

# Monitoreo y evaluación de la desertificación con teledetección

Rocío Hernández-Clemente<sup>1,\*</sup> , Alberto Hornero<sup>1,2</sup>

(1) Department of Geography, Swansea University (SU), Swansea, SA2 8PP, UK.

(2) Instituto de Agricultura Sostenible (IAS), Consejo Superior de Investigaciones Científicas (CSIC), s/n 14004, Alameda del Obispo, Córdoba, España.

\* Autor de correspondencia: R. Hernández-Clemente [[r.hernandez-clemente@swansea.ac.uk](mailto:r.hernandez-clemente@swansea.ac.uk)]

> Recibido el 11 de mayo de 2021- Aceptado el 13 de septiembre de 2021

Como citar: Hernández-Clemente, R., Hornero, A. 2021. Monitoreo y evaluación de la desertificación con teledetección. *Ecosistemas* 30(3): 2240. <https://doi.org/10.7818/ECOS.2240>

## Monitoreo y evaluación de la desertificación con teledetección

**Resumen:** El análisis de cambio de los ecosistemas representa un aspecto clave para evaluar los impactos producidos por la desertificación. La desertificación afecta a suelos con gran inestabilidad y, en algunos casos, produce respuestas de cambio abruptas e irreversibles. Por ello, la evaluación y modelización de la dinámica espacio-temporal de la desertificación con teledetección es una gran prioridad de la investigación. Es importante evaluar cómo la desertificación afecta al porcentaje de la cubierta vegetal. Pero también es muy importante conocer cómo afecta a la distribución de especies y a su estado funcional. No obstante, existen aún muchos retos que debemos abarcar para optimizar la información obtenida de suelos degradados o tierras secas. Una de las principales limitaciones radica en la baja relación señal/ruido de la vegetación caracterizada por tener alta reflectancia de suelo y vegetación relativamente escasa y heterogénea. En este trabajo, identificamos algunos aspectos que mejorarían la fiabilidad de los análisis realizados con teledetección. En concreto recomendamos i) intensificar el estudio de indicadores incluyendo cambios de estructura, funcionalidad y composición, ii) mejorar la estimación de indicadores estructurales y funcionales usando modelos físicos y modelos avanzados de computación, iii) mejorar el estudio de cambios en diversidad incluyendo el efecto multiescala de muestreo y la resolución espacial de las imágenes, iv) analizar los procesos de cambio en estructura, funcionalidad y composición a partir de modelos dinámicos que contemplen los procesos de cambio y permitan mejorar la comprensión del impacto de la desertificación en los servicios ecosistémicos.

**Palabras clave:** desertificación; hiperspectral; LiDAR; modelos empíricos y físicos; multiespectral; rasgos vegetales

## Monitoring and assessment of desertification using remote sensing

**Abstract:** The analysis of ecosystem change represents a key aspect to evaluate the impacts produced by desertification. Desertification is a process that affects soils with high instability and produces, in some cases, irreversible abrupt change responses. Therefore, assessing and modelling the spatio-temporal dynamics of desertification with remote sensing is a high research priority. It is important to assess how desertification affects the percentage of vegetation cover. But it is also very important to know how it affects the distribution of species and their functional status. However, there are still many challenges to be addressed in order to optimise the information obtained from degraded soils or drylands. One of the main limitations lies in the low signal-to-noise ratio of vegetation characterised by high soil reflectance and relatively sparse and heterogeneous vegetation. In this work, we identify some aspects that would improve the reliability of remote sensing analyses. Specifically, we recommend 1) intensifying the study of indicators by including not only changes in structure but also changes in vegetation condition or functionality and vegetation composition, 2) improving the estimation of structural and functional indicators using physical models and advanced computer models, 3) improving the multi-scale study of changes in diversity by adapting field sampling methods to the different image resolutions, 4) analysing the processes of change in structure, functionality and composition based on dynamic models that contemplate the processes of change and allow for a better understanding of the impact of desertification on ecosystem services.

**Keywords:** desertification; empirical and physical models; hyperspectral; LiDAR; multispectral; plant traits

## Introducción

La desertificación es uno de los mayores retos medioambientales que vivimos en los últimos 50 años y el calentamiento global está acelerando significativamente su evolución. Como consecuencia de ello, la pérdida de productividad y biodiversidad de la vegetación se está acelerando debido a un proceso interactivo en el que intervienen múltiples factores asociados a la degradación del suelo como son el incremento de erosión, la compactación, la deficiencia de nutrientes de la tierra, la salinización, la acidificación o la pérdida de suelo (Burrell et al. 2020). La desertificación afecta directamente al estado de la vegetación a distintos niveles:

i) a nivel funcional, alterando la productividad y eficiencia de las plantas y generando cambios funcionales (CF), ii) a nivel estructural, afectando a la distribución de la cobertura de la vegetación de la superficie, a la que nos referimos como cambios estructurales (CE) y a nivel de composición de especies, que tiene en cuenta los cambios en diversidad (CD). De forma teórica, un prolongado incremento de la deficiencia de recursos hídricos y nutricionales asociados a los procesos de desertificación generaría cambios significativos en la funcionalidad de la vegetación que tendría una respuesta posterior afectando al porcentaje de cubierta y a la distribución de especies (Berdugo et al. 2020; Verón y Paruelo 2010). En los últimos años, la mayoría de los estudios

se ha centrado principalmente en la evaluación y seguimiento de los CE y CD con el objetivo de entender los impactos finales que está teniendo la desertificación hasta el presente, y los potenciales impactos que tendrá en el futuro. Sin embargo, existe aun una gran carencia de conocimiento en la evaluación de los CF producidos por la desertificación. En particular, se desconocen los CF asociados al incremento de la vulnerabilidad que se está registrando en ecosistemas afectados por la degradación del suelo a lo largo de todo el mundo. Uno de los factores que más ha limitado el análisis de CF ha sido la dificultad de recoger datos *in situ* que proporcionen una medida representativa a nivel regional/global del estado funcional de la vegetación. A diferencia de las medidas sencillas de porcentaje de cobertura y conteo de especies, el estado funcional requiere la medición en campo de diversas variables que requieren instrumental y metodologías sofisticadas (e.g. Extracción de pigmentos, medición de procesos fotosintéticos y balances hídricos).

La teledetección permite analizar este tipo de cambios a partir de variables biofísicas de la vegetación que sirven como indicadores de cada tipo de cambio tal y como se muestra en la **Figura 1**. Además, la disponibilidad actual de series temporales largas de datos de satélite a nivel global con servicios como "Google Earth Engine" (GEE), ofrece la posibilidad de analizar los procesos de desertificación de manera retroactiva permitiendo la validación de modelos teóricos y la formulación de modelos predictivos. Sin embargo, en medio natural, estos tres tipos de cambios (CF, CE, CD) coexisten en el espacio y dificultan el análisis y la evaluación de los efectos de la desertificación en la vegetación. El objetivo de esta revisión es la de analizar las distintas opciones que la teledetección nos ofrece para analizar los cambios de la vegetación asociados a los procesos de desertificación, haciendo una evaluación de las metodologías de análisis usadas, los nuevos retos y la proyección de dichos análisis en el futuro.

## Indicadores de la desertificación detectables desde imagen

La evaluación del impacto de la degradación del suelo en la vegetación se puede observar a través de imagen a partir de diferentes tipos de indicadores (Han et al. 2020; Hein et al. 2011). Dentro de indicadores de CF, encontramos variables que afectan principalmente al estado de la vegetación, tales como el contenido en pigmentos y el contenido de agua de las cubiertas vegetales; y distintas variables relacionadas con el estado fisiológico de las plantas, como pueden ser la fotosíntesis, el potencial hídrico o la conductancia estomática. Dentro de los indicadores de CE, encontramos variables que afectan principalmente a la cobertura y biomasa de la vegetación. Por último, la variación espacial en cambios de cobertura y especies se interpreta a través de los CD. Cada una de estas variables está relacionada con indicadores específicos que podemos calcular a partir de los datos recogidos con imagen (véase **Fig. 1**).

### Fluorescencia clorofílica

Uno de los primeros indicadores en expresar la variación funcional de la vegetación sometida a estrés hídrico es el balance de energía luminosa absorbida por la vegetación. Con teledetección podemos analizar la energía que hay disponible para ser utilizada a través de la fotosíntesis, la que se reemite como fluorescencia inducida por el sol (*sun-induced fluorescence*, SIF) o se disipa en forma de calor. El estrés hídrico producido por la desertificación afecta la eficiencia de síntesis de la energía y al porcentaje de luz reemitido como SIF que participa en la fotosíntesis (Hernández-Clemente et al. 2017). Por lo tanto, la relación entre SIF y eficiencia fotosintética se podría usar como un indicador de la desertificación. No obstante, hay que tener en cuenta que, en promedio, aproximadamente el 75% de la irradiación visible es absorbida por las hojas,



**Figura 1.** Indicadores y métodos de detección de cambios de la vegetación asociados a procesos de desertificación. MTR es modelos de transferencia radiativa.

**Figure 1.** Indicators and methods for detecting vegetation changes associated with desertification processes. MTR is radiative transfer models.

pero SIF se emite en una fracción muy pequeña (1-2% de la radiación absorbida). Los datos obtenidos en tierras secas están fuertemente afectados por el efecto del suelo (MacBean et al. 2018), por lo que la aplicación de SIF para el análisis de tierras áridas está aún muy limitada a la disponibilidad de datos de alta resolución espacial. Desafortunadamente, existen un reducido número de satélites que proporcionan datos de SIF, con resoluciones espaciales que van en la actualidad desde 300 ha (Orbiting Carbon Observatory-2 (OCO-2)) a 9 ha, que serán conseguidas con el próximo lanzamiento del satélite FLEX (FLuorescence Explorer) en 2024. Sin embargo, trabajos recientes muestran la potencialidad que tiene usar datos de SIF obtenidos a partir de OCO-2 en combinación con el satélite de humedad del suelo (Soil Moisture Active Passive (SMAP)) para mostrar como afectan las variaciones mensuales del contenido de agua en suelo en la actividad fotosintética de la vegetación de tierras secas (Gonsamo et al. 2021).

### Temperatura

La temperatura de la vegetación está relacionada con la conductancia estomática y el enfriamiento evaporativo asociado a los cambios en la proporción de transpiración de la vegetación afectada por estrés hídrico (Idso et al. 1981). En concreto, cuando la conductancia estomática de la vegetación en tierras secas disminuye debido al cierre estomático, la temperatura de la cubierta aumenta y la tasa de transpiración disminuye en consecuencia. La temperatura de la vegetación es una medida que puede ser detectada también por distintos sensores como Landsat y MODIS. Existen pocos trabajos que incluyan el estudio del balance hídrico asociado a los efectos de desertificación a partir de datos térmicos, aunque algunos estudios muestran la posibilidad de evaluar el estrés hídrico a partir de métodos semi-empíricos (Roy et al. 2014) o usando el método de balance de energía de la superficie (*surface energy balance*, SEB) (Mallick et al. 2018).

### Composición bioquímica e hídrica

La composición de la vegetación puede ser alterada como resultado de la presión ejercida por el estrés hídrico y nutricional asociado a los procesos de desertificación (Lian et al. 2020; Ruiz-Navarro et al. 2019). Los principales componentes de la hoja que pueden ser afectados y cuantificados con teledetección son la cantidad de materia seca, el contenido de agua y el contenido de pigmentos; los tres grupos principales de pigmentos están compuestos por clorofilas, carotenoides y antocianinas (Gamon et al. 2019).

La materia seca y el contenido de agua de hoja se han utilizado en teledetección principalmente como indicadores del estrés producido por sequía (Zhang y Zhou 2019). Las principales bandas que se utilizan para cuantificar dichos parámetros se encuentran en las regiones del infrarrojo de onda corta "*short-wave infrared*" (SWIR), dando como resultados índices como el "*water index*" (WI) (Penuelas et al. 1993), el "*simple ratio water index*" (SRWI) (Zarco-Tejada et al. 2003) o el "*normalized difference water index*" (NDWI) (Gao 1996). Sin embargo, su aplicabilidad a procesos de desertificación no ha sido aún descrita, probablemente por la carencia de datos de campo a escalas regionales y globales. Para analizar tierras áridas se realiza generalmente la aproximación a través del efecto indirecto de la cantidad de agua en el suelo y el estado fotosintético de la vegetación (Gonsamo et al. 2019).

La clorofila se presenta en forma de clorofila a (Ca) como pigmento principal y clorofila b (Cb) como pigmento accesorio. Ambos componentes se pueden también analizar con la relación a/b de valor comprendido entre 1 y 4, que refleja el crecimiento y el estrés (Lichtenthaler 1987). El estrés por sequía puede, por ejemplo, crear una disminución global de Ca y Cb y un aumento de la relación Ca/b debido a la mayor reducción de Cb en comparación con Ca. Por otro lado, el contenido en carotenos, aparte de proporcionar estructura a la membrana fotosintética, juega un papel fundamental en los procesos de absorción de luz, transferencia de energía y sistemas de disipación de la energía asociados a la extinción no fotoquímica (*non-photochemical quenching*, NPQ) o el ciclo de las xantofilas

(Demmig-Adams et al. 1995). Existen diferentes indicadores en teledetección que se utilizan para evaluar el contenido en pigmentos de la vegetación en medio natural (Hernández-Clemente et al. 2019) como el índice del límite rojo o *red edge*, índices de carotenos o el índice de reflectancia fotoquímica (*photochemical reflectance index*, PRI). La formulación de dichos índices se basa en el uso de las bandas específicas de absorción de cada pigmento en el rango del visible corregidos generalmente por bandas en el rango del infrarrojo que minimizan el impacto del suelo y otros efectos geométricos y atmosféricos. Por último, las antocianinas son flavonoides hidrosolubles que también intervienen en la protección de las plantas contra la sequía y el estrés (Chalker-Scott 1999). Aunque recientemente se ha avanzado en el desarrollo de metodologías que permitan su cuantificación a través de teledetección (Féret et al. 2017; Gitelson et al. 2006) su evaluación en procesos de desertificación aún no ha sido directamente descrita a través de teledetección.

La principal dificultad asociada al estudio de los CF radica principalmente en la menor disponibilidad de sensores adecuados en términos de resolución espectral y espacial para analizar la absorción específica asociada a cada una de las características bioquímicas de la vegetación. Las opciones para su análisis se centran principalmente en el uso de sensores hiperespectrales y térmicos acoplados a plataformas aéreas tripuladas o no tripuladas (*unmanned aerial vehicle*, UAV) (Hernández-Clemente et al. 2019). Los datos de imagen recogidos por satélite que, aunque están limitados por la resolución espectral y espacial, también han sido utilizados. Ejemplos de esto son la cuantificación de la composición de pigmentos de la vegetación con Sentinel-2 (Zarco-Tejada et al. 2019), del contenido de agua en suelo usando Sentinel-1 (Benninga et al. 2020) o de datos térmicos derivados de imágenes Landsat (Shafian y Maas 2015).

### Porcentaje de cubierta

Por otro lado, tenemos un gran número de variables que pueden ser detectadas a través de imagen, directamente relacionadas con la fracción de vegetación y que se han usado de forma predominante como indicadores de los CE. El principal motivo del gran número de estudios realizados con indicadores de los CE a partir de imagen es que generalmente están basados en el uso de bandas del rojo y del infrarrojo cercano, ambos incluidos en la mayor parte de sensores usados tanto en UAV como en satélite. La disponibilidad tan extensa de información en estas dos bandas permite el cálculo de índices de vegetación que han sido ampliamente evaluados en el estudio de la desertificación. Uno de los índices más utilizados es el índice de vegetación de diferencia normalizada (*normalized difference vegetation index*, NDVI) (Rouse et al. 1974). El NDVI ha sido relacionado de manera eficiente para analizar la desertificación a nivel regional (Li et al. 2017; Yu et al. 2017) y recientemente a nivel global (Berdugo et al. 2020). Sin embargo, la desertificación se produce principalmente en zonas con una cubierta vegetal relativamente baja, donde la reflectancia del suelo tiende a influir significativamente en el NDVI. Esto ha llevado a analizar otro tipo de índices de vegetación, en particular, formulaciones que contrarresten específicamente el efecto del suelo como el índice de vegetación ajustado al suelo (*soil-adjusted vegetation index*, SAVI) (Huete and Jackson 1988), su transformación ajustada (*adjusted transformed soil-adjusted vegetation index*, ATSAVI) (Marsett et al. 2006) o el índice de vegetación mejorado (*enhanced vegetation index*, EVI) (Huete et al. 1994).

Como resultado, muchos de los estudios realizados con teledetección en desertificación han sido abarcados con estos índices, calculados principalmente a través de imágenes de satélite (MODIS, Landsat o Sentinel), ofreciendo la posibilidad de recoger datos multitemporales en amplias extensiones de tierras escasamente pobladas y con infraestructura limitada. La disponibilidad tan amplia de datos de satélite para este tipo de estudios se ve también beneficiada por la escasez de nubosidad asociada a las tierras secas. Algunas de las técnicas de teledetección que han sido pioneras en el uso de índices de vegetación desde satélite en tierras secas, incluyen el análisis de los cambios asociados a NDVI como representa-

ción de los CE producidos por la pérdida de verdor asociada a la desertificación. Paradójicamente, algunos estudios a nivel global han demostrado un efecto contrario en dicha relación, mostrando un aumento de verdor asociado al incremento de la fertilización con CO<sub>2</sub> (Gonsamo et al. 2021; Zhu et al. 2016). A pesar del incremento global de verdor, NDVI ha sido también utilizado para demostrar que la desertificación ha afectado a más del 12% de las tierras secas (Burrell et al. 2020) y ha generado cambios abruptos en dichos ecosistemas que ponen el peligro la productividad de más del 20 % en los próximos 80 años (Berdugo et al. 2020).

### Biomasa y cobertura vegetal

La cobertura vegetal se ha interpretado de forma generalizada a partir del NDVI, aunque también se puede estimar a través de sensores activos como “*light detection and ranging*” (LiDAR) o “*radio detection and ranging*” (RADAR), utilizados para la estimación de biomasa (Sun y Ranson 2009). Alternativamente, en los últimos años con el avance del uso de vuelos fotogramétricos realizados con plataformas tripadas y no tripuladas también se ha avanzado mucho en la generación de modelos 3D (Hernández-Clemente et al. 2014). A partir de datos tridimensionales podemos generar una nube de puntos (3-D) de la superficie que permiten medir detalladamente la cobertura de la vegetación y que, adicionalmente, permiten el cálculo del perfil vertical de la misma, incluyendo numerosas variables estructurales de la vegetación, como altura o diámetros de las copas. Esto permite obtener una medida más precisa de algunas variables, como la biomasa o los datos estructurales de la cubierta. Los datos LiDAR pueden obtenerse con sensores de tierra o aerotransportados, cada vez más accesibles tanto a nivel científico como de empresa. Algunas cámaras hiperespectrales llevan ya integrado un sistema LiDAR que proporciona un valor conjunto, como el NEON AOP (Kampe et al. 2010). También existen varias misiones espaciales enfocadas en obtener datos LiDAR a escala global, como, por ejemplo el altímetro de alta precisión (*advanced topographic laser altimeter system*, ATLAS) a bordo del satélite ICESat-2 (Neuenschwander y Pitts 2019), el satélite de observación BIOMASS de la Agencia Espacial Europea (Carreiras et al. 2017) o la misión *Global Ecosystem Dynamics Investigation* (GEDI) de la NASA (Hancock et al. 2019).

### Diversidad

Los rangos funcionales que caracterizan a cada tipo de especie han servido para establecer relaciones entre la filogenia de cada especie y su respuesta espectral (Asner and Martin 2016). Esto ha permitido avanzar en la identificación a escala local de especies a partir de sensores hiperespectrales de alta resolución (Anand et al. 2021; Peng et al. 2018). Por último, la teledetección ofrece también la posibilidad de evaluar los cambios en diversidad a escala local y regional. Para analizar este tipo de cambios, la adecuación de la escala utilizada para la cuantificación de la diversidad en campo debe ajustarse a la resolución de las imágenes utilizadas (Mairota et al. 2015). Para ello, es necesario plantear mediciones en campo que recojan la información de manera jerarquizada y adecuada a diferentes tamaños de píxel para poder analizar indicadores de diversidad, como los recogidos por la diversidad local (diversidad-*alpha*), el número efectivo de especies (diversidad-*beta*) y la diversidad total de un área (diversidad-*gamma*) (Rocchini et al. 2016). El procesamiento de las imágenes también debe aplicarse a múltiples escalas espaciales utilizando diversos métodos, como el análisis de texturas a diferentes tamaños de ventana, ventanas móviles y/o agregación de píxeles, lo que permitiría trabajar con la escala más adecuada en cada caso y desarrollar modelos de biodiversidad en contextos específicos.

### Aplicación de la teledetección al análisis de la desertificación

La desertificación está principalmente asociada a ecosistemas áridos caracterizados por una gran heterogeneidad espacial en

cuanto a composición y estructura. Esto genera una baja relación señal-ruido de la vegetación a nivel de píxel, producida principalmente por el gran impacto de la contribución del suelo, generalmente con reflectancias muy altas, y la presencia heterogénea de suelos fotosintéticos, con costras biológicas del suelo. Además, la alta heterogeneidad de las cubiertas tiene asociada una alta heterogeneidad estacional, con temporadas de crecimiento irregulares debido a la irregularidad de las precipitaciones y episodios de sequía y a la gran variabilidad de cambios fenológicos asociados a la existencia de diferentes especies. Todos estos factores incrementan considerablemente la mezcla espectral y los factores de variación a distintas escalas espaciales y temporales, lo que dificulta la obtención de valores puros de vegetación que puedan ser utilizados para desarrollar modelos extrapolables y comparativos a nivel regional y global a lo largo del tiempo.

La posibilidad de adquirir datos de distintos sensores desde diferentes plataformas (tripuladas, no tripuladas o desde satélite) ha aumentado exponencialmente el estudio de la desertificación de manera remota. Por un lado, tenemos disponibilidad histórica de datos de imágenes de satélite de agencias gubernamentales e internacionales como la NASA, la NOAA y el USGS, así como la ESA. Por ejemplo, Landsat, capturando datos desde 1975 y que ha pasado a estar disponible de forma gratuita desde 2008 (Woodcock et al. 2008) o MODIS, desde 1999. Parte de la revolución de los grandes datos ha sido la creciente disponibilidad de la computación basada en la nube y las herramientas para facilitar el procesamiento de datos a gran escala. La plataforma GEE ha asumido un papel de liderazgo en esta tendencia, ofreciendo acceso a recursos informáticos de alto rendimiento, así como un amplio y creciente repositorio de conjuntos de datos geoespaciales disponibles públicamente (Gorelick et al. 2017). El uso de estas nuevas tecnologías dentro de GEE ha permitido descubrir recientemente que la cobertura arbórea de las tierras secas supera las estimaciones anteriores en más de un 40% (Bastin et al. 2017). Estos nuevos conocimientos sobre la dinámica de las tierras secas no serían posibles sin los avances simultáneos en la gestión de datos y las capacidades de computación en la nube. Las series largas temporales de datos procedentes de imagen permiten el análisis de tendencias de cambio, que pueden ser clasificados como cambios estacionales, cambios graduales o cambios abruptos, tal y como se describen en Verbesselt et al. (2012), a través del uso cada vez más extendido de paquetes estadísticos abiertos como BFAST (Forkel et al. 2013).

Por otro lado, el desarrollo de plataformas aerotransportadas proporciona la posibilidad de adquirir imágenes de muy alta resolución espectral y espacial que pueden ser utilizadas para la evaluación de la desertificación a nivel local o como paso intermedio de validación para el desarrollo de modelos que integran datos de alta y media resolución espacial. Algunas de las ventajas del uso de datos obtenidos con plataformas aerotransportadas incluye la adquisición de los datos a tiempo casi real y un acortamiento sustancial del tiempo entre la adquisición de imágenes y la entrega/difusión de datos, lo cual permite el monitoreo de procesos de sequía y desertificación de manera temprana (Dutkiewicz et al. 2009).

### Retos de la teledetección asociados al análisis de la desertificación

Debido a los avances conjuntos en la adquisición de datos, se han podido obtener mayor número de datos sobre tierras secas que han permitido avanzar en el estudio del desarrollo de metodologías que minimicen el efecto del suelo e intensifique el valor de la reflectancia usando índices de vegetación modificados, modelos físicos o modelos de transferencia radiativa (MTR) de cubierta vegetal, modelos basados en la teoría de invariantes espectrales y modelos avanzados de inteligencia artificial (Verrelst et al. 2018). Todas estas nuevas aproximaciones se han desarrollado con el objetivo de mejorar la interpretación y cuantificación de parámetros que caracterizan la cubierta vegetal minimizando el impacto de la

estructura de dosel y la geometría. Esto abre nuevos retos en la determinación de la adecuabilidad de cada uno de estos métodos dependiendo del tipo de cubierta y sensor utilizado, aspecto que aún no se ha abarcado de manera global. A continuación, se describen algunos de los principales aspectos que deberían ser analizados con mayor profundidad.

### **El escalado de la información o integración de datos a diferentes escalas y análisis de cambios asociados a las diferentes características funcionales y estructurales de las plantas**

El análisis local, regional y global de los cambios asociados a la vegetación afectados por desertificación está aún limitada por la fiabilidad en la estimación cuantitativa de diferentes variables bioquímicas de la cubierta vegetal como son la cantidad de pigmentos de la vegetación, el contenido de agua, la materia seca o la energía disipada en forma de calor o emitida como SIF. Por un lado, las bases de datos de muestras en campo suelen tener el problema de no cubrir toda la variabilidad real existente y el uso conjunto de bases de datos desde diferentes fuentes es compleja debido a la inconsistencia en los procedimientos de análisis. La teledetección, sin embargo, tiene la capacidad de ofrecer diferentes métodos de análisis para llevar a cabo una cuantificación a nivel regional y global de diferentes parámetros bioquímicos. Los métodos actualmente disponibles incluyen: i) métodos estadísticos sencillos o métodos empíricos que relacionan normalmente una transformación de bandas con un parámetro bioquímico específico, ii) métodos estadísticos más complejos basados en inteligencia artificial o iii) modelos físicos como los MTR, que se basan en diferentes relaciones teóricas de la transferencia de la energía para simular de forma directa la reflectancia teórica de una cubierta a partir de una composición y estructura específica de la vegetación. La inversión de dichos modelos permite cuantificar diferentes características de la vegetación que pueden ser utilizados como indicadores de la desertificación.

No obstante, cualquiera de los métodos descritos tiene que contemplar el efecto de la escala dependiendo de la resolución de las imágenes utilizadas. En este sentido, estudios futuros deberían contemplar diferentes enfoques, tanto empíricos como de modelización que permitan mejorar la cuantificación de los distintos parámetros biofísicos que caracterizan la vegetación.

### **La corrección de efectos atmosféricos en análisis espaciales y temporales**

La obtención de valores físicos que nos permitan el análisis de la desertificación a través de distintas zonas de la tierra o a partir de diferentes datos temporales implican la necesidad de obtener valores de reflectancia de superficie corregidos atmosféricamente. En los últimos años, la implementación automatizada de las correcciones atmosféricas de las imágenes ha avanzado gracias a la mejora de la calidad de los datos atmosféricos necesarios en el proceso de corrección y al aumento en las capacidades de cálculo. Uno de los grandes avances ha sido la mejora de las capacidades computacionales en la nube con GEE, utilizadas, como adelantamos, para procesar grandes volúmenes de datos a escala global de imágenes de satélite. GEE tiene implementada una serie de modelos que ofrecen la posibilidad de obtener la reflectancia de la superficie corregida atmosféricamente. Por ejemplo, con Sentinel-2 existe la posibilidad de trabajar con la reflectancia de superficie, con la corrección atmosférica entregada por Sen2Cor (Main-Knorn et al. 2017); y con Landsat tenemos disponible un algoritmo adaptativo (*Landsat ecosystem disturbance adaptive processing system*, LEDAPS) (Masek et al. 2006) que cumple un objetivo similar y está diseñado para trabajar con los productos Landsat-5 a 8, utilizando las funciones de respuesta espectral desarrolladas para el instrumento Terra MODIS (Wang et al. 2012). La reflectancia de la superficie es especialmente necesaria para el análisis de conjuntos de datos multitemporales. Los gases atmosféricos y los aerosoles son variables en el espacio y el tiempo y pueden tener impactos significativos cuando se utilizan imágenes Landsat recogidas en diferentes fechas.

Sin embargo, la calidad de las correcciones sobre tierras secas sigue siendo un reto debido a la gran cantidad de aerosoles y polvo que se generan en las superficies y la alta anisotropía espectral producida por la heterogeneidad de la cubierta vegetal (Roy et al. 2014). Por tanto, la mejora de la corrección atmosférica de la reflectancia de la superficie para producir datos de alta calidad que permitan una cuantificación global de la vegetación de cubiertas vegetales en tierras secas todavía constituye un reto prioritario en investigación.

### **La mejora en la estimación de indicadores de vegetación en cubiertas heterogéneas**

La heterogeneidad de los ecosistemas afectados por desertificación incluye heterogeneidad en composición de especies y cobertura, heterogeneidad en el estado funcional y fenológico de la vegetación y el efecto del suelo. Esto hace que los métodos empíricos basados en transformaciones de bandas o índices de vegetación no sean los más apropiados para cálculos que puedan extrapolarse desde el nivel regional al global. Como futura línea de investigación, se debería examinar la mejora que otros métodos, como son el uso de los MTR o la teoría generalizada de las invariantes espectrales de dosel (Knyazikhin et al. 1998), pueden aportar en la estimación de componentes biofísicos de ecosistemas áridos. A partir de dichos modelos, se ha demostrado recientemente que la eliminación del impacto de la estructura del dosel y del suelo da una mejor cuantificación de la cantidad de nitrógeno en hoja en tierras secas (Dashti et al. 2019). De hecho, tal y como se demuestra en ese trabajo, el uso de modelos empíricos puede llevar a resultados poco precisos.

No obstante, hay que tener en cuenta que no todos los MTR son apropiados para simular la reflectancia de tierras secas, ya que pueden no ser apropiados para representar la heterogeneidad de la estructura del dosel y el suelo. La heterogeneidad en la composición de especies y cobertura puede ser potencialmente minimizado con el uso de MTR de 3-D que incluyen el efecto conjunto de dosel arbóreo y matorral, por ejemplo con modelos como FLIGHT8 (Hornero et al. 2021) o DART (Gastellu-Etchegorry et al. 2017). Estos MTR, que representan la cobertura y composición de la vegetación, permiten incluir tanto el valor de porcentaje de cobertura como el de biomasa. Aunque los MTR se han aplicado extensamente en medio forestal y agrícola (Hernández-Clemente et al. 2019) muy pocos trabajos incluyen su uso en el estudio de la desertificación y su evaluación podría ser clave para entender la respuesta específica de las características funcionales de la vegetación (Kattenborn y Schmidtlein 2019).

A diferencia de en otros ecosistemas, en tierras secas existe un componente añadido, la costra biológica, que intensifica el efecto en la heterogeneidad espectral de las cubiertas (Weber y Hill 2016). Las costras biológicas contribuyen significativamente a incrementar la heterogeneidad espectral de las tierras secas, sin embargo, existe poca información cuantitativa sobre la cobertura espacial y temporal, lo que aumenta la incertidumbre en las estimaciones de cobertura total de la vegetación en este entorno. Está también por analizar si el uso de MTR podría mejorar el estudio del efecto de las costras biológicas en la evaluación, tanto de la distribución de las biocostras y como de las funciones que desempeña en el ciclo biogeoquímico (Ferrenberg et al. 2017), como en la del impacto en la cuantificación del resto de la vegetación (Rutherford et al. 2017).

## **Conclusiones**

El análisis del cambio estructural, funcional y de composición generado en la tierra por la desertificación es crucial para evaluar el estado y evolución de los servicios ecosistémicos que son esenciales para la supervivencia de más de 7 mil millones de personas en la tierra. La teledetección ofrece la posibilidad de desarrollar modelos locales, regionales y globales que nos permiten cuantificar muchas variables claves para el entendimiento y control de estos procesos de cambio. Los principales retos identificados como pun-

tos estratégicos de investigación son: 1) utilizar datos de teledetección que no sólo describan la composición estructural de la vegetación sino que también incluyan información sobre la funcionalidad y distribución espacial de la misma; 2) mejorar los métodos de integración de datos a diferentes escalas que permitan extrapolar modelos locales y regionales; 3) ampliar el estudio de la dinámica de cambio estructural y funcional que permita predecir la evolución de la desertificación; 4) adecuar indicadores y modelos que permitan una correcta interpretación de tierras secas; y 5) mejorar el sistema de integración entre modelos multiescala de la variación en estructura, composición y funcionalidad de la vegetación. El desarrollo de conocimiento en la evaluación de nuevas técnicas de teledetección, como son los modelos físicos o los modelos estadísticos avanzados, nos permitirían determinar de manera más precisa los cambios producidos por la desertificación y caracterizar el funcionamiento y evolución de las tierras secas.

## Contribución de los autores

Rocío Hernández-Clemente: Conceptualización, Investigación, Redacción - borrador original y Redacción - revisión y edición. Alberto Hornero: Conceptualización, Redacción – Revisión y edición y Visualización.

## Agradecimientos

Los autores agradecen la financiación proporcionada por los proyectos financiados por la Comisión Europea, FP7-PEOPLE-2013-IEF FluorFLIGHT (GGR801) y FP7-SME THERMOLIDAR (315165), el proyecto de la Agencia Española de Investigación, Ministerio de Ciencia e Innovación ESPECTRAMED (CGL2018-86161-R), y el proyecto DTCGEO29 financiado por la Universidad de Swansea, Reino Unido.

## Referencias

- Anand, A., Malhi, R.K.M., Srivastava, P.K., Singh, P., Mudaliar, A.N., Petropoulos, G.P., Kiran, G.S. 2021. Optimal band characterization in reformation of hyperspectral indices for species diversity estimation. *Physics and Chemistry of the Earth, Parts A/B/C* 103040.
- Asner, G.P., Martin, R.E. 2016. Spectranomics: Emerging science and conservation opportunities at the interface of biodiversity and remote sensing. *Global Ecology and Conservation* 8: 212-219.
- Bastin, J.-F., Berrahmouni, N., Grainger, A., Maniatis, D., Mollicone, D., Moore, R., Patriarca, C., et al. 2017. The extent of forest in dryland biomes. *Science* 356: 635-638.
- Benninga, H.-J.F., van der Velde, R., Su, Z. 2020. Sentinel-1 soil moisture content and its uncertainty over sparsely vegetated fields. *Journal of Hydrology X* 9: 100066.
- Berdugo, M., Delgado-Baquerizo, M., Soliveres, S., Hernández-Clemente, R., Zhao, Y., Gaitán, J.J., Gross, N., et al. 2020. Global ecosystem thresholds driven by aridity. *Science* 367: 787-790.
- Burrell, A.L., Evans, J.P., De Kauwe, M.G. 2020. Anthropogenic climate change has driven over 5 million km<sup>2</sup> of drylands towards desertification. *Nature Communications* 11: 3853.
- Carreiras, J.M.B., Quegan, S., Le Toan, T., Ho Tong Minh, D., Saatchi, S.S., Carvalhais, N., et al. 2017. Coverage of high biomass forests by the ESA BIOMASS mission under defense restrictions. *Remote Sensing of Environment* 196: 154-162.
- Chalker-Scott, L. 1999. Environmental Significance of Anthocyanins in Plant Stress Responses. *Photochemistry and Photobiology* 70: 1-9.
- Dashti, H., Glenn, N.F., Ustin, S., Mitchell, J.J., Qi, Y., Ilangakoon, N.T., Flores, A.N., et al. 2019. Empirical Methods for Remote Sensing of Nitrogen in Drylands May Lead to Unreliable Interpretation of Ecosystem Function. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 57: 3993-4004.
- Demmig-Adams, B., Adams, W.I., Logan, B., Verhoeven, A. 1995. Xanthophyll Cycle-Dependent Energy Dissipation and Flexible Photosystem II Efficiency in Plants Acclimated to Light Stress. *Functional Plant Biology* 22: 249-260.
- Dutkiewicz, A., Lewis, M., Ostendorf, B. 2009. Evaluation and comparison of hyperspectral imagery for mapping surface symptoms of dryland salinity. *International Journal of Remote Sensing* 30: 693-719.
- Féret, J.-B., Gitelson, A.A., Noble, S.D., Jacquemoud, S. 2017. PROSPECT-D: Towards modeling leaf optical properties through a complete lifecycle. *Remote Sensing of Environment* 193: 204-215.
- Ferrenberg, S., Tucker, C.L., Reed, S.C. 2017. Biological soil crusts: diminutive communities of potential global importance. *Frontiers in Ecology and the Environment* 15: 160-167.
- Forkel, M., Carvalhais, N., Verbesselt, J., Mahecha, M.D., Neigh, C.S.R., Reichstein, M. 2013. Trend Change Detection in NDVI Time Series: Effects of Inter-Annual Variability and Methodology. *Remote Sensing* 5: 2113-2144.
- Gamon, J.A., Somers, B., Malenovsky, Z., Middleton, E.M., Rascher, U., Schaepman, M.E. 2019. Assessing Vegetation Function with Imaging Spectroscopy. *Surveys in Geophysics* 40: 489-513.
- Gao, B.-C. 1996. NDWI - A normalized difference water index for remote sensing of vegetation liquid water from space. *Remote Sensing of Environment* 58: 257-266.
- Gastellu-Etchegorry, J., Lauret, N., Yin, T., Landier, L., Kallel, A., Malenovsky, Z., et al. 2017. DART: Recent Advances in Remote Sensing Data Modeling With Atmosphere, Polarization, and Chlorophyll Fluorescence. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing* 10: 2640-2649.
- Gitelson, A., Keydan, G., Merzlyak, M. 2006. Three-Band Model for Noninvasive Estimation of Chlorophyll Carotenoids and Anthocyanin Contents in Higher Plant Leaves. *Papers in Natural Resources* 33(11), 402.
- Gonsamo, A., Chen, J.M., He, L., Sun, Y., Rogers, C., Liu, J. 2019. Exploring SMAP and OCO-2 observations to monitor soil moisture control on photosynthetic activity of global drylands and croplands. *Remote Sensing of Environment* 232: 111314.
- Gonsamo, A., Ciaia, P., Miralles, D.G., Sitch, S., Dorigo, W., Lombardozzi, D., et al. 2021. Greening drylands despite warming consistent with carbon dioxide fertilization effect. *Global Change Biology* 27(14) 3336-3349.
- Gorelick, N., Hancher, M., Dixon, M., Ilyushchenko, S., Thau, D., Moore, R. 2017. Google Earth Engine: Planetary-scale geospatial analysis for everyone. *Remote Sensing of Environment* 202: 18-27.
- Han, X., Jia, G., Yang, G., Wang, N., Liu, F., Chen, H., Guo, X. et al. 2020. Spatiotemporal dynamic evolution and driving factors of desertification in the Mu Us Sandy Land in 30 years. *Scientific Reports* 10: 21734.
- Hancock, S., Armston, J., Hofton, M., Sun, X., Tang, H., Duncanson, L.I., Kellner, J.R., Dubayah, R. 2019. The GEDI Simulator: A Large-Footprint Waveform Lidar Simulator for Calibration and Validation of Spaceborne Missions. *Earth and Space Science (Hoboken, N.J.)* 6: 294-310.
- Hein, L., de Ridder, N., Hiernaux, P., Leemans, R., de Wit, A., Schaepman, M. 2011. Desertification in the Sahel: Towards better accounting for ecosystem dynamics in the interpretation of remote sensing images. *Journal of Arid Environments* 75: 1164-1172.
- Hernández-Clemente, R., Navarro-Cerrillo, R.M., Ramírez, F.J.R., Hornero, A., Zarco-Tejada, P.J. 2014. A Novel Methodology to Estimate Single-Tree Biophysical Parameters from 3D Digital Imagery Compared to Aerial Laser Scanner Data. *Remote Sensing* 6: 11627-11648.
- Hernández-Clemente, R., North, P.R.J., Hornero, A., Zarco-Tejada, P.J. 2017. Assessing the effects of forest health on sun-induced chlorophyll fluorescence using the FluorFLIGHT 3-D radiative transfer model to account for forest structure. *Remote Sensing of Environment* 193: 165-179.
- Hernández-Clemente, R., Hornero, A., Mottus, M., Peñuelas, J., González-Dugo, V., Jiménez, J.C., Suárez, L., et al. 2019. Early Diagnosis of Vegetation Health From High-Resolution Hyperspectral and Thermal Imagery: Lessons Learned From Empirical Relationships and Radiative Transfer Modelling. *Current Forestry Reports* 5: 169-183.
- Hornero, A., North, P.R.J., Zarco-Tejada, P.J., Rascher, U., Martín, M.P., Migliavacca, M., Hernandez-Clemente, R. 2021. Assessing the contribution of understory sun-induced chlorophyll fluorescence through 3-D radiative transfer modelling and field data. *Remote Sensing of Environment* 253: 112195.
- Huete, A.R., Jackson, R.D. 1988. Soil and atmosphere influences on the spectra of partial canopies. *Remote Sensing of Environment* 25: 89-105.
- Huete, A., Justice, C., Liu, H. 1994. Development of vegetation and soil indices for MODIS-EOS. *Remote Sensing of Environment* 49: 224-234.

- Idso, S.B., Jackson, R.D., Pinter, P.J., Reginato, R.J., Hatfield, J.L. 1981. Normalizing the stress-degree-day parameter for environmental variability. *Agricultural Meteorology* 24: 45-55.
- Kampe, T.U., Johnson, B.R., Kuester, M.A., Keller, M. 2010. NEON: the first continental-scale ecological observatory with airborne remote sensing of vegetation canopy biochemistry and structure. *Journal of Applied Remote Sensing* 4: 043510.
- Kattenborn, T., Schmidlein, S. 2019. Radiative transfer modelling reveals why canopy reflectance follows function. *Scientific Reports* 9: 6541.
- Knyazikhin, Y., Martonchik, J.V., Myneni, R.B., Diner, D.J., Running, S.W. 1998. Synergistic algorithm for estimating vegetation canopy leaf area index and fraction of absorbed photosynthetically active radiation from MODIS and MISR data. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres* 103: 32257-32275.
- Li, J., Xu, B., Yang, X., Qin, Z., Zhao, L., Jin, Y., et al. 2017. Historical grassland desertification changes in the Horqin Sandy Land, Northern China (1985–2013). *Scientific Reports* 7: 3009.
- Lian, H., Qin, C., He, Z., Niu, J., Zhang, C., Sang, T., et al. 2020. A synergistic increase in water and nitrogen use efficiencies in winter wheat cultivars released between the 1940s and the 2010s for cultivation in the drylands of the shaanxi Province in China. *Agricultural Water Management* 240: 106308.
- Lichtenthaler, H.K. 1987. [34] Chlorophylls and carotenoids: Pigments of photosynthetic biomembranes. En: Packer, L., Douce, R. (eds.) *Methods in Enzymology (Book series). Plant Cell Membranes, Vol. 148*, pp. 350-382. Academic Press. [https://doi.org/10.1016/0076-6879\(87\)48036-1](https://doi.org/10.1016/0076-6879(87)48036-1)
- MacBean, N., Maignan, F., Bacour, C., Lewis, P., Peylin, P., Guanter, L., et al. 2018. Strong constraint on modelled global carbon uptake using solar-induced chlorophyll fluorescence data. *Scientific Reports* 8: 1973.
- Main-Knorn, M., Pflug, B., Louis, J., Debaecker, V., Müller-Wilm, U., Gascon, F. 2017. Sen2Cor for Sentinel-2. En: *Proceedings SPIE Vol. 10427, Image and Signal Processing for Remote Sensing XXIII*, 2017, Warsaw, Poland, pp. 1042704. <https://doi.org/10.1117/12.2278218>
- Mairota, P., Cafarelli, B., Didham, R.K., Lovregine, F.P., Lucas, R.M., Nagendra, H., et al. 2015. Challenges and opportunities in harnessing satellite remote-sensing for biodiversity monitoring. *Ecological Informatics* 30: 207-214.
- Mallick, K., Toivonen, E., Trebs, I., Boegh, E., Cleverly, J., Eamus, D., et al. 2018. Bridging Thermal Infrared Sensing and Physically-Based Evapotranspiration Modeling: From Theoretical Implementation to Validation Across an Aridity Gradient in Australian Ecosystems. *Water Resources Research* 54: 3409-3435.
- Marsett, R.C., Qi, J., Heilman, P., Biedenbender, S.H., Watson, M.C., Amer, S., et al. 2006. Remote sensing for grassland management in the arid Southwest. *Rangeland Ecology and Management* 59: 11.
- Masek, J.G., Vermote, E.F., Saleous, N.E., Wolfe, R., Hall, F.G., Huemmrich, K.F., et al. 2006. A Landsat surface reflectance dataset for North America, 1990-2000. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters* 3: 68-72.
- Neuenschwander, A., Pitts, K. 2019. The ATL08 land and vegetation product for the ICESat-2 Mission. *Remote Sensing of Environment* 221: 247-259.
- Peng, Y., Fan, M., Song, J., Cui, T., Li, R. 2018. Assessment of plant species diversity based on hyperspectral indices at a fine scale. *Scientific Reports* 8: 4776.
- Penuelas, J., Filella, I., Biel, C., Serrano, L., Save, R. 1993. The reflectance at the 950-970 nm region as an indicator of plant water status. *International Journal of Remote Sensing* 14: 1887-1905.
- Rocchini, D., Boyd, D.S., Féret, J.-B., Foody, G.M., He, K.S., Lausch, A., et al. 2016. Satellite remote sensing to monitor species diversity: potential and pitfalls. *Remote Sensing in Ecology and Conservation* 2: 25-36.
- Rouse, J.W., Jr., Haas, R.H., Schell, J.A., Deering, D.W. 1974. Monitoring Vegetation Systems in the Great Plains with Erts. *NASA Special Publication* 351: 309.
- Roy, D.P., Wulder, M.A., Loveland, T.R., Woodcock, C.E., Allen, R.G., Anderson, M.C., et al. 2014. Landsat-8: Science and product vision for terrestrial global change research. *Remote Sensing of Environment* 145: 154-172.
- Ruiz-Navarro, A., Fernández, V., Abadía, J., Abadía, A., Querejeta, J.I., Albaladejo, J., Barberá, G.G. 2019. Foliar fertilization of two dominant species in a semiarid ecosystem improves their ecophysiological status and the use efficiency of a water pulse. *Environmental and Experimental Botany* 167: 103854.
- Rutherford, W.A., Painter, T.H., Ferrenberg, S., Belnap, J., Okin, G.S., Flagg, C., Reed, S.C. 2017. Albedo feedbacks to future climate via climate change impacts on dryland biocrusts. *Scientific Reports* 7: 44188.
- Shafian, S., Maas, S.J. 2015. Index of Soil Moisture Using Raw Landsat Image Digital Count Data in Texas High Plains. *Remote Sensing* 7: 2352-2372.
- Sun, G., Ranson, K.J. 2009. Forest biomass retrieval from lidar and radar. En: *2009 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium, Cape Town, South Africa, 12-17 July 2009*, pp. V-300- V-303. <https://doi.org/10.1109/IGARSS.2009.5417671>.
- Verbesselt, J., Zeileis, A., Herold, M. 2012. Near real-time disturbance detection using satellite image time series. *Remote Sensing of Environment* 123: 98-108.
- Verón, S.R., Paruelo, J.M. 2010. Desertification alters the response of vegetation to changes in precipitation. *Journal of Applied Ecology* 47: 1233-1241.
- Verrelst, J., Malenovsky, Z., Tol, C.V. der Camps-Valls, G., Gastellu-Etchegorry, J.-P., Lewis, P., et al. 2018. Quantifying Vegetation Biophysical Variables from Imaging Spectroscopy Data: A Review on Retrieval Methods. *Surveys in Geophysics* 1-41.
- Wang, D., Morton, D., Masek, J., Wu, A., Nagol, J., Xiong, X., et al. 2012. Impact of sensor degradation on the MODIS NDVI time series. *Remote Sensing of Environment* 119: 55-61.
- Weber, B., Hill, J. 2016. Remote Sensing of Biological Soil Crusts at Different Scales. En: Weber, B., Büdel, B., Belnap, J. (eds.), *Biological Soil Crusts: An Organizing Principle in Drylands*, Ecological Studies, pp. 215-234. Springer International Publishing, Cham, Alemania.
- Woodcock, C.E., Allen, R., Anderson, M., Belward, A., Bindschadler, R., Cohen, W., et al. 2008. Free Access to Landsat Imagery. *Science* 320: 1011-1011.
- Yu, Y., Notaro, M., Wang, F., Mao, J., Shi, X., Wei, Y. 2017. Observed positive vegetation-rainfall feedbacks in the Sahel dominated by a moisture recycling mechanism. *Nature Communications* 8: 1873.
- Zarco-Tejada, P.J., Rueda, C.A., Ustin, S.L. 2003. Water content estimation in vegetation with MODIS reflectance data and model inversion methods. *Remote Sensing of Environment* 85: 109-124.
- Zarco-Tejada, P.J., Hornero, A., Beck, P.S.A., Kattenborn, T., Kempeneers, P., Hernández-Clemente, R. 2019. Chlorophyll content estimation in an open-canopy conifer forest with Sentinel-2A and hyperspectral imagery in the context of forest decline. *Remote Sensing of Environment* 223: 320-335.
- Zhang, F., Zhou, G. 2019. Estimation of vegetation water content using hyperspectral vegetation indices: a comparison of crop water indicators in response to water stress treatments for summer maize. *BMC Ecology* 19: 18.
- Zhu, Z., Piao, S., Myneni, R.B., Huang, M., Zeng, Z., Canadell, J.G., et al. 2016. Greening of the Earth and its drivers. *Nature Climate Change* 6: 791-795