número y representatividad espacial de las medidas. De hecho, la base Fluxnet2015 presenta una infra-representación de biomas áridos y semiáridos. Trabajos futuros abordarán la integración explícita de estaciones de referencia locales en los procesos de entrenamiento y validación, así como el desarrollo de algoritmos capaces de ponderar la escasez de muestras.

5. AGRADECIMIENTOS

Ayuda PID2020-118036RB-I00 financiada por MCIN/AEI/ 10.13039/501100011033 y por "FEDER Una manera de hacer Europa".

6. REFERENCIAS

- Baldocchi, D., Falge, E., Lianhong, G. + 20 autores (2001). FLUXNET: a new tool to study the temporal and spatial variability of ecosystem-scale carbon dioxide, water vapor, and energy flux densities. *Bulletin of the American Meteorological Society* 82, 2415–2434, [https://doi.org/10.1175/1520-0477\(2001\)082%3C2415:FANTTS%3E2.3.CO;2](https://doi.org/10.1175/1520-0477(2001)082%3C2415:FANTTS%3E2.3.CO;2)
- Campos-Taberner, M., Gilabert, M. A., Sánchez-Ruiz, S., Martínez, B., Jiménez-Guisado, A., & García-Haro, F. J. (2025). Ecosystem carbon use efficiency at global scale: upscaling eddy-covariance data with machine learning and MODIS products. *Scientific Reports* 15, 44496. <https://doi.org/10.1038/s41598-025-28151-x>
- Camps-Valls, G., Campos-Taberner, M., Moreno-Martínez, A. + 10 autores (2021). A unified vegetation index for quantifying the terrestrial biosphere. *Science Advances* 7, eabc7447; <https://www.science.org/doi/10.1126/sciadv.abc7447>
- Hamed, K.H., & Rao, A.R. (1998). A modified Mann-Kendall trend test for autocorrelated data. *Journal of Hydrology* 204, 182. [https://doi.org/10.1016/S0022-1694\(97\)00125-X](https://doi.org/10.1016/S0022-1694(97)00125-X)
- Hulley, G. C., Hook, S. J., & Hughes, C. (2012). MODIS MOD21 land surface temperature and emissivity algorithm theoretical basis document. Pasadena, CA: Jet Propulsion Laboratory, National Aeronautics and Space Administration.
- Liang, S., & Wang, D. (2017). MODIS Downward Shortwave Radiation (MCD18A1) and PAR (MCD18A2) Algorithm Theoretical Basis Document. <https://doi.org/10.5067/MODIS/MCD18C2.061>
- Mu, Q., Zhao, M., & Running, S. W. (2013). MODIS global terrestrial ET product (NASA MOD16A2/A3). Algorithm Theoretical Basis Document, Collection, 5, 600; <https://doi.org/10.5067/MODIS/MOD16A2.006>
- Myneni, R., Knyazikhin, Y., & Park, T. (2021). MODIS/Terra+Aqua Leaf Area Index/FPAR 4-Day L4 Global 500m SIN Grid V061 [Data set]. NASA Land Processes Distributed Active Archive Center. <https://doi.org/10.5067/MODIS/MCD15A3H.061>
- Rasmussen, C. E., & Williams, C. K. I. (2006). Gaussian Processes for Machine Learning. New York: The MIT Press.
- Strahler, A. H., Muller, J.-P., & Modis Science Team Members. (1999). MODIS BRDF/albedo product: Algorithm Theoretical Basis Document version 5.0 (https://modis.gsfc.nasa.gov/data/atbd/atbd_mod09.pdf).