

Fiabilidad en la detección de las superficies selladas empleando datos del programa Copernicus

Reliability of sealed surfaces detection using Copernicus data

Emilio José Illán-Fernández 

emiliojose.illan@um.es

Alfredo Pérez-Morales 

alfredop@um.es

Asunción Romero-Díaz 

arodi@um.es

*Departamento de Geografía
Universidad de Murcia (España)*

Resumen

Durante los últimos 50 años se han producido cambios significativos en las cubiertas y usos del suelo, principalmente aquellos catalogados como artificiales. Este proceso, y su generalización a escala global, afectan de forma directa a las funciones básicas del suelo, acrecentando otros problemas como pueden ser la pérdida de biodiversidad, contaminación, degradación edáfica, inundaciones, o los efectos del cambio climático. En el área de estudio (Mazarrón, Región de Murcia) el problema anterior resulta ejemplar: el binomio desarrollo urbano asociado al turismo de sol y playa y la agricultura intensiva (bajo invernaderos) alteran de forma drástica la naturaleza del suelo. El objetivo es establecer un modelo de clasificación supervisada que distinga, con un error asumible, las distintas clases establecidas, destacando sobre todas ellas las que supongan

Recepción: 04.05.2022

Aceptación: 21.06.2022

Publicación: 01.07.2022

superficies sellantes y, además, realizar una comparación con la información del último Corine Land Cover disponible (2018). Para ello, se seleccionaron imágenes del satélite Sentinel 2A y se ejecutó una clasificación de máxima verosimilitud. Para validar los resultados, se elaboró una matriz de confusión en la que se obtuvo una precisión general del 89 %. Finalmente, se observó una subestimación significativa, por parte del Corine Land Cover, del 75 % de las superficies selladas debido a su resolución.

Palabras clave: sellado de suelo; teledetección; Sentinel; Corine Land Cover; Sureste de España.

Abstract

Over the last 50 years there have been significant changes in land cover and land use, mainly those classified as artificial. This process, and its generalisation on a global scale, affect directly the basic functions of the soil, increasing other problems such as the loss of biodiversity, pollution, soil degradation, flooding and the effects of climate change. In the study area (Mazarrón, Region of Murcia) this problem is exemplary: the binomial urban development associated with the increase of beach tourism and intensive agriculture (under greenhouses) alter drastically the nature of the soil. The aim of this paper is twofold: to establish a supervised classification model that distinguishes, with an assumable error, the different classes established, highlighting those considered as sealed surfaces and, in addition, to make a comparison with the latest Corine Land Cover available information (2018). For this purpose, Sentinel 2A satellite images were selected and a maximum likelihood classification was performed. To validate the results, a confusion matrix was developed and an overall accuracy of 89% was obtained. Finally, a significantly underestimation by the Corine Land Cover of 75% of the sealed surfaces was observed, mainly due to its resolution.

Key words: soil sealing; remote sensing; Sentinel; Corine Land Cover; southeastern Spain.

1 Introducción

El rápido desarrollo socioeconómico y la presión de la actividad humana sobre la superficie terrestre han supuesto un gran cambio sobre el entorno natural en las últimas décadas (Goldewijk, 2001; Ferreira et al., 2022; Hansen et al., 2012; Lambin & Meyfroidt, 2011; Meyer & Turner, 1992; Meyer & Turner, 1994; Mitsuda & Ito, 2011; Song et al., 2018), aunque no todas las acciones afectan con la misma intensidad a la naturaleza del suelo. A este respecto, una afección especialmente destacable es el sellado del suelo, como consecuencia de diferentes procedimientos de urbanización (Deng et al., 2009; Tombolini et al., 2016; Xiao et al., 2013). Este proceso

artificial y de origen humano puede ser definido como la cobertura permanente de la superficie terrestre por cualquier tipo de material impermeable, tales como edificios, carreteras o cualquier otra infraestructura que implique el uso de cemento, plásticos, etc. (Pistocchi et al., 2015). La cubierta natural del suelo juega un papel fundamental en el ecosistema, por lo que cualquier cambio puede tener una repercusión negativa en hechos tan importantes como la infiltración, la evapotranspiración, la recarga de acuíferos o la variación en la frecuencia de las inundaciones (Stehman & Foody, 2019). Por tanto, la acción de cubrir artificialmente su capa más externa afecta directamente a todas las funciones básicas que tiene el suelo, ampliando aún más sus efectos negativos: la pérdida de biodiversidad y el deterioro de los ecosistemas, la merma de terreno fértil, la contaminación y degradación de suelos, una mayor probabilidad de inundaciones o el incremento de los efectos del cambio climático (Montanarella, 2007; Valera Lozano et al., 2011), entre otros.

El sellado de suelo supone una de las grandes afecciones que influyen en el denominado Cambio Global. Este término hace referencia a las repercusiones derivadas de las actividades humanas sobre el medio ambiente y que perjudican, a gran escala, a los procesos inherentes del planeta (Duarte et al., 2006; Moore, 2016; Peduzzi, 2019). Tales impactos sobre la Tierra y la atmósfera han tenido como resultado la proposición del término *Antropoceno* por Paul Crutzen (2006), una nueva era geológica y ecológica en la que la humanidad estaría ya inmersa y que dejaría atrás al Holoceno (Fu et al., 2021). Se trataría de un periodo que, según el autor, comenzó a finales del siglo XIX debido a que las consecuencias globales de las actividades humanas a partir de la revolución industrial comenzaron a ser claramente evidentes, convirtiéndose así en una fuerza geológica global (Sage, 2020; Steffen et al., 2011). El resultado de estos hechos supuso, y supone en la actualidad, un aumento de la huella que deja la humanidad en el medio ambiente, donde la extensión del suelo afectado por este cambio global se estima entre un 30 % y 50 % a nivel mundial (Vitousek et al., 1997). Otros estudios más recientes (Hooke et al., 2013) ya indican que se supera esa mitad de la superficie terrestre modificada por la actividad humana, pues se encuentra especialmente motivada por la expansión de la agricultura en todas sus formas, así como de la urbanización.

En el caso de los diferentes procesos de urbanización (expansión urbana, infraestructuras, industria, etc), junto con el estilo de vida que caracteriza a la población que en ella reside, están relacionados con el cambio global. La continua y elevada demanda de multitud de materias primas por parte de las grandes concentraciones de población a lo largo de todo el mundo convierten a estas áreas urbanas en uno de los factores que más afectan al entorno y ocasionan un enorme coste

medioambiental. Así, el impacto humano sobre los suelos surge, en gran medida, de la necesidad de satisfacer la demanda de una población creciente (Smith et al., 2016), no solo en cuanto a alimentación y materiales, sino también de vivienda e infraestructuras. Además, es de esperar que esta necesidad vaya en aumento: en 2018, el 55 % de la población mundial se concentraba en áreas urbanas, en contraposición del 30 % de 1950; sin embargo, se estima que para 2050 la proporción suba hasta el 68% (Naciones Unidas, 2019).

Por tanto, una mayor aglomeración de población implica una expansión de la urbanización, y con ella, un incremento en el consumo de suelo con el objetivo de dar respuesta a esta demanda residencial, de infraestructuras y de servicios, entre otras necesidades. En consecuencia, este hecho trae consigo un aumento de la ocupación del territorio (*land take*) y su artificialización, pero no solo mediante la densificación y la expansión de las ciudades, sino también por el desarrollo de construcciones dispersas en áreas rurales, favoreciendo en todo caso el sellado del suelo (Smith et al., 2016).

De esta forma, el sellado de suelo se sigue expandiendo en la actualidad y acarrea consigo sus consecuencias relativas al cambio global a todos los niveles. Desde una perspectiva local, las zonas urbanizadas o afectadas por este problema eliminan la capa más superficial del suelo, de origen natural, por otro tipo de materiales artificiales con distintas características a las iniciales (asfalto, metal, hormigón, plástico, etc.). Sin embargo, el sellado de suelo no afecta únicamente al propio suelo internamente, sino que sus efectos también repercuten hacia el exterior. El cubrimiento del suelo con compuestos artificiales implica una modificación de las condiciones locales de radiación y rugosidad superficial de la tierra (Chen et al., 2018; Zhang et al., 2010), lo que origina una alteración en los intercambios de calor con la atmósfera. Por lo general, esto supone un aumento notable de la temperatura debido a que el albedo, la emisividad y las propiedades térmicas de estos materiales son más elevadas que las naturales (Arnfield, 2003; Scalenghe & Marsan, 2009). Al mismo tiempo, a una escala regional, las zonas artificializadas acumulan inmensas cantidades de calor, el cual ha sido generado a nivel local, que ocasionan una alteración de la atmósfera procedente de dicho aumento de la temperatura, así como por la contaminación producida (Smith et al., 2016). Y por otra parte, su expansión provoca cambios importantes sobre la hidrología y la calidad del agua, tales como el aumento de la escorrentía y de sus picos de descarga, la eliminación de la capacidad de infiltración y recarga de acuíferos, la contaminación del agua, el incremento de la erosión o la intensificación de los problemas relacionados con el drenaje (Jacobson, 2011; McGrane, 2016; Shuster et al., 2005; Steffen et al., 2006), dando lugar a una mayor cantidad de población expuesta al riesgo de inundación (Miller & Hutchins, 2017).

Ante estas evidencias sobre los impactos y consecuencias del sellado de suelo, tanto a nivel local como regional, diferentes organismos han puesto de manifiesto la necesidad de abordar este problema mediante una legislación que ayude a controlar o minimizar sus efectos. Si bien el sellado de suelo, en cualquiera de sus denominaciones (soil sealing, imperviousness, land-take, urbanisation, etc.), es abordado desde diferentes perspectivas en todos los continentes, no son muchos los gobiernos que han desarrollado normativas al respecto, siendo Europa el continente donde se le está atribuyendo una mayor significancia a este hecho (Illán-Fernández et al., 2022). En el último informe publicado por la Agencia Europea del estado del Medio Ambiente (2020), así como en la resolución 2021/2548(RSP) del Parlamento Europeo (Unión Europea, 2021), sitúan a este hecho como uno de los principales causantes de la rápida degradación de suelos, no solo a nivel europeo, sino también a escala global. De hecho, el sellado antropogénico ha sido, en numerosas ocasiones, reconocido por la Unión Europea como una de las principales amenazas del suelo al evitar la correcta ejecución de sus funciones (EEA, 2010, 2012). Por este motivo, se incluyeron como objetivos estratégicos para el año 2030, relacionados con el sellado del suelo y sus consecuencias, los siguientes puntos: su acotamiento y limitación, la reducción de la erosión, la recuperación de suelos degradados y el reciclaje de emplazamientos sellados y abandonados frente al uso de aquellos no sellados. Todo ello con la finalidad de alcanzar una neutralidad en cuanto a consumo de suelo. Asimismo, con el propósito de minimizar los efectos originados por esta problemática y su expansión, la Unión Europea está implementando varios proyectos y herramientas que pueden colaborar a vigilar su evolución y localización.

Las principales fuentes de datos sobre suelo, a nivel europeo, provienen de los programas Corine Land Cover (CLC) y Copernicus. El primero de ellos es un proyecto que comienza en 1985 con la intención de crear una base de datos sobre la cobertura y uso del territorio en toda la Unión Europea (EEA, 1995). Desafortunadamente, su aplicación en trabajos de detalle no es posible, ya que adolece de la resolución necesaria pues, de acuerdo con su metodología, tan sólo se representan aquellas superficies que supongan un tamaño superior a 25 hectáreas. Por otro lado, Copernicus es un programa de la Unión Europea junto con la Agencia Espacial Europea para monitorizar el medio ambiente a escala global mediante observación satelital (Thépau et al., 2018), con una resolución de entre 10 y 60 metros. Las imágenes proporcionadas por Copernicus, siempre que se manejen debidamente para propuestas, como las de este trabajo, aportan la información suficiente como para superar las limitaciones del CLC.

Pese a la información que se puede obtener de dichas fuentes, la clasificación del sellado de suelo no es sencilla. Esto se debe, principalmente, a la irregularidad en el tamaño y localización de las

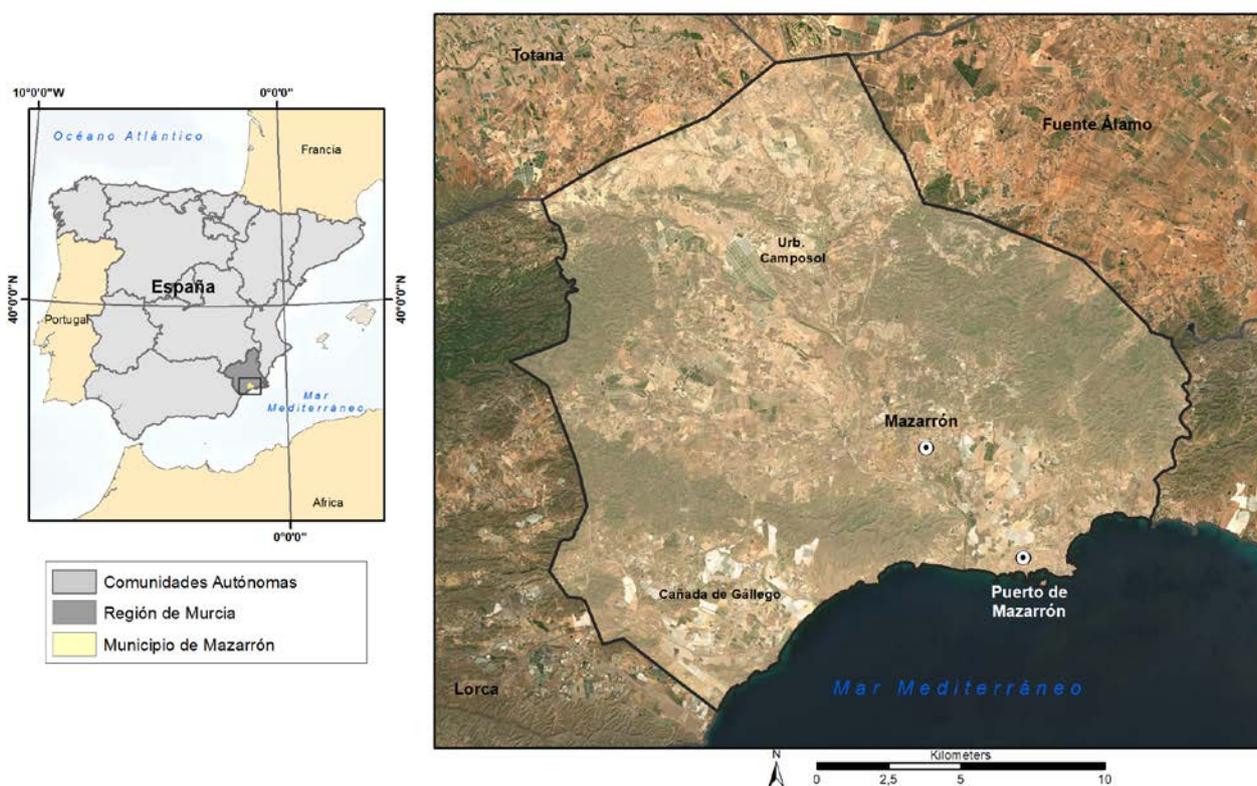
edificaciones, la variabilidad de materiales de construcción, intercaladas con otros usos como espacios verdes artificiales, o está condicionada por la resolución de la imagen a clasificar, entre otras (García & Pérez, 2016). La suma de todas estas variables influirá finalmente en una mayor o menor precisión en la asignación de la clase a la que realmente pertenece. Además, el propio procedimiento de clasificación puede acarrear errores o limitaciones en función de la resolución de la imagen empleada, de las bandas disponibles o del propio método clasificador elegido.

Teniendo todo lo anterior en cuenta, el objetivo principal de este estudio es cuantificar la superficie sellada en el municipio de Mazarrón mediante Tecnologías de Información Geográfica (TIG), así como establecer una diferenciación entre las distintas superficies sellantes. Para ello, se empleó un método que pueda ser aplicable con posterioridad a zonas circundantes o con características similares con el fin de diferenciar la superficie sellada y no sellada. Con este propósito, se aplicaron técnicas de clasificación de imágenes de satélite para distinguir las diferentes cubiertas escogidas con una precisión tolerable. Además, se realizó una comparación con los resultados del CLC de 2018 (último disponible hasta la fecha) para conocer hasta qué punto la catalogación de las coberturas llevada a cabo por el programa europeo es lo suficientemente realista para nuestra área de investigación.

2 Área de estudio

Como área de estudio se escogió el municipio de Mazarrón, situado en la costa mediterránea de la Región de Murcia, España (Figura 1). La elección se ha visto motivada por varias razones: poseer una extensión relativamente grande (318,7 Km²), tener una notable variedad de usos y coberturas del suelo tanto naturales como artificiales, así como haber experimentado, durante las últimas décadas, un elevado desarrollo tanto a nivel urbanístico (de primera y segunda residencia), como turístico y agrícola. Las particularidades climáticas de la zona igualmente influyeron para su selección, ya que posee características propias del clima mediterráneo semiárido (BSh y BWh según la clasificación climática de Köppen). Este hecho facilita la obtención de imágenes de satélite con baja o nula cobertura nubosa en casi cualquier época del año, pues se produce un predominio en el número de días despejados, con registros superiores a las 2800 horas de sol anuales.

Figura 1. Área de estudio. Municipio de Mazarrón



Fuente: elaboración propia

Estas peculiaridades climáticas también han contribuido a su economía: su especialización como destino turístico, generalmente para aquel procedente del centro y norte de Europa y, a su vez, como importante polo agrícola llevó asociado un aumento de población en un periodo corto de tiempo, desde los 18 800 habitantes censados en el año 2000 a los 35 200 habitantes en 2009. Actualmente, su población se acerca a las 33 000 personas, de las cuales el 37 % se corresponde con población extranjera (el 20% de origen europeo y el 13 % de origen africano), según datos proporcionados por el Instituto Nacional de Estadística (INE). Junto a la población empadronada, hay que tener en consideración a la población flotante, es decir, aquella que se encuentra en el municipio de forma temporal o permanente sin estar oficialmente inscritas en el censo, pues la cifra total de personas que se haya en el municipio puede superar las 100 000 durante los meses de verano. A causa de este aumento en el número de habitantes censados, así como de la elevada demanda de viviendas vacacionales, se produjo un crecimiento de las coberturas artificiales (urbanizaciones, complejos residenciales turísticos y nuevas infraestructuras), impermeabilizando los suelos. Al mismo tiempo, todo ello influenciado por la burbuja inmobiliaria experimentada durante la primera década del siglo XXI en España, y más concretamente en la costa mediterránea (Romero Díaz et al., 2017). En este sentido, la construcción de vías de comunicación (AP-7 y RM-3), campos

de golf asociados a nuevas urbanizaciones o el empleo de plásticos para producción hortofrutícola de regadío en invernaderos ha tenido como resultado una gran transformación del entorno natural en una zona que tradicionalmente se había dedicado a la agricultura de secano (Ibarra Marinas et al., 2017). De hecho, según el estudio de estos autores, la mutación de cultivo de secano hacia un sector agrícola dominado por el regadío, propiciado por una rentabilidad comercial de este último, ha multiplicado por 8 su superficie total durante el periodo 1956–2013 en el entorno del municipio, mientras que el cubrimiento de los cultivos mediante plásticos ha sextuplicado su superficie entre 1981 y 2013.

En definitiva, se han producido una serie de cambios que han dado lugar a una modificación de los usos y coberturas del suelo, provocando así una degradación de los mismos, ya sea física (sellado, compactación, erosión), química (pérdida de materia orgánica, contaminación) o biológica (hábitats, biodiversidad). Por ello, el interés de esta área de estudio radica en las posibles consecuencias de esta transformación de las cubiertas naturales por otras artificiales en un municipio turístico y agrícola como este, pues esta artificialización del suelo deriva en un incremento de las escorrentías sobre estas nuevas superficies impermeabilizantes. La ocupación y modificación de los cauces o ramblas, donde la red de drenaje puede no estar completamente organizada (Camarasa & Tildford, 2002), tal y como ocurre en regiones mediterráneas, resulta en un aumento del riesgo de inundación motivado por la supresión de una de las funciones principales de estas corrientes efímeras, la evacuación de la escorrentía. Y junto con este hecho, se produce una acentuación de la exposición para la población ante este riesgo, por lo que la monitorización del sellado de suelo es necesaria como medida para conocer las posibles consecuencias ante estas situaciones.

3 Metodología

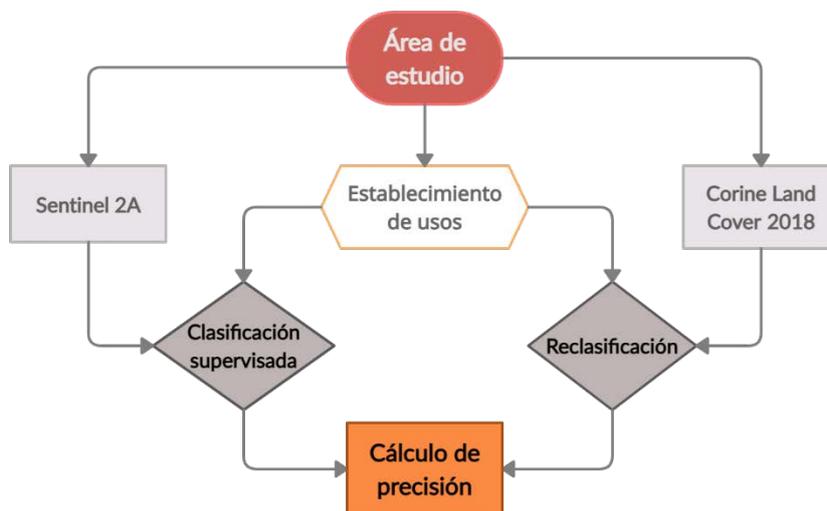
Para llevar a cabo este análisis, se siguió el esquema de trabajo representado en la Figura 2, dividiéndose la metodología en tres fases:

1. Obtención de datos: compilación de información sobre el área de estudio, adquisición de imágenes de satélite Sentinel, descarga del CLC 2018 y establecimiento de los usos del suelo a obtener.
2. Clasificación de usos del suelo: para la imagen Sentinel 2A, se ejecutó un *pansharpening* de bandas, una clasificación supervisada mediante la técnica de máxima verosimilitud y un post-

procesamiento de la imagen clasificada. Para el CLC 2018, se procedió a su reclasificación con los nuevos usos establecidos.

3. Cálculo y evaluación de la precisión: establecimiento de puntos de control mediante un muestreo estratificado, análisis de la tabla de datos y cálculo de precisión.

Figura 2. Flujo de trabajo



Fuente: elaboración propia

3.1 Obtención de datos

Se adquirieron las imágenes del satélite Sentinel-2 (2A) disponibles a través del centro de descargas del programa Copernicus (Copernicus Open Access Hub) y se distinguieron, en un primer momento, aquellas con una cobertura nubosa inferior al 10 %. La utilización de este satélite se debe por diversos motivos: la disponibilidad de imágenes periódicas sobre una misma zona, con una resolución temporal de 10 días, o 5 días en conjunto con el satélite Sentinel-2B (2A desde 2015 y 2B a partir de 2017), y su tamaño de píxel (10–60m), una resolución más que aceptable aplicando técnicas de *pansharpening* a cualquiera de sus 13 bandas con menor resolución espacial. El *pansharpening* es una técnica de fusión a nivel de píxel que se utiliza para aumentar la resolución espacial de la imagen multiespectral manteniendo simultáneamente su información espectral (Amor et al., 2011; Loncan et al., 2015). La imagen seleccionada posee el nivel 2A, la cual puede ser utilizada directamente pues se encuentra ortorectificada y corregida atmosféricamente (European Space Agency, 2015), siendo tomada el 30 de mayo de 2020 a las 13:42:11 horas. La fecha escogida está motivada por varias razones: la primera, porque se trata de un momento del año en el que existe una alta probabilidad de encontrar días completamente despejados a lo largo de todo el área de estudio, pues es frecuente la existencia de niebla en la zona costera a principios de

primavera así como nubosidad costera en verano; y la segunda, por ser la época donde una alta proporción de la cosecha agrícola ya ha sido plantada y se encuentra en fase de crecimiento, evitando de esta forma posibles confusiones entre los usos catalogados como cultivo o suelo desnudo.

A su vez, se obtuvieron los datos del programa CLC del año 2018, el último disponible, en formato *shapefile*. Se trata de un programa desarrollado por la Agencia Europea del Medio Ambiente, donde mediante fotointerpretación, se establece una base de datos de las distintas coberturas del suelo en Europa (Bossard et al., 2000; EEA, 2021). Es conveniente destacar que, a pesar de la disponibilidad del Sistema de Ocupación del Suelo de España (SIOSE) en el área de estudio, su uso ha sido descartado. Los datos proporcionados por el SIOSE proceden del satélite SPOT-5, el cual no es accesible de forma gratuita. Sin embargo, el CLC se basa en imágenes Landsat y Spot (hasta 2016) y Sentinel (a partir de 2018), siendo estas imágenes de acceso abierto y, por tanto, óptimas para realizar la comparación entre distintas clasificaciones.

Una vez obtenidas las fuentes de datos, tanto la imagen de satélite como el CLC son delimitados por el área de estudio. Finalmente, se constituye un listado de las distintas coberturas o usos que se pretenden distinguir en la clasificación (Tabla 1):

Tabla 1. Usos establecidos y su correspondencia con el Corine Land Cover 2018

	Uso establecido	Códigos CLC 2018
1	Urbano	111, 112, 121, 123, 124, 132, 133, 142
2	Carreteras	122
3	Agua	411, 412, 421, 422, 423, 511, 512, 521, 523
4	Invernaderos	Inexistente
5	Cultivos	21, 22, 23, 24
6	Suelo desnudo	211, 331, 332, 334
7	Paneles solares	Inexistente
8	Campos de Golf	Inexistente
9	Matorral	321, 322, 323, 324
10	Vegetación dispersa	312, 333
11	Minería	131

Fuente: elaboración propia

Pese a que el estudio se centra en la detección de los suelos sellados, se incluyó el resto de usos con el objeto de conocer aquellos que ocasionan mayor confusión en su asignación y facilitar su posterior comparación con los datos proporcionados por el CLC. Así, ya definidos los usos a considerar, la información del CLC es convertida a formato ráster con un píxel de 10 metros, al igual que las imágenes de satélite, y se procede a su reclasificación según aparece en la Tabla 1. Los usos 4, 7 y 8 no existen en el CLC, lo que indica que han sido incluidos en otras coberturas: invernaderos como zonas de cultivo o suelo desnudo, paneles solares como suelo desnudo y campos de golf como urbano. Sin embargo, creemos que es interesante su distinción entre el resto, principalmente el de invernaderos. El incremento de su uso motivado por el desarrollo agrícola de la zona, además de su capacidad impermeabilizante hacen necesaria la diferenciación, por lo que se procedió a su inclusión.

3.2 Clasificación de usos del suelo

Previamente a la clasificación de usos del suelo, se ejecutó un proceso de *pansharpening* para que todas las bandas tuvieran un tamaño de píxel de 10 metros. Pese a que el Sentinel 2A no posee banda pancromática para hacer dicho procedimiento, la banda 8 fue utilizada como tal (Gašparovič & Jogun, 2018). Con posterioridad, se efectuó una selección de puntos para el entrenamiento, acorde a cada una de las 11 clases establecidas, mediante polígonos que incluyen varios píxeles de la misma cobertura.

Para ello, mediante fotointerpretación de la propia imagen Sentinel y la comprobación a través de otras fuentes con mejor resolución espacial (PNOA, Google Earth), se escogieron los píxeles de referencia como muestra de cada una de las clases. Durante este proceso, se extrajeron las firmas espectrales de cada uno de los puntos y se procedió a su clasificación de forma supervisada mediante ArcGIS 10.8 y el método Maximum Likelihood Classification (MLC) o clasificación de máxima verosimilitud. El algoritmo utilizado por esta herramienta se basa en el teorema de la toma de decisiones de Bayes, donde los píxeles de cada clase se distribuyen normalmente. Por tanto, asumiendo dicha distribución normal, la probabilidad estadística de cada clase determinará la pertenencia de cada píxel a una clase concreta (Srivastava et al., 2012). Con ese fin, y mediante los puntos de entrenamiento, a cada píxel se le asignará una clase a la que pertenezca con una mayor probabilidad (Erener, 2013). A este respecto, dicho entrenamiento se estableció mediante un muestreo estratificado de puntos, pues es comúnmente empleado para estimar, de forma exacta, la precisión de las distintas clases establecidas (Stehman, 2009). Comúnmente, se considera que el muestreo aleatorio simple genera resultados óptimos para la mayoría de las situaciones y, al mismo

tiempo, con un sesgo bajo; sin embargo, plantea inconvenientes en situaciones donde las coberturas a distinguir no son lo suficientemente amplias, como pueden ser vías de comunicación o estructuras y edificaciones aisladas (Congalton, 1988) teniendo en cuenta el tamaño de píxel empleado. Por este motivo, se cree más conveniente para el objetivo de este estudio el empleo del muestreo estratificado. Aunque la estimación de la precisión puede resultar en una mayor complejidad, mediante la estratificación se garantiza un tamaño de muestra mínimo para cada clase (Radoux et al., 2011), independientemente de su tamaño.

No obstante, a pesar de lo anteriormente señalado, la imagen clasificada resultante presenta píxeles aislados que fueron catalogados erróneamente, pues se encuentran rodeados completamente por un solo tipo de cobertura. Para eliminar este ruido, se ejecutó un post procesamiento de la clasificación con el objetivo de descartar tales valores claramente ficticios y, a su vez, suavizar los bordes de las distintas clases. Una vez ejecutado, se procedió a la rasterización del CLC 2018 y su reclasificación con los usos establecidos en la Tabla 1. De esta forma, se obtuvo la imagen Sentinel clasificada y, a su vez, una versión óptima de los datos del CLC con la que comparar los resultados logrados.

3.3 Cálculo y evaluación de la precisión

Finalmente, se procedió a calcular la precisión del estudio. Normalmente, este procedimiento se consigue mediante la evaluación de la concordancia entre las clases obtenidas de la clasificación de una imagen y lo observado en la realidad (Choudhury et al., 2019; Foody, 2005; Rwanga & Ndambuki, 2017). Así pues, un resultado en torno al 85% o superior es el usualmente aceptado como necesario para asegurar un mínimo de precisión (Foody, 2002; Thomlinson et al., 1999; Wickham et al., 2017; Stehman & Foody, 2019).

En definitiva, se trata del apartado, probablemente, más relevante del estudio, puesto que es aquí donde se comprueba la eficacia de la metodología empleada. Por consiguiente, y al igual que con los puntos de entrenamiento, se establecen otros para su control donde las coberturas sean claramente identificables mediante fotointerpretación. En total, se seleccionaron 436 puntos de control para la validación final de la imagen clasificada, en base a un nivel de confianza del 95 % y un error asumible del 5%. Es de remarcar que no se deben utilizar los mismos puntos de entrenamiento como puntos de referencia, ya que puede acarrear inconvenientes. Sus ubicaciones han de ser totalmente independientes para poder calcular posteriormente la precisión, pues sino proporcionarían una medida viciada e irreal. Al igual que en la selección de los puntos de

entrenamiento, los de control se escogieron mediante un muestreo estratificado aleatorio por cada clase cotejando imágenes aéreas.

Una vez realizado este paso se elaboró, tanto para la imagen clasificada como para el CLC 2018, la matriz de confusión, pues se trata del método comúnmente más aceptado para evaluar la precisión de los mapas temáticos. Esta consiste en una tabulación cruzada que contrapone los datos obtenidos en la clasificación con los valores reales (Borràs et al., 2017; Hunsaker et al., 2001), por lo que resume los resultados clave y la precisión de la clasificación realizada (Olofsson et al., 2014). En nuestro caso, y a partir de los datos alcanzados en dicha matriz de confusión, se ejecutaron algunas de las métricas (Tabla 2) empleadas por Congalton (1991), Sánchez Muñoz (2016) o Rwanga y Ndambuki (2017) con el fin de analizar la matriz: precisión general, precisión del productor, precisión del usuario y coeficiente kappa.

Tabla 2. Métricas para la evaluación de la precisión

Métrica	Fórmula	Descripción
Precisión general (overall accuracy)	$\frac{\sum_{i=1}^x n_{ii}}{N}$	Relación entre todos los píxeles clasificados correctamente y la suma de todos los píxeles, sin tener en cuenta los errores de omisión y comisión. Su cálculo es fundamental, puesto que indica qué proporción del mapa obtenido en la clasificación es correcto.
Precisión del productor (producer's accuracy)	$\frac{n_{ii}}{n_{+i}}$	Relación entre los píxeles clasificados correctamente de una clase determinada con respecto a todos los píxeles de los puntos de control de dicha clase (total de la columna). Su complemento es el error de omisión, es decir, aquellos píxeles correspondientes a una clase concreta pero que no han sido excluidos al no ser clasificados como tal.
Precisión del usuario (user's accuracy)	$\frac{n_{ii}}{n_{i+}}$	Relación entre los píxeles clasificados correctamente de una clase determinada con respecto a todos los píxeles clasificados como dicha clase (total de la fila). Su complemento es el error de comisión, píxeles clasificados incorrectamente como una clase pero que realmente corresponden a otra.
Coeficiente Kappa	$\frac{N \sum_{i=1}^x n_{ii} - \sum_{i=1}^x (n_{i+} n_{+i})}{N^2 - \sum_{i=1}^x (n_{i+} n_{+i})}$	Es utilizado para conocer la proporción de acuerdo alcanzado más allá del azar respecto al máximo acuerdo posible. Se emplea para obtener la efectividad de un clasificador mediante un indicador entre -1 y 1. Un valor igual a 1 significaría una perfecta concordancia entre lo clasificado y la realidad, mientras que un índice de 0 indicaría que lo obtenido sería lo esperado fruto del azar. Si la cifra es negativa, supondría que la clasificación es menos precisa de lo esperado por una casualidad (Viera y Garrett, 2005, van Vliet et al., 2011). En este caso, sí se tienen en cuenta los errores de omisión y comisión.

Fuente: elaboración propia

Donde:

x = número de filas en la matriz

n_{ii} = número de píxeles clasificados correctamente en la fila i y columna i

n_{i+} = número de píxeles en la fila i

n_{+i} = número de píxeles en la columna i

N = número total de píxeles de la matriz

Con el fin de alcanzar una clasificación lo más ajustada a la realidad posible, y a pesar de las técnicas empleadas, es necesario remarcar que lo que se obtiene no es la realidad, aunque la precisión final sea elevada. La "verdad del suelo", tal y como denomina Stehman (2009) a este hecho, es casi inalcanzable, es decir, la coincidencia total de una clasificación con respecto a las coberturas reales existentes es prácticamente imposible. Así, pese a que generalmente se acepta que la "verdad del suelo" de cualquier clasificación es correcta por la dificultad en su consecución, también se admite que nunca será íntegramente exacta. Esto es debido, fundamentalmente, a las diferencias entre el momento de adquisición de las imágenes de satélite, las inconsistencias en la asignación de coberturas, así como otros factores de carácter humano (Congalton, 1991).

Un muestreo estadístico como el que se aplica en este trabajo es fundamental para el cálculo de la precisión, con el propósito básico de lograr una descripción cuantitativa de la fidelidad del mapa que se va a obtener con respecto a la realidad. Igualmente, es necesario aclarar que no existe un método concreto ni más adecuado para hacer esta evaluación, ya que se parte de que es casi imposible una precisión completa (Strahler et al., 2006). Por este motivo, lo más apropiado sería enfocarse en la obtención de una mayor precisión sobre las características que más se quiera conocer (Lark, 1995), en este caso, la exactitud en la detección de aquellas coberturas catalogadas como sellantes. Para ello, se consideraron como tales superficies las siguientes: edificaciones (suelo urbano, industrial, etc.), vías de comunicación e invernaderos. La relevancia de la distinción de usos como éste último se debe, por un lado, a que representan una característica indiscutible del área de estudio. Pero no solo esta razón ha influido en su distinción, sino que, al mismo tiempo, su proliferación en las últimas décadas, expandiéndose espacialmente por todo el arco mediterráneo, y principalmente en el sureste peninsular, resulta en una nueva barrera artificial para las funciones propias del suelo. En definitiva, el empleo de invernaderos y otras superficies plásticas por parte del sector agrícola en el área comprendida desde el municipio de Mazarrón hasta el Poniente almeriense representan alrededor del 65 % de este método de cultivo (Sánchez-Picón et al., 2011), por lo que se hace necesaria su identificación.

Finalmente, junto con la obtención de la precisión, se ha realizado un test de Chi-Cuadrado de Pearson (χ^2) con el objetivo de comparar los resultados de ambas clasificaciones y conocer si sus diferencias son estadísticamente significativas (Curtis & Youngquist, 2013). Para este estudio, en el que la hipótesis nula (H_0) mostraría la obtención de una extensión similar para cada cobertura independientemente de la clasificación, se ejecuta el test en dos ocasiones: en primer lugar, para todas las coberturas y posteriormente solo para aquellas consideradas como sellantes.

4 Resultados

La clasificación supervisada llevada a cabo considera y distingue los usos recogidos en la Tabla 1. Teniendo estos en cuenta, en la Tabla 3 se indica el número de píxeles de entrenamiento que fueron empleados para cada uso y que son necesarios, como paso previo inicial, para el proceso de clasificación de las imágenes. Estas muestras fueron seleccionadas en entornos con una cobertura lo más homogénea posible a fin de poder facilitar la asignación de cada píxel al tipo de cobertura a la que realmente pertenece y evitar, de esta forma, la interferencia de distintas coberturas en un mismo píxel. El suelo desnudo junto con los invernaderos presenta el mayor número de píxeles, pues las características del suelo y el material plástico son los que mayor confusión generaban.

Tabla 3. Píxeles de entrenamiento por tipo de cobertura

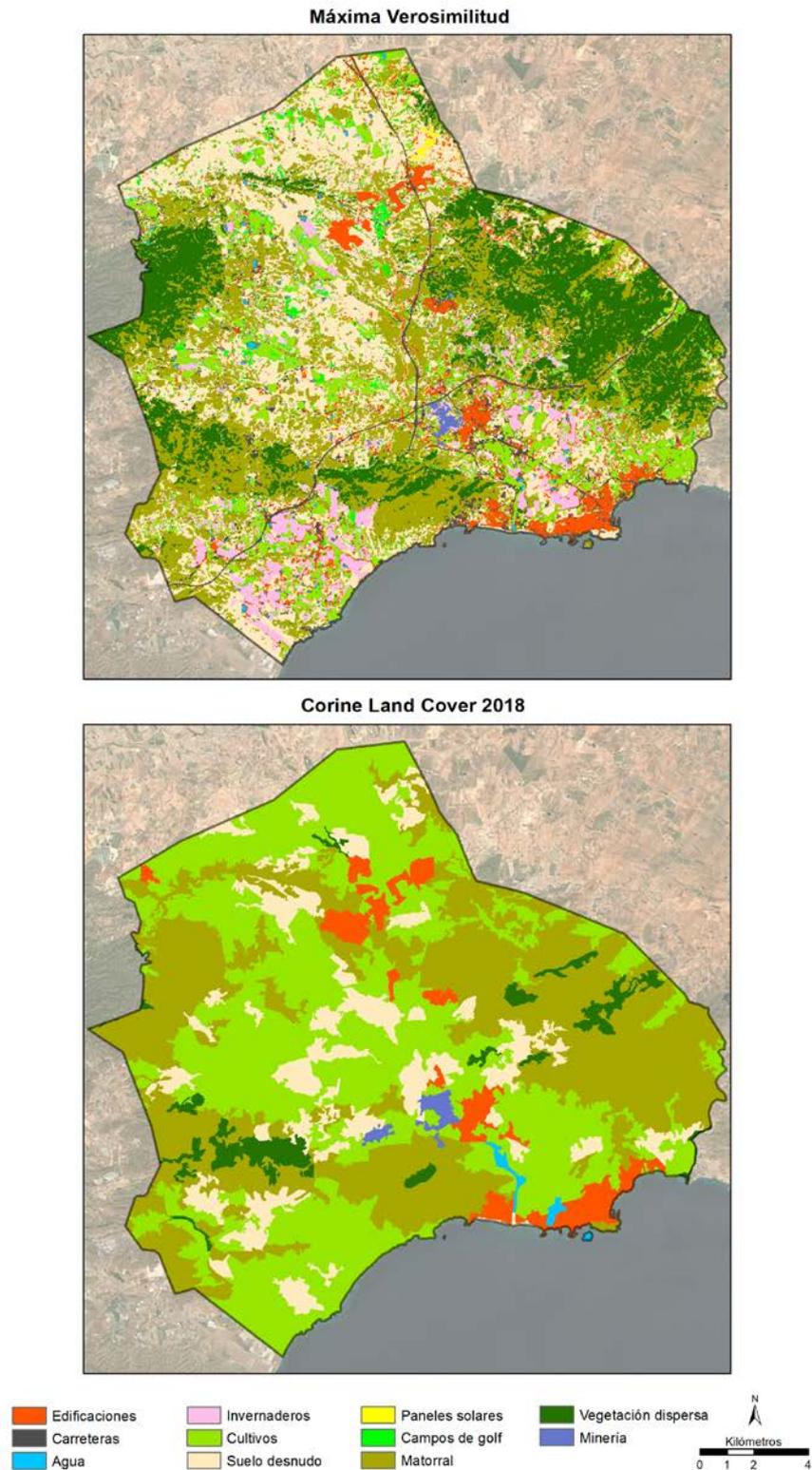
ID	Class Name	Value	Color	Count
1	Edificaciones	1		2289
2	Carreteras	2		291
3	Agua	3		886
4	Invernaderos	4		4480
5	Cultivos	5		2893
6	Suelo desnudo	6		8648
7	Paneles solares	7		341
8	Campos de golf	8		205
9	Matorral	9		1565
10	Vegetación dispersa	10		630
11	Minería	11		804

Fuente: elaboración propia

En la Figura 3 se representa la clasificación finalmente obtenida de la imagen de Sentinel (izquierda) y la nueva catalogación de usos del CLC 2018 de elaboración propia (derecha) a partir de la Tabla 1. A simple vista, se aprecian variaciones evidentes en cuanto a los dos tipos de

clasificación. Si bien es cierto que errores fruto de las limitaciones del CLC eran esperables, existen áreas con una mayor variedad de usos donde el CLC manifiesta una notoria ausencia de detalle.

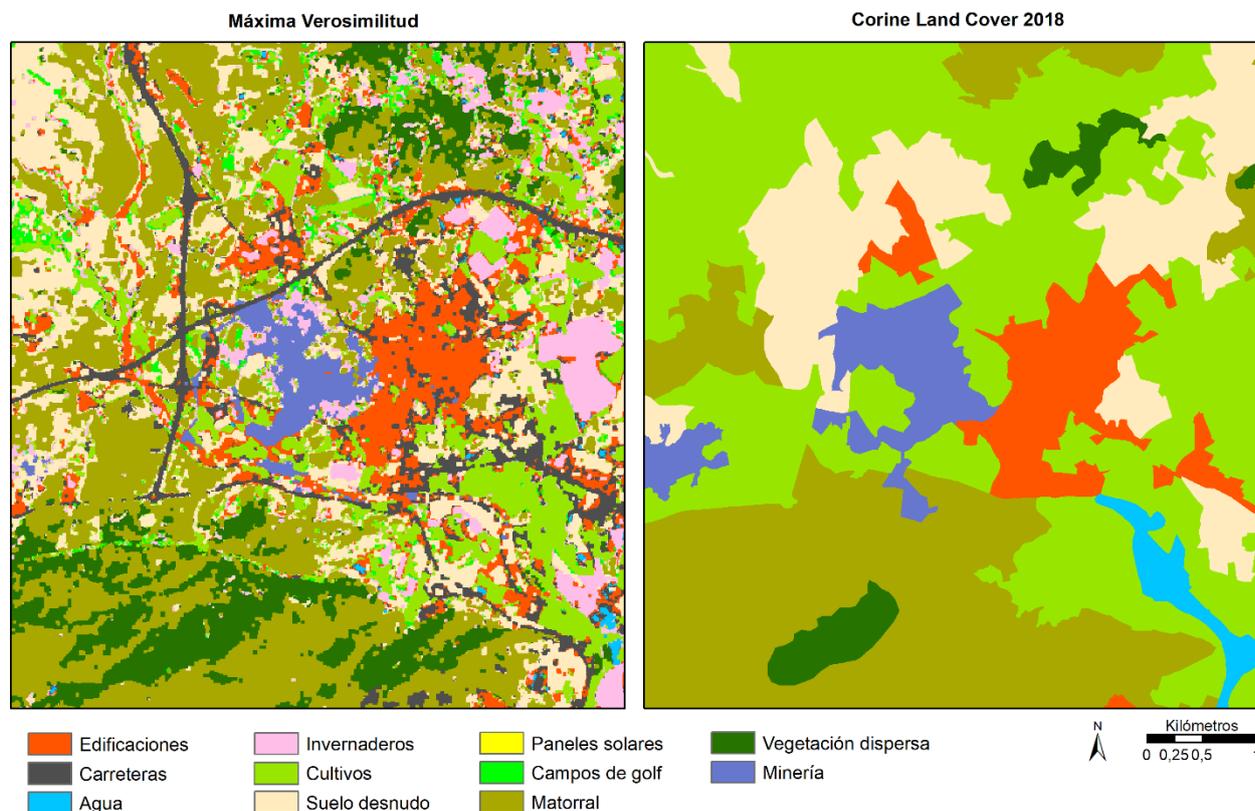
Figura 3. Clasificación supervisada MLC de Sentinel 2 (arriba) y CLC 2018 (abajo)



Fuente: elaboración propia

Al observar detalladamente en el ejemplo del casco urbano principal de Mazarrón (Figura 4), las diferencias entre las dos clasificaciones son manifiestas.

Figura 4. Ejemplo de diferencias entre clasificaciones
MLC (izquierda) y CLC 2018 (derecha)



Fuente: elaboración propia

En el caso del CLC 2018, el área ocupada por edificaciones o la antigua actividad minera se encuentran relativamente bien definidas en comparación con la obtenida a partir de la imagen Sentinel. Sin embargo, pese a que el CLC muestra una información bastante aproximada a la clasificación alcanzada, la diversidad de coberturas no se halla fielmente representada. Para el ejemplo de la Figura 4, existen variaciones considerables según el uso: las áreas de cultivo, las láminas de agua o el suelo desnudo se encuentran sobreestimadas en el CLC 2018 mientras que el suelo urbanizado o las vías de comunicación están subestimadas. La situación de este último tipo de cobertura es especialmente relevante, pues se trata de un uso que sí existe en el registro de clases del CLC pero que, al menos para este caso de estudio, no ha sido representado en ningún momento. Es decir, pese a la expansión de las infraestructuras viarias (según datos del Ministerio de Fomento, la extensión solamente de las vías de alta capacidad se ha incrementado un 232 % desde 1990 hasta 2018, pasando de 4693 a 15 533 kilómetros), éstas no se encuentran reflejadas en esta área por el CLC, pese a que sí tiene un código asignado, el 122. Otros usos, como el suelo

desnudo o áreas de matorral no se han considerado relevantes para comparar, puesto que es posible que, en función de la época del año, estas coberturas varíen y parte de las diferencias se deban a esta causa.

Estudios como los de Barreira González et al. (2012) o de Díaz-Pacheco y Gutiérrez (2014) remarcan estas debilidades y limitaciones del CLC. Ambos análisis coinciden en que las superficies artificiales son identificadas de forma generalmente correcta por el CLC, siempre y cuando estas coberturas tengan una extensión lo suficientemente grande, aunque evidencian cierta subestimación si se encuentran de forma aislada o poco compacta. De hecho, este último trabajo considera que es recomendable ser cauteloso con la utilización de la información procedente del CLC si el objetivo es el de analizar los usos urbanos y sus dinámicas.

Con el propósito de conocer la fiabilidad de la clasificación conseguida, se confeccionó la matriz de confusión (Tabla 4). En ella, las columnas indican las clases a las que pertenecen los píxeles, basándose en una observación mediante fotointerpretación, a la vez que en las filas aparecen las clases que han sido asignadas a cada uno de los píxeles por el clasificador. La diagonal central de la matriz representa, por tanto, las clasificaciones realizadas de forma acertada. Por otro lado, aquellos usos que no se encuentran catalogados en la cobertura apropiada no se ubican en dicha diagonal y, por ende, advierte de la existencia de algún tipo de discrepancia o confusión entre las diferentes clases al realizar la asignación durante la clasificación. De esta forma, los datos que se localizan por encima de dicha diagonal serían los conocidos como errores de comisión, mientras que los que se sitúan por debajo serían los errores de omisión.

La precisión, así como el resto de estadísticas calculadas, se ha estimado a partir de los puntos de validación establecidos y de la matriz de confusión de la clasificación MLC. Sobre la base de esta matriz, ha sido posible obtener la precisión general del mapa de coberturas mediante la división entre los puntos correctos y el total de puntos, así como el coeficiente Kappa:

$$\text{Precisión general: } \frac{389}{436} = 89,22 \%$$

$$\text{Coeficiente Kappa: } \frac{(436 \times 389) - 29071}{436^2 - 29071} = 0,8727$$

Tabla 4. Matriz de confusión de los usos establecidos en la clasificación MLC

Clases	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
1 Urbano	123	0	0	1	0	10	0	0	0	0	0
2 Carreteras	0	19	0	0	0	0	0	0	0	0	0
3 Agua	0	0	13	0	0	0	0	0	0	0	0
4 Invernaderos	0	0	0	40	0	3	0	0	0	0	0
5 Cultivos	0	0	0	0	37	0	0	1	0	0	0
6 Suelo desnudo	0	0	0	3	0	38	0	0	11	0	0
7 Paneles solares	0	0	0	0	0	0	15	0	0	0	0
8 Campos de Golf	0	0	0	0	0	1	0	12	0	0	0
9 Matorral	0	0	0	0	0	4	0	0	48	0	0
10 Vegetación dispersa	0	0	0	0	1	0	0	0	6	35	0
11 Minería	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	9

Fuente: elaboración propia

La precisión general alcanzada de la imagen clasificada es del 89,2%. Pese a que no se ha establecido explícitamente un valor concreto como objetivo a alcanzar en cuanto a precisión, la cifra que más ampliamente se ha venido utilizando para los mapas temáticos es aquella superior al 85%, siendo este el porcentaje a conseguir para su aceptación (Foody, 2008). Así pues, al superar en este caso dicho límite, se puede considerar la clasificación obtenida como precisa. A su vez, el coeficiente Kappa arroja un valor de 0,87. Estos resultados de precisión y Kappa revelan, por un lado, que existe una buena relación entre el número de píxeles correctamente clasificados sobre el número total de píxeles. Y por otro, en base a la escala realizada por Landis y Koch (1977), que se trata de una clasificación "casi perfecta", ya que supera el valor de 0,8 de Kappa. Junto a estas métricas generales, se han obtenido el resto de índices (donde 1 representa el 100%) necesarios para comprobar la precisión conseguida por cada clase (Tabla 5), a fin de conocer cómo de exacta es la clasificación según el tipo de clase asignada.

Tabla 5. Índices según usos de la clasificación MLC

Clases	PU	EC	PP	EO
1 Urbano	0,92	0,08	1,00	0,00
2 Carreteras	1,00	0,00	1,00	0,00
3 Agua	1,00	0,00	1,00	0,00
4 Invernaderos	0,93	0,07	0,80	0,20
5 Cultivos	0,84	0,16	0,97	0,03
6 Suelo desnudo	0,73	0,27	0,68	0,32
7 Paneles solares	1,00	0,00	1,00	0,00
8 Campos de Golf	0,92	0,08	0,92	0,08
9 Matorral	0,92	0,08	0,74	0,26
10 Vegetación dispersa	0,83	0,17	1,00	0,00
11 Minería	1,00	0,00	1,00	0,00

Leyenda: PU = precisión del usuario; EC = error de comisión; PP = precisión del productor; EO = error de omisión

Fuente: elaboración propia

Así, pese a que la precisión general es del 89 %, una gran parte de las coberturas presentan una precisión superior al 90 % (Tabla 5). La media de la precisión del usuario se sitúa en el 91,7 %, variando entre el 73 % y el 100 %, mientras que la media de la precisión del productor es del 91,9 %, moviéndose entre el 68 % y el 100 %. Son numerosas las coberturas en las que su identificación es plena, como son las carreteras, láminas de agua, paneles solares o la actividad minera. Esto no quiere decir que, por ejemplo, se detecte cada una de las vías de comunicación existentes en toda el área de estudio, sino que los píxeles catalogados como tal realmente pertenecen a dicha clase. Por tanto, es probable que, al igual que ocurre en el resto de coberturas, estas no hayan sido detectadas, principalmente debido al tamaño del píxel empleado. En este sentido, es inevitable enfatizar que, a pesar de conseguir una relativamente correcta detección de esta clase de usos, el área total de cada uno de ellos puede igualmente estar infrarrepresentada.

Sin embargo, aunque se haya logrado una precisión adecuada según los estándares (Anderson, 1976; Araya & Cabral, 2010; Choudhury et al., 2019), sí se han producido ciertos errores de

consideración en la detección de algunas coberturas. Por un lado, están aquellos píxeles ubicados, mayoritariamente, en los bordes de las áreas donde coexisten una gran variedad de clases, y donde los fallos son debidos a la existencia de píxeles mixtos o al relativo parecido de sus valores. Conjuntamente, el tamaño del píxel juega un papel fundamental, pues una mayor o menor resolución de la imagen contribuye en la capacidad de evitar la mezcla de dichos valores. Este último caso es especialmente notorio en lugares con una elevada diversidad de usos: por ejemplo, la cobertura clasificada como suelo desnudo fue la que menor exactitud obtuvo (PU: 0,68, PP: 0,73), debido a la falta de distinción de esta clase con otras como la de matorral o urbano. Esto significa que ciertos píxeles de dicho tipo de cobertura fueron omitidos de esa clase y fueron incluidos erróneamente en otra. En este caso, viene originado por la alta reflectancia de áreas urbanas y suelos sin vegetación, que tiene como resultado su confusión, tal como indican algunos autores (Rodríguez-Galiano & Chica-Olmo, 2012; Rodríguez-Galiano & Chica-Rivas, 2014).

Sin embargo, el error de comisión es más bajo en aquellas coberturas que más interesan en este estudio, como son el urbano, carreteras o invernaderos, es decir, su confusión con otras clases fue más escasa en comparación con el resto de usos analizados. Además, los bajos índices de error de omisión reflejan que estas clases han sido bien detectadas. De esta forma, si se seleccionan exclusivamente las superficies definidas como sellantes, la precisión del usuario y del productor arrojan cifras de 93 % y 95 %, respectivamente, lo que muestra una alta probabilidad de que estas coberturas hayan sido adecuadamente asignadas a las categorías a las que realmente pertenecen.

No obstante, tras la obtención de la precisión de la clasificación, lo interesante resulta de analizar el CLC 2018, pues es este proyecto el referente de la UE con respecto a la información temática de las distintas coberturas y usos del suelo. Al realizar la matriz de confusión a su reclasificación, y aplicando los mismos puntos de control previamente empleados, el resultado (Tabla 6) en este caso difiere notablemente con respecto a lo obtenido en la clasificación de la imagen Sentinel 2A.

Tabla 6. Matriz de confusión del Corine Land Cover 2018

Clases	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
1 Urbano	123	0	0	0	0	5	0	13	0	0	0
2 Carreteras	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
3 Agua	0	1	0	0	0	3	0	0	0	0	0
4 Invernaderos	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
5 Cultivos	0	7	9	47	31	12	14	0	14	0	2
6 Suelo desnudo	0	7	0	3	6	18	0	0	8	0	0
7 Paneles solares	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
8 Campos de Golf	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
9 Matorral	0	4	4	0	0	3	1	0	41	28	1
10 Vegetación dispersa	0	0	0	0	0	0	0	0	0	7	0
11 Minería	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	6

Fuente: elaboración propia

Cuando se calcula la precisión y el coeficiente Kappa, los resultados ya indican que su fiabilidad, a nivel local como es este estudio, está bastante condicionada. La precisión obtenida es de un 54,07 %, mientras que el Kappa se sitúa en 0,4469. Estos datos demuestran que, pese a que en numerosas ocasiones sí se ajustan relativamente bien a la realidad, como es el caso de urbano o matorral, no parece que sea una fuente de información suficientemente precisa para esta mostrar la “verdad del suelo”. Igualmente, la obtención de una cifra poco elevada de Kappa, más cercana a 0 que a 1, revela que la concordancia de la clasificación del CLC 2018 con respecto a la realidad observada, según Landis y Koch (1977) es entre débil y moderada. Estos resultados son aún más evidentes al realizar una comparación de la superficie total que ocupa cada cobertura en función del tipo de clasificación (Tabla 7). En ella, se compara el área detectada de cada uso en Km², el porcentaje de la superficie que ocupa sobre el total del municipio de Mazarrón (donde el 100 % = 318,1 Km²), así como la diferencia entre ambas medidas. Es decir, se representa la sobre o subestimación del Corine Land Cover 2018 con respecto a la clasificación MLC alcanzada, considerando a esta última como el más ajustado a la realidad según los valores de precisión y Kappa.

Tabla 7. Superficies en Km² según clases y tipo de clasificación

Clases	CLC 2018		MLC		Diferencia
	Área (Km ²)	% (sobre total)	Área (Km ²)	% (sobre total)	%
1 Urbano	13,5	4,2	20,3	6,4	-33,5
2 Carreteras	0,0	0,0	10,1	3,2	-100
3 Agua	1,2	0,4	1,6	0,5	-25
4 Invernaderos	0,0	0,0	24,3	7,6	-100
5 Cultivos	138,4	43,5	32,7	10,3	323,2
6 Suelo desnudo	34,7	10,9	80,6	25,3	-56,9
7 Paneles solares	0,0	0,0	0,4	0,1	-100
8 Campos de Golf	0,0	0,0	7,5	2,4	-100
9 Matorral	118,0	37,1	83,1	26,1	42,1
10 Vegetación dispersa	10,5	3,3	56,6	17,8	-81,4
11 Minería	1,8	0,6	1,0	0,3	80

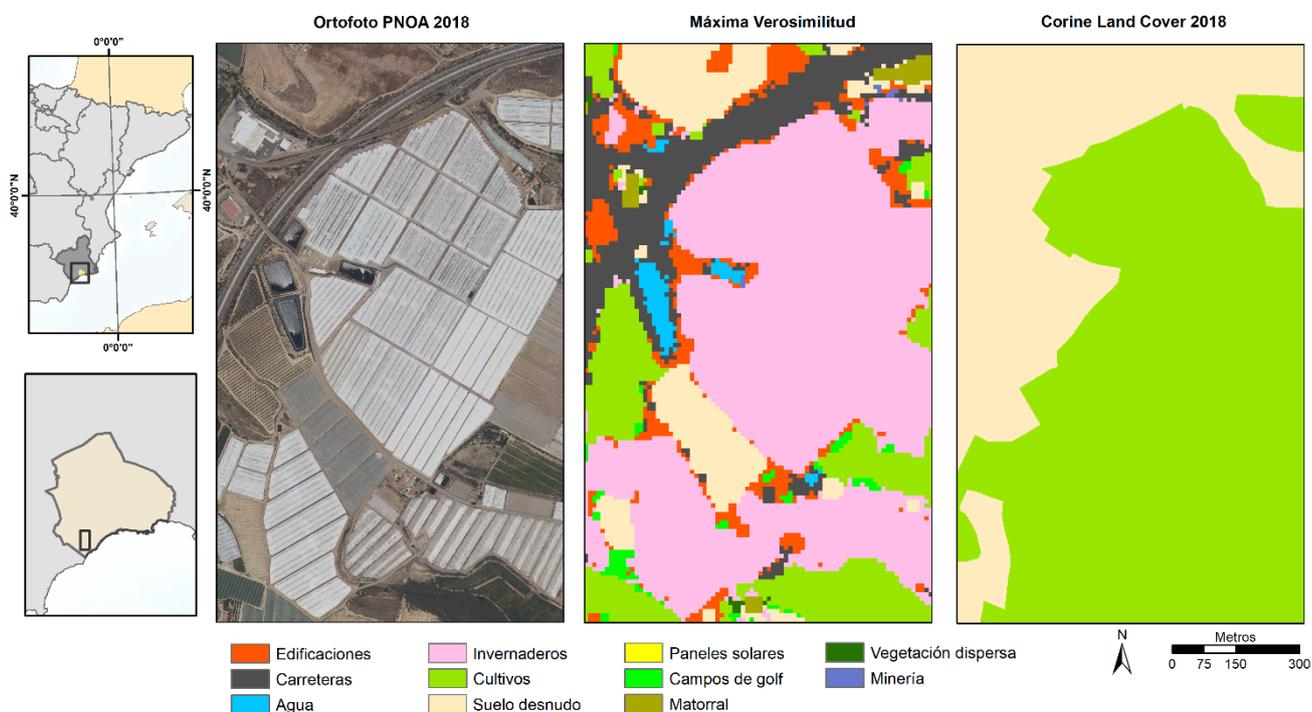
Fuente: elaboración propia

Si bien es cierto que diferentes categorías no existen en el CLC (invernaderos, paneles solares o campos de golf), otras sí han de ser teóricamente detectadas pero no lo son (carreteras), al menos para esta área de estudio. Se trata de cubiertas con una superficie nada despreciable, pues en conjunto suman alrededor del 13 % del área total del municipio, aunque las que representan una mayor presión sobre el suelo rondan el 11 % (invernaderos y carreteras).

Un claro ejemplo de esta situación se puede observar en la Figura 5, donde se muestran las discrepancias entre ambas clasificaciones ante estas coberturas con respecto a una ortofoto del PNOA del año 2019. Así, se evidencia la falta de detalle del CLC 2018 para este caso, donde se obvia la existencia de la autopista AP-7, así como la amplia extensión de invernaderos que llega a extenderse más de 1 Km de forma continua. Además, aunque la clasificación MLC no es exacta, sí es capaz de distinguir estas clases a pesar de que la imagen Sentinel 2A tiene menos resolución espacial que la ortofoto de 2019. De igual forma, no se está ante coberturas con una superficie

reducida, sino que suelen abarcar grandes áreas y que, por tanto, deberían ser consideradas por el CLC en su clasificación.

Figura 5. Diferencias de clasificación entre MLC (izquierda) y CLC 2018 (derecha) con respecto a una imagen del PNOA 2018 (centro)



Fuente: elaboración propia

El caso de los invernaderos resulta especialmente relevante a este respecto, principalmente si se tiene en cuenta que España cuenta con la mayor superficie de agricultura bajo plásticos de Europa (Torrellas et al., 2012). Se trata de una tipología agrícola que ha ido en aumento en todo el área mediterránea debido a su alta productividad (Pedraza et al., 2015), pero que limita las funciones del suelo al ser cubiertos por una superficie plástica durante varias temporadas agrícolas o, al menos, una parte del año. En el caso del municipio de Mazarrón ocupa, según la estimación de la clasificación MLC, el 7,6 % del territorio municipal, una cifra mayor que lo catalogado como urbano.

Además, no solo en este tipo de usos se produce una distorsión de la realidad, sino que existen notables diferencias entre categorías que sí existen en ambas clasificaciones. Según el CLC, alrededor del 43 % de la superficie municipal se dedica al cultivo agrícola (sin distinguir si su uso es bajo plásticos) en 2018, mientras que en la clasificación obtenida apenas corresponde un 19 %, incluso si se añade la superficie agrícola bajo invernaderos. En este caso, una parte de la diferencia

es posible atribuirlo a la fecha o temporada de obtención de la imagen Sentinel 2A con respecto a aquellas empleadas por el CLC. La situación del suelo en función del momento del año o del periodo de cultivo puede ser el motivo principal de esa discrepancia, al encontrarse el suelo desnudo sin ninguna plantación. No obstante, supone una sobrerrepresentación de más del 320 % con respecto a la clasificación conseguida de la imagen Sentinel 2A, pues esta pretendía evitar esta distorsión con la fecha escogida.

Por otro lado, aunque a simple vista se aprecia una más que aceptable catalogación de las áreas urbanas por parte del CLC, en la imagen de satélite se distinguen numerosas áreas con población no tan concentrada o dispersa, así como infraestructuras viarias que no han sido detectadas en el CLC. Las edificaciones (-33,5 %), junto con el agua (-25 %), son las que menor discrepancia muestran entre ambas clasificaciones, aunque se ha de matizar. El principal objetivo de este trabajo es la detección del suelo sellado, y siendo el uso urbano uno de sus máximos exponentes, aproximadamente un tercio de esta cobertura no está siendo detectada, y por ende, subestimada por el CLC a tenor de los resultados de la clasificación MLC.

Ahora bien, la parte más reseñable es la diferencia existente entre el cálculo de ambos modelos con respecto a la superficie sellada en su conjunto, puesto que se han de considerar todas las coberturas sellantes (Tabla 8).

Tabla 8. Superficies selladas según CLC 2018 y MLC

Tipo de clasificación	Área (Km ²)	% (sobre total)	Precisión	Kappa	Diferencia CLC respecto MLC
CLC 2018	13,5	4,2%	89,2%	0,87	-75,3%
MLC	54,7	17,2%	54,1%	0,45	

Fuente: elaboración propia

Según los datos del CLC para 2018, estas suman un total de 13,5 Km² de los 318,1 Km² del municipio (4,2 %), mientras que los resultados obtenidos de la imagen Sentinel 2A arrojan un total de 54,7 Km² (17,2 %). Por consiguiente, se produce una infrarrepresentación realmente destacable (-75,3 %) de la superficie total sellada para el municipio de Mazarrón. Esta discrepancia no se debe a una expansión urbanística entre 2018 y 2020 ni a la creación de nuevas áreas residenciales, ya que han permanecido sin apenas cambios tras el estallido de la crisis inmobiliaria a finales de la primera década del siglo XXI: según datos del Centro Regional de Estadística de Murcia (CREM),

sólo se ha aumentado el parque de viviendas terminadas y catalogadas como obra nueva en 60 edificaciones entre los años 2018 y 2020.

En este sentido, al evidenciarse esta disparidad entre el CLC y la clasificación MLC no solo en la clasificación en general, sino también en cuanto a las superficies totales, se ha ejecutado el test de Chi-Cuadrado en dos ocasiones: a) para todas las coberturas y b) para las que representan el suelo sellado. Ambos test arrojan como resultado la existencia de diferencias estadísticamente significativas según el tipo de clasificador (a: $\chi^2 (10) = 165,29$, $p < 0,001$; b: $\chi^2 (2) = 17,168$, $p < 0,001$). De esta forma, la hipótesis nula establecida, donde las superficies son similares en ambas metodologías, es rechazada, puesto que existe una probabilidad superior al 99% de que estas discrepancias entre clasificaciones no son producidas por el azar.

Finalmente, tras comprobar que el origen de tales divergencias no se debe a la casualidad y que conciernen a las técnicas de clasificación entre el CLC y nuestra clasificación, es posible sugerir que estas variaciones pueden estar claramente relacionadas con las limitaciones existentes en el CLC: la unidad mínima cartografiada de 25 hectáreas y la falta de representación de coberturas con una anchura inferior a 100 metros. Así pues, esta condición restrictiva no permite una correcta detección de las coberturas sellantes con una distribución espacial, por ejemplo, de tipo lineal o que no se encuentren totalmente agrupadas, como las vías de comunicación o edificaciones dispersas como naves agrícolas o viviendas dispersas. Sin embargo, su facilidad de manejo, hace que sea una fuente de datos de coberturas de suelo que pese a las limitaciones citadas, que puede inducir a errores, se siga utilizando.

5 Discusión y conclusiones

El sellado antropogénico del suelo se trata de un problema creciente a nivel global y que es propiciado, fundamentalmente, por la expansión de las áreas urbanas. Recientemente, se ha aprobado en el Parlamento Europeo la resolución 2021/2548(RSP) sobre la protección del suelo (Unión Europea, 2021), en la que se incide sobre la necesidad de cuantificar el sellado con el objetivo de limitar o mitigar sus efectos, especialmente con relación a la pérdida de biodiversidad.

El área de estudio se sitúa en una de las regiones más productivas a nivel nacional e internacional en términos agrícolas (Martín-Górriz et al., 2020), con un aumento de los cambios de usos del suelo propiciado por la expansión del turismo y del empleo del cultivo bajo plásticos. Tomando esto en consideración, el objetivo de este trabajo era conocer la superficie sellada en el Municipio de Mazarrón según distintas clasificaciones (CLC 2018 e imagen Sentinel 2A), así como la

distinción entre las distintas clases sellantes. El empleo de las tecnologías de la información geográfica, y en especial la teledetección, son adecuadas para realizar estudios de coberturas de suelo mediante la clasificación de imágenes. Esta metodología, si bien no es reciente, ha ido experimentando numerosos avances a lo largo de los años gracias a la incorporación de la experiencia de otras ramas de la ciencia que, a priori, no tienen relación con los estudios geográficos, como puede ser la programación, el Deep Learning y, en definitiva, cualquier automatización de procesos. En este caso, se realizó una clasificación con técnicas tradicionales, mediante una clasificación supervisada de máxima verosimilitud, la cual categorizó el área de estudio en once clases diferentes.

Lo más interesante no reside en lo anterior, sino en la distinción, con la metodología empleada, de las coberturas que se corresponden con las superficies selladas y aquellas que no lo están. La dificultad radica en su correcta separación, ya que en las áreas urbanas se suele producir un solapamiento espectral debido a la variedad de materiales empleados (Netzband & Meinel, 1998), lo que lleva a problemas de confusión de clases.

La imagen clasificada a partir del satélite Sentinel 2A y su cotejo con el CLC 2018 proporciona un análisis crítico de la situación reciente. Además, aporta una fuente fidedigna de hasta qué punto los datos del CLC responden a la realidad territorial, pues se aprecian diferencias significativas entre los resultados obtenidos. No obstante, en este tipo de trabajos de comparación, esta resulta compleja en función de las diferentes técnicas empleadas para su cálculo o la fuente de información utilizada (Casciere et al., 2014). Aun así, en este caso el origen de los datos coincide con los del CLC, pues también emplea imágenes Sentinel 2A.

Los resultados de la clasificación supervisada mostraron altos niveles de precisión en los distintos tipos de usos establecidos. Los datos son claros en las diferentes matrices de confusión obtenidas: la imagen Sentinel 2A clasificada muestra una precisión general del 89 % y un índice Kappa de 0,87, con un total del 17,2 % de la superficie municipal dentro de los considerados como suelos sellados. Sin embargo, el CLC 2018 apenas muestra un 4,2 % de superficie sellada, con un 54% de precisión y un índice Kappa de 0,45. Por tanto, si se consideran los datos de la clasificación MLC como tolerables al lograr mejores resultados en la evaluación de la precisión, es posible certificar que existe una infrarrepresentación del 70–80 % de suelos sellados en el CLC. Con estas conclusiones, así como otras semejantes alcanzadas por distintos estudios (Díaz-Pacheco & Gutiérrez, 2014; Grullón et al., 2009; Śleszyński et al., 2020), es posible certificar que existe una falta de precisión en el CLC, al menos en ubicaciones con una alta variedad de usos y en estudios

a escala local. Por tanto, creemos que no es apropiada su utilización para la monitorización del sellado de suelo, entre otras cuestiones, si no se modifican las limitaciones que éste acarrea, pues son estas su principal inconveniente. Máxime cuando las imágenes satelitales empleadas por el CLC proceden del mismo satélite con el que se realizó la clasificación supervisada en este estudio.

En este respecto, y bajo nuestro punto de vista, el CLC aporta, indudablemente, información sumamente valiosa sobre la ocupación del suelo en términos generales y que podría emplearse para aplicar una vigilancia de la situación. Sin embargo, creemos que, si su resolución no aumenta, su manejo no es viable para conseguir objetivos como la Estrategia del Suelo 2030 propuesta por la Unión Europea, pues los datos que este proyecto aporta son ampliamente utilizados y pueden dar lugar a errores de consideración. Asimismo, en nuestra opinión, es razonable la inclusión de los invernaderos y cultivos bajo plásticos como otra tipología de sellado de suelo, además de su distinción por parte del CLC, por eliminar la interacción del suelo con el entorno y estar en plena expansión como método agrícola. Se está produciendo una infravaloración de este tipo de incidencias ambientales con fuerte carácter espacial, ya que no solo es el sellado de suelo continuo y consolidado el causante de la situación actual, sino también el disperso. En definitiva, es probable que se esté produciendo, tal y como ocurre en esta área de estudio, una infrarrepresentación de una de las mayores amenazas para el estado y la calidad del suelo, como es su degradación y sellado. Su influencia en el Cambio Global junto con las posibles consecuencias que acarree el Cambio Climático, con el aumento de episodios meteorológicos extremos, tienen como resultado un futuro incierto en cuanto a uno de los grandes riesgos en estas regiones mediterráneas, como son las inundaciones.

Agradecimientos: Este trabajo ha sido financiado por el Ministerio de Universidades de España mediante las ayudas para contratos predoctorales para la formación de profesorado universitario (FPU) de la que el autor principal es beneficiario (FPU18/03622).

Declaración responsable: Las/os autoras/es declaran que no existe ningún conflicto de interés con relación a la publicación de este artículo. Illán-Fernández es responsable de la búsqueda de información, análisis de resultados, redacción y revisión. Pérez-Morales y Romero-Díaz contribuyeron en el diseño de la investigación, análisis de resultados, redacción y revisión de manuscritos. Las conclusiones fueron elaboradas por las/os tres autoras/es, así como la consulta y selección de bibliografía.

Bibliografía

Amro, I., Mateos, J., Vega, M., Molina, R., & Katsaggelos, A.K. (2011). A survey of classical methods and new trends in pansharpening of multispectral images. *EURASIP Journal on Advances in Signal Processing*, 2011(1), 1-22. <https://doi.org/10.1186/1687-6180-2011-79>

Anderson, J.R. (1976). *A land use and land cover classification system for use with remote sensor data* (Vol. 964). US Government Printing Office.

Araya, Y.H., & Cabral, P. (2010). Analysis and modeling of urban land cover change in Setúbal and Sesimbra, Portugal. *Remote Sensing*, 2(6), 1549-1563. <https://doi.org/10.3390/rs2061549>

Arnfield, A.J. (2003). Two decades of urban climate research: a review of turbulence, exchanges of energy and water, and the urban heat island. *International Journal of Climatology: a Journal of the Royal Meteorological Society*, 23(1), 1-26. <https://doi.org/10.1002/joc.859>

Barreira González, P., González Cascon, V., & Bosque Sendra, J. (2012). Detección de errores temáticos en el CORINE Land Cover a través del estudio de cambios: Comunidad de Madrid (2000-2006). *Estudios geográficos*, 73(272), 7-34. <https://doi.org/10.3989/estgeogr.201201>

Borràs, J., Delegido, J., Pezzola, A., Pereira, M., Morassi, G., & Camps-Valls, G. (2017). Clasificación de usos del suelo a partir de imágenes Sentinel-2. *Revista de Teledetección*, (48), 55-66. <https://doi.org/10.4995/raet.2017.7133>

Bossard, M., Feranec, J., & Otahel, J. (2000). *CORINE land cover technical guide: Addendum 2000*, 40. Copenhagen: European Environment Agency. <https://www.eea.europa.eu/publications/tech40add>

Casciere, R., Franci, F., & Bitelli, G. (2014). Use of Landsat imagery to detect land cover changes for monitoring soil sealing; case study: Bologna province (Italy). Second International Conference on Remote Sensing and Geoinformation of the Environment (RSCy2014). <https://doi.org/10.1117/12.2066432>

Chen, L., Zhang, M., Zhu, J., Wang, Y., & Skorokhod, A. (2018). Modeling impacts of urbanization and urban heat island mitigation on boundary layer meteorology and air quality in Beijing under different weather conditions. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 123(8), 4323-4344. <https://doi.org/10.1002/2017JD027501>

Choudhury, D., Das, K., & Das, A. (2019). Assessment of land use land cover changes and its impact on variations of land surface temperature in Asansol-Durgapur Development Region. *The*

Egyptian Journal of Remote Sensing and Space Science, 22(2), 203-218. <https://doi.org/10.1016/j.ejrs.2018.05.004>

Congalton, R.G. (1988). A comparison of sampling schemes used in generating error matrices for assessing the accuracy of maps generated from remotely sensed data. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 54(5), 593-600. https://scholars.unh.edu/faculty_pubs/1249/

Congalton, R.G. (1991). A review of assessing the accuracy of classifications of remotely sensed data. *Remote sensing of environment*, 37(1), 35-46. [https://doi.org/10.1016/0034-4257\(91\)90048-B](https://doi.org/10.1016/0034-4257(91)90048-B)

Crutzen, P.J. (2006). The “Anthropocene”. In *Earth system science in the anthropocene* (pp. 13-18). Springer. https://doi.org/10.1007/3-540-26590-2_3

Curtis, K., & Youngquist, S.T. (2013). Part 21: categoric analysis: Pearson chi-square test. *Air medical journal*, 32(4), 179-180, <https://doi.org/10.1016/j.amj.2013.04.007>

Deng, J.S., Wang, K., Hong, Y., & Qi, J.G. (2009). Spatio-temporal dynamics and evolution of land use change and landscape pattern in response to rapid urbanization. *Landscape and urban planning*, 92(3-4), 187-198. <https://doi.org/10.1016/j.landurbplan.2009.05.001>

Díaz-Pacheco, J., & Gutiérrez, J. (2014). Exploring the limitations of CORINE Land Cover for monitoring urban land-use dynamics in metropolitan areas. *Journal of Land Use Science*, 9(3), 243-259. <https://doi.org/10.1080/1747423X.2012.761736>

Duarte, C.M., Alonso, S., Benito, G., Dachs, J., Montes, C., Pardo Buendía, M., Ríos, A.F., Simó, Rafael & Valladares, F. (2006). *Cambio Global. Impacto de la actividad humana sobre el sistema Tierra*. CSIC. <http://hdl.handle.net/10016/8520>

EEA (1995). *CORINE Land Cover*. <https://www.eea.europa.eu/publications/COR0-landcover>

EEA (2010). *The European environment — state and outlook 2010: soil*. European Environment Agency. <http://dx.doi.org/10.2800/58866>

EEA (2012). *The state of soil in Europe. A contribution of the JRC to the EEA Environment State and Outlook Report — SOER2010*. European Environment Agency, Joint Research Centre. <https://doi.org/10.2788/75626>

EEA (2021). *Copernicus Land Monitoring Service: CORINE Land Cover. User Manual*. European Union. <https://land.copernicus.eu/user-corner/technical-library/clc-product-user-manual>

Erener, A. (2013). Classification method, spectral diversity, band combination and accuracy assessment evaluation for urban feature detection. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 21, 397-408. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2011.12.008>

European Space Agency (2015). *Sentinel-2 User Handbook*.

https://sentinel.esa.int/documents/247904/685211/Sentinel-2_User_Handbook

Ferreira, C.S., Seifollahi-Aghmiuni, S., Destouni, G., Ghajarnia, N., & Kalantari, Z. (2022). Soil degradation in the European Mediterranean region: Processes, status and consequences. *Science of the Total Environment*, 805, 150106. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2021.150106>

Foody, G.M. (2002). Status of land cover classification accuracy assessment. *Remote sensing of environment*, 80(1), 185-201. [https://doi.org/10.1016/S0034-4257\(01\)00295-4](https://doi.org/10.1016/S0034-4257(01)00295-4)

Foody, G.M. (2005). Local characterization of thematic classification accuracy through spatially constrained confusion matrices. *International Journal of Remote Sensing*, 26(6), 1217-1228. <https://doi.org/10.1080/01431160512331326521>

Foody, G.M. (2008). Harshness in image classification accuracy assessment. *International Journal of Remote Sensing*, 29(11), 3137-3158. <https://doi.org/10.1080/01431160701442120>

Foody, G.M. (2020). Explaining the unsuitability of the kappa coefficient in the assessment and comparison of the accuracy of thematic maps obtained by image classification. *Remote Sensing of Environment*, 239, 111630. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2019.111630>

Fu, B., Meadows, M.E., & Zhao, W. (2021). Geography in the Anthropocene: Transforming our world for sustainable development. *Geography and Sustainability*, 3(1), 1-6. <https://doi.org/10.1016/j.geosus.2021.12.004>

García, P., & Pérez, E. (2016). Mapping of soil sealing by vegetation indexes and built-up index: A case study in Madrid (Spain). *Geoderma*, 268, 100-107. <https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2016.01.012>

Gašparović, M., & Jogun, T. (2018). The effect of fusing Sentinel-2 bands on land-cover classification. *International journal of remote sensing*, 39(3), 822-841. <https://doi.org/10.1080/01431161.2017.1392640>

Goldewijk, K.K. (2001). Estimating global land use change over the past 300 years: the HYDE database. *Global biogeochemical cycles*, 15(2), 417-433. <https://doi.org/10.1029/1999GB001232>

- Grullón, Y.R., Alhaddad, B., & Cladera, J.R. (2009, October). The analysis accuracy assessment of CORINE land cover in the Iberian coast. In *Remote Sensing for Environmental Monitoring, GIS Applications, and Geology IX* (Vol. 7478, p. 74781N). International Society for Optics and Photonics. <https://doi.org/10.1117/12.830121>
- Hansen, A. J., DeFries, R. S., & Turner, W. (2012). Land use change and biodiversity. In *Land change science* (pp. 277-299). Springer, Dordrecht. https://doi.org/10.1007/978-1-4020-2562-4_16
- Hooke, R.L., Martín Duque, J.F., & Pedraza Gilsanz, J.D. (2013). Land transformation by humans: a review. *Ene*, 12(43). <https://eprints.ucm.es/id/eprint/20528/>
- Ibarra Marinas, D., Belmonte Serrato, F., & Rubio Iborra, J. (2017). El impacto territorial del uso agrícola y turístico del litoral: evolución de los cambios de uso del suelo en las cuencas litorales del sur de la Región de Murcia (1956-2013). *Boletín de la Asociación de Geógrafos Españoles*, (73). <https://doi.org/10.21138/bage.2419>
- Illán-Fernández, E.J., Pérez-Morales, A., & Romero-Díaz, A. (2022). El sellado antropogénico del suelo. Análisis bibliométrico. *Cuadernos Geográficos*, 61(1), 107-128. <https://doi.org/10.30827/cuadgeo.v61i1.22293>
- Jacobson, C.R. (2011). Identification and quantification of the hydrological impacts of imperviousness in urban catchments: A review. *Journal of environmental management*, 92(6), 1438-1448. <https://doi.org/10.1016/j.jenvman.2011.01.018>
- Lambin, E.F., & Geist, H.J. (Eds.). (2008). Land-use and land-cover change: local processes and global impacts. *Springer Science & Business Media*. <https://doi.org/10.1007/3-540-32202-7>
- Lambin, E.F., & Meyfroidt, P. (2011). Global land use change, economic globalization, and the looming land scarcity. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 108(9), 3465-3472. <https://doi.org/10.1073/pnas.1100480108>
- Landis, J.R., & Koch, G.G. (1977). The measurement of observer agreement for categorical data. *Biometrics*, 33(1), 159-174. <https://doi.org/10.2307/2529310>
- Lark, R.M. (1995). Components of accuracy of maps with special reference to discriminant analysis on remote sensor data. *International Journal of Remote Sensing*, 16(8), 1461-1480. <https://doi.org/10.1080/01431169508954488>
- Loncan, L., De Almeida, L.B., Bioucas-Dias, J.M., Briottet, X., Chanussot, J., Fabre, S., Liao, W., Licciardi, G.A., Simoes, M., Tourneret, J.-Y., Veganzones, M.A., Vivone, G., Wei, Q., & Yokoya,

- N. (2015). Hyperspectral pansharpening: A review. *IEEE Geoscience and remote sensing magazine*, 3(3), 27-46. <https://doi.org/10.1109/MGRS.2015.2440094>
- Martín-Górriz, B., Gallego-Elvira, B., Martínez-Alvarez, V., & Maestre-Valero, J.F. (2020). Life cycle assessment of fruit and vegetable production in the Region of Murcia (south-east Spain) and evaluation of impact mitigation practices. *Journal of Cleaner Production*, 265, 121656. <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2020.121656>
- McGrane, S.J. (2016). Impacts of urbanisation on hydrological and water quality dynamics, and urban water management: a review. *Hydrological Sciences Journal*, 61(13), 2295-2311. <https://doi.org/10.1080/02626667.2015.1128084>
- McGwire K.C., & Fisher P. (2001). Spatially Variable Thematic Accuracy: Beyond the Confusion Matrix. In C.T. Hunsaker, M.F. Goodchild, M.A. Friedl & T.J. Case (Eds.), *Spatial Uncertainty in Ecology*. Springer. https://doi.org/10.1007/978-1-4613-0209-4_14
- Meyer, W.B., & Turner, B.L. (1992). Human population growth and global land-use/cover change. *Annual review of ecology and systematics*, 23(1), 39-61. <https://doi.org/10.1146/annurev.es.23.110192.000351>
- Meyer, W.B., & Turner, B.L. (1994). *Changes in land use and land cover: a global perspective* (Vol. 4). Cambridge University Press. <https://doi.org/10.1002/ldr.3400060308>
- Miller, J.D., & Hutchins, M. (2017). The impacts of urbanisation and climate change on urban flooding and urban water quality: A review of the evidence concerning the United Kingdom. *Journal of Hydrology: Regional Studies*, 12, 345-362. <https://doi.org/10.1016/j.ejrh.2017.06.006>
- Mitsuda, Y., & Ito, S. (2011). A review of spatial-explicit factors determining spatial distribution of land use/land-use change. *Landscape and Ecological Engineering*, 7(1), 117-125. <https://doi.org/10.1007/s11355-010-0113-4>
- Montanarella, L. (2007). Trends in land degradation in Europe. In *Climate and land degradation* (pp. 83-104). Springer. https://doi.org/10.1007/978-3-540-72438-4_5
- Moore, A. (2016). Anthropocene anthropology: reconceptualizing contemporary global change. *Journal of the Royal Anthropological Institute*, 22(1), 27-46. <https://doi.org/10.1111/1467-9655.12332>
- Naciones Unidas (2019). *World Urbanization Prospects 2018: Highlights (ST/ESA/SER.A/421)*. Department of Economic and Social Affairs, Population Division. <https://population.un.org/wup/Publications/Files/WUP2018-Highlights.pdf>

- Netzband, M., & Meinel, G. (1998). Identifying Urban Soil Sealing by High Resolution Remote Sensing Methods. In *Urban Ecology* (pp. 451-455). https://doi:10.1007/978-3-642-88583-9_91
- Olofsson, P., Foody, G.M., Herold, M., Stehman, S.V., Woodcock, C.E., & Wulder, M.A. (2014). Good practices for estimating area and assessing accuracy of land change. *Remote Sensing of Environment*, 148, 42-57. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2014.02.015>
- Pedraza, A.C., Díaz, A.R., & Soto, I.E. (2015). Cambios paisajísticos y efectos medioambientales debidos a la agricultura intensiva en la Comarca de Campo de Cartagena - Mar Menor (Murcia). *Estudios geográficos*, 76(279), 473-498. <https://doi.org/10.3989/estgeogr.201517>
- Peduzzi, P. (2019). The disaster risk, global change, and sustainability nexus. *Sustainability*, 11(4), 957. <https://doi.org/10.3390/su11040957>
- Pistocchi, A., Calzolari, C., Malucelli, F., & Ungaro, F. (2015). Soil sealing and flood risks in the plains of Emilia-Romagna, Italy. *Journal of Hydrology: Regional Studies*, 4, 398-409. <https://doi.org/10.1016/j.ejrh.2015.06.021>
- Radoux, J., Bogaert, P., Fasbender, D., & Defourny, P. (2011). Thematic accuracy assessment of geographic object-based image classification. *International Journal of Geographical Information Science*, 25(6), 895-911. <https://doi.org/10.1080/13658816.2010.498378>
- Rodríguez-Galiano, V.F., & Chica-Rivas, M. (2014). Evaluation of different machine learning methods for land cover mapping of a Mediterranean area using multi-seasonal Landsat images and Digital Terrain Models. *International Journal of Digital Earth*, 7(6), 492-509. <https://doi.org/10.1080/17538947.2012.748848>
- Rodríguez-Galiano, V., & Chica-Olmo, M. (2012). Land cover change analysis of a Mediterranean area in Spain using different sources of data: Multi-seasonal Landsat images, land surface temperature, digital terrain models and texture. *Applied Geography*, 35(1-2), 208-218. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2011.12.003>
- Romero Díaz, A., Caballero Pedraza, A., & Pérez Morales, A. (2017). Expansión urbana y turismo en la Comarca del Campo de Cartagena-Mar Menor (Murcia). Impacto en el sellado del suelo. *Cuadernos de Turismo*, (39), 521-546. <https://doi.org/10.6018/turismo.39.290691>
- Rwanga, S.S., & Ndambuki, J.M. (2017). Accuracy assessment of land use/land cover classification using remote sensing and GIS. *International Journal of Geosciences*, 8(04), 611-622. <https://doi.org/10.4236/ijg.2017.84033>

Sage, R.F. (2020). Global change biology: A primer. *Global Change Biology*, 26(1), 3-30. <https://doi.org/10.1111/gcb.14893>

Sánchez Muñoz, J.M. (2016). Análisis de calidad cartográfica mediante el estudio de la matriz de confusión. *Pensamiento Matemático*, 6(2), 9-26. <https://dialnet.unirioja.es/servlet/articulo?codigo=5998855>

Sánchez-Picón, A., Aznar-Sánchez, J.A., & García-Latorre, J. (2011). Economic cycles and environmental crisis in arid southeastern Spain. A historical perspective. *Journal of arid environments*, 75(12), 1360-1367. <https://doi.org/10.1016/j.jaridenv.2010.12.014>

Scalenghe, R., & Marsan, F.A. (2009). The anthropogenic sealing of soils in urban areas. *Landscape and urban planning*, 90(1-2), 1-10. <https://doi.org/10.1016/j.landurbplan.2008.10.011>

Shuster, W.D., Bonta, J., Thurston, H., Warnemuende, E., & Smith, D.R. (2005). Impacts of impervious surface on watershed hydrology: A review. *Urban Water Journal*, 2(4), 263-275. <https://doi.org/10.1080/15730620500386529>

Śleszyński, P., Gibas, P., & Sudra, P. (2020). The problem of mismatch between the CORINE Land Cover data classification and the development of settlement in Poland. *Remote Sensing*, 12(14), 2253. <https://doi.org/10.3390/rs12142253>

Smith, P., House, J.I., Bustamante, M., Sobocká, J., Harper, R., Pan, G., West, P.C., Clark, J.M., Adhya, T., Rumpel, C., Paustian, K., Kuikman, P., Cotrufo, M.F., Elliott, J.A., McDowell, R., Griffiths, R.I., Asakawa, S., Bondeau, A., Jain, A.K., Meersmans, J., & Pugh, T.A.M. (2016). Global change pressures on soils from land use and management. *Global change biology*, 22(3), 1008-1028. <https://doi.org/10.1111/gcb.13068>

Song, X.P., Hansen, M.C., Stehman, S.V., Potapov, P.V., Tyukavina, A., Vermote, E.F., & Townshend, J.R. (2018). Global land change from 1982 to 2016. *Nature*, 560(7720), 639-643. <https://doi.org/10.1038/s41586-018-0411-9>

Srivastava, P.K., Han, D., Rico-Ramirez, M.A., Bray, M., & Islam, T. (2012). Selection of classification techniques for land use/land cover change investigation. *Advances in Space Research*, 50(9), 1250-1265. <https://doi.org/10.1016/j.asr.2012.06.032>

Steffen, W., Grinevald, J., Crutzen, P., & McNeill, J. (2011). The Anthropocene: conceptual and historical perspectives. *Philosophical Transactions of the Royal Society A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences*, 369(1938), 842-867. <https://doi.org/10.1098/rsta.2010.0327>

Steffen, W., Sanderson, R.A., Tyson, P.D., Jäger, J., Matson, P.A., Moore III, B., Oldfield, F., Richardson, K., Schellnhuber, H.-J., Turner, B.L., & Wasson, R.J. (2006). *Global change and the earth system: a planet under pressure*. Springer Science & Business Media. <https://doi.org/10.1007/b137870>

Stehman, S.V. (2009). Sampling designs for accuracy assessment of land cover. *International Journal of Remote Sensing*, 30(20), 5243-5272. <https://doi.org/10.1080/01431160903131000>

Stehman, S.V., & Foody, G.M. (2019). Key issues in rigorous accuracy assessment of land cover products. *Remote Sensing of Environment*, 231, 111199. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2019.05.018>

Strahler, A.H., Boschetti, L., Foody, G.M., Friedl, M. A., Hansen, M. C., Herold, M., Mayaux, P., Morisette, J.T., Stehman, S.V., & Woodcock, C.E. (2006). *Global Land Cover Validation: Recommendations for Evaluation and Accuracy Assessment of Global Land Cover Maps* (Report of Institute of Environmental Sustainability). Joint Research Centre, European Commission, Ispra. https://gofcgold.umd.edu/sites/default/files/docs/ReportSeries/GOLD_25.pdf

Thépaut, J.N., Dee, D., Engelen, R., & Pinty, B. (2018). The Copernicus programme and its climate change service. In *IGARSS 2018-2018 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium* (pp. 1591-1593). IEEE. [10.1109/IGARSS.2018.8518067](https://doi.org/10.1109/IGARSS.2018.8518067)

Thomlinson, J.R., Bolstad, P.V., & Cohen, W.B. (1999). Coordinating methodologies for scaling landcover classifications from site-specific to global: Steps toward validating global map products. *Remote Sensing of Environment*, 70(1), 16-28. [https://doi.org/10.1016/S0034-4257\(99\)00055-3](https://doi.org/10.1016/S0034-4257(99)00055-3)

Tombolini, I., Munafò, M., & Salvati, L. (2016). Soil sealing footprint as an indicator of dispersed urban growth: a multivariate statistics approach. *Urban Research & Practice*, 9(1), 1-15. <https://doi.org/10.1080/17535069.2015.1037340>

Torrellas, M., Antón, A., López, J.C., Baeza, E. J., Parra, J.P., Muñoz, P., & Montero, J.I. (2012). LCA of a tomato crop in a multi-tunnel greenhouse in Almeria. *The International Journal of Life Cycle Assessment*, 17(7), 863-875. <https://doi.org/10.1007/s11367-012-0409-8>

Unión Europea (2021). *European Parliament resolution on soil protection (2021/2548(RSP))*, 28 April 2021, P9_TA(2021)0143. <https://eur-lex.europa.eu/legal-content/EN/TXT/?uri=CELEX:52021IP0143>

- Valera Lozano, A., Añó Vidal, C., & Sánchez Díaz, J. (2011). Crecimiento urbano (1956-2005) y sellado antropogénico del suelo en el municipio de Alacant. *Serie Geográfica*, (17), 97-108. <https://digital.csic.es/handle/10261/43161>
- van Vliet, J., Bregt, A.K., & Hagen-Zanker, A. (2011). Revisiting Kappa to account for change in the accuracy assessment of land-use change models. *Ecological modelling*, 222(8), 1367-1375. <https://doi.org/10.1016/j.ecolmodel.2011.01.017>
- Viera, A. J., & Garrett, J. M. (2005). Understanding interobserver agreement: the kappa statistic. *Fam med*, 37(5), 360-363.
http://www1.cs.columbia.edu/~julia/courses/CS6998/Interrater_agreement.Kappa_statistic.pdf
- Vitousek, P.M., Mooney, H.A., Lubchenco, J., & Melillo, J.M. (1997). Human domination of Earth's ecosystems. *Science*, 277(5325), 494-499.
<https://doi.org/10.1126/science.277.5325.494>
- Wickham, J., Stehman, S.V., Gass, L., Dewitz, J.A., Sorenson, D.G., Granneman, B.J., Poss, R.V., & Baer, L.A. (2017). Thematic accuracy assessment of the 2011 national land cover database (NLCD). *Remote Sensing of Environment*, 191, 328-341.
<https://doi.org/10.1016/j.rse.2016.12.026>
- Xiao, R., Su, S., Zhang, Z., Qi, J., Jiang, D., & Wu, J. (2013). Dynamics of soil sealing and soil landscape patterns under rapid urbanization. *Catena*, 109, 1-12.
<https://doi.org/10.1016/j.catena.2013.05.004>
- Zhang, N., Gao, Z., Wang, X., & Chen, Y. (2010). Modeling the impact of urbanization on the local and regional climate in Yangtze River Delta, China. *Theoretical and applied climatology*, 102(3), 331-342. <https://doi.org/10.1007/s00704-010-0263-1>