

Big Data y tasa de entrega de sedimentos: análisis de uso en modelización mediante Google Earth Engine e InVEST

Jon Larrinaga López^{1,*} 

(1) Máster Universitario en Geoinformática para la Gestión de Recursos Naturales, Escuela de Ingeniería Agraria y Forestal. Avenida de Astorga s/n, Campus de Ponferrada, Universidad de León, 24404 Ponferrada, España.

* Autor de correspondencia / Corresponding author: J. Larrinaga López [jlarrl00@estudiantes.unileon.es]

> Recibido / Received: 03/08/2025 – Aceptado / Accepted: 13/04/2026

Cómo citar / How to cite: Larrinaga López, J. (2026). Big Data y servicios ecosistémicos: análisis de uso en modelización mediante Google Earth Engine e InVEST. *Ecosistemas* 35(2): 3097. <https://doi.org/10.7818/ECOS.3097>

Big Data y tasa de entrega de sedimentos: análisis de uso en modelización mediante Google Earth Engine e InVEST

Resumen: La modelización de servicios ecosistémicos se postula como una herramienta clave para la gestión del territorio. No obstante, la dificultad de búsqueda de datos de entrada está aún latente. Este estudio evalúa la aplicabilidad del Big Data como fuente de información rápida y fiable en la modelización de servicios ecosistémicos, centrándose en la tasa de entrega de sedimentos en la provincia de Bizkaia mediante el software InVEST. Utilizando plataformas como Google Earth Engine y repositorios europeos de datos ambientales, se recopilaban variables clave (uso del suelo, topografía, erosividad, erosionabilidad, cobertura vegetal y prácticas de conservación) para los años 1990 y 2018. Los resultados muestran una mejora general en la capacidad de retención de sedimentos, atribuida al aumento de la cobertura forestal, aunque con variabilidad espacial significativa. Se identificaron microcuencas donde, pese al incremento de vegetación, la exportación de sedimentos también aumentó, debido a factores como la topografía o el cambio de coberturas con bajo potencial erosivo a otras más vulnerables. El estudio demuestra que el uso del Big Data permite una modelización más ágil y detallada, aunque limitada por la resolución de los datos y la necesidad de validación en campo. Se concluye que, si bien el Big Data es una herramienta prometedora para la planificación ambiental, su integración debe complementarse con información local y mayor esfuerzo de monitoreo en campo orientado a la validación y reducción de incertidumbre de los resultados modelísticos.

Palabras clave: Big Data; Bizkaia; modelización; servicios ecosistémicos

Big Data and Sediment Delivery Ratio: Evaluating its Application in Modelling with Google Earth Engine and InVEST

Abstract: Ecosystem services modelling is emerging as a key tool for land management. However, the challenge of input data remains significant. This study evaluates the applicability of Big Data as a fast and reliable source of information for ecosystem services modelling, focusing on sediment delivery ratio in the province of Bizkaia using InVEST software. Key variables (land use, topography, rainfall erosivity, soil erodibility, vegetation cover, and conservation practices) were collected for the years 1990 and 2018 using platforms such as Google Earth Engine and European environmental data repositories. The results show a general improvement in sediment retention capacity, attributed to increased forest cover, although presenting significant spatial variability. Some microbasins showed increased sediment export despite vegetation gains, due to factors such as topography or land cover changes from low to high erosion potential. The study demonstrates that the use of Big Data enables more agile and detailed modelling, although it is limited by data resolution and the need for field validation. It concludes that, while Big Data is a promising tool for environmental planning, its integration must be complemented with local information and increased field monitoring efforts aimed at validating and reducing the uncertainty of the modeling results.

Keywords: Big Data; Biscay; ecosystem services; modelling

Introducción

Los ecosistemas proporcionan beneficios críticos para la sociedad, tales como materias primas, purificación del agua y aire, o recreación (MEA, 2002; Hernández-Blanco et al., 2022). Sin ellos, no se podría sostener la vida y por ende nuestra salud, economía y cultura (Hernández-Blanco et al., 2022). No obstante, pese a dicha relevancia, históricamente justificar su aporte a la sociedad ha sido costoso, especialmente por las barreras derivadas de la falta de entendimiento y dificultad de cuantificación (Vejre et al., 2010), lo cual ha dificultado la implementación de medidas de reversión de impactos negativos en los ecosistemas (Manley et al., 2022).

Para solucionar estas dos limitaciones, se han desarrollado, por un lado, marcos de clasificación de los beneficios ofrecidos por los ecosistemas (MEA, 2002; TEEB, 2010), y por otro, herramientas software de modelización de dichos beneficios (Tallis y Polasky, 2009). Respecto a los marcos, utilizan el concepto de servicios ecosistémicos – los beneficios que la humanidad obtiene de los ecosistemas –, y tienen su representante más reseñable en la Evaluación de los Ecosistemas del Milenio (MEA, 2002). Respecto a los softwares desarrollados, estos consisten en modelos que aplican algoritmos matemáticos y estadísticos a información recogida directa o indirectamente, de forma que se pueden producir análisis geoespacialmente explícitos para la investigación y toma de decisiones ambiental (Villa et al., 2009; Tallis y Polasky, 2009; Cong et al., 2020).

De entre todos los softwares, *Integrated Valuation of Ecosystem Services and Tradeoffs* (InVEST) destaca por su amplio uso, ya que simplifica considerablemente los procesos ecológicos, lo que reduce sus requisitos de información sin dejar de ofrecer un gran abanico de categorías de modelización (Tallis y Polasky, 2009; Cong et al., 2020). En esta materia, entre los numerosos modelos de InVEST, su modelo *Sediment Delivery Ratio* (SDR), de tasa de suministro de sedimentos, es uno de los más utilizados por la comunidad (Guo et al., 2023; Bhattacharya et al., 2024). La retención de sedimentos implica directamente al abastecimiento hídrico, un componente esencial para el adecuado funcionamiento tanto de la biodiversidad como de la economía (Cong et al., 2020; Aznarez et al., 2021). Mayores niveles de sedimento en los ríos afectan a su turbidez y por ello a su calidad. Si bien la erosión del suelo es un proceso que ocurre naturalmente, las actividades humanas son actualmente un factor relevante en los procesos de erosión, y son por ello necesarias medidas de regeneración ambiental (Ashagre et al., 2018). En esta línea, la provincia de Bizkaia, localizada en el norte de España, se ha venido beneficiando de un proceso de aumento de la cobertura forestal derivada del abandono rural y de las actividades madereras (Onaindia et al., 2018) y por ello el estudio temporal de la tasa de retención de sedimentos podría ser importante por sus implicaciones en la gestión de la provincia y alrededores. No obstante, y pese a los avances actuales en modelización ambiental, InVEST aún sufre dificultad de acceso a fuentes de datos de entrada, lo que lleva a un exceso de dependencia en criterios expertos o *proxies* simples (Manley et al., 2022; Manley y Egoh, 2022).

Es aquí donde aparece el concepto del Big Data. El Big Data, a través de su capacidad de acumulación de información y de proceso de grandes bases de datos, puede abarcar numerosos aspectos, desde actuar como biblioteca de datos, proporcionar capacidades de pre-procesamiento y procesamiento de datos, de análisis o de gestión (Hernández et al., 2024). En este artículo, al referirse al Big Data, principalmente, se hace valía de su capacidad como repositorio de datos masivos que puede ofrecer información multiescalar para diversas variables ambientales (Manley et al., 2022; Manley y Egoh, 2022). Aunque el Big Data como repositorio de datos es prometedor y popular en ecología por su potencial de estandarización e interoperabilidad (Hernández et al., 2024), su uso en modelización de servicios ecosistémicos ha sido lento y se requieren aún ejemplos prácticos arrojando luz sobre su potencial real (Havinga et al., 2020; Scowen et al., 2021). De este modo, el presente trabajo muestra un caso de estudio sobre modelización del servicio ecosistémico de entrega de sedimento en los diferentes tipos de uso del suelo vizcaínos, para así discutir las fortalezas y debilidades de la aplicación del Big Data a dichas labores. Específicamente, este trabajo evalúa la robustez de las herramientas del Big Data como apoyo en la modelización ambiental utilizando el software InVEST, su modelo SDR. Los resultados son usados para orientar de forma informada medidas de gestión en este caso de estudio.

Material y métodos

Material

Se utilizaron datos de repositorios online, incluyendo *Google Earth Engine* (GEE), Centro de Descargas de España y el Centro Europeo de Datos del Suelo (ESDAC) (Tabla 1).

Tabla 1. Datos utilizados como partida

Table 1. Input dataSoftware

Variable	Descripción	Fuente
Límite provincial	Recinto de la provincia de Bizkaia tomado del Centro del Descargas.	https://centrodedescargas.cnig.es/CentroDescargas/limites-municipales-provinciales-autonomicos
Unidades Hidrográficas	Polígonos de cuencas hidrográficas jerárquicas anidadas, basados en datos de ráster con una resolución de 500 m.	https://developers.google.com/earth-engine/datasets/catalog/WWF_HydroSHEDS_v1_Basins_hybas_12?hl=es_419
Usos del suelo	Capas de uso del suelo de 100 metros de resolución <i>CORINE Land Cover</i> (CLC). Años 1990 y 2018.	https://developers.google.com/earth-engine/datasets/catalog/COPERNICUS_CORINE_V20_100m?hl=es-419
Factor R	Erosividad de la lluvia global tomada de 3625 estaciones a una resolución de 1 km [MJ x mm / ha x hr x año]	https://esdac.jrc.ec.europa.eu/content/global-rainfall-erosivity
Factor C	Factor de Gestión y Manejo agroforestal a 100 m de resolución derivada de datos de densidad vegetal y cobertura del suelo (Panagos et al., 2015) [sin unidades]	https://esdac.jrc.ec.europa.eu/content/cover-management-factor-c-factor-eu
Factor P	Prácticas de conservación del suelo [sin unidades]	Aproximación en base a Bing (OpenLayers plugin en QGIS) y literatura
Factor K	Erosionabilidad del suelo a 500 m de resolución derivada de puntos de muestreo Land Use and Coverage Area frame Survey de 2009 (LUCAS2009) y la Base de Datos Europea del suelo (Panagos et al., 2014) [t x ha x hr / MJ x ha x mm]	https://esdac.jrc.ec.europa.eu/content/soil-erodibility-k-factor-high-resolution-dataset-europe
Elevación	Modelo Digital de Elevación (MDE) de la Misión topográfica Radar Shuttle (<i>Shuttle Radar Topography Mission</i> , STRM) con una resolución de 30 m reescalada a 100 m para mayor coherencia con los datos de la Ecuación Universal de Pérdida de Suelo (<i>Universal Soil Loss Equation</i> , USLE) utilizados [m]. De aquí se deriva el factor LS.	https://developers.google.com/earth-engine/datasets/catalog/USGS_SRTMGL1_003?hl=es-419#description

Integrated Valuation of Ecosystem Services and Tradeoffs (InVEST) – Modelo SDR

InVEST es un conjunto de modelos de servicios ecosistémicos gratuitos y libres que se utilizan para mapear y valorar los bienes y servicios ecosistémicos desarrollado por la Universidad de Stanford (<https://naturalcapitalproject.stanford.edu/software/invest>). Ilustra la toma de decisiones y gestión del territorio de manera cuantitativa. En particular, el modelo SDR obtiene mapas y datos detallados sobre la cantidad de sedimento terrestre entregado a los cauces fluviales de un área de estudio dada.

El modelo SDR estima la cantidad de suelo perdido anualmente para cada píxel del MDE siguiendo la ecuación USLE [1]. Luego, calcula la proporción de este suelo erosionado que llega a los cursos de agua en las cuencas del terreno. Es importante señalar que no se modelizan los procesos dentro de la corriente fluvial; se asume que el sedimento que llega a la corriente se transporta hasta el punto de salida de la cuenca.

$$USLE = R \times K \times LS \times C \times P \quad [1]$$

USLE corresponde a la pérdida anual de suelo [t / ha x año]

R es la energía de la lluvia o erosividad pluvial [MJ x mm / ha x hr x año]

K corresponde a la erosionabilidad del suelo [t x ha x hr / MJ x ha x mm]

LS corresponde a un factor topográfico, donde L es la longitud de la pendiente y S su inclinación [sin unidades]

C corresponde con el factor de protección del suelo, aplicado a cubiertas vegetales gestionadas [sin unidades]

P corresponde a las técnicas de conservación del suelo [sin unidades]

El cálculo del modelo comienza con la determinación del índice de conectividad, que según Borselli et al. (2008) describe las conexiones hidrológicas entre las fuentes de sedimento, las áreas afectadas por erosión y los sumideros. Valores altos de este índice indican una alta probabilidad de que el sedimento llegue a la corriente, debido a pendientes pronunciadas o falta de cobertura vegetal. En contraste, valores bajos implican una buena cobertura vegetal o terrenos menos inclinados. La ecuación para calcular el IC es la siguiente [2]:

$$IC = \log_{10} \left(\frac{Dup}{Ddn} \right) \quad [2]$$

Dup corresponde a la pendiente ascendente de cada píxel

Ddn corresponde a la ruta del flujo entre el píxel y la corriente más cercana

Si el área de la pendiente ascendente es extensa, la pendiente tiene un valor bajo, y está bien cubierta de vegetación, el valor de Dup será bajo. Esto es indicativo de una menor cantidad de sedimento que llega a la corriente. Si la trayectoria de la pendiente descendente entre el píxel y la corriente es larga, con una pendiente suave y buena cobertura vegetal, el valor de Ddn será alto, resultando en una baja tasa de sedimento aportado. Por el contrario, áreas con pendientes altas, valores altos y poca cobertura vegetal generarán valores altos de Dup y bajos de Ddn, lo que incrementará la cantidad de sedimento erosionado que llega a la corriente o sumidero. Ver <https://storage.googleapis.com/releases.naturalcapitalproject.org/invest-userguide/latest/en/sdr.html> para más información.

Tras esto, se calcula la relación de sedimento transportado para cada píxel a partir del índice de conectividad según la siguiente ecuación [3]:

$$SDR_i = \frac{SDR_{max}}{1 + \exp \left(\frac{IC_0 - IC_i}{k} \right)} \quad [3]$$

SDR_i corresponde al valor de SDR de cada píxel

SDR_{max} corresponde al valor SDR teórico máximo [SDR_{max} = 0,8 – por defecto]

IC₀ y **k** corresponden con parámetros que definen la relación entre SDR e IC [IC₀ = 0,5; k = 2 – por defecto]

Finalmente, se calculan los sedimentos exportados para cada píxel (E_i), en t/ha x año, mediante la siguiente ecuación [4]:

$$E_i = USLE_i \times SDR_i \quad [4]$$

Los resultados del modelo InVEST SDR utilizados en este estudio incluyeron factores de retención de sedimentos, exportación de sedimentos y pérdida de suelo en la salida *watershed_results_sdr_.shp*.

Sistemas de Información Geográfica

Se utilizó el software de Sistemas de Información Geográfica (SIG) ArcGIS Pro 3.1.3. para el análisis geoespacial básico y producción de cartografía.

Google Earth Engine (GEE)

GEE es una plataforma de computación en la nube y almacenamiento de grandes bases de datos que permite el análisis y visualización de datos geospaciales a gran escala, especialmente imágenes satelitales y datos ambientales (<https://earthengine.google.com/>). Es la plataforma del Big Data por excelencia de este estudio.

Métodos

El flujo de trabajo consistió en 4 etapas (Fig. 1). La primera etapa consistía en la recolección de datos en grandes volúmenes y en abierto (Tabla 1). La segunda etapa consistía en el preprocesado de dicha información antes de ser modelada. La tercera etapa consistía en el propio modelaje de suministro de sedimentos. Finalmente, se evaluó el cambio de potencial erosivo entre 1990 y 2018.

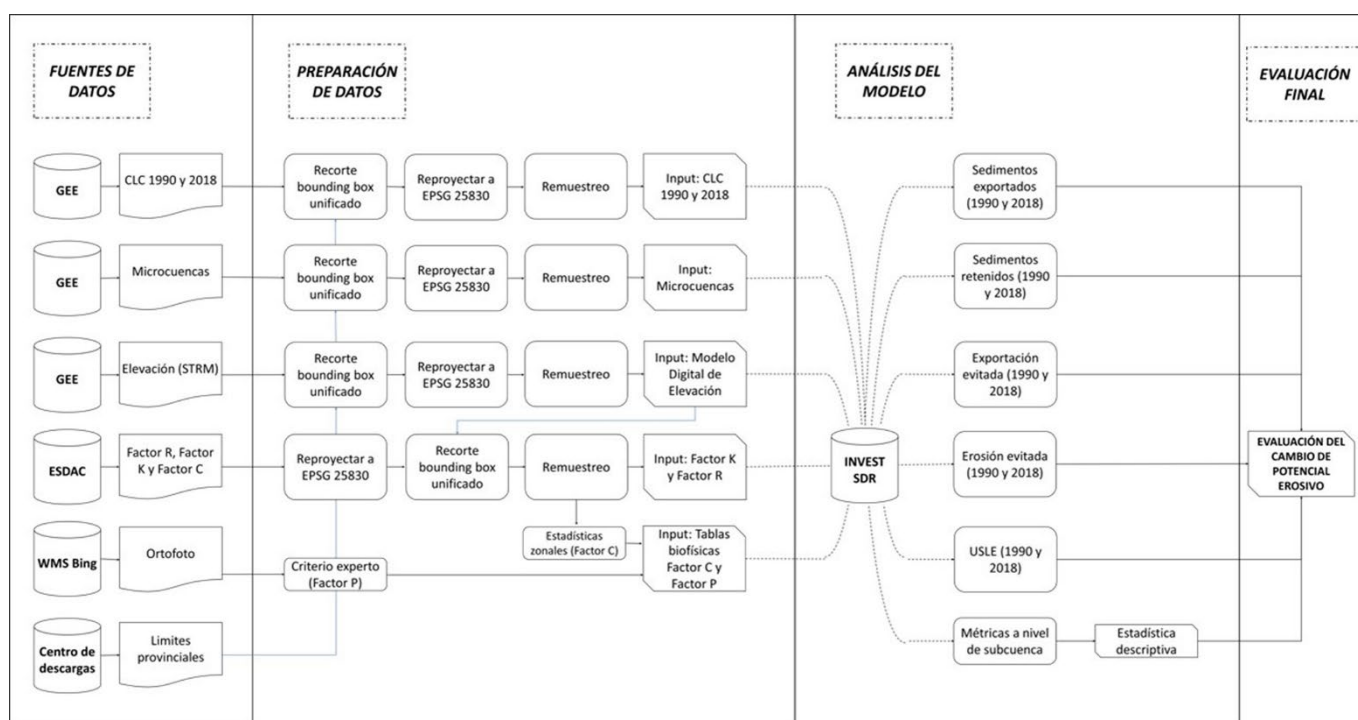


Figura 1. Flujo de trabajo para la modelización de la retención y exportación de sedimentos con el módulo SDR de InVEST. De izquierda a derecha, el primer grupo resume las fuentes de datos Big Data, seguido por las operaciones básicas de preprocesado (recorte, reproyección a EPSG:25830 y remuestreo). Al finalizar el segundo grupo, se muestra la integración de estas capas procesadas como entradas del modelo InVEST SDR. A esto le sigue el grupo de "Análisis del modelo", con las principales salidas, que se agregan por microcuencas para evaluar el cambio del potencial erosivo entre ambos años. GEE: Google Earth Engine, WMS: Web Map Service, CLC: CORINE Land Cover; SDR: Sediment Delivery Ratio; SRTM: Shuttle Radar Topography Mission.

Figure 1. Workflow for modelling sediment retention and export using the InVEST SDR module. From left to right, the first group summarises the Big Data sources, followed by the basic preprocessing operations (clipping, reprojection to EPSG:25830, and resampling). At the end of the second group, the integration of these processed layers as inputs to the InVEST SDR model is shown. This is followed by the model analysis group, with the main outputs (USLE, exported and retained sediments, avoided erosion and avoided export), which are aggregated at the microbasin scale to assess changes in erosive potential between the years considered. GEE: Google Earth Engine, WMS: Web Map Service, CLC: CORINE Land Cover; SDR: Sediment Delivery Ratio; SRTM: Shuttle Radar Topography Mission.

Obtención de Usos y Cobertura del suelo

Para la entrada de cobertura del suelo, se utilizó la base de datos CLC, un proyecto pan-Europeo que recopilaba cambios en la cobertura y el uso del terreno desde 1990, categorizando las superficies terrestres en 44 clases distintas (<https://land.copernicus.eu/content/corine-land-cover-nomenclature-guidelines/html/>). Esta capa se tomó para los periodos de 1990 y 2018 mediante GEE (script disponible en GitHub, ver [Disponibilidad de datos y código](#)). El código permitía el recorte a la provincia de Bizkaia, la proyección al ETRS:25830 y el remuestreo a una escala coherente con el resto de los datos utilizados (100 m) para la cobertura del suelo, MDE (ver a continuación) y microcuencas (ver a continuación).

Obtención del Modelo Digital de Elevación (Factor LS)

El MDE se tomó de los datos de elevación de la STRM (Farr et al., 2007) que topografió la superficie terrestre en 2000. Esta fuente se proporcionaba rellanada de vacíos en GEE (script disponible en GitHub, ver [Disponibilidad de datos y código](#)).

Ya que la topografía del área de estudio no era uniforme, la información de elevación permitía reflejar eficazmente la heterogeneidad del paisaje. Esta información era utilizada en el factor LS, que estimaba la influencia del relieve en la erosión del suelo mediante los datos de pendiente.

Obtención del Factor R (Erosividad)

El factor R, tomado de ESDAC (Tabla 1), mide la capacidad de la lluvia para causar erosión y se basa en la cantidad e intensidad de las precipitaciones en un área dada. Mayores valores de factor R indican una mayor capacidad erosiva, mientras que valores bajos indican menor capacidad (Panagos et al., 2017).

Los datos de factor R se basaban en datos recogidos en 3625 estaciones de 63 países, con resolución temporal de 1 a 60 minutos. Las conversiones de datos utilizadas para lograr el resultado final fueron descritas por Panagos et al. (2017).

El flujo de trabajo seguido para su incorporación del modelo InVEST_SDR se muestra en Figura 1.

Obtención del Factor K (Erosionabilidad)

El factor K mide la susceptibilidad o facilidad del suelo a ser erosionado bajo las condiciones estándar de lluvia y escorrentía. Este factor depende de varios elementos geográficamente específicos como la textura del suelo, su estructura, el contenido de materia orgánica o la permeabilidad. De este modo, su determinación específica mediante labores tradicionales de campo es costosa (Ramírez-Ortiz et al., 2009).

Para solventar este problema, se tomaron los resultados para el factor K de ESDAC (Tabla 1). Esta fuente utiliza muestras de suelo de la base de datos LUCAS2009, procesadas mediante modelos de regresión con datos de teledetección.

El flujo de trabajo seguido para su incorporación del modelo InVEST_SDR se muestra en Figura 1.

Obtención de tabla biofísica: Factor C y P

El factor C representa el estado de la gestión de la cobertura vegetal y su influencia en la erosión del suelo. Los datos del factor C se tomaron de ESDAC. Estos se generaron en base al propio CLC (1990, 2000 y 2006), a datos de teledetección entre 2002-2012 y a estadísticas agrícolas europeas entre 2008-2012. Esta fuente no ofrece datos (valores NA) en las superficies urbanas. Analizadas las proporciones de estas, principalmente suelo urbano no industrial, que sella el suelo, se asumió que $C \approx 0$ para las parcelas sin valor (Wischmeier y Smith, 1978; Brema y Hauzinger, 2016).

El intervalo de datos de ESDAC para el factor C se encontraba a medio camino entre las dos coberturas del suelo utilizadas (1990 y 2018). Por ello, a falta de una mayor granularidad temporal para esta fuente de datos, la capa se asumió válida para la estimación del factor C en ambas. En consecuencia, los valores del factor C comparados entre 1990 y 2018 no deben interpretarse como estimaciones temporales independientes del factor para ambas fechas, sino como coeficientes asignados a las clases CLC de cada año a partir de una misma fuente intermedia. Las diferencias observadas reflejan cambios en la asignación por clase de cobertura y su reclasificación, además de la propia estructura temporal de la fuente ESDAC.

El flujo de trabajo seguido para su incorporación del modelo InVEST_SDR difirió ligeramente del utilizado para el factor K y R (Fig. 1). Los valores del factor se incorporaron a la base de datos (Tabla 2).

Se puede observar una clara correlación ($r = 0.84$) entre los dos periodos, lo que fortalece la robustez de los datos empleados (Tabla 2).

El factor P refleja las prácticas de manejo del suelo para reducir su erosión. Se refiere a la pérdida de suelo evitada por una práctica de soporte específica para ese fin, por ejemplo, el terraceo o el cultivo en franjas (Demir y Dursun, 2024). Se aplicó un criterio estricto de $p = 1$ (ausencia de medidas de conservación) y añadió un valor específico a las categorías agrícolas en base a lo observado en la ortofoto.

Tabla 2. Valores del factor de cobertura y manejo (factor C) de la USLE para los años 1990 y 2018, y del factor de prácticas de conservación (factor P), asignados a cada clase de uso/cobertura del suelo *CORINE Land Cover* (código CLC) utilizados en el estudio. La tabla muestra los coeficientes C asignados a las clases CLC para 1990 y 2018. Estas diferencias no representan una estimación temporal independiente del factor C para ambas fechas, sino variaciones derivadas de la asignación por clases de cobertura a partir de la fuente utilizada. Los valores del factor P han sido definidos mediante criterio experto para reflejar la presencia o ausencia de prácticas de conservación del suelo en cada categoría de uso.

Table 2. Values of the cover-management factor (C factor) of the USLE for 1990 and 2018, and of the support-practice factor (P factor), assigned to each *CORINE Land Cover* (CLC) land use/land cover class and used in this study. The table shows the C coefficients assigned to CLC classes for 1990 and 2018. These differences do not reflect independent temporal estimates of the C factor for each date, but rather variations resulting from the assignment of coefficients to land-cover classes based on the source used. The P values have been defined using expert judgement to reflect the presence or absence of soil conservation practices in each land use category.

Código CLC	Descripción	usle_c (1990)	usle_c (2018)	Diferencia (2018/1990)	usle_p
0	NA	0.028	0.028	=	1.00
111	Tejido urbano continuo	0.008	0.012	↑	1.00
112	Tejido urbano discontinuo	0.012	0.048	↑	1.00
121	Zonas industriales o comerciales	0.009	0.031	↑	1.00
122	Redes viarias, ferroviarias y terrenos asociados	0.019	0.038	↑	1.00
123	Zonas portuarias	0.004	0.008	↑	1.00
124	Aeropuertos	0.013	0.031	↑	1.00
131	Zonas de extracción minera	0.008	0.023	↑	1.00
132	Escombreras y vertederos	NA	0.022		1.00
133	Zonas en construcción	0.015	0.010	↓	1.00
141	Zonas verdes urbanas	0.005	0.034	↑	1.00
142	Instalaciones deportivas y recreativas	0.001	0.030	↑	1.00
211	Tierras de labor en secano	0.091	0.078	↓	0.70
221	Vñedros	NA	0.161		0.50
231	Praderas	0.073	0.066	↓	1.00
242	Mosaico de cultivos	0.087	0.071	↓	0.70
243	Terrenos principalmente agrícolas, pero con importantes espacios de vegetación natural	0.091	0.071	↓	0.80
311	Bosques de frondosas	0.006	0.014	↑	1.00
312	Plantaciones de coníferas	0.009	0.011	↑	1.00
313	Bosque mixto	0.009	0.018	↑	1.00
321	Pastizales naturales	0.033	0.032	↓	1.00
322	Landas y matorrales mesófilos	0.038	0.034	↓	1.00
323	Matorrales esclerófilos	0.040	0.017	↓	1.00
324	Matorral boscoso de transición	0.012	0.014	↑	1.00
331	Playas, dunas y arenales	0.001	0.003	↑	1.00
332	Roquedo	0.003	0.010	↑	1.00
333	Espacios con vegetación escasa	0.176	0.077	↓	1.00
421	Marismas	0.009	0.022	↑	1.00
423	Zonas llanas intermareales	0.003	NA		1.00
511	Cursos de agua	NA	0.012		1.00
512	Láminas de agua	0.006	0.006	=	1.00
522	Estuarios	0.004	0.011	↑	1.00
523	Mares y océanos	0.002	0.002	=	1.00

Obtención de las microcuencas

El Fondo Mundial para la Naturaleza (*World Wildlife Fund for Nature*, WWF), en su archivo WWF HydroSHEDS proporciona información hidrográfica para aplicaciones a escala regional y global. Ofrece datos georreferenciados en 12 escalas, e incluye redes de ríos, límites de cuencas hidrográficas, direcciones de drenaje y acumulaciones de flujo. Se descargaron las unidades de mayor detalle (nivel 12) mediante GEE (script disponible en GitHub, ver [Disponibilidad de datos y código](#)).

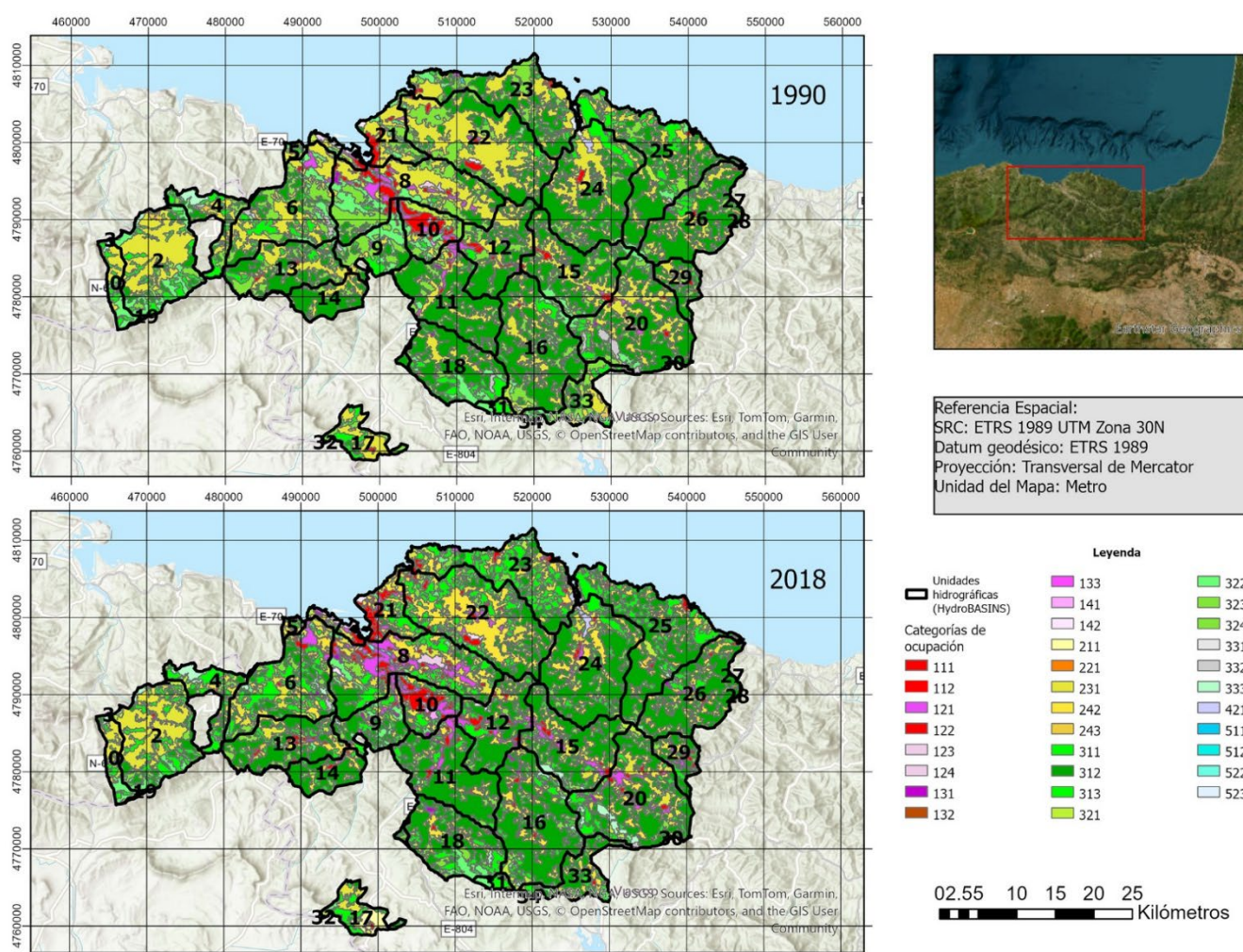


Figura 2. Microcuencas utilizadas en el análisis en la provincia de Bizkaia, delimitadas a partir de las unidades hidrográficas de mayor detalle (nivel 12) del conjunto de datos WWF HydroSHEDS (<https://www.hydrosheds.org>). Estas microcuencas, descargadas y procesadas mediante GEE, se emplearon como unidades espaciales de agregación de los resultados del modelo InVEST SDR (sedimentos exportados y retenidos, erosión y exportación evitadas) para evaluar el cambio en el potencial erosivo entre los años considerados. Ver explicación de códigos en la leyenda en [Tabla 2](#).

Figure 2. Microbasins used in the analysis in the province of Bizkaia, delineated from the highest-resolution hydrological units (level 12) of the WWF HydroSHEDS dataset (<https://www.hydrosheds.org>). These microbasins, downloaded and processed using GEE, were used as spatial aggregation units for the InVEST SDR outputs (exported and retained sediments, avoided erosion and avoided export) to assess changes in erosive potential between the considered years. Legend code explanation in [Table 2](#).

Cabe destacar que, debido a las características de exportación de GEE, la información de salida modelizada en InVEST tuvo la extensión del cuadro delimitador (*bounding box* en inglés) de Bizkaia, y no la del polígono/líneas límites (mostrada en [Fig. 2](#)). Por ello, pese a que la [Figura 2](#) muestra algunas microcuencas límite recortadas, para ajustarse a la representación administrativa de la provincia, los resultados de este estudio son para la totalidad de cada microcuenca, y reflejan el total de los procesos ocurridos en ella, esté su superficie parcial o totalmente en Bizkaia.

Resultados

En la [Figura 2](#) se observan los cambios de cobertura del suelo a nivel provincial. Respecto al suelo urbano, es llamativa la expansión de este, el cual se ha duplicado en las últimas tres décadas. Al inicio del periodo, praderas y plantaciones de coníferas eran dominantes. Además, existía una gran superficie cubierta por matorral boscoso y de transición ([Tabla A1](#)). Al final del periodo, se pudo observar un claro retroceso de las superficies de pradera, así como del matorral de transición ([Figura 1](#)). Más allá del aumento de la superficie urbana, esto se debía al aumento de la superficie de bosques de frondosas, que pasaban de

una superficie menor al 5 % a aproximadamente el 15 %. Además, una nueva categoría, mosaico de cultivos, correspondía al 9.5 % de todo el territorio en 2018 (**Tabla A1**). Ver la discusión a continuación donde se detallan las incertidumbres de la fuente de información en este respecto.

Respecto a los resultados del modelizado SDR, estos mostraron que la disminución de la exportación de sedimentación era mayoritaria. Si bien existían excepciones, los resultados de sedimentos evitados reflejaban, de manera clara, que el aumento de la cobertura forestal mejoraba la capacidad de retención de sedimentos en el lugar de origen (**Tabla 3**). A su vez, se pudo observar que existía una relación inversamente proporcional entre la deposición de sedimentos y la exportación de estos. En los casos en los cuales la magnitud de la exportación de sedimentos era notablemente mayor al resto de los componentes, la pérdida del suelo (USLE) terminaba por ser mayor al final del periodo de estudio.

Tabla 3. Resultados del módulo InVEST SDR para cada microcuenca (ID) según **Figura 2** del área de estudio en 1990 y 2018. Se muestran, para ambos años y por microcuenca, la pérdida total de suelo estimada mediante USLE (usle_tot), los sedimentos exportados (sed_export), los sedimentos depositados dentro de la cuenca (sed_dep), la exportación de sedimentos evitada gracias a la cobertura y manejo del suelo (avoid_exp), la erosión evitada o suelo conservado (avoid_eros) y el uso del suelo mayoritario (Ocup. Mayoritaria). Todas las variables se expresan en toneladas por microcuenca y año. Ver explicación de códigos en leyenda en **Tabla 2**.

Table 3. InVEST SDR module results for each microbasin (ID) as shown in **Figure 2** in the study area for 1990 and 2018. For both years and for each microbasin, the table reports total soil loss estimated with USLE (usle_tot), exported sediments (sed_export), sediments deposited within the catchment (sed_dep), sediment export avoided due to land cover and management (avoid_exp), erosion avoided or soil conserved (avoid_eros), and predominant land use (Ocup. Mayoritaria). All variables are expressed in tons per microbasin and year. Legend code explanation in **Table 2**.

ID	1990 [t/microcuenca x año]					Ocup. Mayoritaria	2018 [t/microcuenca x año]					Ocup. Mayoritaria
	usle_tot	sed_export	sed_dep	avoid_exp	avoid_eros		usle_tot	sed_export	sed_dep	avoid_exp	avoid_eros	
0	53 708.9	6559.9	42 025.1	195 440.0	1 386 361.9	231	54 274.4	7007.1	41 980.7	214 192.6	1 385 796.4	231
1	93 175.5	11 273.6	78 749.1	339 092.1	2 656 292.5	322	88 979.7	10 649.1	74 086.9	363 002.6	2 660 488.3	321
2	197 194.7	27 992.1	162 724.3	705 498.3	4 467 080.5	231	169 554.7	22 920.7	139 914.9	699 407.2	4 494 720.5	231
3	4471.5	189.3	3020.7	6860.5	113 886.8	333	4280.6	228.8	3975.0	8748.9	114 077.7	333
4	131 101.0	16 418.5	116 346.9	561 960.4	4 578 986.0	231	119 730.1	14 045.7	107 500.9	607 454.3	4 590 357.0	311
5	66 047.0	7552.4	52 606.6	301 339.6	2 902 864.8	231	72 812.1	8120.3	59 832.2	353 570.7	2 896 100.0	242
6	105 616.7	12 517.5	93 194.2	492 039.3	4 005 953.3	231	98 725.8	11 210.0	87 838.8	507 692.9	4 012 844.0	311
7	368.8	14.0	1292.4	1606.0	7922.5	523	333.6	11.1	1022.2	1318.6	7957.7	123
8	72 752.1	6868.1	65 371.8	307 197.7	2 824 688.5	231	73 276.7	7136.0	65 591.7	321 181.3	2 824 163.8	311
9	45 597.1	5502.0	41 374.2	290 144.1	2 348 966.0	324	51 433.4	6401.0	45 802.9	316 986.6	2 343 130.0	312
10	22 110.1	2319.1	19 295.7	96 132.6	823 843.0	111	22 614.4	2451.0	19 588.7	102 390.0	823 338.6	111
11	53 407.7	5349.1	47 633.0	341 090.2	3 535 404.8	312	55 098.9	5397.9	49 350.0	364 742.2	3 533 713.5	312
12	38 661.7	3802.0	35 692.0	199 060.9	2 046 867.3	312	38 581.1	3628.5	35 018.1	210 578.1	2 046 948.0	312
13	79 592.3	9352.6	69 191.4	411 424.3	3 679 692.5	312	76 648.2	8680.2	66 966.1	433 955.3	3 682 636.8	312
14	72 538.6	8030.0	62 389.3	411 560.0	3 947 913.3	312	72 111.0	7626.5	62 758.1	434 882.0	3 948 341.5	312
15	60 143.1	5995.9	53 280.4	309 181.1	2 997 986.5	312	63 535.6	6551.7	55 918.0	329 385.0	2 994 594.3	312
16	82 529.3	9375.5	73 102.8	484 182.2	4 549 010.0	312	88 101.0	9612.3	77 984.3	516 824.8	4 543 438.0	312
17	91 057.2	9956.7	79 563.7	403 790.6	3 659 171.5	231	89 694.1	10 089.2	77 991.2	439 659.1	3 660 534.3	211
18	76 554.0	7740.0	67 868.2	499 860.4	4 878 880.0	312	89 049.2	9675.0	78 639.1	569 525.9	4 866 385.0	312
19	80 928.5	8443.8	70 507.3	403 740.2	4 186 010.0	322	96 078.3	9703.1	83 178.4	477 140.1	4 170 860.3	322
20	105 743.4	11 678.0	91 566.2	591 639.5	5 549 765.0	312	144 515.1	18 119.9	122 893.4	706 165.2	5 510 993.0	312
21	15 411.3	1493.7	13 427.9	48 803.1	431 147.4	231	12 410.9	1171.9	10 901.3	47 894.2	434 147.8	242
22	104 544.6	10 949.2	91 585.2	401 940.3	3 758 982.0	231	88 114.9	8575.6	78 328.1	406 817.9	3 775 412.0	242
23	64 459.4	6684.4	56 665.3	304 877.6	3 036 217.8	312	62 859.0	6167.9	55 496.7	324 966.7	3 037 818.0	311
24	87 609.3	8534.1	77 658.9	431 240.3	4 463 458.0	312	79 997.7	7629.4	70 851.5	452 166.3	4 471 069.5	312
25	90 521.7	9547.0	79 512.2	513 045.4	4 952 066.0	312	89 809.5	9152.2	79 824.5	544 643.8	4 952 778.5	312
26	97 883.3	11 822.1	83 654.8	545 595.6	4 962 064.5	312	98 243.6	11 254.3	83 571.6	575 541.9	4 961 704.0	312
27	6149.9	140.8	1687.4	15 187.1	334 739.0	324	5408.6	275.9	2539.8	18 320.2	335 480.3	312
28	22 644.7	2646.0	19 082.5	111 274.8	990 380.9	312	20 808.6	2364.6	17 661.5	113 299.4	992 217.0	312
29	98 053.3	11 343.6	85 344.7	540 987.5	4 870 570.0	312	108 335.2	12 967.0	94 240.3	597 158.4	4 860 288.0	312
30	82 824.1	9766.6	71 372.1	439 347.1	3 931 948.8	322	92 333.2	10 982.8	81 156.5	487 558.5	3 922 439.5	321
31	16 164.3	1687.3	15 501.0	104 946.8	1 044 934.8	311	21 333.1	2310.1	20 135.5	126 011.7	1 039 766.1	311
32	1716.8	3.8	0.1	96.3	58 649.9	323	1596.0	3.1	0.1	103.5	58 770.7	321
33	30 764.6	2623.8	27 860.6	177 313.4	2 185 655.5	324	40 826.6	3533.5	37 169.3	211 804.8	2 175 593.3	312
34	8216.1	697.2	7356.9	39 539.4	390 483.2	332	8177.7	782.4	7736.0	44 865.4	390 521.5	333

Discusión

¿Cómo de factible es la recopilación de datos Big Data para modelar servicios ecosistémicos?

En líneas generales, los resultados muestran una mejora en el servicio ecosistémico de retención de sedimentos, si bien existe variabilidad espacial a lo largo de la cuenca. De manera preliminar, cabe destacar que, bajo el diseño de estudio, los cambios derivados muestran el efecto del cambio del suelo modelizados a través del factor C, y en menor medida del factor P, ya que el resto de los datos de entrada (factor K, R, LS, y microcuencas) se mantuvieron constantes por la falta de bases de datos temporales para estas variables que dieran constancia de los cambios temporales en el territorio. Esto, debido a la dificultad de obtener valores para cada factor adaptados a periodos concretos de manera rápida mediante las herramientas del Big Data utilizadas. Dentro de estos datos con variaciones en cada periodo, conviene destacar que los cambios ligados al factor C, están principalmente condicionados a la propia asignación de coeficientes a clases CLC a partir de una fuente temporal intermedia, ya que la actualización multitemporal del factor C es escasa, lo que limita la adecuación del mismo a cada época (Latella et al., 2025).

Principalmente, se observó un cambio hacia valores C mayores en las superficies impermeables, y disminuciones o ausencia de cambio en los valores C en superficies agroganaderas y forestales (Tabla 2). Dado que, en las zonas urbanas, los valores C cercanos a cero reflejan mayor impermeabilidad, esto podría denotar que las áreas urbanas de la provincia son cada vez menos homogéneas, por ejemplo, en forma de mayor superficie de zonas verdes (ver Tabla A1) (Fan et al., 2021). También destaca la disminución del factor C en los espacios con vegetación escasa. Este cambio implica una menor susceptibilidad a la erosión del suelo en estas regiones. En esta línea, es sabido que, en zonas con poca vegetación, la sucesión natural (más años de abandono que lleven a vegetación más compleja y estable), reduce la escorrentía y por ende la producción de sedimentos (Zhou et al., 2024). Esto es coherente con la disminución del factor C y además es indicativo de que, pese a utilizar la misma capa del factor C para cada cobertura del suelo, la toma de datos mediante el Big Data es todavía fiable.

La aplicación de un valor específico del factor P para las áreas cultivadas y otros tipos de uso del suelo permite una evaluación más precisa y matizada del riesgo de erosión del suelo. Reconoce la variabilidad inherente a la susceptibilidad a la erosión según los diferentes usos del suelo, lo que nos permite adaptar las estrategias de gestión de la erosión del suelo de forma más eficaz (Demir y Dursun, 2024). Nuestro estudio pretendía la obtención de datos mediante fuentes Big Data y adaptadas al contexto. No obstante, por falta de medios disponibles, se tuvo que asignar valores siguiendo criterio experto (ver Tabla 1). Esto podría ser indicador de que mayor esfuerzo es todavía necesario en la generación de cartografía para el factor P actualizada y de libre acceso.

En resumen, y para todos los factores USLE, se puede argumentar que este enfoque basado en software de modelización de servicios ecosistémicos y de obtención de datos en repositorios del Big Data permite asignar mayor detalle a las categorías de CLC, no tratándolas como homogéneas siguiendo *proxies* de otros estudios (por ejemplo, Rocha y Sparovek, 2021). Esto sería especialmente relevante en aquellas zonas homogéneas donde la incertidumbre espectral es menor (Álvarez-Martínez et al., 2010). En el territorio estudiado, esto podría ser de especial utilidad en la asignación de valores C específicos a masas forestales distintas, como son las plantaciones de pinar y los bosques de frondosas bien conservados; mientras que se mantendría una mayor incertidumbre en aquellas parcelas mixtas ligadas al aprovechamiento maderero (por ejemplo, aquellas que intercalan eucalipto y/o pináceas con frondosas nativas), ya que la resolución del pixel de 100-500 m hace que el factor C sea una media de lo encontrado dentro de este (Álvarez-Martínez et al., 2010).

Además, otra de las limitaciones de este estudio es que, aun cuando la fuente de datos del valor C aporta granularidad parcial a coberturas de naturaleza similar; CLC no está exento de incertidumbre. Para España, se han documentado problemas de comparabilidad temporal y de asignación temática, particularmente intensos desde 2012 y especialmente relevantes entre categorías de praderas y categorías heterogéneas o mixtas (García-Álvarez y Camacho Olmedo, 2022). El problema de fondo viene a ser que la resolución temática de CLC no siempre permite representar adecuadamente cubiertas con distinta estructura, manejo e implicaciones ecológicas (García-Álvarez y Camacho Olmedo, 2022). Por ello, incluso aunque el factor C sea correcto, su asignación a categorías de cobertura del suelo puede errar. En este trabajo, este fenómeno parece haberse repetido, tal y como demuestran la no existencia de mosaico de cultivos en 1990 y su aparición notable en 2018, a costa de las praderas (Fig. 2, Tabla A1, Fig. A1). A escala más contextual, CLC no permite distinguir entre las plantaciones de frondosas (*Eucalyptus* spp.) y los bosques nativos, una dinámica especialmente relevante en el área de estudio (Onaindia et al., 2018), y por ello se pierde cualquier diferencia de la fuente del factor C entre clases. Claramente, las plantaciones de eucalipto (y en menor medida de coníferas en aquellas parcelas mixtas que no se clasifican correctamente en CLC) tienen un impacto en la erosión que no se ha podido cuantificar (Onaindia et al., 2018). Sería recomendable que futuras actualizaciones de CLC generen una nueva categoría para este tipo de coberturas.

Por todo ello, si bien el uso de bases de datos y procesamiento con Big Data ha permitido agilizar la labor de investigación, son necesarios datos en campo y expansiones en los datos geomáticos que permitan validar los resultados y generar cartografía de una mayor resolución a la aquí utilizada. Esto es especialmente importante en las parcelas en las mismas clases principales, como las masas forestales (bosques o plantaciones) y que tienen maneras de gestión distintas (conservación, abandono o uso extractivo, entre otros...) que no quedan reflejadas en la cartografía.

¿Qué cambios ha tenido la tasa de suministro de sedimentos en Bizkaia?

Teniendo lo anterior en consideración, el presente caso de estudio mediante InVEST ha demostrado cambios geoespaciales entre los dos periodos de estudio. Primeramente, se hace notable ver que, mientras las exportaciones evitadas son positivas y

por encima del 5 % de cambio frente al periodo inicial de manera casi absoluta, existen microcuencas en las cuales, al mismo tiempo, los sedimentos exportados han aumentado. Esto puede ser contraintuitivo, especialmente notando que, los cambios en las coberturas observados (menos praderas, más bosque) siguieron un abandono del territorio debido a las dinámicas de población actuales que ha sido descrito como beneficioso para la retención de sedimentos ecosistémica (Foucher et al., 2019) (Fig. 2, Fig. A1).

Esto es un hecho conocido. Velázquez et al. (2022) ya han documentado como la dinámica del abandono ha favorecido la cobertura arbórea en las últimas décadas en el norte y centro de España, y el análisis de diagrama de Sankey de este estudio así lo corrobora al mostrar traspasos de matorral a bosques (Fig. A1). No obstante, podría ser que, en algunas microcuencas de Bizkaia, el aumento de la cobertura forestal no sea suficiente para disminuir los nuevos sedimentos exportados, derivados de usos del suelo más erosionables. Tal y como comentaron Hooftman et al. (2023) la erosión evitada depende de la cantidad absoluta de erosión posible. Esto significa que, si existe poco suelo erosionable (por ejemplo, roquedos) al inicio del periodo estudiado, la magnitud de la erosión evitada y su exportación será preferentemente menor en este periodo. En este estudio, existen microcuencas altas (p.e., microcuencas 18 y 20) con macizos calizos donde la cobertura del suelo inicial (1990) mostraba superficies de roquedos que al final del periodo (2018) se clasificaron como vegetación escasa. Esto se veía reflejado en el factor C, que aumentaba su magnitud significativamente entre las categorías. Claramente, a mayor C, mayor potencial de producción de sedimentos, por lo que USLE o los sedimentos exportados aumentaron (Fan et al., 2021). Este hecho tiene implicaciones directas en la degradación de la calidad del agua, un mayor riesgo de deslizamientos de tierra e inundaciones repentinas, e impactos adversos en los ecosistemas y las comunidades locales (Girona-García et al., 2021). No obstante, y dado que a su vez aumentó la superficie forestal, la capacidad de evitar erosión y deposición de sedimentos también se vio aumentada. Esto es ecológicamente beneficioso, ya que mitigó los impactos mencionados, y se puede ver en que, aunque la exportación de sedimentos aumente, lo hace en mucha menor medida que los valores totales de USLE (la cantidad potencial total de pérdida de suelo) (Tabla 3) (Zhou et al., 2024).

Por otro lado, también son remarcables las propias disminuciones en las exportaciones de sedimentos en las zonas mineras de la provincia donde comenzó el abandono de la actividad a finales del pasado siglo (p.e., microcuencas 6 y 8). Mientras que la cobertura de 1990 muestra áreas de matorrales, hoy día existen áreas forestales, tanto de frondosas como pináceas. El resultado es una exportación de sedimentos claramente reducida (Pacetti et al., 2020).

En resumen, si bien la cobertura forestal ha aumentado la capacidad de evitación de sedimentos, debido al aumento de la cobertura de vegetación en algunas microcuencas de las zonas de cabecera – ligada en parte a la disminución de roquedos y a su topografía marcada –, estas exportan más sedimentos y un mayor riesgo USLE. Además, respecto a las zonas mineras de la provincia, y dado que el aumento de la cobertura forestal no ha sido llevado a cabo de manera gestionada, y es a menudo fruto del abandono del territorio, se recomienda maximizar el potencial de evitar exportación de sedimentos y su protección mediante Soluciones basadas en la Naturaleza como zanjas de infiltración o estabilizadores de pendiente (Papaioannou et al., 2023).

Conclusión

Este trabajo ha producido información valiosa sobre la dinámica de la erosión de suelo en los últimos 30 años en Bizkaia, de una manera rápida, recogiendo información de teledetección y SIG vía el Big Data. Esto permite adaptar la cartografía de cobertura del suelo a gran escala y de uso libre a algunos de los factores clave para la estimación del servicio ecosistémico objetivo.

Por el contrario, aun residen limitaciones derivadas de la incertidumbre causada por la baja resolución de los datos y de cómo los resultados pueden ser útiles a microescala. La cartografía no puede ser validada ni adaptada a este contexto más local sin trabajo de campo. En esta materia, y considerando lo costoso de realizar campañas de campo a gran escala, podría ser beneficiosa la actualización de la información existente de manera periódica, por ejemplo, del factor C. Además, aún se carece de fuentes de datos para algunos de los factores requeridos, lo cual sugiere la necesidad de trabajar tanto en producción de datos faltantes como en el monitoreo de los ya disponibles.

Contribución de los autores

Jon Larrinaga López: Conceptualización, metodología, investigación, análisis formal, redacción de borrador original, redacción-revisión y edición.

Disponibilidad de datos y código

Este artículo ha utilizado datos de fuentes en abierto citadas en la Tabla 1. El código utilizado está disponible en GitHub (<https://github.com/jonlarri2127/sdr-bizkaia>).

Financiación, permisos requeridos, potenciales conflictos de interés y agradecimientos

El autor declara no tener ningún conflicto de intereses. Esta investigación no recibió financiación externa.

Gracias al equipo docente del Máster Universitario en Geoinformática para la Gestión de Recursos Naturales por su buena labor profesional, la cual me otorgó de los conocimientos requeridos para la producción del presente trabajo.

Referencias

- Álvarez-Martínez, J. M., Stoorvogel, J. J., Suárez-Seoane, S. & de Luis Calabuig, E. (2010). Uncertainty analysis as a tool for refining land dynamics modelling on changing landscapes: a case study in a Spanish Natural Park. *Landscape Ecology*, 25, 1385-1404. <https://doi.org/10.1007/s10980-010-9492-z>
- Ashagre, B. B., Platts, P. J., Njana, M., Burgess, N. D., Balmford, A., Turner, R. K. & Schaafsma, M. (2018). Integrated modelling for economic valuation of the role of forests and woodlands in drinking water provision to two African cities. *Ecosystem Services*, 32, 50-61. <https://doi.org/10.1016/j.ecoser.2018.05.004>
- Aznarez, C., Jimeno-Sáez, P., López-Ballesteros, A., Pacheco, J. P. & Senent-Aparicio, J. (2021). Analysing the impact of climate change on hydrological ecosystem services in Laguna del Sauce (Uruguay) using the SWAT model and remote sensing data. *Remote Sensing*, 13(10), 2014. <https://doi.org/10.3390/rs13102014>
- Bhattacharya, R. K., Chatterjee, N. D. & Das, K. (2024). Modelling of soil erosion susceptibility incorporating sediment connectivity and export at landscape scale using integrated machine learning, InVEST-SDR and Fragstats. *Journal of Environmental Management*, 353, 120164. <https://doi.org/10.1016/j.jenvman.2024.120164>
- Borselli, L., Cassi, P. & Torri, D. (2008). Prolegomena to sediment and flow connectivity in the landscape: A GIS and field numerical assessment. *Catena*, 75, 268-277. <https://doi.org/10.1016/j.catena.2008.07.006>
- Brema, J. & Hauzinger, J. (2016). Estimation of the soil erosion in Cauvery Watershed (Tamil Nadu and Karnataka) using USLE. *IOSR Journal of Environmental Science, Toxicology and Food Technology*, 10(12, Ver. III), 1-11. <https://doi.org/10.9790/2402-1012030111>
- Cong, W., Sun, X., Guo, H. & Shan, R. (2020). Comparison of the SWAT and InVEST models to determine hydrological ecosystem service spatial patterns, priorities and trade-offs in a complex basin. *Ecological Indicators*, 112, 106089. <https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2020.106089>
- Demir, S. & Dursun, I. (2024). Assessment of pre-and post-fire erosion using the RUSLE equation in a watershed affected by the forest fire on Google Earth Engine: the study of Manavgat River Basin. *Natural Hazards*, 120(3), 2499-2527. <https://doi.org/10.1007/s11069-023-06291-5>
- Evaluación de los Ecosistemas del Milenio (MEA) (2002). Ecosystems and human well-being. Synthesis. D.C. (US): Island Press. MEA. Disponible en: <https://www.millenniumassessment.org/documents/document.356.aspx.pdf>
- Fan, J., Motamedi, A. & Galoie, M. (2021). Impact of C factor of USLE technique on the accuracy of soil erosion modeling in elevated mountainous area (case study: the Tibetan plateau). *Environment, Development and Sustainability*, 23(8), 12615-12630. <https://doi.org/10.1007/s10668-020-01133-x>
- Farr, T. G., Rosen, P. A., Caro, E., Crippen, R., Duren, R., Hensley, S., ... Alsdorf, D. (2007). The shuttle radar topography mission. *Reviews of geophysics*, 45(2), RG2004. <https://doi.org/10.1029/2005RG000183>
- Foucher, A., Evrard, O., Chabert, C., Cerdan, O., Lefèvre, I., Vandromme, R. & Salvador-Blanes, S. (2019). Erosional response to land abandonment in rural areas of Western Europe during the Anthropocene: A case study in the Massif-Central, France. *Agriculture, Ecosystems and Environment*, 284, 106582. <https://doi.org/10.1016/j.agee.2019.106582>
- García-Álvarez, D. & Camacho Olmedo, M. T. (2022) [preprint]. Analysing the uncertainty of the CORINE Land Cover time series 1990–2018 for Spain. *International Journal of Remote Sensing*. <https://doi.org/10.31223/X5QD1F>
- Girona-García, A., Vieira, D. C. S., Silva, J., Fernández, C., Robichaud, P. R. & Keizer, J. J. (2021). Effectiveness of post-fire soil erosion mitigation treatments: A systematic review and meta-analysis. *Earth-Science Reviews*, 217, 103611. <https://doi.org/10.1016/j.earscirev.2021.103611>
- Guo, Z., Yan, Z., PaErHaTi, M., He, R., Yang, H., Wang, R. & Ci, H. (2023). Assessment of soil erosion and its driving factors in the Huaihe region using the InVEST-SDR model. *Geocarto International*, 38(1), 2213208. <https://doi.org/10.1080/10106049.2023.2213208>
- Havinga, I., Bogaart, P. W., Hein, L. & Tuia, D. (2020). Defining and spatially modelling cultural ecosystem services using crowd sourced data. *Ecosystem Services*, 43, 101091. <https://doi.org/10.1016/j.ecoser.2020.101091>
- Hernández, L., Álvarez-Martínez, J. M., Gómez Almaraz, C., Sánchez de Dios, R., Jiménez Alfaro, B. & Álvarez-Taboada, F. (2024). Biodiversity monitoring in the Big Data era. *Ecosistemas*, 31(3): 2450. <https://doi.org/10.7818/ECOS.2450>
- Hernández-Blanco, M., Costanza, R., Chen, H., DeGroot, D., Jarvis, D., Kubiszewski, I., ... van 't Hoff, V. (2022). Ecosystem health, ecosystem services, and the well-being of humans and the rest of nature. *Global Change Biology*, 28(17): 5027-5040. <https://doi.org/10.1111/gcb.16281>
- Hooffman, D. A., Bullock, J. M., Evans, P. M., Redhead, J. W., Ridding, L. E., Varma, V. & Pywell, R. F. (2023) [preprint]. A model of sediment retention by vegetation for Great Britain: new methodologies & validation. *bioRxiv*, 2023-08. <https://doi.org/10.1101/2023.08.17.553678>
- La Economía de los Ecosistemas y la Biodiversidad (TEEB) (2010). *The Economics of Ecosystems & Biodiversity*. Disponible en: <https://teebweb.org/> (Accedido: 23/05/2025).
- Latella, M., Cerveira, G., D'Anca, A., Santini, M. & Balzarolo, M. (2025). *Land cover and management factor in soil erosion assessments: where do we stand and where are we going?*. Asamblea General de la EGU 2025, Viena, Austria, 27 de abril-2 de mayo de 2025, EGU25-15855. <https://doi.org/10.5194/egusphere-egu25-15855>
- Manley, K. & Egoh, B. N. (2022). Mapping and modeling the impact of climate change on recreational ecosystem services using machine learning and Big Data. *Environmental Research Letters*, 17(5), 054025. <https://doi.org/10.1088/1748-9326/ac65a3>
- Manley, K., Nyelele, C. & Egoh, B. N. (2022). A review of machine learning and Big Data applications in addressing ecosystem service research gaps. *Ecosystem Services*, 57, 101478. <https://doi.org/10.1016/j.ecoser.2022.101478>
- Onaindia, M., Peña, L., de Manuel, B. F., Rodríguez-Loinaz, G., Madariaga, I., Palacios-Agúndez, I. & Ametzaga-Arregi, I. (2018). Land use efficiency through analysis of agrological capacity and ecosystem services in an industrialized region (Biscay, Spain). *Land Use Policy*, 78, 650-661. <https://doi.org/10.1016/j.landusepol.2018.06.049>
- Pacetti, T., Lompi, M., Petri, C. & Caporali, E. (2020). Mining activity impacts on soil erodibility and reservoirs silting: Evaluation of mining decommissioning strategies. *Journal of Hydrology*, 589, 125107. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2020.125107>
- Panagos, P., Meusburger, K., Ballabio, C., Borrelli, P. & Alewell, C. (2014). Soil erodibility in Europe: A high-resolution dataset based on LUCAS. *Science of the Total Environment*, 479, 189-200. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2014.02.010>
- Panagos, P., Borrelli, P., Meusburger, K., Alewell, C., Lugato, E. & Montanarella, L. (2015). Estimating the soil erosion cover-management factor at the European scale. *Land Use Policy*, 48, 38-50. <https://doi.org/10.1016/j.landusepol.2015.05.021>
- Panagos, P., Borrelli, P., Meusburger, K., Yu, B., Klik, A., Jae Lim, K., ... Ballabio, C. (2017). Global rainfall erosivity assessment based on high-temporal resolution rainfall records. *Scientific Reports*, 7(1), 4175. <https://doi.org/10.1038/s41598-017-04282-8>
- Papaioannou, G., Alamanos, A. & Maris, F. (2023). Evaluating Post-Fire Erosion and Flood Protection Techniques: A Narrative Review of Applications. *GeoHazards*, 4, 380-405. <https://doi.org/10.3390/geohazards4040022>
- Ramírez-Ortiz, F. A., Hincapié, G. E. & Sadeghian, K. S. (2009). Erodabilidad de los suelos de la zona central cafetera del departamento de Caldas. *Cenicafé*, 60(1), 58-71. <https://biblioteca.cenicafe.org/handle/10778/157>

- Rocha, G. C. D. & Sparovek, G. (2021). Scientific and technical knowledge of sugarcane cover-management USLE/RUSLE factor. *Scientia Agricola*, 78(1), e20200234. <https://doi.org/10.1590/1678-992X-2020-0234>
- Scowen, M., Athanasiadis, I. N., Bullock, J. M., Eigenbrod, F. & Willcock, S. (2021). The current and future uses of machine learning in ecosystem service research. *Science of the Total Environment*, 799, 149263. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2021.149263>
- Tallis, H. & Polasky, S. (2009). Mapping and valuing ecosystem services as an approach for conservation and natural-resource management. *Annals of the New York Academy of Sciences*, 1162(1), 265-283. <https://doi.org/10.1111/j.1749-6632.2009.04152.x>
- Vejre, H., Jensen, F. S. & Thorsen, B. J. (2010). Demonstrating the importance of intangible ecosystem services from peri-urban landscapes. *Ecological Complexity*, 7(3), 338-348. <https://doi.org/10.1016/j.ecocom.2009.09.005>
- Velázquez, E., Martínez-Jáuregui, C., Wheeler, C., Mitchard, E. T. A. & Bravo, F. (2022). Forest expansion in abandoned agricultural lands has limited effect to offset carbon emissions from Central-North Spain. *Regional Environmental Change*, 22, 132. <https://doi.org/10.1007/s10113-022-01978-0>
- Villa, F., Ceroni, M., Bagstad, K., Johnson, G. & Krivov, S. (2009). ARIES (Artificial Intelligence for Ecosystem Services): A new tool for ecosystem services assessment, planning, and valuation. In: IISD (11. eds.) Proceedings of the 11th annual BIOECON conference on economic instruments to enhance the conservation and sustainable use of biodiversity, Venice, Italy. Disponible en: https://www.bioecon-network.org/pages/11th_2009/Villa.pdf
- Wischmeier, W. H. & Smith, D. D. (1978). Predicting rainfall erosion losses, a guide to conservation planning. Agriculture Handbook. No. 537, US Department of Agriculture, Washington, DC., USA. Disponible en: https://www.ars.usda.gov/ARSUserFiles/60600505/RUSLE/AH_537%20Predicting%20Rainfall%20Soil%20Losses.pdf
- Zhou, S., Li, P., Zhang, X., Wang, Y., Yu, K., Shi, P., ... Chang, E. (2024). Runoff and erosion reduction benefits of vegetation during natural succession on fallow grassland slopes. *Science of the Total Environment*, 954, 176211. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2024.176211>

Anexo / Annex

Tabla A1. Coberturas del suelo en la provincia de Bizkaia para los años 1990 y 2018, derivadas de CLC, con el área ocupada por cada categoría (km²) y su porcentaje respecto al total provincial en cada fecha. Las categorías principales de uso/cobertura del suelo (praderas, mosaico de cultivos, bosques de frondosas, plantaciones de coníferas, bosques mixtos, landas y matorrales, y matorral boscoso de transición) se muestran en negrita para facilitar la identificación de los usos más influyentes en el modelo.

Table A1. Land cover classes in the province of Bizkaia for 1990 and 2018, derived from CLC, showing the area occupied by each category (km²) and its percentage of the provincial total for each date. The main land use/land cover categories (pastures, complex cultivation patterns, broad-leaved forests, coniferous plantations, mixed forests, moors and heathlands, and transitional woodland-shrub) are highlighted in bold to facilitate identification of the land uses most influential in the model.

Código CLC	Descripción	1990		2018	
		Área (km ²)	% total	Área (km ²)	% total
111	Tejido urbano continuo	37.272	1.68 %	28.937	1.31 %
112	Tejido urbano discontinuo	20.140	0.91 %	52.639	2.38 %
121	Zonas industriales o comerciales	24.142	1.09 %	69.011	3.12 %
122	Redes viarias, ferroviarias y terrenos asociados	0.370	0.02 %	12.361	0.56 %
123	Zonas portuarias	2.274	0.10 %	4.398	0.20 %
124	Aeropuertos	1.661	0.08 %	3.783	0.17 %
131	Zonas de extracción minera	2.882	0.13 %	6.535	0.30 %
132	Escombreras y vertederos	NA	NA	0.330	0.01 %
133	Zonas en construcción	2.192	0.10 %	0.380	0.02 %
141	Zonas verdes urbanas	0.580	0.03 %	3.943	0.18 %
142	Instalaciones deportivas y recreativas	1.371	0.06 %	4.864	0.22 %
211	Tierras de labor en secano	NA	NA	8.859	0.40 %
221	Víñedos	NA	NA	0.330	0.01 %
231	Praderas	563.775	25.48 %	232.342	10.50 %
242	Mosaico de cultivos	NA	NA	210.232	9.50 %
243	Terrenos principalmente agrícolas, pero con importantes espacios de vegetación natural	4.938	0.22 %	18.072	0.82 %
311	Bosques de frondosas	101.639	4.59 %	327.352	14.80 %
312	Plantaciones de coníferas	822.887	37.19 %	831.667	37.58 %
313	Bosque mixto	74.002	3.35 %	99.063	4.48 %
321	Pastizales naturales	25.239	1.14 %	46.200	2.09 %
322	Landas y matorrales mesófilos	148.022	6.69 %	72.655	3.28 %
323	Matorrales esclerófilos	4.283	0.19 %	0.012	0.00 %
324	Matorral boscoso de transición	339.045	15.33 %	135.692	6.13 %
331	Playas, dunas y arenales	0.396	0.02 %	0.233	0.01 %
332	Roquedo	14.132	0.64 %	2.980	0.13 %
333	Espacios con vegetación escasa	6.768	0.31 %	27.121	1.23 %
421	Marismas	1.641	0.07 %	5.511	0.25 %
423	Zonas llanas intermareales	3.756	0.17 %	NA	NA
511	Cursos de agua	NA	NA	0.641	0.03 %
512	Láminas de agua	0.578	0.03 %	0.158	0.01 %
522	Estuarios	2.237	0.10 %	2.862	0.13 %
523	Mares y océanos	4.610	0.21 %	1.670	0.08 %
0	NA	1.481	0.07 %	1.481	0.07 %
		2212.313	100.00 %	2212.313	100.00 %

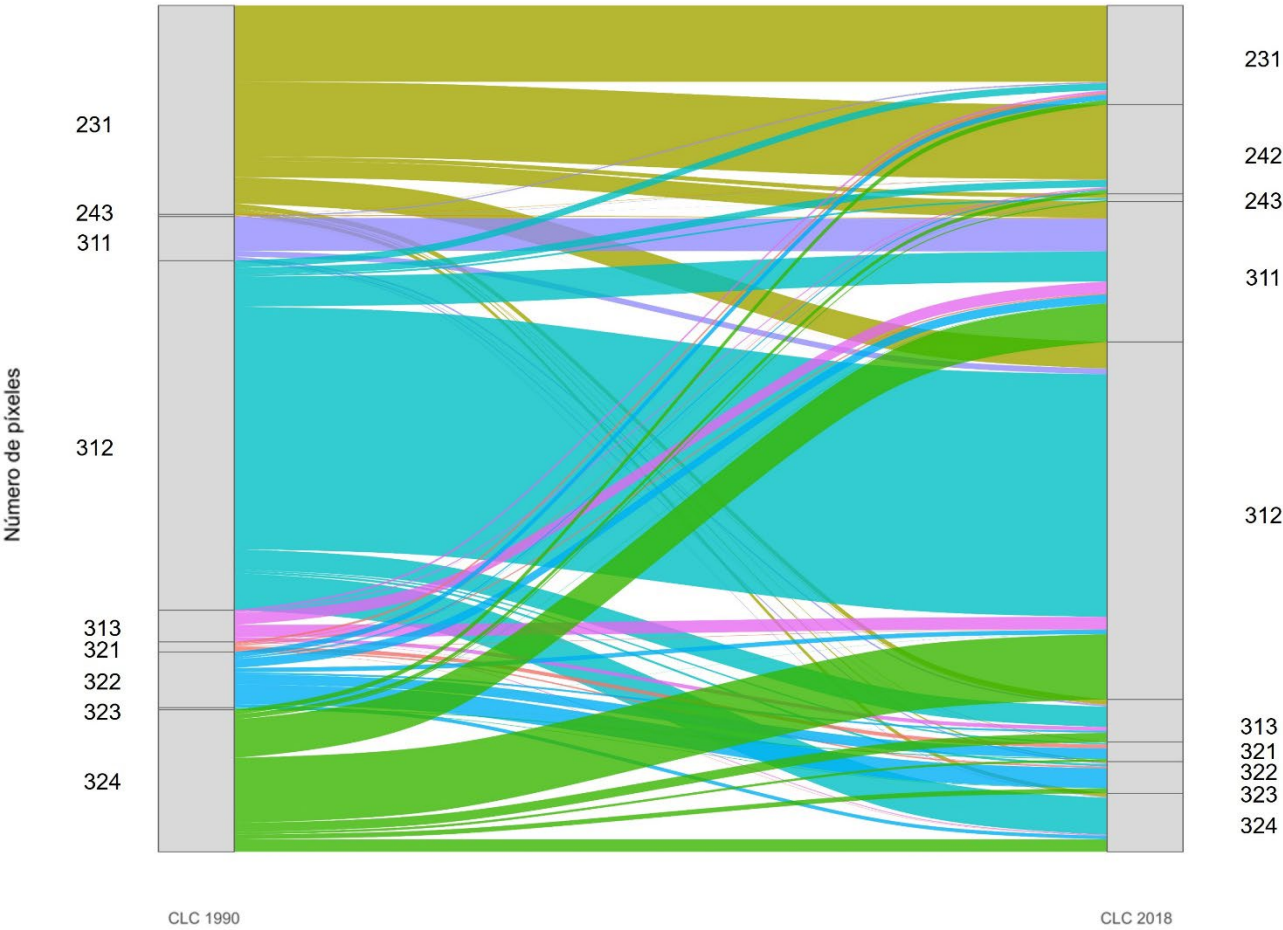


Figura A1. Diagrama de Sankey de las transiciones entre las clases CLC más relevantes para la interpretación de los cambios observados en Bizkaia entre 1990 y 2018, incluyendo aquellas con mayores variaciones de superficie y aquellas sujetas a mayor incertidumbre cartográfica. El ancho de cada flujo representa el número de píxeles. No se muestran los cambios desde/hacia otras categorías no mostradas, ya que son de magnitud menor.

Figure A1. Sankey diagram of transitions among the CLC classes most relevant for interpreting the changes observed in Bizkaia between 1990 and 2018, including those with the largest area variations and those subject to greater cartographic uncertainty. Flow width represents the number of pixels. Changes from/to other categories not shown are omitted, as they are of smaller magnitude.