

TRABAJO FIN DE MÁSTER

ESTIMACIÓN DE PROPIEDADES EDÁFICAS EN SUELOS QUEMADOS MEDIANTE ESPECTROSCOPIA VIS-NIR

ESTIMATION OF SOIL PROPERTIES IN BURNED SOILS BY VIS-NIR SPECTROSCOPY

Autora: Sandra García Gil

Directora: Raquel Montorio Llovería

Máster Universitario en

**Tecnologías de la información geográfica para la ordenación del
territorio: sistemas de información geográfica y teledetección**

Noviembre 2021



Universidad
Zaragoza

**Departamento de Geografía y
Ordenación del Territorio**



Resumen

Aproximadamente la mitad del carbono de los ecosistemas terrestres se encuentra en los suelos forestales. Los incendios forestales suponen una de las principales causas de liberación del carbono en los suelos, esto influye en las reservas de carbono a nivel global, siendo un grave problema medioambiental tanto por la liberación del carbono a la atmósfera como por la falta de carbono en los suelos. En este estudio, a través de técnicas de espectrometría ASD, en el rango del VIS-NIR se plantea como objetivo el desarrollo de modelos de estimación, del contenido de carbono orgánico oxidable y las fracciones de carbono lábil, carbono intermedio y carbono recalcitrante, en suelos sometidos a diferentes tipos de quemaduras. Se probaron diferentes tratamientos espectrales (Filtrado Savitzky-Golay, normalización SNV y derivada de la reflectividad), y se desarrollaron modelos de estimación mediante análisis Partial Least Squares Regression (PLSR) para determinar también las bandas de importancia. El tratamiento que mejores resultados presenta en todos los carbonos es la derivada más la normalización SNV con valores en R^2 en la validación cruzada de 0.74 en el carbono oxidable, 0.53 en el intermedio y 0.68 en el recalcitrante. Lo que supone un modelo de calidad para estimar el carbono del suelo mediante espectrometría. Se simuló las bandas para el satélite hiperespectral EnMAP y de los multispectrales Sentinel 2 y Landsat 8 a fin de determinar su potencial para estimar estas variables. Los resultados obtenidos en la validación cruzada del carbono oxidable y recalcitrante en EnMAP, con valores de 0.75 y 0.66 respectivamente, proporcionan un modelo de calidad. La alternativa del uso de sensores multispectrales supone también un modelado de calidad para el análisis de las propiedades edáficas del suelo pese a sus limitaciones de resolución.

Palabras Clave: Carbono orgánico, incendios forestales, espectrometría, VIS-NIR, PLSR, SNV.

Abstract

Approximately half of the carbon in terrestrial ecosystems is found in forest soils. Forest fires are one of the main causes of carbon release in soils, which influences carbon stocks at a global level, being a serious environmental problem both for the release of carbon into the atmosphere and for the lack of carbon in soils. In this study, using DSA spectrometry techniques in the VIS-NIR range, the aim is to develop models for estimating the oxidisable organic carbon content and the fractions of labile carbon, intermediate carbon and recalcitrant carbon in soils subjected to different types of burning. Different spectral pre-treatments were tested (Savitzky-Golay filtering, SNV normalisation and reflectivity derivative), and estimation models were developed using Partial Least Squares Regression (PLSR) analysis to determine the bands of importance. The best performing pre-treatment for all carbons is the derivative plus SNV normalisation with R^2 values in the cross-validation of 0.74 for oxidisable carbon, 0.53 for intermediate and 0.68 for recalcitrant. This provides a good model for estimating soil carbon by spectrometry. The EnMAP hyperspectral and Sentinel 2 and Landsat 8 multispectral satellite bands were simulated to determine their potential for estimating these variables. The results obtained in the cross-validation of oxidisable and recalcitrant carbon in EnMAP, with values of 0.75 and 0.66 respectively, provide a quality model. The alternative of using multispectral sensors also provides quality modelling for the analysis of soil edaphic properties despite their resolution limitations.

Key Words: Organic carbon, forest fires, spectrometry, VIS-NIR, PLSR, SNV.

Índice

1. Introducción	4
2. Objetivos y justificación	7
3. Metodología	8
3.1 Obtención y tratamiento de los suelos	8
3.2 Obtención de los datos espectrales	9
3.3 Análisis descriptivo	9
3.4 Preprocesamiento de los datos	10
3.4.1 Derivadas espectrales	10
3.4.2 Métodos de correlación de la dispersión	11
3.5 Modelización de los datos	12
3.6 Estimación de la predicción de los sensores Landsat8, Sentinel2 y EnMap ..	13
4. Resultados y discusión	14
4.1 Descriptiva de los valores de carbono por fracciones en los suelos	14
4.2 Descriptiva de las firmas espectrales de los suelos	14
4.3 Modelización de las fracciones de carbono mediante espectros ASD	18
4.3.1 Modelado PLSR	18
4.3.2 Observación de los rasgos espectrales importantes	21
4.4 Modelización de las fracciones de carbono mediante sensores	24
4.4.1 Modelado PLSR	24
4.4.2 Observación de los rasgos espectrales importantes	28
5. Conclusión	32
6. Agradecimientos	33
7. Bibliografía	34
8. Anexos	38
- Anexo 1	38

1. INTRODUCCIÓN

Los incendios forestales suponen un grave problema de degradación y perturbación de los sistemas forestales en el ámbito mediterráneo, en los próximos años se prevé un aumento de su frecuencia y gravedad debido al cambio climático y el calentamiento global. (Fernández et al. 2021). Los incendios forestales son causados por diversos factores, como las actividades humanas y la gestión de los recursos, otros factores como las características climáticas de la zona y las condiciones meteorológicas influyen en el riesgo y la propagación del incendio (Jesús San-Miguel-Ayanz 2018). Estos eventos no solo suponen pérdidas económicas y humanas, sino que también, afectan a los ecosistemas interfiriendo la biodiversidad y en la composición de los suelos. Pese a que la vegetación en las zonas mediterráneas está adaptada a los incendios, el ciclo de recurrencia de estos se ve afectado y esto impide y limita la capacidad de regeneración de la vegetación de un incendio a otro (Álvarez, de Santis, y Chuvieco 2005).

Es importante conocer como ha afectado el fuego a las zonas quemadas y a los diferentes integrantes que componen estas áreas, de esta manera poder elaborar planes y estrategias de gestión frente a los incendios forestales, y adaptar dichas estrategias con el fin de adecuarlas a los objetivos de Desarrollo Sostenible de la Agenda 2030 de las Naciones Unidas en lo que al cambio climático se refiere (ONU 2015).

En Europa aumentan las previsiones del peligro de los incendios, esto se debe al cambio climático, causando eventos meteorológicos extremos, aumentando las sequías y la aridez, por consiguiente, hace que la temporada de incendio se alargue sobre todo en el ámbito mediterráneo (Jesús San-Miguel-Ayanz 2018). España cuenta con la mayor extensión de bosque mediterráneo de Europa, lo que la convierte en un país con gran riesgo de incendios forestales. En España cada década arden aproximadamente 116.000 Ha (Álvarez, de Santis, y Chuvieco 2005). Aunque en los últimos años se puede apreciar una disminución de los siniestros (**figura 1**), los incendios siguen suponiendo un grave problema medioambiental.

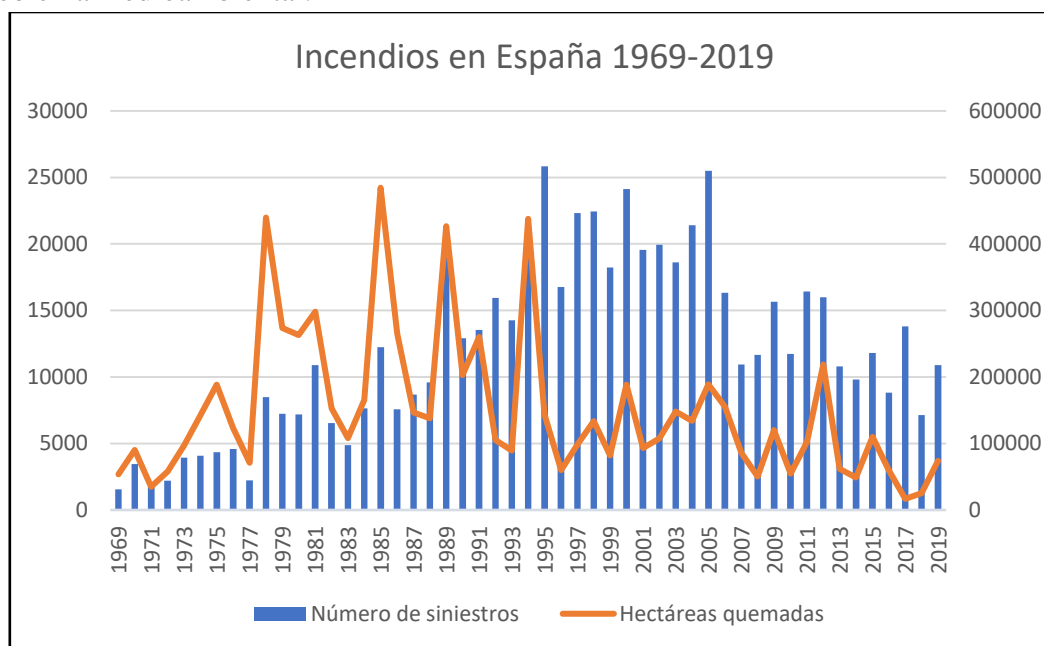


Figura 1. Evolución de los incendios en España, (ministerio de agricultura, gobierno de España)

El aumento del número de incendio y de su severidad o la total desaparición de estos puede producir cambios drásticos en la evolución de la vegetación, en la biodiversidad y en las reservas de carbono de los suelos (Andela et al. 2017). Estos cambios en el suelo tras un incendio y en concreto, los cambios en la cantidad y estructura del contenido de carbono puede suponer un indicador de mantenimiento o cambio en las características de los ecosistemas (Mataix-Solera 2009). La pérdida del carbono en el suelo supone un doble problema, ya que al actuar los bosques como almacenes de carbono, cuando este se incendia libera el carbono a la atmósfera, aumentando la cantidad de CO₂ en esta y contribuyendo al aumento de los GEI y, en consecuencia, al cambio climático. Por otra parte, el carbono almacenado en el suelo es un elemento clave para el desarrollo de la vida en los suelos, la pérdida de este puede provocar que los suelos de las zonas afectadas sean menos fértiles (Volkova, Roxburgh, y Weston 2021).

Los suelos forestales suponen una gran reserva de carbono, dentro del ciclo global de este, multiplicando por tres la cantidad de carbono que se encuentra en la atmósfera o en la vegetación (Guo et al. 2021). Por tanto, los suelos forestales tienen un importante papel en balance global del carbono, dependiendo de las características climáticas de los diferentes tipos de bosques, las tasas de crecimiento y descomposición de la vegetación son elevadas en estos ecosistemas, esto los convierte en grandes sumideros de carbono, asimilándolo y almacenándolo durante prolongados periodos de tiempo (Gordon et al. 2018). El contenido de carbono en el suelo ayuda al desarrollo y crecimiento de la vegetación y disminuye las emisiones de CO₂ a la atmosfera, por lo que mantener este equilibrio es muy importante, ya que una alteración en las reservas de carbono del suelo podría tener consecuencias en el clima a escala global (Guo et al. 2021).

Los bosques mediterráneos tienen una alta vulnerabilidad a la pérdida del carbono que almacenan, esto se debe a su alto régimen de incendios (Lozano-García et al. 2020; Gordon et al. 2018). Debido a los incendios los bosques pasan de ser sumideros de carbono almacenado a fuentes de carbono liberado en forma de CO₂, debido a la combustión (Gordon et al. 2018). Un método de gestión y de prevención ante los incendios forestales son las quemadas prescritas, además, el fuego es un factor importante en la regulación del carbono en los bosques. Ya que si la severidad no es muy elevada los incendios pueden favorecer la disponibilidad de carbono en el suelo (Hu et al. 2021).

El carbono se divide en diferentes fracciones dependiendo de su estabilidad química y física.

- Carbono lábil: es el menos estable, se pierde entre el primer y segundo años debido a la descomposición.
- Carbono intermedio: se encuentra prácticamente estabilizado, tiene un tipo de renovación de 10 a 100 años
- Carbono recalcitrante: está altamente estabilizado, con un periodo de más de 100 años (FAO y Lefèvre 2017; Belay-Tedla et al. 2009).

El estudio de los tipos de carbono que componen el suelo es importante para realizar una gestión y planificación de estrategias eficientes, las actuales investigaciones utilizan nuevas técnicas para los análisis de los componentes del suelo. Estas nuevas técnicas, como la radiometría, permiten obtener esta información directamente del suelo de una

manera más rápida y sencilla, sin alteraciones en el medio natural y complementando las técnicas de laboratorio mucho más costosas en tiempo y recursos (Demattê et al. 2019).

La radiometría es una técnica de teledetección próxima que nos permite medir las interacciones entre la energía radiante con objetos in situ del medio natural. Se registra un área considerablemente menor que en la teledetección desde satélite y se obtienen datos de reflectividad con una alta resolución espectral, es decir, caracterizadas por ser firmas hiperespectrales. Es un sensor que no genera imágenes, sino que proporciona firmas espectrales y datos. En los últimos años la radiometría, centrándose sobre todo el rango óptico del espectro, combinada con las TIG (tecnologías de la información geográfica), se ha vuelto una técnica clave para la investigación de los suelos (Haghi, Pérez-Fernández, y Robertson 2021).

La radiometría tiene ventajas frente a los métodos tradicionales de análisis edafológicos, ya que nos permite cuantificar atributos físicos y químicos en una sola lectura de una manera rápida y segura, evitando el uso de productos que podrían afectar al medio ambiente, esto permite adquirir datos de cantidades de muestras más grande, requiriendo una cantidad muy pequeña de muestra de suelo (Demattê et al. 2019; Santos et al. 2020).

Existen diferencias entre la extracción de los datos radiométricos en el campo y en condiciones de laboratorio, ya que obteniéndolas directamente del campo puede haber variaciones causadas por la temperatura, la humedad o las sombras ocasionadas por la rugosidad del terreno. En condiciones de laboratorio estas condiciones del suelo apenas interfieren en los resultados de la firma (Bellon-Maurel y McBratney 2011). La radiometría nos permite identificar diferentes propiedades del suelo, entre ellas el contenido de carbono, a través de variaciones en las firmas en los rangos del visible y del NIR. Debido a que las variaciones y rasgos de absorción no pueden interpretarse visualmente, se deben realizar una serie de tratamientos de suavizado, métodos para reducir el ruido de las firmas y procesos para extraer información útil (Reda et al. 2019). Además, las características del suelo se analizan a través de métodos estadísticos, con el objetivo de generar modelos de calibración y correlacionar los datos espectrales con los valores obtenidos a través de las técnicas tradicionales de laboratorio, con el fin de crear modelos de calidad y precisión (Demattê et al. 2019).

2. OBJETIVOS Y JUSTIFICACIÓN

El objetivo principal de este estudio es:

Estimar el contenido de carbono y su distribución por fracciones en suelos quemados mediante técnicas de radiometría.

Los objetivos específicos son:

- Realizar un análisis y descriptiva espectral para comparar rasgos de absorción comunes y diferenciar características de las firmas espectrales de los suelos.
- Evaluar y determinar cuál de los pretratamientos realizados sobre las firmas espectrales presenta mejores valores para la modelización del carbono oxidable y de las fracciones de carbono en suelos incendiados.
- Confirmar a través de un análisis de coeficientes de regresión (PLSR), la calidad de un modelo e identificar las longitudes de onda de importancia en las que se percibe el carbono oxidable y las fracciones de carbono.
- Valora la capacidad de los sectores multiespectrales Landsat 8 y Sentinel 2 y el sensor hiperespectral EnMAP para la medición del carbono oxidable y las fracciones de carbono orgánico.

3. METODOLOGÍA

3.1 Obtención y tratamiento de los suelos.

En colaboración con al proyecto “Fuegotipo” y el departamento de ciencias agrarias y del medio natural de la escuela politécnica superior de Huesca (universidad de Zaragoza), los cuales aportaron los datos obtenidos de su proyecto “Quema de monolitos de suelo y caracterización de los efectos inmediatos de distintos tipos de quema sobre la repelencia al agua y propiedades que pueden influir en ella” supusieron la base de la realización de este proyecto.

Los suelos obtenidos en forma de monolitos o bloque, tienen un tamaño de 15x15x10 cm³, son extracciones realizadas en Puerto de Sobas, cerca de la ermita de Santa Orosia, en Yebra de Basa. Estas extracciones de suelos se realizaron en zonas de antiguos pastos abandonados, las cuales actualmente encontramos colonizados por matorrales de erizón (*Echinopartum horridum*.)

Estos bloques, con su cubierta natural vegetal de erizón, fueron sometidos a quemas controladas de 4 formas diferentes, (**figura 2**), variando la temperatura y la duración de la quema. Los bloques se sometieron al fuego mediante un soplete industrial desde su parte superior, con el objetivo de alcanzar la temperatura preestablecida en el centímetro 1 y mantenerla durante el tiempo estimado.

Nombre de los bloques	Características	Temperatura (°C)	Tiempo (min)
U-U	Control	Sin quema	
L-S	Temperatura baja (low) tiempo corto (short)	50	12
L-L	Temperatura baja (low) tiempo largo (long)	50	24
H-S	Temperatura alta (high) tiempo corto (short)	80	12
H-L	Temperatura alta (high) tiempo largo (long)	80	24

Figura 2. Tabla condiciones de las quemas de los bloques de suelo

Dependiendo de la temperatura a la que son sometidos los suelos y el tiempo de duración de la quema, se puede representar la diferente severidad que afectaría al suelo dependiendo de las características del incendio.

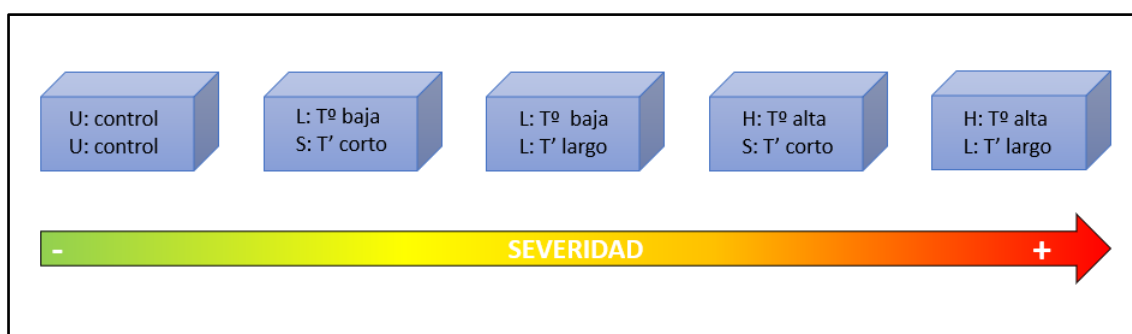


Figura 3. gráfico de severidad de los diferentes bloques de suelo

Para comprobar los efectos de la quema en diferentes profundidades del suelo se separaron 2 capas de 0 a 1 cm (superficie del suelo) y de 1 a 3 cm (capas subsuperficiales). Además, en una parte de cada uno de los bloques se retiró la ceniza para poder diferenciar los valores de los datos en los suelos con ceniza (Y) y sin ceniza (N). En total se han obtenido 48 muestras del suelo de diferente profundidad, temperatura, tiempo y si existe presencia o no de cenizas.

Por último, se ha realizado una tamización de los suelos con un diámetro de 2 mm, con el objetivo de que la muestra sea más homogénea y no genere sombras a la hora de realizar el análisis espectral.

3.2 Obtención de los datos espectrales

El análisis espectral de cada una de las 48 muestras se realizó en condiciones de laboratorio, en un cuarto cerrado con un máximo de oscuridad, cada una de las muestras se colocó en una placa de Petri y con la utilización de un espectrómetro ASD, modelos FieldSpec SR 3, proporcionado por el grupo Geoforest – IUCA («Geoforest: EQUIPAMIENTO»). dicho espectrómetro, a través de una lente óptica de 25°, permite recoger la luz difusa reflejada por la muestra en un rango del visible-SWIR, que corresponde a las longitudes de onda entre 350 y 2500 nm.

Para ello, se necesita realizar un calibrado previo del espectrómetro ASD, es necesario encenderlo una hora antes de comenzar con la recogida de las muestras para regular la temperatura del aparato, se calcula la corriente oscura y se registra la radiancia absoluta reflejada con un panel de referencia blanco.

Las 48 muestras, ya colocadas en la placa de Petri, fueron escaneadas con la sonda del espectrómetro ASD, el cual tiene un diámetro de 2 cm. Cada medida es resultado del promedio de 25 escaneos individuales. Se realizaron 3 réplicas en posiciones aleatorias que posteriormente se promediaron para obtener un único dato por suelo.

3.3 Análisis descriptivo

Para el análisis descriptivo de las firmas espectrales se han separado en diferentes grupos, teniendo en cuenta la presencia o ausencia de cenizas, la profundidad de cada uno de los bloques del suelo, si son superficiales o a más de un centímetro y el tipo de quema al que han sido sometidas. Con el objetivo de visibilizar los rasgos de absorción y de reflectancia de las firmas ASD se ha procedido a un análisis de los rasgos de absorción para poder visualizar rasgos espectrales relevantes en los conjuntos de firmas de los suelos.

Para ello, se ha aplicado la técnica “*continuum removal*” que permite detectar rasgos de absorción comunes en el conjunto de las firmas, mediante el software “RStudio (versión: 2021.09.0)”.

Esta técnica consiste en identificar las tendencias de las firmas espectrales conectando máximos locales para después identificar y caracterizar los rasgos de absorción mediante sus parámetros básicos de profundidad, anchura y área.

3.4 Preprocesamiento de los datos

Para el preprocesamiento de los datos, se realiza un promedio de las tres firmas obtenidas en cada una de las muestras para tener un único dato. Se eliminan las longitudes de onda anteriores al 400 para evitar el ruido y se corrige el salto por cambio de sensor en las longitudes de onda de 1000nm y 1800nm.

Con el objetivo de mejorar el modelo de clasificación y en posterior análisis de las firmas espectrales, se han realizado una serie de pretratamientos sobre los datos brutos, los cuales han sido un suavizado o filtrado, una derivada y una normalización sobre los resultados de ambos. Realizados mediante el software “Unscrambler X Version: 10.4”.

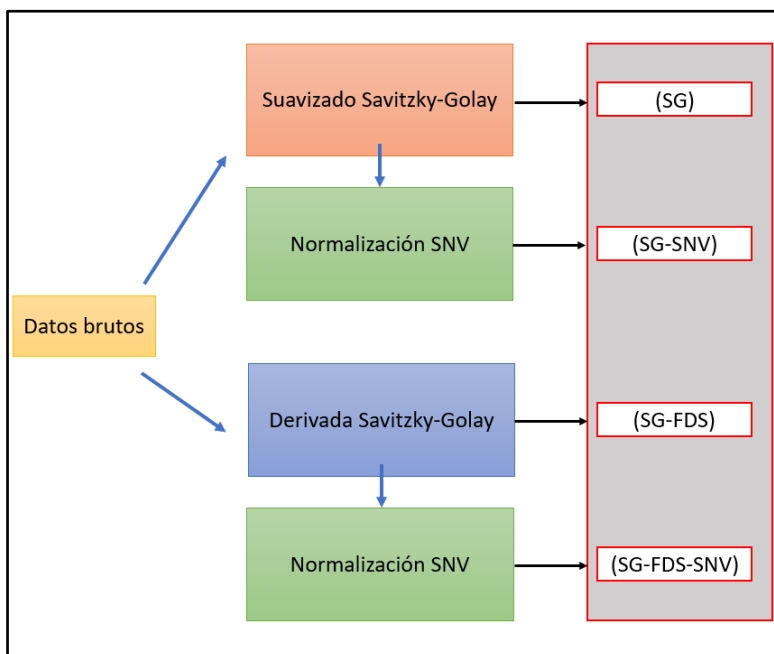


Figura 4. gráfico del proceso del pretratamiento de los datos brutos

Las técnicas de pretratamiento (o preprocesamientos) se dividen en 2 subcategorías: derivados espectrales y métodos de corrección de la dispersión.(Rinnan, Berg, y Engelsen 2009)

3.4.1 Derivados espectrales

- **Suavizado:** Con el objetivo de preparar los estándares de las curvas de reflectancia del suelo, anterior a las transformaciones, se debe reducir el ruido sin degradar en la menor medida de lo posible la firma, esto es posible realizando un filtrado. En este caso se ha escogido el filtro Savitzky-Golay (G.M. Vasques, Grunwald, y Sickman 2008). Este método consiste en el empleo de una ventana móvil simétrica, en este caso de $5+5 = 11\text{nm}$ con un polinomio de orden 2 (Savitzky y Golay 1964).
- **Derivada:** En este caso también se utiliza el método Savitzky-Golay con el objetivo de eliminar los efectos aditivos y multiplicativos en las firmas espectrales (Rinnan, Berg, y Engelsen 2009), es decir, eliminar tanto la línea como la tendencia lineal. Según estudios de Vasques, la derivada de SG es una de las más adecuadas para la preparación de los datos, especialmente en predecir el contenido

total de carbono en el suelo, en las longitudes de onda del visible y del NIR (G.M. Vasques, Grunwald, y Sickman 2008). En este caso también se ha utilizado una ventana móvil simétrica de 11nm y un polinomio de orden 2 (Savitzky y Golay 1964). Es importante realizar este método de derivada sobre los datos brutos sin filtrar, ya que la derivada realiza su propio filtrado, y este doble proceso degradaría la firma espectral.

3.4.2 Métodos de correlación de la dispersión

- **Normalización:** Rinnan expone una serie de técnicas orientadas a la normalización de los datos, entre las que se encuentra la variante normal estándar (SNV). El método SNV es uno de los métodos más aplicados para corregir la dispersión del dato (normalizada) (Rinnan, Berg, y Engelsen 2009). Este método consiste en que cada una de las firmas espectrales se procesa por sí misma, es decir, está aislada del resto del conjunto, esto le otorga una ventaja frente a la utilización de otros métodos por la falta de una referencia común. Además es una técnica muy aconsejable para longitudes de onda del infrarrojo cercano de onda corta (Rinnan, Berg, y Engelsen 2009). Otros estudios como los de Vasques, Barnes o Demattê corroboran el uso de este método, ya que presenta muy buenos resultados eliminando eficazmente las interferencias multiplicativas de la dispersión y permite destacar características de interés en las firmas espectrales (G.M. Vasques, Grunwald, y Sickman 2008; Barnes, Dhanoa, y Lister 1989; Demattê et al. 2019)

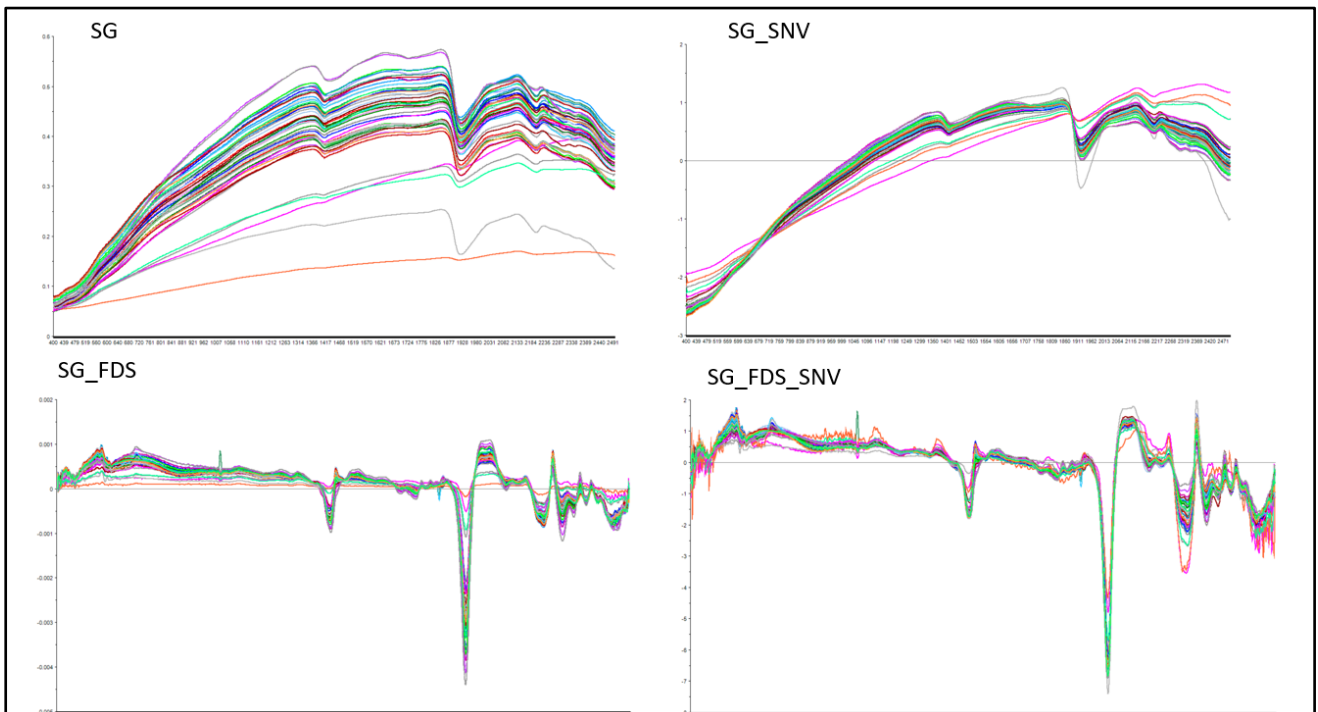


Figura 5. Representación de los espectros tras ser sometidas a diferentes pretratamientos

3.5 Modelización de los datos

El método de modelización de datos elegido para este trabajo ha sido el de regresión de mínimos cuadrados parciales (PLSR) utilizando nuevamente el software “Unscrambler X Version: 10.4”. Este método ha sido utilizado en diversos estudios, en los que se ha comprobado su efectividad en la predicción de diferentes fracciones de carbono en el suelo con espectros de reflectancia (Crucil et al. 2019; Jaconi et al. 2019; Olga A. Rosero-Vlasova et al. 2019; Calderón et al. 2011).

El PLSR pretende calcular el conjunto de componentes óptimo relacionando los grupos de datos espectrales de los diferentes suelos, anteriormente expuestos a una serie de pretratamientos (SG, SG-SNV, SG-FDS y SG-FDS-SNV), con los valores obtenidos del análisis del carbono de los suelos (Carbono oxidable (g/Kg), carbono lábil ($\mu\text{g/g}$), carbono intermedio (g/Kg) y carbono recalcitrante (g/Kg)). También se realizó con los porcentajes de las tres fracciones del suelo, con el fin de comprobar si también se pueden tener buenos resultados aplicando los porcentajes en vez de los datos brutos.

Como modelo de calibración del PLSR en este caso, se ha llevado a cabo una validación cruzada para determinar el número óptimo de factores y poder comparar los efectos de los pretratamientos (Chang y Laird 2002; Reyna-Bowen K. Lizardo et al. 2002), esta práctica consiste en una división aleatoria de los datos, en este caso en 5 segmentos de igual o similar tamaño (48/5= 3 segmentos de 10 muestras y dos segmentos de 9). Las muestras de cuatro de los cinco segmentos se utilizan para construir el modelo, el quinto segmento se utiliza para la validación de dicho modelo. Este proceso se repite tantas veces como segmentos haya para que cada vez uno sea utilizado de validación del resto (Cozzolino y Morón 2006). Para comprobar la precisión de los modelos se utilizaron los siguientes estadísticos de calibración R^2 , RMSE, R^2 de la validación cruzada y el RMSE de la validación cruzada. En total se realizaron 48 análisis PLSR.

3.6 Estimación de la predicción de los sensores Landsat8, Sentinel2 y EnMAP

Utilizando los valores espectrales obtenidos de la medición de los suelos, se simuló los valores de reflectancia de tres sensores remotos, dos multiespectrales, que son Landsat 8 (con 8 bandas) y Sentinel 2 (con 13 bandas), y otro hiperespectral EnMAP (con 244 bandas). Estas regiones del espectro coinciden con el visible, el infrarrojo cercano y el SWIR.

Landsat 8 es el satélite más reciente del proyecto Landsat de la NASA junto con el Servicio Geológico de Estados Unidos. Lanzado en febrero del 2011, tienen un ciclo de repetición de 16 días, cuenta con 8 bandas espectrales, entre el visible y el SWIR, y una resolución espacial de 30 metros («USGS.gov | Ciencia para un mundo cambiante»).

La constelación de satélites Sentinel 2, dentro del programa *Copernicus* y desarrollado por la Agencia Espacial Europea (ESA) lleva operativo desde abril de 2017, proporcionando datos abiertos de toda la superficie terrestre cada 5 días. Tiene una resolución espacial que va entre los 10 a los 60 metros y una resolución espectral de 13 bandas que van desde los 443 nm (visible) a los 2190 nm (SWIR) («European Space Agency»).

En la actualidad, las nuevas tecnologías nos permiten obtener datos con una resolución espectral aun mayor, satélites como el EnMAP nos permiten disponer de datos hiperespectral de la superficie terrestre. Amplio rango espectral que va de los 429 nm a los 1000 nm, una resolución espacial de 30 metros y una repetición de 4 días (Guanter et al. 2016).

Para la realización de la simulación, se utilizaron las funciones de respuesta espectral relativa (SRF) proporcionadas oficialmente por los distribuidores oficiales de las imágenes y accesibles en sus correspondientes páginas web.

Estas SRF proporcionan la sensibilidad del sensor en las diferentes longitudes de onda y se utilizó esta información para realizar una simulación con la mayor calidad posible.

En el caso de EnMAP, del que no se dispone de esas SRF, se utilizó una curva gaussiana normal como aproximación a las curvas de respuesta.

En el caso de los sectores multispectrales, Landsat 8 y Sentinel 2, se sometieron al pretratamiento de normalización SNV sobre los espectros, por el contrario, en el caso de EnMAP, si se han llevado a cabo otra serie de pretratamientos sobre las firmas espectrales simuladas para este sensor, también se realizó una normalización variable normal estándar (SNV), y, además una derivada Savitzky-Golay, ambos métodos explicados anteriormente.

Al igual que se ha realizado anteriormente con los datos de las firmas espectrales pretratadas, la modelización de los datos simulados para adaptarse a las bandas de cada sensor se realizó correlacionándolos con los datos de las diferentes fracciones de carbono obtenidos de las muestras (Carbono oxidable (g/Kg), carbono lábil ($\mu\text{g/g}$), carbono intermedio (g/Kg) y carbono recalcitrante (g(Kg) y sus correspondientes porcentajes), a través de una regresión por mínimos cuadrados parciales (PLSR).

4. RESULTADOS Y DISCUSIÓN

4.1 Descriptiva de los valores de carbono por fracciones en los suelos

El carbono oxidable es superior en términos promedio en las muestras control, con valores más bajos en los niveles superiores de severidad, especialmente cuando hay presencia de ceniza.

El carbono recalcitrante y el intermedio suponen aproximadamente el 50% del carbono oxidable total, siendo el carbono lábil un % minoritario de solo 0.005%.

El carbono recalcitrante parece aumentar con la severidad, especialmente en presencia de ceniza, mientras que el C intermedio experimenta la tendencia contraria.

El C lábil es más elevado en las muestras con ceniza, quizás asociado a la propia presencia de C en los restos de ceniza como resultado del proceso de carbonización.

		UU	Con Ceniza (Y)				Sin Ceniza (N)			
			LS	LL	HS	HL	LS	LL	HS	HL
Carbono oxidable g/Kg	Media	55.2124	46.6694	50.9398	46.3606	38.8264	52.2434	48.1095	46.3573	49.4174
	Máximo	71.1386	58.1888	64.3382	61.0160	46.2962	60.7533	59.4415	52.2470	71.0633
	Mínimo	42.2772	33.0497	38.6213	36.0162	33.4298	42.6954	37.3866	39.7028	36.9537
Carbono Recalcitrante gc/gc	Media	0.4994	0.4772	0.4784	0.5574	0.5133	0.3975	0.4314	0.3979	0.4438
	Máximo	0.7551	0.6146	0.6413	0.8417	0.6788	0.4681	0.5501	0.4983	0.5618
	Mínimo	0.3744	0.3900	0.3922	0.4444	0.3455	0.2659	0.3775	0.3230	0.3520
Carbono lábil gc/gc	Media	0.0038	0.0055	0.0047	0.0048	0.0081	0.0024	0.0030	0.0032	0.0028
	Máximo	0.0070	0.0109	0.0074	0.0121	0.0230	0.0042	0.0041	0.0052	0.0038
	Mínimo	0.0010	0.0031	0.0023	0.0003	0.0008	0.0008	0.0020	0.0012	0.0018
Carbono intermedio gc/gc	Media	0.4968	0.5172	0.5169	0.4186	0.4786	0.6001	0.5657	0.5989	0.5535
	Máximo	0.6246	0.6060	0.6034	0.5519	0.6538	0.7333	0.6183	0.6758	0.6442
	Mínimo	0.2395	0.3745	0.3532	0.0433	0.3122	0.5285	0.4471	0.4986	0.4355

Figura 6. Datos de los valores de carbono y sus fracciones para cada uno de los tipos de quema

4.2 Descriptiva de las firmas espectrales de los suelos

El estudio descriptivo de las características espectrales de los suelos se centra en localizar y analizar los rasgos de absorción comunes en las firmas. Se han localizado 5 procesos de absorción característicos en todos los suelos, en torno a las longitudes de onda de 490, 1415, 1780, 1925 y 2200 nm.

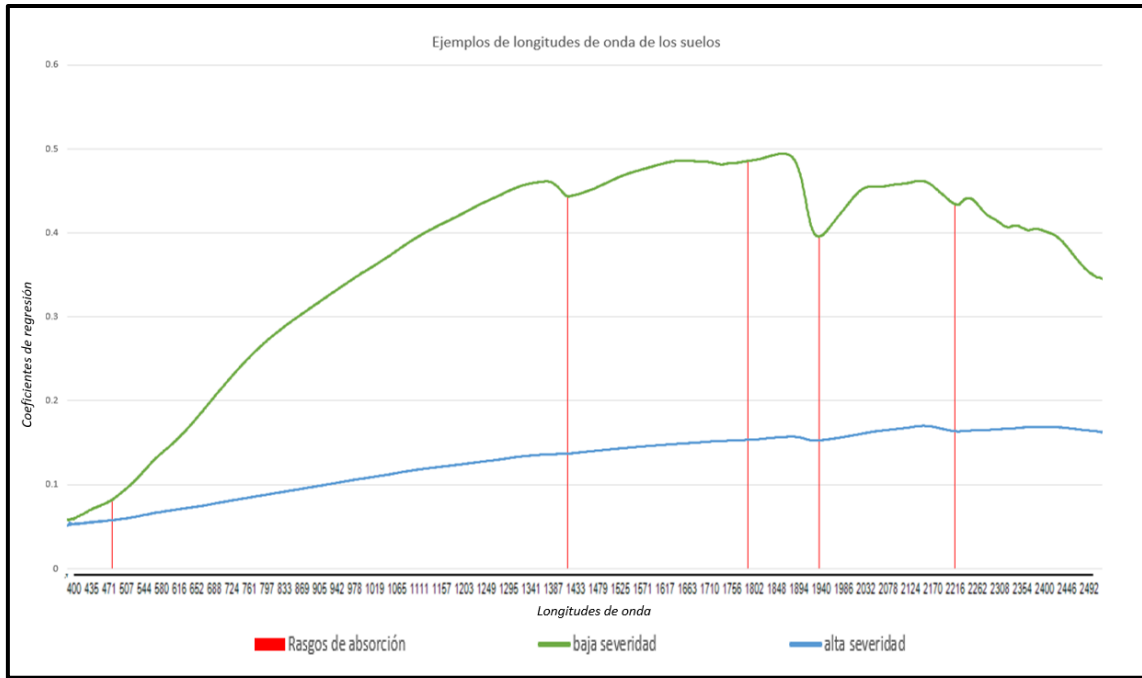


Figura 7. Grafica de rasgos de absorción representados sobre una de las firmas espectrales

Tras un primer análisis de los resultados, se ha optado por descartar el rasgo de absorción situado en los 960 nm, esto se debe a que la anchura y la profundidad que caracteriza este proceso de absorción, comparándolo con los otros rasgos de absorción, no presenta valores relevantes, con una profundidad media de 0.01 de absorción en valores de reflectancia.

El análisis comparativo de cada uno de los suelos, dependiendo de la severidad de la quema a la que fueron sometidos, para cada uno de los rasgos de absorción, se ha realizado uniendo en un mismo gráfico los suelos con y sin cenizas y separando los suelos de 0 a 1 centímetros y los de 1 a 3 centímetros.

Se han obtenido un total de 10 gráficas, dos por cada proceso de absorción, donde se representan los valores de profundidad de cada una de las absorciones en los diferentes suelos.

Analizando las medias de cada uno de los rasgos de absorción, como su área su anchura y sobre todo su profundidad, se concluye que el rasgo de absorción más relevante en los suelos es el de los 490 nm, con una anchura media de 160.833 nm y una profundidad media de 0.194 en porcentaje de reflectancia, seguido de la absorción en torno a los 1925 nm, que presenta una profundidad de 0.182, datos que se alejan considerablemente de la media del resto de absorciones. **(figura 8)**

	Área	Anchura	Profundidad
490 nm	32.926	160.833	0.194
1415 nm	5.115	95.917	0.048
1780 nm	1.484	98.688	0.015
1925 nm	20.126	95.583	0.182
2200 nm	3.531	51.417	0.044

Figura 8: Tabla de medias del área, anchura y profundidad de cada uno de los rasgos de absorción

Observando la profundidad de todos los rasgos de absorción (**Figura 1 del anexo**), destacando aquí solo algunos ejemplos, los rasgos de absorción más característicos comunes en las firmas espectrales (490, 1415, 1780, 1925 y 2200 nm) se comprueban rasgos comunes en todas ellas, sobre todo en los gráficos que representan los suelos de entre 1 y 3 centímetros. Independientemente de la severidad de la quema a la que han sido sometidos los suelos o la presencia o no de cenizas, los valores en todos los rasgos de absorción de los suelos entre 1 y 3 centímetros muestran unos datos donde la profundidad del rasgo de absorción es mayor que en los suelos superficiales.

Por el contrario, en los datos de los suelos entre 0 y 1 centímetros se encuentran mayores diferencias entre el tipo de quemas que han recibido los suelos y en la presencia o no de cenizas. Por lo general los valores de severidad presentan una tendencia descendente en los valores de profundidad en los rasgos de absorción. En ejemplo de ello es la **figura 9** se percibe esta tendencia descendente hacia los datos de los suelos que han sufrido mayor severidad y con presencia de cenizas, es decir, en la mayor parte de los procesos de absorción y concretamente en el de las longitudes de onda de 1415 nm, los mayores valores de profundidad los encontramos en los suelos con severidades de quema baja, además la presencia o no de cenizas influye sobre todo en severidades altas.

Esto se debe a que los suelos que han estado expuestos al fuego la curva espectral es más plana, haciendo desaparecer los procesos de absorción propios de los suelos y progresivamente aproximándola a un perfil de ceniza. Las diferencias son notorias en la **figura 7**.

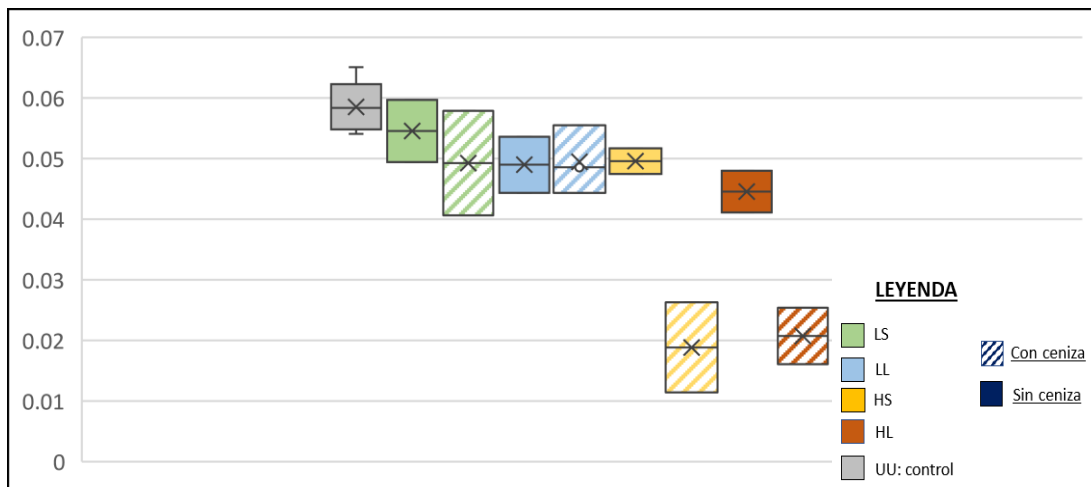


Figura 9: grafica de los valores de profundidad de cada uno de los suelos en el rasgo de absorción en torno a los 1415nm

Mientras que la tendencia en los rasgos de absorción de los 490, 1415 y 1925 nm es decreciente contra más aumenta la severidad, en el rasgo de los 1780 nm la tendencia es otra (**figura 10**), parece que la tendencia es decreciente, con unos valores de profundidad muy bajos, pero en los suelos con cenizas, y más acusado en los de alta severidad, los valores de profundidad son muy altos.

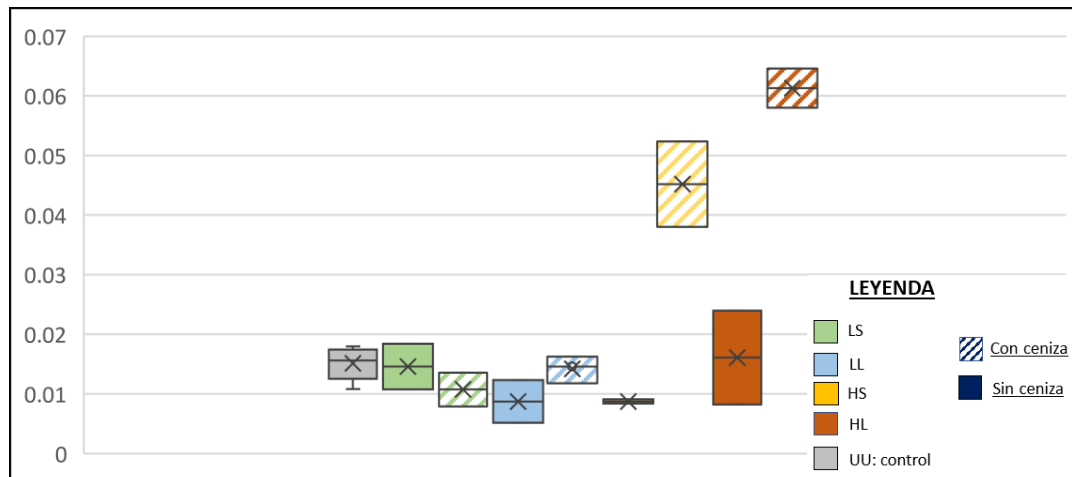


Figura 10. grafica de los valores de profundidad de cada uno de los suelos en el rasgo de absorción en torno a los 1780 nm

Un caso curioso sucede en el rango de absorción de los 2200 nm (**figura 11**), la tendencia general es ascendente contra mayor es la severidad, pero existen diferencias entre los suelos según el tiempo que duro la quema y la presencia de cenizas. Los suelos que fueron sometidos a quemas con un periodo de tiempo más corto (HS y LS) en los cuales no se retiraron las cenizas se encuentran valores más altos que en los suelos semejantes en los cuales si se retiró la ceniza. El caso contrario lo encontramos en los suelos que si han sido sometidos a quemas más largas (LL y HL), los suelos con cenizas presentan valores considerablemente más bajos que los suelos con las mismas características de severidad pero que sin presencia de ceniza.

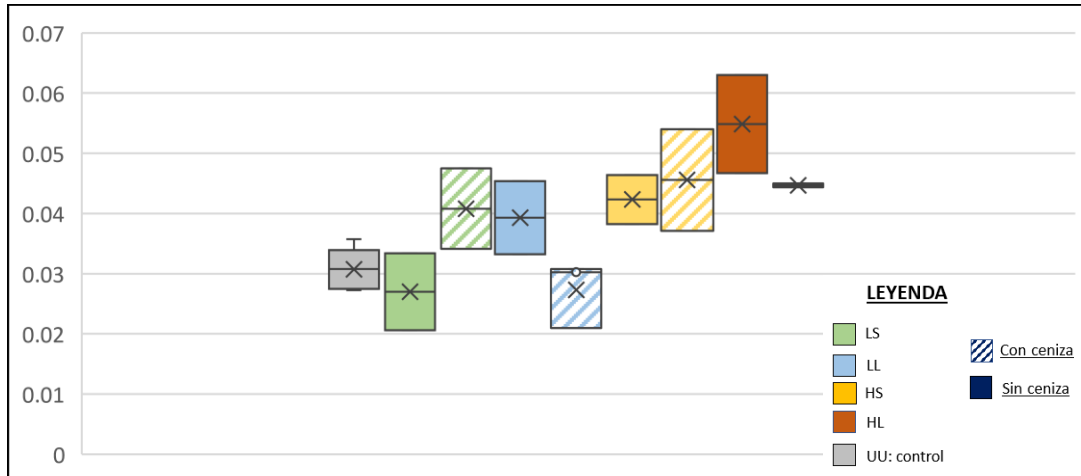


Figura 11: grafica de los valores de profundidad de cada uno de los suelos en el rasgo de absorción en torno a los 2200 nm

Aunque no pueden obtenerse relaciones estadísticamente robustas porque se dispone de poca muestra, por lo que no se puede afirmar que el comportamiento sea estable, en general, los suelos visiblemente más oscuros, suelos con cenizas y con una severidad de quema alta, presentan firmas espectrales más llanas y con datos de reflectividad más bajos. Estos se ve representado en los rasgos de absorción, donde los suelos con cenizas y severidad alta, por lo general, muestran valores de profundidad de la absorción más bajos que el resto de los suelos.

4.3 Modelización de las fracciones de carbono mediante espectros ASD

4.3.1 Modelado PLSR

Los modelos, como se ha comentado anteriormente, se han realizado utilizando la regresión de mínimos cuadrados parciales (PLSR) a partir de los datos espectrales sometidos a diferentes pretratamientos (SG, SG-SNV, SG-FDS y SG-FDS-SNV) para predecir el carbono oxidable y las fracciones de CO.

Se realizó la técnica PLSR tanto sobre los valores totales de cada una de las fracciones del carbono como con los porcentajes de estas. Comparando los resultados de los dos conjuntos de datos para cada una de las fracciones, se observan datos muy similares independientemente de la utilización de los datos totales o de los porcentajes. Teniendo en cuenta que ambos presentan el mismo número de factores para la obtención del método, los datos brutos ofrecen mejores valores de R^2 en la validación cruzada. En el caso del carbono intermedio, utilizando los datos brutos sale inferior el valor de la validación cruzada, con unos datos en R2CV de 0.539 en el carbono intermedio total y 0,616 en el porcentaje de carbono intermedio. Al ser ínfima la diferencia, es indiferente el uso de cualquiera de los dos conjuntos de datos. **(Figura 12)**

	% Lábil					% Intermedio					% Recalcitrante				
	Factor	R2	RMSE	R2CV	RMSECV	Factor	R2	RMSE	R2CV	RMSECV	Factor	R2	RMSE	R2CV	RMSECV
SG	8	0.67	0	0.323	0.003	4	0.612	0.076	0.451	0.091	4	0.58	0.073	0.484	0.081
SG-FDS	1	0.085	0	NA	0.004	2	0.59	0.078	0.506	0.09	2	0.565	0.074	0.45	0.085
SG_SNV	1	0.154	0	NA	0.004	2	0.553	0.081	0.368	0.099	2	0.538	0.076	0.296	0.099
SG_FDS_SNV	1	0.167	0	NA	0.004	2	0.693	0.067	0.616	0.077	2	0.643	0.067	0.611	0.072

Figura 12: Tabla de resultados del método PLSR sobre los datos de las fracciones de CO en porcentajes

De los pretratamientos realizados a las firmas espectrales de los suelos, el que mejores resultados obtiene en la regresión con validación cruzada PLSR para predecir el carbono oxidable CO_{ox} es la derivada SG más la normalización (SG_FDS_SNV). Debido a que todos los pretratamientos presentan valores similares en la validación cruzada (entre 0.742 y 0.748) y en el RMSECV (ente 5.028 y 5.278), hay que tener en cuenta en número de factores utilizados, la realización de la derivada con normalización es el pretratamiento que mejores resultados da con la utilización de solo 2 factores. **(Figura 13)**

	C Oxidable				
	Factor	R2	RMSE	R2CV	RMSECV
SG	7	0.811	4.308	0.748	5.028
SG-FDS	2	0.77	4.746	0.748	5.278
SG_SNV	5	0.813	4.281	0.745	5.128
SG_FDS_SNV	2	0.777	4.679	0.742	5.179

Figura 13. Tabla de resultados del método PLSR sobre los datos de carbono oxidable

En el siguiente gráfico de predictores y referencias de los valores de carbono se observa que los datos tienen una correlación fuerte ya que se sitúan en torno a la línea de regresión. Con la utilización de dos componentes principales o factores es el más próximo

para resumir la relación entre los predictores y los datos de referencia con unos datos, tanto en la calibración como en la validación, de R^2 superiores a 0.7.

Los datos con valores más bajos en los dos ejes son suelos los cuales han sufrido una severidad alta y en la mayoría de los casos presentan cenizas. Por el contrario, los datos que tienen valores más altos en ambos ejes corresponden a los suelos con severidades más bajas, sin cenizas o los suelos de control (sin quema).

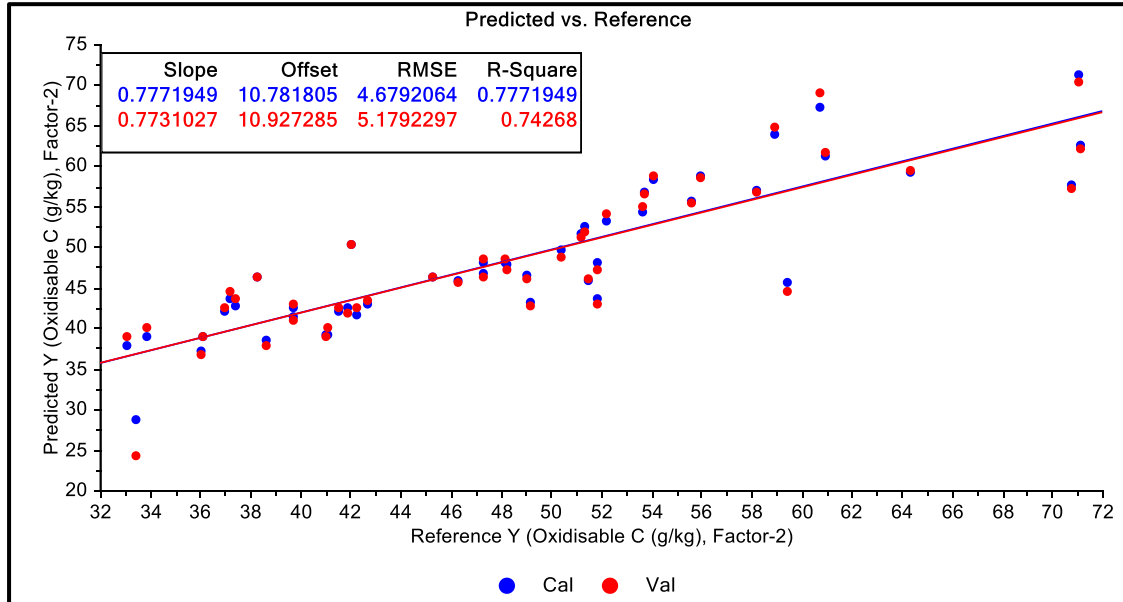


Figura 14. Gráfico de predictores y referencias del carbono oxidable

En cuanto al carbono intermedio, el pretratamiento que mejores valores presenta es la derivada Savitzky-Golay con la normalización SNV (SG-FDS-SNV) teniendo en cuenta el error cuadrático medio de la validación cruzada con un valor de (4.79), pero si tenemos en cuenta el número de factores que utiliza para realizar el modelo, el pretratamiento que mejor modela es el filtrado con la normalización (SG-SNV) con solo un componente principal. En este caso sería recomendable realizar tanto una normalización sobre el filtro como sobre la derivada.

	C Intermedio				
	Factor	R2	RMSE	R2CV	RMSECV
SG	4	0.528	4.797	0.343	5.611
SG-FDS	2	0.504	4.919	0.421	5.495
SG_SNV	1	0.488	4.999	0.478	5.153
SG_FDS_SNV	2	0.57	4.582	0.539	4.79

Figura 15. Tabla de resultados del método PLSR sobre los datos de carbono intermedio

En el gráfico de predictores y referencias del carbono intermedio, como ya se ha comentado, el factor 2 es el que mejor resume la relación entre los dos bloques de datos. En este caso (**Figura 16**) no existe una tendencia positiva tan clara con en el caso del carbono oxidable, los valores se agrupan en la esquina superior, además encontramos gran cantidad de valores atípicos que se alejan de la línea de regresión, esto se ve expresado en los valores de R^2 en torno al 0.5 tanto en la calibración como en la

validación, estos valores más bajos demuestran que la calidad del modelo de regresión es menor que en el modelo del carbono recalcitrante y el carbono oxidable.

Al igual que en la gráfica del carbono oxidable (**Figura 14**), los suelos que presentan valores más bajos tanto en las X como en las Y corresponden a suelos con cenizas y una alta severidad, destacar que en su mayoría son suelos superficiales de entre 0 a 1 cm. En la esquina contraria encontramos los suelos con severidades más bajas, sin cenizas en su mayoría o los suelos de control.

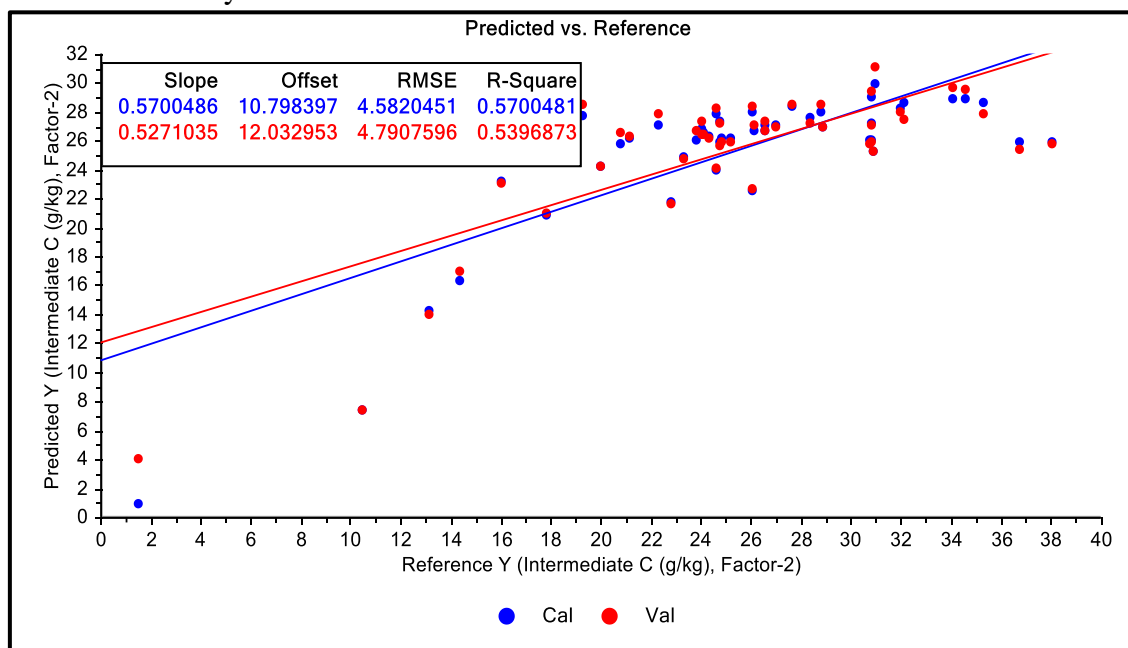


Figura 16. Gráfico de predictores y referencias del carbono intermedio

En el caso del carbono recalcitrante, al igual que ocurre con el carbono oxidable, el pretratamiento que mejores resultados ha demostrado es la derivada Savitzky-Golay más la normalización con un RMSECV de 4.6 y utilizando solo 2 factores. En el caso de solo realizar la derivada sin normalización también se obtendrían valores muy similares.

	C Recalcitrante				
	Factor	R2	RMSE	R2CV	RMSECV
SG	4	0.674	4.464	0.499	5.6
SG-FDS	2	0.702	4.271	0.649	4.728
SG_SNV	2	0.637	4.713	0.586	5.171
SG_FDS_SNV	2	0.735	4.028	0.685	4.602

Figura 17. Tabla de resultados del método PLSR sobre los datos de carbono recalcitrante

En cuanto al gráfico de predictores y referencias del carbono recalcitrante presenta una tendencia similar al carbono oxidable con una relación fuerte de la tendencia, pero, las líneas de regresión de la calibración y de la validación presentan diferencias, esto se debe a que contra más altos sean los valores de carbono recalcitrante menos correlación se ha demostrado. Pese a que existen valores atípicos, sobre todo en los valores más alejados del eje 0, la calidad del modelo de regresión es buena con valores en R^2 que rondan el 0.7.

En el caso de la distribución de los suelos en torno al carbono recalcitrante, los valores más altos en los dos ejes, al contrario que en el caso del carbono intermedio,

corresponden a los suelos superficiales entre 0 y 1 centímetros, y los valores más bajos en los suelos profundos de 1 a 3 centímetros. En este caso es independiente la severidad de la quema, aunque los suelos de control si presentan valores altos y alejados de la línea de regresión.

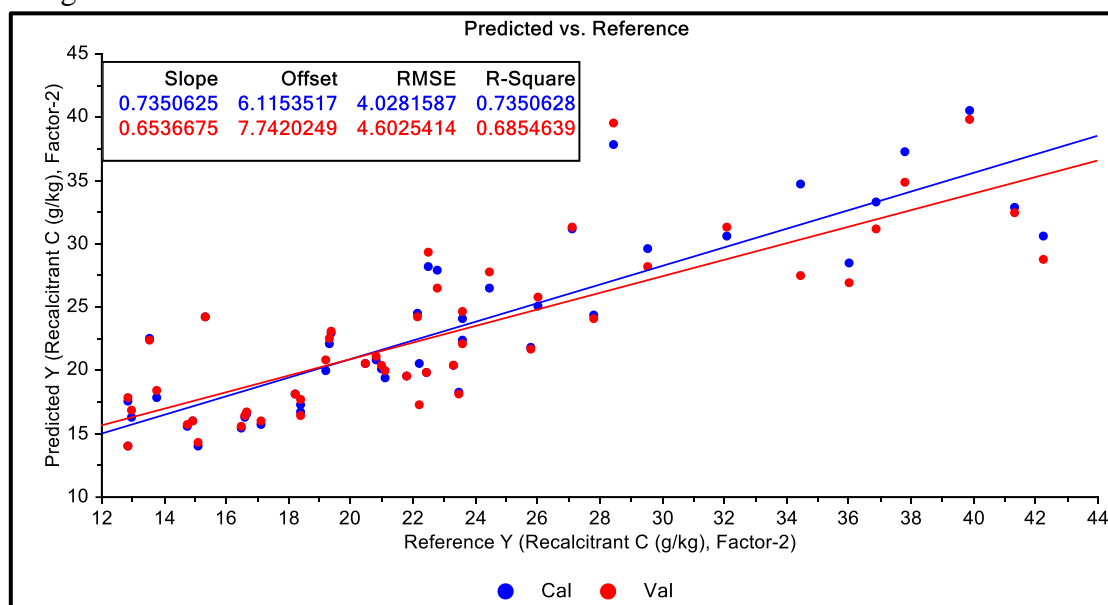


Figura 18. Gráfico de predictores y referencias del carbono recalcitrante

En lo correspondiente al carbono lábil no fue posible desarrollar un modelo de estimación adecuado. Una posible explicación a esta incapacidad de desarrollar el modelo predictivo puede radicar en la reducida cantidad de CO lábil que, como se ha comentado anteriormente, supone un % casi testimonial. Por lo que a la hora de realizar el análisis PLSR los datos dan erróneos y se optó por excluir la fracción del lábil de los análisis posteriores.

En este estudio, debido a la falta de resultados, se optó por descartar del análisis la fracción del carbono lábil, los datos con un valor inferior al 2% están por debajo del umbral crítico ya que puede enmascarse con otros componentes del suelo, en este caso el carbono lábil presentaba un porcentaje inferior a 0,01% (Olga A. Rosero-Vlasova et al. 2019)

A modo de resumen, gracias a los gráficos de predicción y referencia se puede comprobar la calidad de los modelos de regresión, en los tres casos de carbono, excluyendo el lábil, el modelo de regresión que mejores resultados presenta, sobre los datos pretratados con la derivada Savitzky-Golay y la normalización SNV, utilizando 2 factores, el modelo ofrece un buen ajuste.

4.3.2 Observación de rasgos espectrales de importancia

En las siguientes graficas (Figura 19 y figura 20) se presentan los coeficientes de regresión de los predictores del modelo con 2 factores, donde se demuestra la importancia relativa de cada una de las longitudes de onda específicas para las propiedades del carbono en los suelos de estudio.

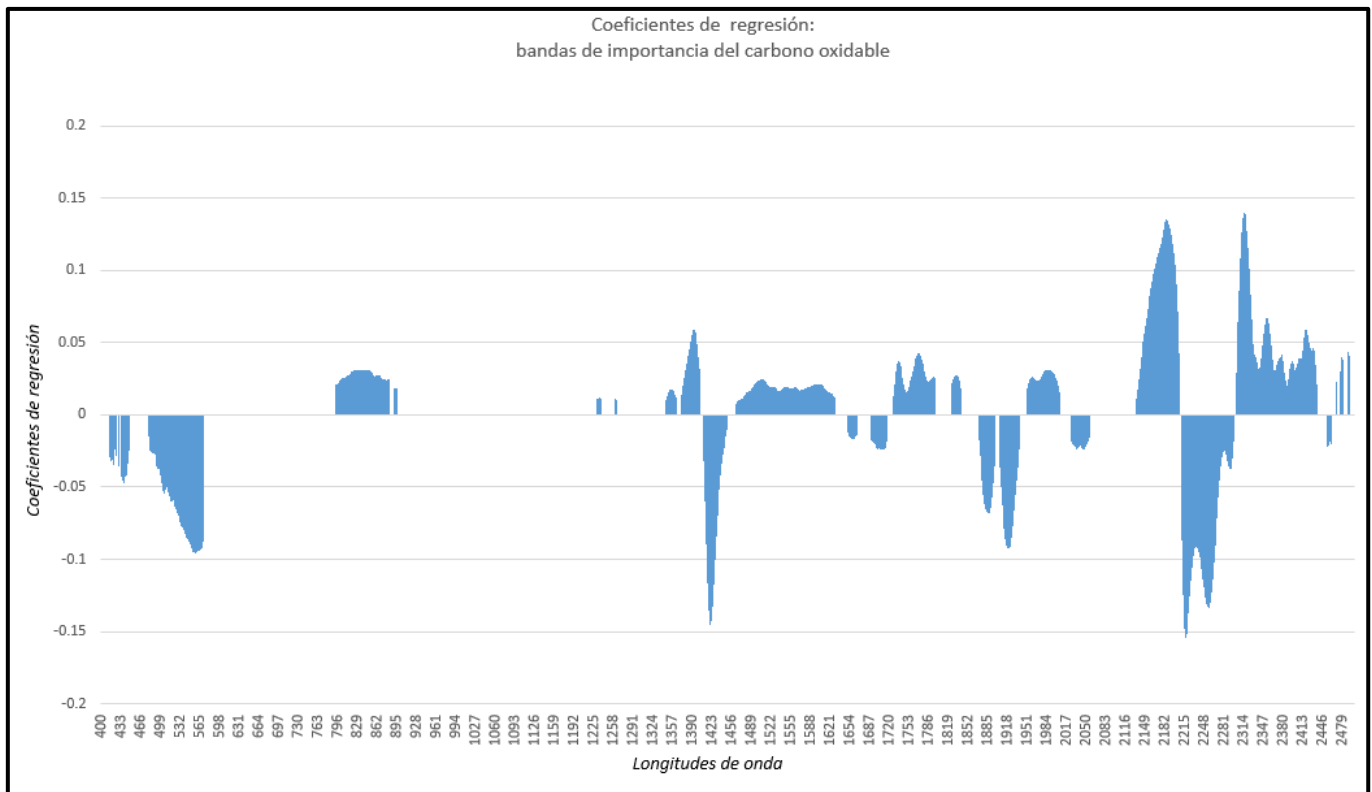
En los resultados de coeficientes de regresión del carbono oxidable se puede comprobar como en las longitudes de onda más largas es donde mejor se predice el carbono oxidable, concretamente, coincidiendo con estudios como el de Vohland y

Emmerling, los mayores picos se encuentran en longitudes de onda superiores a los 2100 nm (Vohland y Emmerling 2011).

Otro rasgo de importancia, debido a los múltiples estudios que lo respaldan, es la región del visible entre los 410 y 570 nm, la modelización en estas longitudes de onda se debe a las características y color de los suelos al tratarse de suelos que han sufrido diferentes tipos de quemaduras y en que en algunos casos existe la presencia de cenizas, esto interfiere en las características del suelo, entre las que se encuentra el color, que se han visto modificadas y puede influir en la generación del modelo basado en el espectro visible (Vohland et al. 2014; Olga A. Rosero-Vlasova et al. 2019).

En la región del SWIR, entre las longitudes de onda de los 1350 y los 2040 nm, se sitúan intervalos intermitentes correlacionados con el carbono oxidable con coeficientes que muestran un vínculo tanto positivo como negativo. Destacan picos en las bandas de 1388, 1421, 1765 nm, y dos picos seguidos en los 1882 y 1917nm.

La banda del NIR, en este estudio concreto, pierde relevancia y apenas existe correlación con entre las bandas del NIR con el CO_{ox} salvo un pequeño tramo en torno a



los 800 nm.

Figura 19. Gráfico bandas de importancia correlacionadas con el carbono oxidable

En el siguiente gráfico se comparan las bandas de importancia del carbono intermedio y del carbono recalcitrante. Visiblemente tienen una distribución paralela pero opuesta, cuando la correlación es positiva en una de las fracciones es negativa en la opuesta, y viceversa.

En la fracción del carbono intermedio presenta una distribución intermitente a lo largo de todo el espectro. Destaca en la región del visible, en las regiones por debajo de los 700 nm, sobre todo en las longitudes de onda más cortas.

En la región del infrarrojo cercano encontramos un rango consecutivo entre 750 y 1100 nm, rango característico del carbono oxidable entre los 950 y 1100, coincidente con los estudios del carbono oxidable de Rosero (Olga A. Rosero-Vlasova et al. 2019). En las longitudes de onda del SWIR destacan picos en las longitudes de onda de 1400, 1800 y 1900 nm, descritos también en los estudios de Bellon y Rosero para el CO_{ox} (Bellon-Maurel y McBratney 2011; Olga A. Rosero-Vlasova et al. 2019). Pero, al igual que en los datos de regresión del carbono oxidable, destacan las longitudes de onda más largas por encima de los 2100.

Las bandas de importancia en la fracción del carbono recalcitrante, al igual que el carbono intermedio, presenta una distribución irregular. Podemos encontrar similitudes con los otros dos tipos de carbono, sobre todo en la región del visible hasta los 677nm y en el rango del infrarrojo cercano con un intervalo entre los 781 y los 942 nm. Estos dos intervalos similares al coeficiente de regresión del carbono oxidable podrían marcarse como importantes para la estimación tanto del carbono oxidable como de la fracción del carbono recalcitrante (Viscarra Rossel y Hicks 2015).

Las diferencias se pueden localizar en las longitudes de onda más largas, debido a una sucesión de intervalos intermitentes entre las longitudes de onda de los 1200 y 2170, destacando picos en los 1395, los 1421, 1900 y 1925 nm.

A partir de los 2100 nm, al igual que en las dos fracciones descritas anteriormente, se encuentran coeficiente de gran importancia con los valores más altos de regresión.

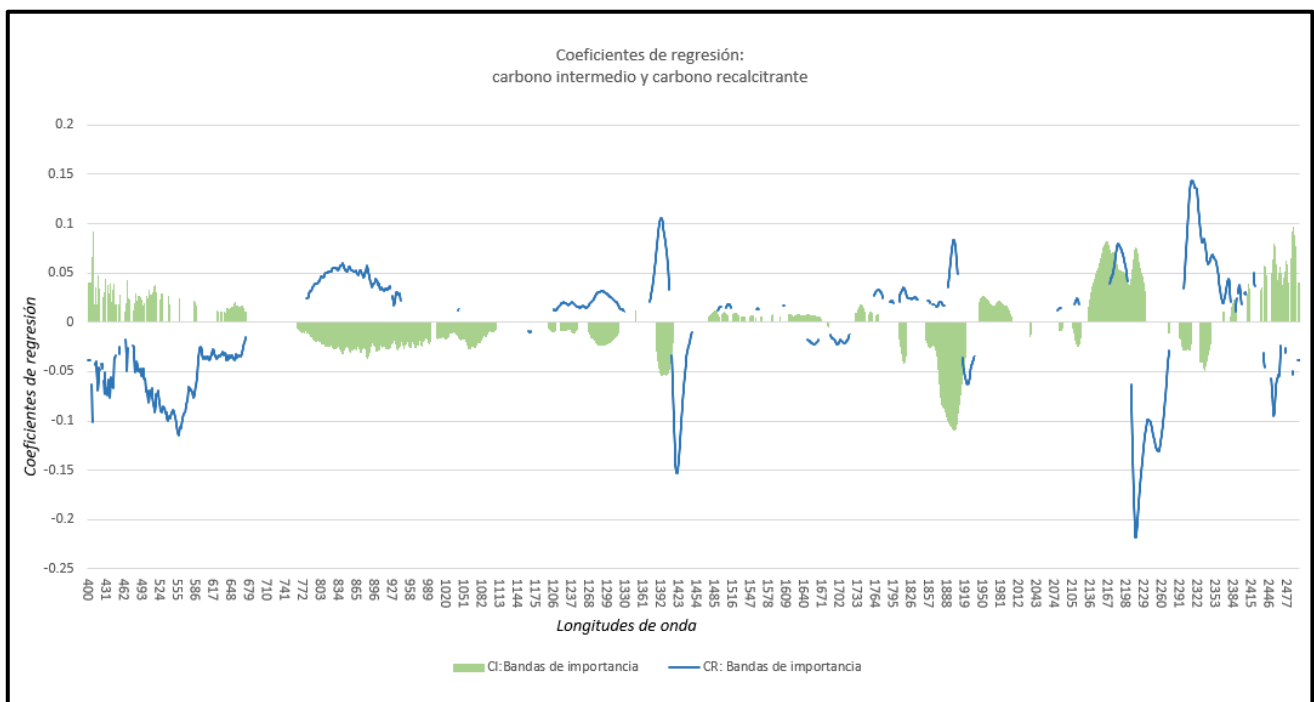


Figura 20. Gráfico bandas de importancia correlacionadas con el carbono intermedio y carbono recalcitrante

Según este estudio la región del NIR en el carbono oxidable no presenta tanta importancia, al contrario que lo que defienden otros autores. Según diversos estudios la región del NIR es de gran relevancia para la correlación del carbono oxidable, y por consiguiente sus fracciones, con las firmas espectrales de los suelos (Peltre et al. 2014). El NIR gana en importancia las fracciones del carbono intermedio y del carbono recalcitrante.

En los resultados del trabajo, se puede percibir como en los tres coeficientes de regresión realizados sobre el carbono oxidable y las fracciones de carbono oxidable, destaca como intervalo de relevancia la región del visible concretamente en las longitudes más largas coincidentes con el verde y el azul. En torno a esta región del espectro existe controversia entre diferentes autores. La importancia del espectro visible para determinar la correlación con el carbono del suelo se divide en dos corrientes, una que defiende la importancia del espectro visible (Yang, Kuang, y Mouazen 2012; Gustavo M. Vasques, Grunwald, y Sickman 2009; Viscarra Rossel y Hicks 2015; Volkan Bilgili et al. 2010), por el contrario, autores se cuestionan la relevancia del visible ya que depende de las características físicas concretas de cada suelo (Peltre et al. 2014; Knox et al. 2015).

La importancia de las bandas del visible en este estudio podría atribuirse a las características de color influenciadas por las quemadas a las que fueron sometidos los suelos. Los suelos que sufrieron una severidad alta y en los cuales no se retiraron las cenizas presentan colores muy oscuros similares al negro, esto podría ser relevante a hora de estimar un modelo basado en la importancia de la región del visible.

Por otro lado, diversos autores, destacan el modelo de precisión exitoso del carbono oxidable en bandas espectrales superiores a los 1200nm dando importancia al NIR y al SWIR (R. Rinnan y Rinnan 2007; Dalal y Henry 1986). En este estudio carecería de importancia las bandas del infrarrojo cercano, pero, en longitudes de onda más largas si se ve una clara influencia.

4.4 Modelización de las fracciones de carbono mediante sensores espectrales

4.4.1 Modelado PLSR

Como ya se ha comentado en el apartado 3.6, al igual que con los datos ASD, los modelos se han obtenido realizando una regresión de mínimos cuadrados parciales (PLSR) a partir de los datos simulados para cada sensor.

En base a los resultados obtenidos, se concluyó que para los satélites multiespectrales Landsat 8 y Sentinel 2 el pretratamiento que mejores resultados da es la realización de un tratamiento SNV que genera un modelo de 3 componentes para el carbono oxidable y recalcitrante y 1 para el intermedio en ambos sensores.

En cuanto al satélite EnMAP el pretratamiento con mejores resultados es la combinación de la derivada más la normalización con un factor 2 en las variables dependientes.

En concreto en el carbono oxidable, el mejor sensor para predecir la cantidad de carbono oxidable de los suelos quemados es el EnMAP si se le somete a una derivada

más una normalización, al tratarse de un satélite hiperespectral con 244 bandas es más precisos que los satélites multiespectrales con un 0.75 en el R^2 de la validación cruzada.

Pese a ser un sensor multiespectral con 13 bandas, Sentinel 2 con la normalización SNV presenta valores en R^2_{CV} de 0.7, los que supone un buen método para predecir el carbono oxidable desde un sensor multiespectral. Landsat 8 supondría una buena alternativa en caso de no disponer de imágenes de Sentinel, pese a no tener resultados tan buenos tienen un R^2 en la validación cruzada con un 0.66.

	C Oxidable				
	Factor	R2	RMSE	R2CV	RMSECV
L8	4	0.72	5.245	0.666	5.837
L8_SNV	3	0.747	4.985	0.667	5.771
S2	6	0.762	4.835	0.679	5.776
S2_SNV	3	0.742	5.031	0.701	5.546
EnMAP_SG_FDS	2	0.758	4.866	0.739	5.188
EnMAP_SG_FDS_SNV	2	0.767	4.782	0.75	5.03

Figura 21. Tabla de resultados del método PLSR sobre los datos de carbono oxidable en los 3 sensores

En los tres gráficos de predicción y referencias de cada uno de los sensores para el carbono oxidable se aprecia una fuerte relación con tendencias positivas. Los valores se centran en torno a las líneas de regresión, siendo menor su dispersión en los valores centrales, y más acusada en los valores altos.

La dispersión de los datos de los suelos, como es evidente, es similar a la del carbono oxidable obtenidos con ASD. Los suelos con cenizas y mayor severidad tienen valores más bajos mientras que los suelos sin cenizas o los suelos de control presentan valores más elevados y dispersos alejados de la línea de regresión.

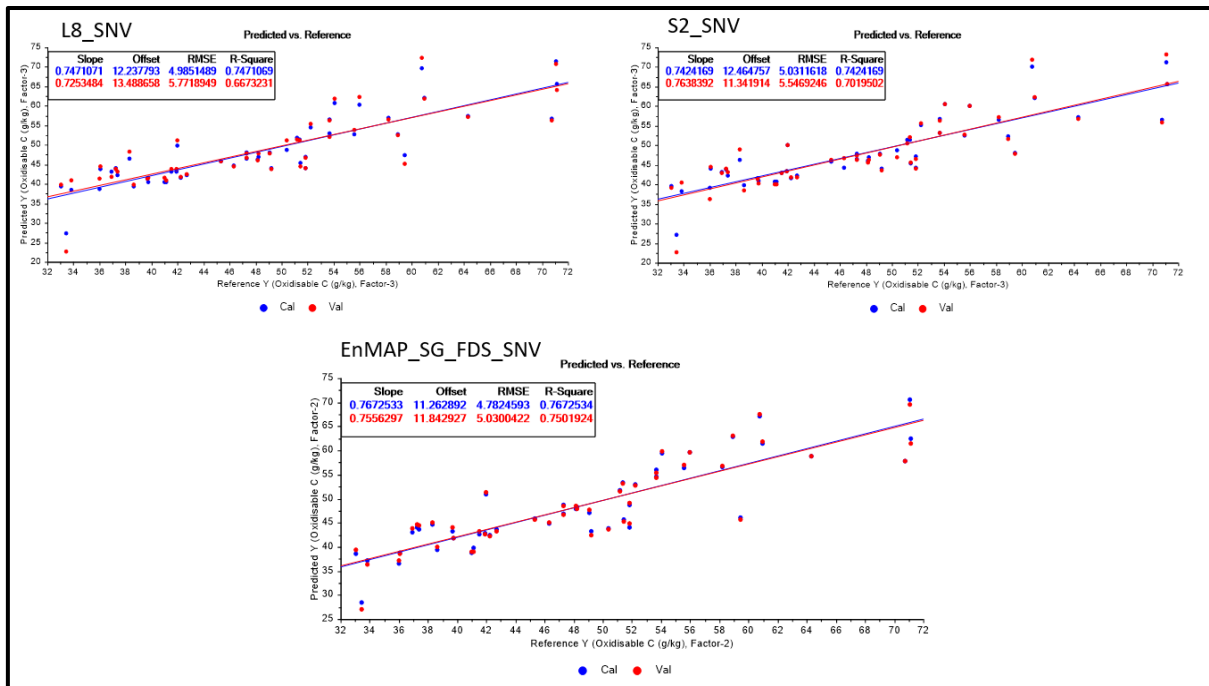


Figura 22. Gráfico de predictores y referencias del carbono oxidable en los 3 sensores

La tabla de carbono intermedio, **figura 23**, nos muestra los valores de regresión obtenidos para cada satélite según su pretratamiento, los valores tienen muchos más problemas de predicción de las cantidades de carbono intermedio, no llegando en ningún de los sensores al 0.5 en R^2CV . Pese a ello, encontramos diferencias, sobre todo en los sensores multiespectrales al realizar la normalización ya que, los datos de validación cruzada aumentan. El mejor sensor para realizar la predicción de la cantidad de carbono intermedio de los suelos sería el EnMAP sometido a pretratamientos de derivada y normalización. Incluso con un satélite hiperespectral el modelo del carbono recalcitrante no sería bueno.

C Intermedio					
	Factor	R2	RMSE	R2CV	RMSECV
L8	5	0.446	5.197	0.179	6.393
L8_SNV	1	0.482	5.027	0.409	5.501
S2	5	0.46	5.123	0.307	5.998
S2_SNV	1	0.476	5.055	0.468	5.199
EnMAP_SG_FDS	2	0.49	4.988	0.44	5.382
EnMAP_SG_FDS_SNV	2	0.549	4.691	0.49	5.04

Figura 23. Tabla de resultados del método PLSR sobre los datos de carbono intermedio en los 3 sensores

En cuanto a las gráficas de comparación de la predicción y referencias, **figura 24**, nos muestra los valores agrupados en la esquina superior, al igual que en el caso del carbono intermedio en espectros ASD. En este caso la tendencia es más irregular y los datos se alejan considerablemente de las líneas de regresión, por lo que hay más valores atípicos, esto en datos se ve reflejado en los bajos valores de R^2 tanto en validación como

en calibración, lo que hace que no sea un buen modelo representativo con los sensores multiespectrales.

La distribución de los valores se repite en todos los gráficos independientemente del satélite, los suelos que presentan la cobertura de cenizas tienen valores más bajos, mientras que los suelos sin cenizas y con una profundidad de entre 1 y 3 centímetros se sitúan más alejados del punto 0 en ambos ejes.

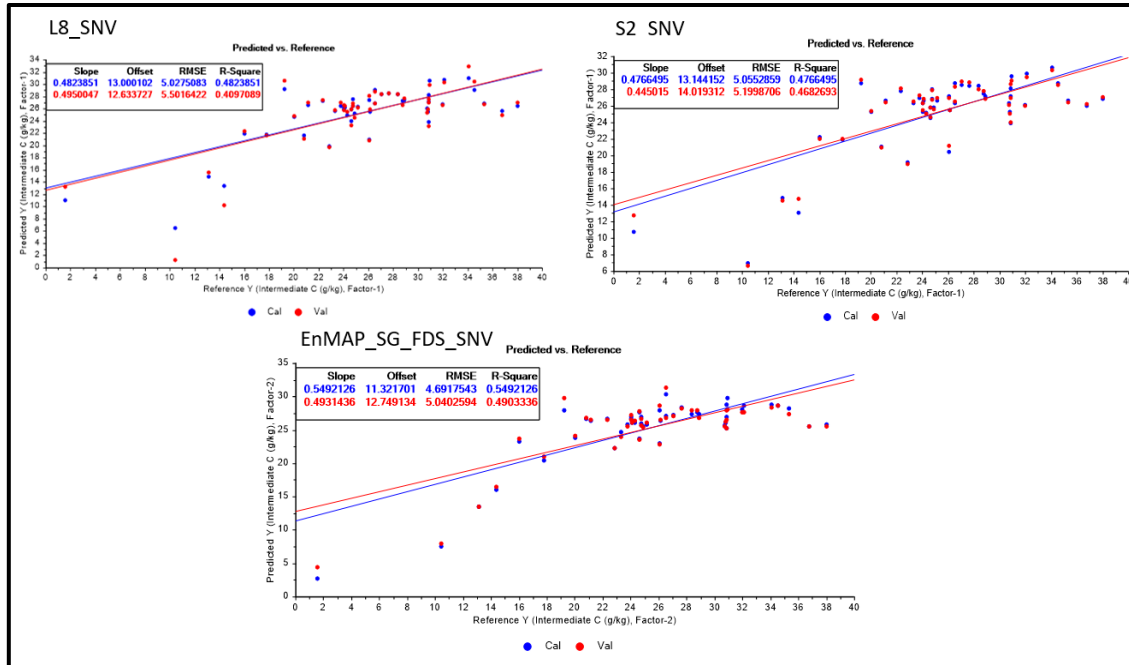


Figura 24. Gráfico de predictores y referencias del carbono intermedio en los 3 sensores

En comparación con el carbono intermedio, el carbono recalcitrante si presenta valores que permiten la predicción en sensores espectrales, **figura 25**, los modelos PLSR con 3 factores presentan valores de validación superiores a 0.5, lo que el realizar una normalización sobre los valores nos permite bajar el número de componentes principales para realizar la regresión. En cuanto a el sensor EnMAP el pretratamiento que mejores resultados presenta es el de la derivada más la normalización, pese a que en los datos de R^2CV solo con la derivada presente más de un 0.7, al hacerle la normalización el número de factores baja de 7 a 2.

	C Recalcitrante				
	Factor	R2	RMSE	R2CV	RMSECV
L8	6	0.703	4.259	0.573	5.241
L8_SNV	3	0.668	4.505	0.569	5.396
S2	7	0.721	4.131	0.547	5.283
S2_SNV	3	0.665	4.523	0.572	5.153
EnMAP_SG_FDS	7	0.857	2.956	0.716	4.319
EnMAP_SG_FDS_SNV	2	0.707	4.233	0.666	4.615

Figura 25. Tabla de resultados del método PLSR sobre los datos de carbono recalcitrante en los 3 sensores

En este caso, **figura 26**, vuelven a encontrarse similitudes entre el carbono recalitrante y con el carbono oxidable, al igual que con los datos ASD. Las diferencias con el carbono oxidable se encuentran, en cuanto más altos los valores de carbono recalitrante más se alejan de la línea de regresión por lo que están menos correlacionados. Los valores en las 3 graficas son similares, aunque en los datos de Landsat y Sentinel se encuentran más alejados de línea de regresión.

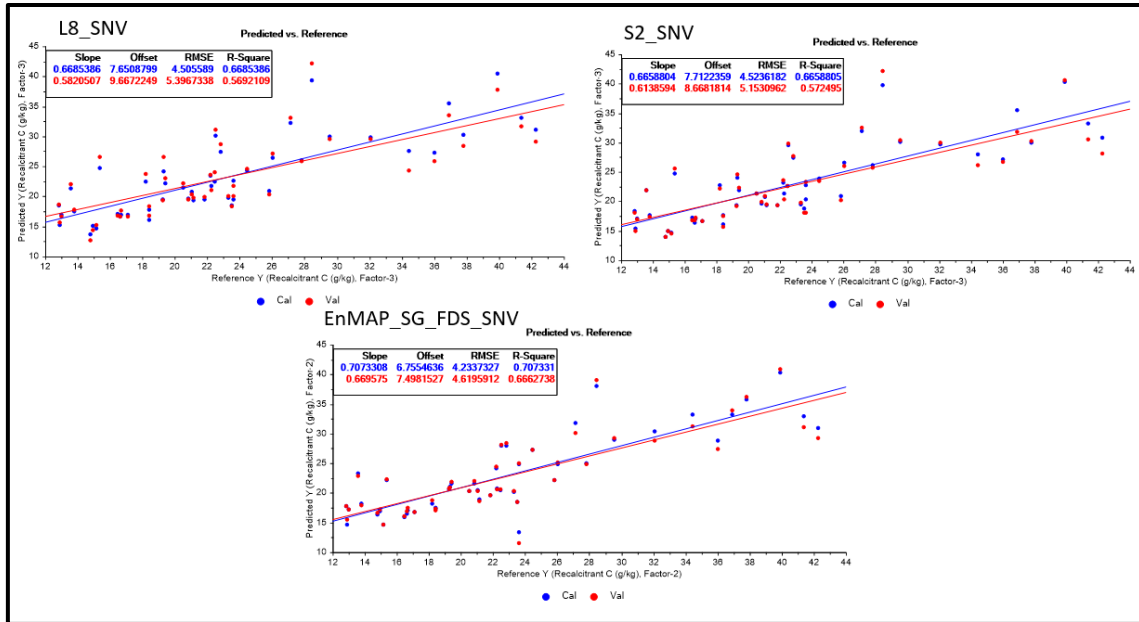


Figura 26. Gráfico de predictores y referencias del carbono recalitrante en los 3 sensores

En resumen, para poder predecir los valores de carbono y sus fracciones es preferible la utilización de imágenes obtenidas con satélites hiperspectrales, ya que la gran cantidad de bandas permite una mejor interpretación y localización de los rasgos característicos en las bandas, es recomendable realizar un pretratamiento de los datos de derivada y normalización. Los sensores multiespectrales son una buena alternativa, concretamente Sentinel 2 permite predecir los datos de carbono del suelo.

4.4.2 Observación de rasgos espectrales de importancia

Los coeficientes de regresión para el satélite EnMAP con un factor de 2 muestran la importancia relativa de cada una de las bandas simuladas para las propiedades del carbono en los suelos estudiados.

Los resultados de la regresión para el carbono oxidable con EnMAP, al ser simulados de los datos del laboratorio de ASD, presentan valores semejantes a los ya explicados en el apartado 4.3.2. Destacan las longitudes de onda por encima de los 2100nm. En general, las bandas del SWIR tienen más importancia que las del visible o las del NIR, aunque al tratarse de suelos incendiados y las propiedades del suelo varían, en concreto el color por la presencia de cenizas, las bandas del visible podrían suponer de más importancia.

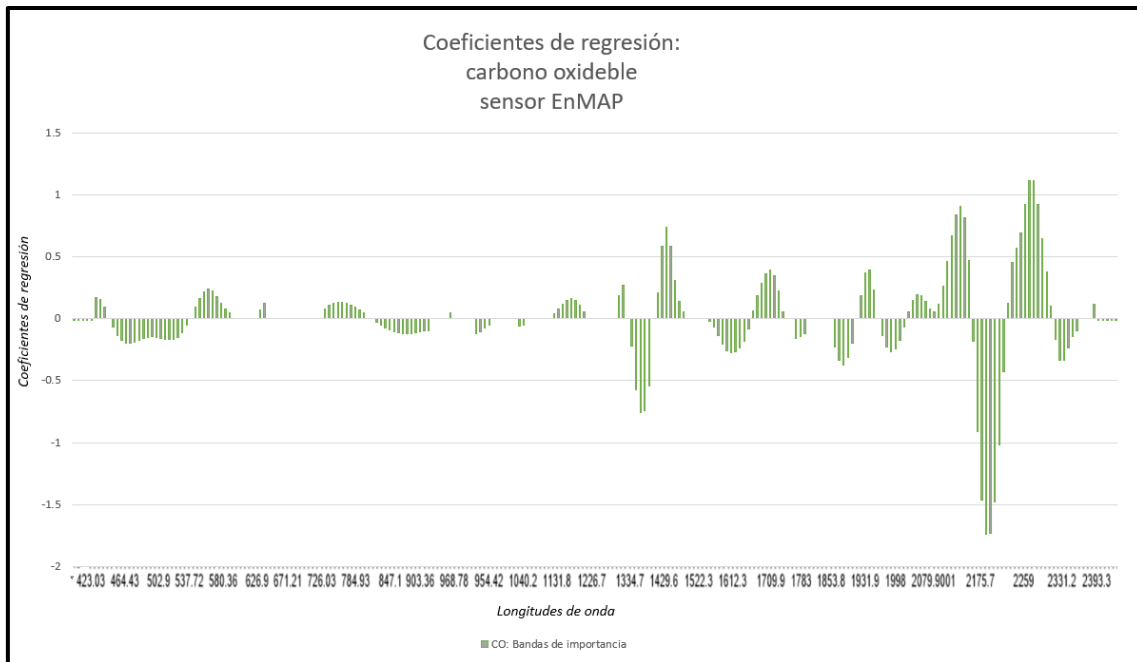


Figura 27. Gráfico bandas de importancia correlacionadas con el carbono oxidable para el sensor EnMAP

En el gráfico de coeficientes de regresión del carbono intermedio y el recalcitrante encontramos diferencias en torno al número de bandas de importancia, mientras que el recalcitrante presenta importancia en casi todos los rasgos del espectro, en el intermedio están localizadas principalmente en torno a los 950 y 2000nm.

Las bandas de importancia en el carbono intermedio con el satélite EnMAP están situadas en el NIR, al contrario que en los datos utilizando el total de bandas que se situaban en longitudes de onda más largas por encima de los 2100nm. Una hipótesis de este suceso puede atribuirse al que al tratarse una fracción del carbono que ha presentado resultados más bajos en regresión la representación de las bandas de importancia no es concluyente.

En cuanto al carbono recalcitrante presenta valores similares al análisis realizado con el total de los datos ASD, destacando las longitudes de onda por encima de los 2100 nm. La predicción del carbono recalcitrante con el sensor hiperespectral EnMAP es una opción que permitiría unos resultados similares a la obtención de los datos con un espectrómetro como ASD.

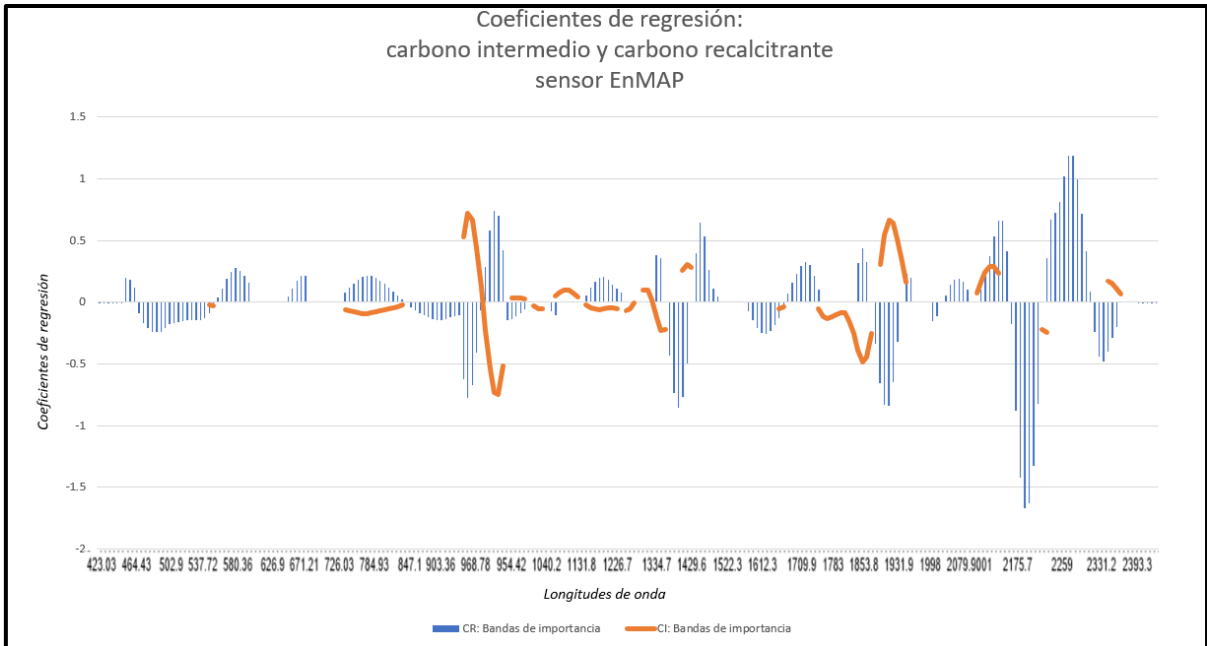


Figura 28. Gráfico bandas de importancia correlacionadas con el carbono intermedio y recalcitrante para el sensor EnMAP

El gráfico de coeficientes de regresión del carbono para Sentinel muestra los resultados de las bandas de importancia tanto para el carbono oxidable como para las fracciones de intermedio y recalcitrante. El carbono oxidable y el recalcitrante presentan una distribución similar en las bandas de importancia, destacando las bandas del azul (492 nm), la del rojo (665 nm) y el NIR (865 nm).

En lo referente al carbono intermedio, presenta valores de importancia en todas las longitudes de onda, salvo en la del rojo, pero con una importancia inapreciable en el conjunto, al presentar valores en R^2 en torno a 0.4 el modelo pierde calidad.

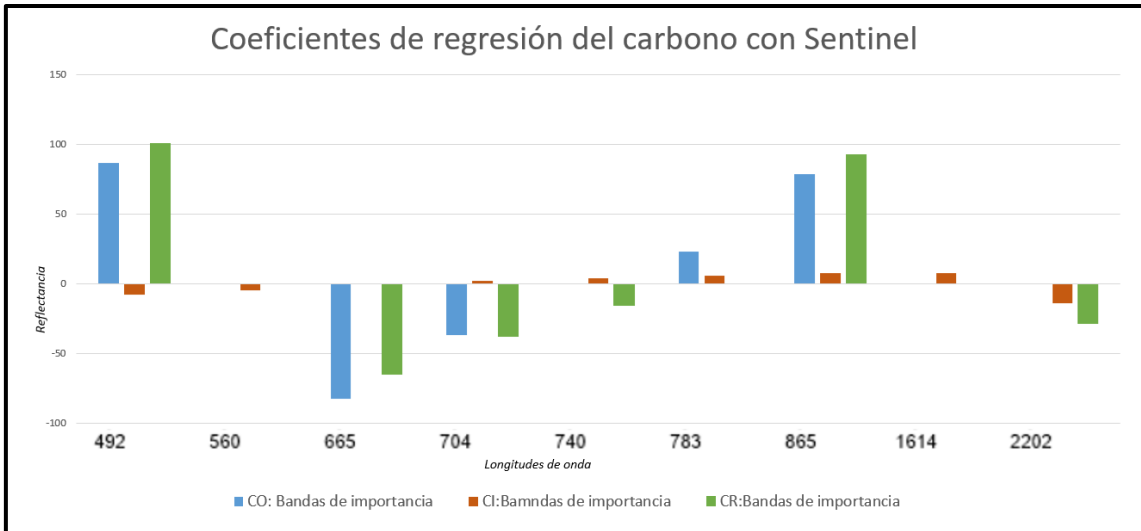


Figura 29. Gráfico bandas de importancia correlacionadas con el carbono oxidable, intermedio y recalcitrante para el sensor Sentinel 8

Como se puede observar la gráfica 28, los coeficientes de regresión para estimar las bandas de importancia del carbono oxidable y el recalcitrante para Landsat 8 coinciden con los resultados de Sentinel 2, siendo de importancia las bandas del azul, (482 nm) y el rojo (655 nm). En este caso, el carbono recalcitrante sigue presentando importancia en la banda del NIR (865 nm), por el contrario, el carbono oxidable gana en importancia en la banda de SWIR (2200 nm)

También, se obtuvieron resultados similares para el carbono intermedio presenta un comportamiento similar, con relativa importancia el total de las bandas, pero con valores inapreciables difíciles para obtener un modelo de calidad.

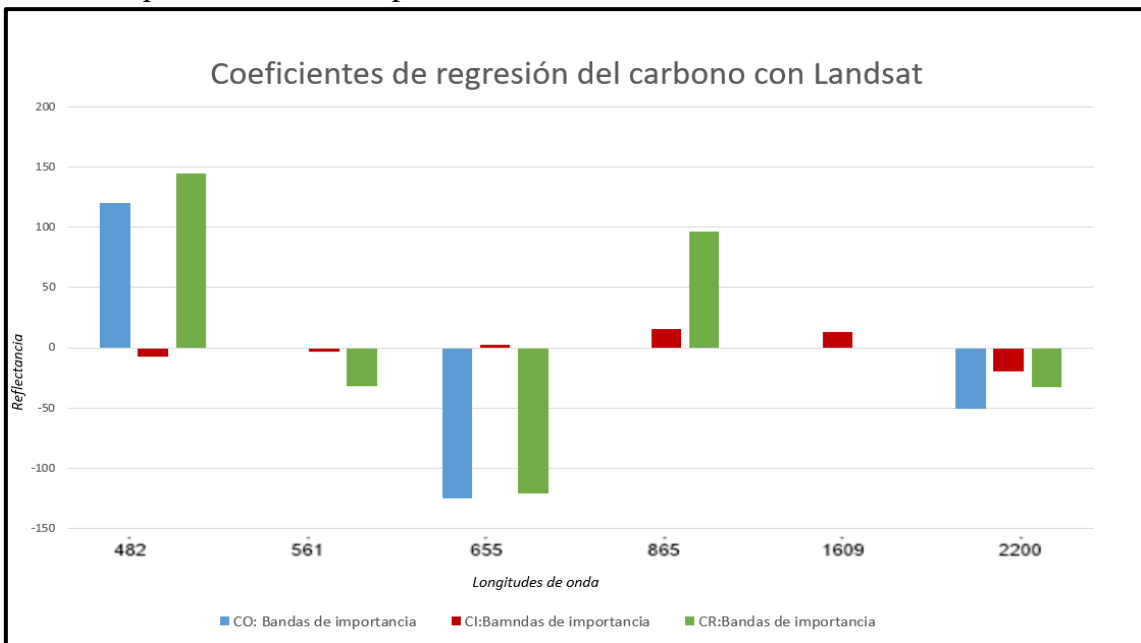


Figura 30. Gráfico bandas de importancia correlacionadas con el carbono oxidable, intermedio y recalcitrante para el sensor Landsat 2

Los resultados de este análisis indica que, la opción de utilizar un satélite hiperspectral como EnMAP, tomando como referencia bandas simuladas, proporciona

resultados muy similares a los modelos de análisis mediante radiometría. En los datos de PLSR para el carbono oxidable y su fracción del recalcitrante se muestran datos fiables con un R^2 la validación cruzada $CO_{ox}=0.75$ y $CR=0.66$.

Es interesante observar que en los resultados de los satélites multiespectrales destacan la importancia de las bandas del visible y del NIR, mientras que en resultados espectrales ASD la mayor importancia recaía sobre las bandas superiores a los 2100. Los resultados más fiables los presenta Sentinel 2 frente a Landsat 8 con un $R^2 CV CO_{ox}=0.7$ y $CO=0.66$ respectivamente.

Varios autores respaldan la fiabilidad del uso del satélite hiperespectral EnMAP para el análisis del CO_{ox} en suelos, proporcionando datos similares en las regiones del VIS-NIR-SWIR. En cuanto al uso de la tecnología multiespectral, dichos autores coinciden en que pese a sus limitaciones satélites como Sentinel 2 podrían generar modelos fiables y proporcionar información valiosa, mientras que Landsat 8 estaría más limitado debido a su bajo número de bandas. (Olga Alexandra Rosero-Vlasova et al. 2017; Guo et al. 2021)

Para finalizar, esta simulación se ha limitado a cuestiones espectrales, en la realidad los modelos serían peores porque tendríamos píxeles mixtos debido a las características espaciales de estos sensores que son de media resolución espacial. Además, en estos sensores los modelos se harían con datos en condiciones reales, es decir, con humedad, sombras, rugosidad y no en condiciones ideales como las hemos hecho en el laboratorio para este trabajo.

5. CONCLUSIÓN

A modo de conclusión, este estudio cumple los objetivos previstos el análisis de las propiedades edáficas de suelos quemados mediante radiometría en las longitudes de onda del VIS-NIR-SWIR. Todo ello permite estimar la cantidad de carbono oxidable y las fracciones del carbono recalcitrante y del carbono intermedio.

El estudio desarrolla modelos para predecir del carbono oxidable y las fracciones de carbono recalcitrante e intermedio en suelos incendiados a través de longitudes de onda obtenidas con el espectrómetro ASD y las simulaciones para los sensores espectrales EnMAP, Sentinel 2 y Landsat 8.

Se realizó un método de regresión mínimo de cuadrados parciales (PLSR) sobre los datos de los pretratamientos que mejores resultados habían dado en cada una de las fracciones de carbono, la cual fue una derivada Savitzky-Golay más una normalización SNV.

Los índices de R^2 y error cuadrático medio tanto para la calibración como para la validación, además de el número de factores para realizar el método, fueron utilizados como validadores de la precisión del modelo, dando como resultados un buen método para la estimación del carbono oxidable y el carbono recalcitrante con valores de R^2CV de 0.74 para el COox y 0.68 en el CR. En cuanto al carbono intermedio, el modelo cuenta con menor precisión con un R^2CV de 0.47. La fracción del carbono lábil no se pudo realizar el modelado debido al bajo porcentaje de esta fracción sobre el total del carbono oxidable.

A través de un análisis de coeficientes de regresión para estimar las bandas de importancia. Para cada fracción se concluyó que las longitudes de onda por encima de los 2100 nm muestran importancia en el carbono oxidable y en las fracciones del carbono intermedio y recalcitrante. También destacan rasgos del visible concretamente las longitudes de onda más cortas.

Con los datos simulados para los sensores EnMAP, Sentinel 2 y Landsat 8 se realizaron PLSR, nuevamente con los resultados de los pretratamientos que mejor modelización presenta, en EnMAP fue una derivada Savitzky-Golay más la normalización SNV y en los multispectrales Sentinel 2 y Landsat 8 una normalización SNV.

Los modelos para predecir el carbono recalcitrante y carbono oxidable para los 3 sensores tuvieron resultados buenos con un R^2CV del carbono oxidable EnMAP = 0,75, $S2 = 0,7$ y $L8 = 0,66$ y en el carbono intermedio EnMAP = 0,66, $S2 = 0,57$ y $L8 = 0,56$. En el caso del carbono intermedio el modelo no es representativo con valores inferiores en todos los satélites de 0.5.

Este análisis espectral muestra las bandas de importancia donde se percibe el carbono oxidable y el carbono recalcitrante para los tres sensores. En EnMAP tanto el carbono oxidable como el recalcitrante tiene mayor importancia en las longitudes altas del NIR por encima de los 2100 nm, el visible podría suponer una buena alternativa de predicción, pero menos preciso.

En el sensor multispectral Sentinel 2 tanto el carbono oxidable como el recalcitrante destacan las bandas del azul y del rojo, y el NIR 865 nm. En Landsat 8

destacan ambos carbonos en las mismas bandas del visible, azul y rojo, y el recalitrante en los 865 nm.

La utilización de los sensores hiperspectral como EnMAP presenta valores de correlación alta, otorgando un buen modelo predictivo del carbono oxidable y del recalitrante. Los sensores multiespectrales Sentinel 2 y Landsat 8 también resultan una alternativa interesante dando un modelo representativo de estos carbonos en las fracciones del VIS-NIR-SWIR para los suelos incendiados.

6. AGRADECIMIENTOS

Agradecimientos a al proyecto “Fuegotipo” y al departamento de ciencias agrarias y del medio natural de la escuela politécnica superior de Huesca (Universidad de Zaragoza), los cuales aportaron los datos obtenidos de su investigación “Quema de monolitos de suelo y caracterización de los efectos inmediatos de distintos tipos de quema sobre la repelencia al agua y propiedades que pueden influir en ella” en concreto a los doctores Oriol Ortiz Perpiñá y David Badía Villas y a Marta Escuer. también agradecer a Daniel Monsec el trabajo de tamización de los suelos, A Raimundo Cabrera Pérez profesor de la Universidad de La Laguna por facilitarme y supervisar la defensa del TFM via vioconferencia. Al departamento de geografía y ordenación del territorio (Universidad de Zaragoza) y grupo Geoforest por proporcionar el espectrometro FieldSpec SR 3. Para concluir a la directora del TFM Raquel Montorio por el trabajo y las horas invertidas en este proyecto.

7. BIBLIOGRAFIA

- Álvarez, Marta Yebra, Ángela de Santis, y Emilio Chuvieco. 2005. «Estimación del peligro de incendios a partir de teledetección y variables meteorológicas: variación temporal del contenido de humedad del combustible», 12.
- Andela, N., D. C. Morton, L. Giglio, Y. Chen, G. R. van der Werf, P. S. Kasibhatla, R. S. DeFries, et al. 2017. «A Human-Driven Decline in Global Burned Area». *Science* 356 (6345): 1356-62. <https://doi.org/10.1126/science.aal4108>.
- Barnes, R. J., M. S. Dhanoa, y Susan J. Lister. 1989. «Standard Normal Variate Transformation and De-Trending of Near-Infrared Diffuse Reflectance Spectra». *Applied Spectroscopy* 43 (5): 772-77. <https://doi.org/10.1366/0003702894202201>.
- Belay-Tedla, Asfaw, Xuhui Zhou, Bo Su, Shiqiang Wan, y Yiqi Luo. 2009. «Labile, Recalcitrant, and Microbial Carbon and Nitrogen Pools of a Tallgrass Prairie Soil in the US Great Plains Subjected to Experimental Warming and Clipping». *Soil Biology and Biochemistry* 41 (1): 110-16. <https://doi.org/10.1016/j.soilbio.2008.10.003>.
- Bellon-Maurel, Véronique, y Alex McBratney. 2011. «Near-Infrared (NIR) and Mid-Infrared (MIR) Spectroscopic Techniques for Assessing the Amount of Carbon Stock in Soils – Critical Review and Research Perspectives». *Soil Biology and Biochemistry* 43 (7): 1398-1410. <https://doi.org/10.1016/j.soilbio.2011.02.019>.
- Calderón, Francisco J., James B. Reeves, Harold P. Collins, y Eldor A. Paul. 2011. «Chemical Differences in Soil Organic Matter Fractions Determined by Diffuse-Reflectance Mid-Infrared Spectroscopy». *Soil Science Society of America Journal* 75 (2): 568-79. <https://doi.org/10.2136/sssaj2009.0375>.
- Chang, Cheng-Wen, y David A. Laird. 2002. «NEAR-INFRARED REFLECTANCE SPECTROSCOPIC ANALYSIS OF SOIL C AND N». *Soil Science* 167 (2): 110-16. <https://doi.org/10.1097/00010694-200202000-00003>.
- Cozzolino, D., y A. Morón. 2006. «Potential of Near-Infrared Reflectance Spectroscopy and Chemometrics to Predict Soil Organic Carbon Fractions». *Soil and Tillage Research* 85 (1-2): 78-85. <https://doi.org/10.1016/j.still.2004.12.006>.
- Crucil, Giacomo, Fabio Castaldi, Emilien Aldana-Jague, Bas van Wesemael, Andy Macdonald, y Kristof Van Oost. 2019. «Assessing the Performance of UAS-Compatible Multispectral and Hyperspectral Sensors for Soil Organic Carbon Prediction». *Sustainability* 11 (7): 1889. <https://doi.org/10.3390/su11071889>.
- Dalal, R. C., y R. J. Henry. 1986. «Simultaneous Determination of Moisture, Organic Carbon, and Total Nitrogen by Near Infrared Reflectance Spectrophotometry». *Soil Science Society of America Journal* 50 (1): 120-23. <https://doi.org/10.2136/sssaj1986.03615995005000010023x>.
- Demattê, José Alexandre M., Andre Carnieletto Dotto, Luis Gustavo Bedin, Veridiana Maria Sayão, y Arnaldo Barros e Souza. 2019. «Soil Analytical Quality Control by Traditional and Spectroscopy Techniques: Constructing the Future of a Hybrid Laboratory for Low Environmental Impact». *Geoderma* 337 (marzo): 111-21. <https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2018.09.010>.
- Escuer Marta y Ortiz Oriol. 2021. «Quema de monolitos de suelo y caracterización de los efectos inmediatos de distintos tipos de quema sobre la repelencia al agua y propiedades que pueden influir en ella».
- «European Space Agency». s. f. Accedido 19 de octubre de 2021. <https://www.esa.int/>.
- FAO y Lefèvre. 2017. *SOIL ORGANIC CARBON: The Hidden Potential*. Place of publication not identified: FOOD & AGRICULTURE ORG.

- Fernández, Cristina, José M^a Fernández-Alonso, José A. Vega, Teresa Fontúrbel, Rafael Llorens, y José A. Sobrino. 2021. «Exploring the Use of Spectral Indices to Assess Alterations in Soil Properties in Pine Stands Affected by Crown Fire in Spain». *Fire Ecology* 17 (1): 2. <https://doi.org/10.1186/s42408-020-00089-7>. «Geoforest: EQUIPAMIENTO». s. f. Accedido 10 de noviembre de 2021. <http://geoforest.unizar.es/es/equipamiento.php>.
- Gordon, Christopher E., Eli R. Bendall, Mitchell G. Stares, Luke Collins, y Ross A. Bradstock. 2018. «Aboveground Carbon Sequestration in Dry Temperate Forests Varies with Climate Not Fire Regime». *Global Change Biology* 24 (9): 4280-92. <https://doi.org/10.1111/gcb.14308>.
- Guanter, Luis, Hermann Kaufmann, S. Förster, Arlena Brosinsky, Hendrik Wulf, M. Bochow, Nina Boesche, et al. 2016. «EnMAP Science Plan». *EnMAP Technical Report*; <https://doi.org/10.2312/ENMAP.2016.006>.
- Guo, Long, Xiaoru Sun, Peng Fu, Tiezhu Shi, Lina Dang, Yiyun Chen, M. Linderman, et al. 2021. «Mapping Soil Organic Carbon Stock by Hyperspectral and Time-Series Multispectral Remote Sensing Images in Low-Relief Agricultural Areas». *Geoderma* 398 (septiembre): 115118. <https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2021.115118>.
- Haghi, R.K., E. Pérez-Fernández, y A.H.J. Robertson. 2021. «Prediction of Various Soil Properties for a National Spatial Dataset of Scottish Soils Based on Four Different Chemometric Approaches: A Comparison of near Infrared and Mid-Infrared Spectroscopy». *Geoderma* 396 (agosto): 115071. <https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2021.115071>.
- Hu, Tongxin, Binqing Zhao, Fei Li, Xu Dou, Haiqing Hu, y Long Sun. 2021. «Effects of Fire on Soil Respiration and Its Components in a Dahurian Larch (*Larix Gmelinii*) Forest in Northeast China: Implications for Forest Ecosystem Carbon Cycling». *Geoderma* 402 (noviembre): 115273. <https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2021.115273>.
- Jaconi, A., C. Poeplau, L. Ramirez-Lopez, B. Van Wesemael, y A. Don. 2019. «Log-Ratio Transformation Is the Key to Determining Soil Organic Carbon Fractions with near-Infrared Spectroscopy: Determining SOC Fractions Using NIRS». *European Journal of Soil Science* 70 (1): 127-39. <https://doi.org/10.1111/ejss.12761>.
- Jesús San-Miguel-Ayanz. 2018. «Forest-fires-in-Europe-Middle-East-North-Africa-2017__INRMM-14655948.pdf».
- Knox, N.M., S. Grunwald, M.L. McDowell, G.L. Bruland, D.B. Myers, y W.G. Harris. 2015. «Modelling Soil Carbon Fractions with Visible Near-Infrared (VNIR) and Mid-Infrared (MIR) Spectroscopy». *Geoderma* 239-240 (febrero): 229-39. <https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2014.10.019>.
- Lozano-García, Beatriz, Rosa Francaviglia, Gianluca Renzi, Luca Doro, Luigi Ledda, Concepción Benítez, Manuel González-Rosado, y Luis Parras-Alcántara. 2020. «Land Use Change Effects on Soil Organic Carbon Store. An Opportunity to Soils Regeneration in Mediterranean Areas: Implications in the 4p1000 Notion». *Ecological Indicators* 119 (diciembre): 106831. <https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2020.106831>.
- Mataix-Solera, Jorge. 2009. «Incendios forestales en España. Ecosistemas terrestres y suelos», 29.
- ONU. 2015. «Transforming our world: the 2030 Agenda for Sustainable Development».
- Peltre, Clément, Sander Bruun, Changwen Du, Ingrid K. Thomsen, y Lars S. Jensen. 2014. «Assessing Soil Constituents and Labile Soil Organic Carbon by Mid-

- Infrared Photoacoustic Spectroscopy». *Soil Biology and Biochemistry* 77 (octubre): 41-50. <https://doi.org/10.1016/j.soilbio.2014.06.022>.
- Reda, Rabie, Taoufiq Saffaj, Bouzida Ilham, Ouadi Saidi, Kadmiri Issam, Lakssir Brahim, y El Mestafa El Hadrami. 2019. «A Comparative Study between a New Method and Other Machine Learning Algorithms for Soil Organic Carbon and Total Nitrogen Prediction Using near Infrared Spectroscopy». *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems* 195 (diciembre): 103873. <https://doi.org/10.1016/j.chemolab.2019.103873>.
- Reyna-Bowen K. Lizardo, Hidalgo Maria Teresa, Fernández-Rebollo Pilar, Jose Alfonso Gómez, y Agronomy Department, Inst.for Sustainable Agriculture. CSIC. Cordoba, Spain. 2002. «Prediction of SOC and SOC Fractions Using Vis-NIR Spectroscopy. A Comparison of Devices for Spectra Recording». *Plant and Soil* 241 (2): 155-76. <https://doi.org/10.1023/A:1016125726789>.
- Rinnan, Åsmund, Frans van den Berg, y Søren Balling Engelsen. 2009. «Review of the Most Common Pre-Processing Techniques for near-Infrared Spectra». *TrAC Trends in Analytical Chemistry* 28 (10): 1201-22. <https://doi.org/10.1016/j.trac.2009.07.007>.
- Rinnan, Riikka, y Åsmund Rinnan. 2007. «Application of near Infrared Reflectance (NIR) and Fluorescence Spectroscopy to Analysis of Microbiological and Chemical Properties of Arctic Soil». *Soil Biology and Biochemistry* 39 (7): 1664-73. <https://doi.org/10.1016/j.soilbio.2007.01.022>.
- Rosero-Vlasova, Olga A., Lidia Vlassova, Fernando Pérez-Cabello, Raquel Montorio, y Estela Nadal-Romero. 2019. «Soil Organic Matter and Texture Estimation from Visible-near Infrared-Shortwave Infrared Spectra in Areas of Land Cover Changes Using Correlated Component Regression». *Land Degradation & Development* 30 (5): 544-60. <https://doi.org/10.1002/ldr.3250>.
- Rosero-Vlasova, Olga Alexandra, Daniel Borini-Alves, Lidia Vlassova, Raquel Montorio Llovería, y Fernando Pérez-Cabello. 2017. «Modeling Soil Organic Matter (SOM) from Satellite Data Using VISNIR-SWIR Spectroscopy and PLS Regression with Step-down Variable Selection Algorithm: Case Study of Campos Amazonicos National Park Savanna Enclave, Brazil». En *Remote Sensing for Agriculture, Ecosystems, and Hydrology XIX*, editado por Christopher M. Neale y Antonino Maltese, 64. Warsaw, Poland: SPIE. <https://doi.org/10.1117/12.2278701>.
- Santos, Uemeson José dos, José Alexandre de Melo Demattê, Rômulo Simões Cezar Menezes, André Carnieletto Dotto, Clécia Cristina Barbosa Guimarães, Bruno José Rodrigues Alves, Dário Costa Primo, y Everardo Valadares de Sá Barretto Sampaio. 2020. «Predicting Carbon and Nitrogen by Visible Near-Infrared (Vis-NIR) and Mid-Infrared (MIR) Spectroscopy in Soils of Northeast Brazil». *Geoderma Regional* 23 (diciembre): e00333. <https://doi.org/10.1016/j.geodrs.2020.e00333>.
- Savitzky, Abraham., y M. J. E. Golay. 1964. «Smoothing and Differentiation of Data by Simplified Least Squares Procedures.» *Analytical Chemistry* 36 (8): 1627-39. <https://doi.org/10.1021/ac60214a047>.
- «USGS.gov | Ciencia para un mundo cambiante». s. f. Accedido 19 de octubre de 2021. <https://www.usgs.gov/>.
- Vasques, G.M., S. Grunwald, y J.O. Sickman. 2008. «Comparison of Multivariate Methods for Inferential Modeling of Soil Carbon Using Visible/near-Infrared Spectra». *Geoderma* 146 (1-2): 14-25. <https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2008.04.007>.

- Vasques, Gustavo M., Sabine Grunwald, y James O. Sickman. 2009. «Modeling of Soil Organic Carbon Fractions Using Visible-Near-Infrared Spectroscopy». *Soil Science Society of America Journal* 73 (1): 176-84. <https://doi.org/10.2136/sssaj2008.0015>.
- Viscarra Rossel, R. A., y W. S. Hicks. 2015. «Soil Organic Carbon and Its Fractions Estimated by Visible-near Infrared Transfer Functions: Vis-NIR Estimates of Organic Carbon and Its Fractions». *European Journal of Soil Science* 66 (3): 438-50. <https://doi.org/10.1111/ejss.12237>.
- Vohland, M., y C. Emmerling. 2011. «Determination of Total Soil Organic C and Hot Water-Extractable C from VIS-NIR Soil Reflectance with Partial Least Squares Regression and Spectral Feature Selection Techniques». *European Journal of Soil Science* 62 (4): 598-606. <https://doi.org/10.1111/j.1365-2389.2011.01369.x>.
- Vohland, M., M. Ludwig, S. Thiele-Bruhn, y B. Ludwig. 2014. «Determination of Soil Properties with Visible to Near- and Mid-Infrared Spectroscopy: Effects of Spectral Variable Selection». *Geoderma* 223-225 (julio): 88-96. <https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2014.01.013>.
- Volkan Bilgili, A., H.M. van Es, F. Akbas, A. Durak, y W.D. Hively. 2010. «Visible-near Infrared Reflectance Spectroscopy for Assessment of Soil Properties in a Semi-Arid Area of Turkey». *Journal of Arid Environments* 74 (2): 229-38. <https://doi.org/10.1016/j.jaridenv.2009.08.011>.
- Volkova, Liubov, Stephen H. Roxburgh, y Christopher J. Weston. 2021. «Effects of Prescribed Fire Frequency on Wildfire Emissions and Carbon Sequestration in a Fire Adapted Ecosystem Using a Comprehensive Carbon Model». *Journal of Environmental Management* 290 (julio): 112673. <https://doi.org/10.1016/j.jenvman.2021.112673>.
- Yang, H., B. Kuang, y A. M. Mouazen. 2012. «Quantitative Analysis of Soil Nitrogen and Carbon at a Farm Scale Using Visible and near Infrared Spectroscopy Coupled with Wavelength Reduction». *European Journal of Soil Science* 63 (3): 410-20. <https://doi.org/10.1111/j.1365-2389.2012.01443.x>.

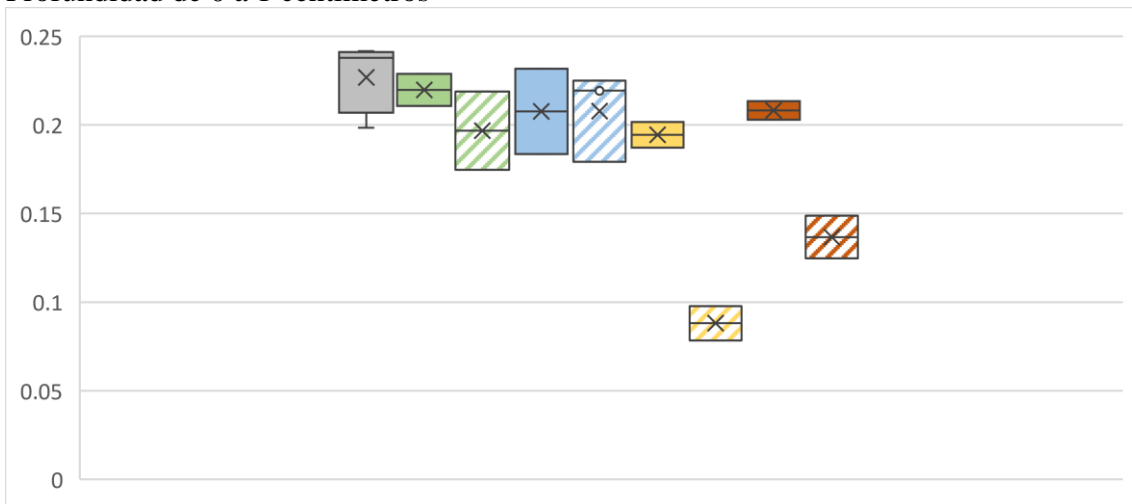
8. ANEXOS

Figura 1: comparativa de los rasgos de absorción por tipo de severidad de los suelos

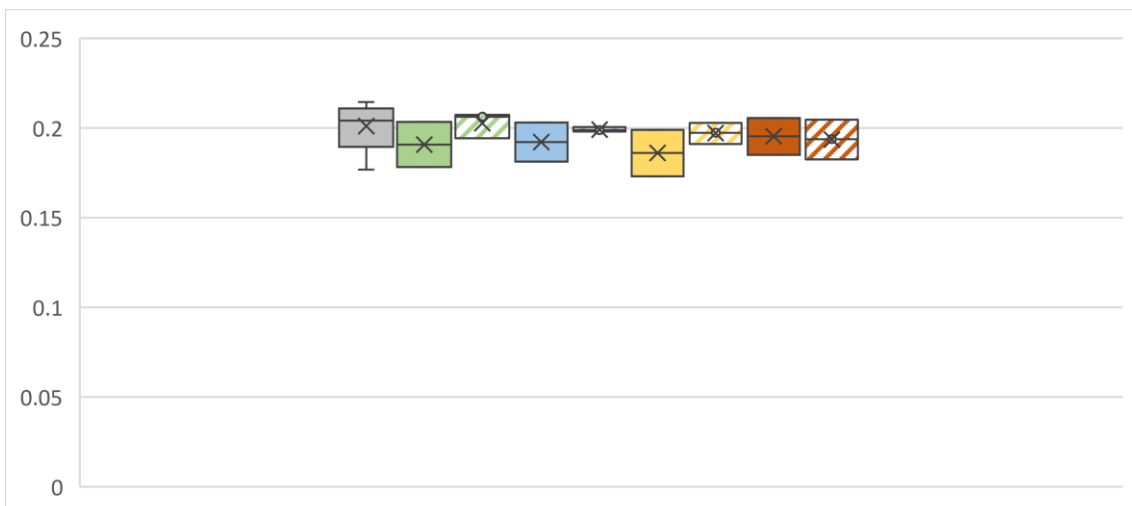


490 nm:

Profundidad de 0 a 1 centímetros

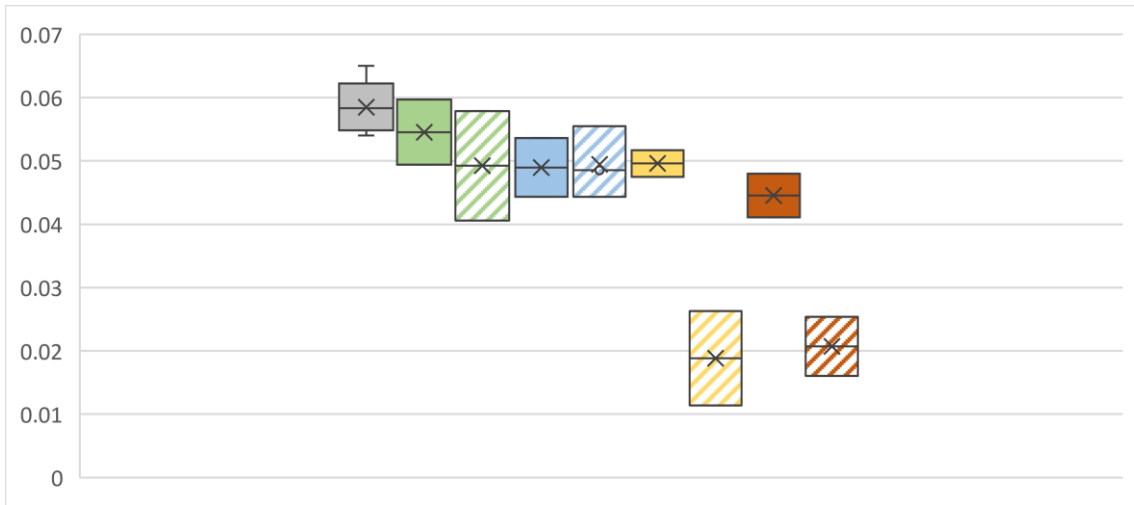


Profundidad de 1 a 3 centímetros

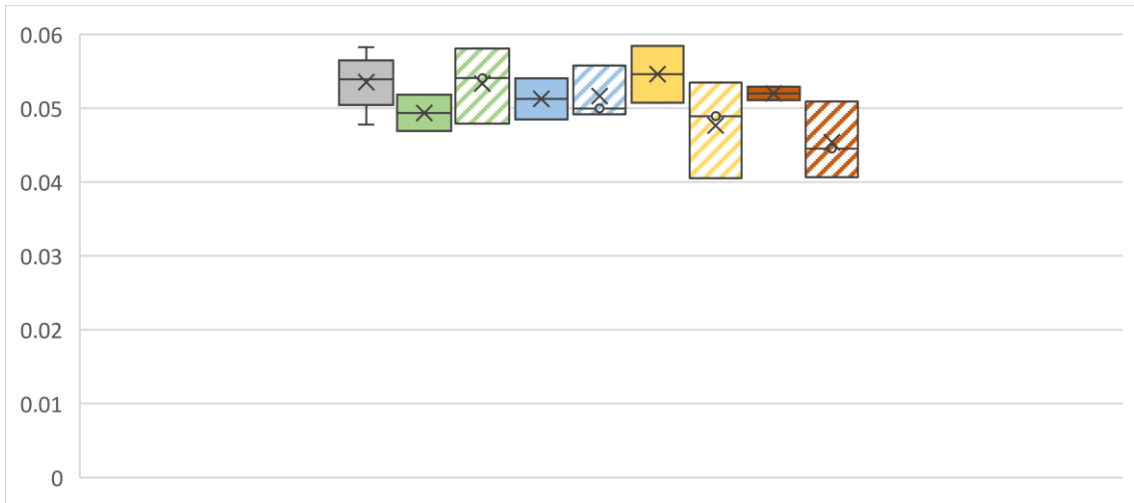


1415 nm:

Profundidad de 0 a 1 centímetros

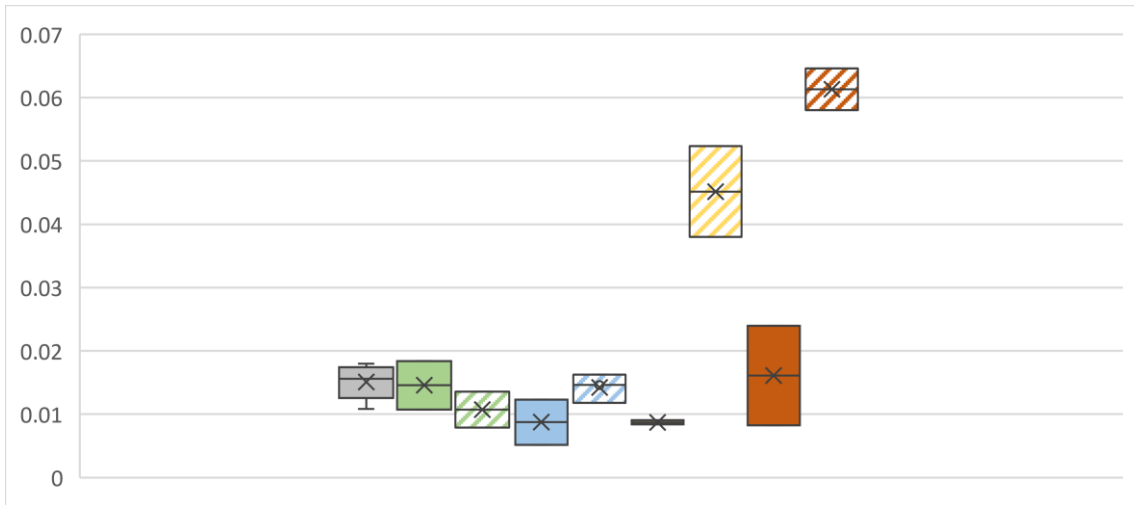


Profundidad de 1 a 3 centímetros

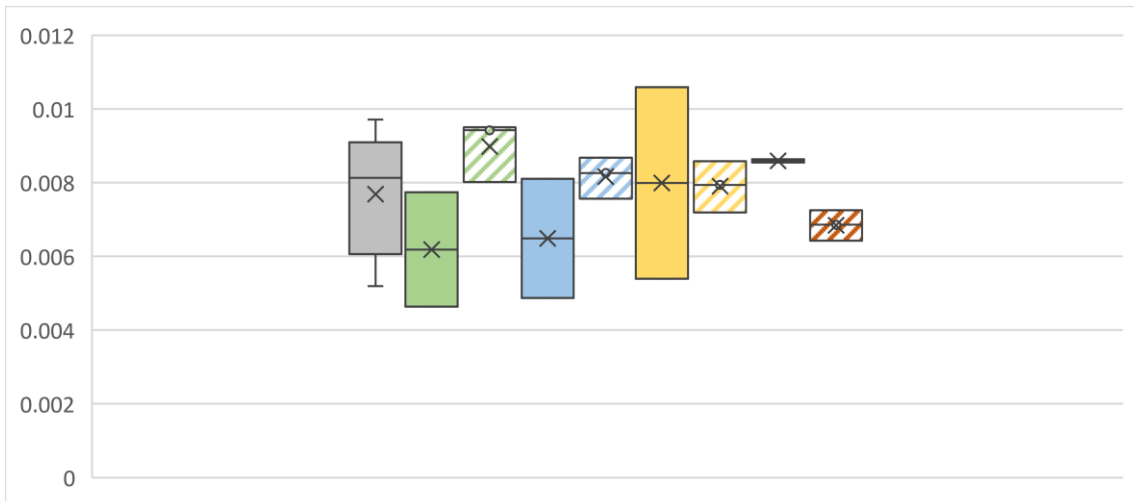


1780 nm:

Profundidad de 0 a 1 centímetros

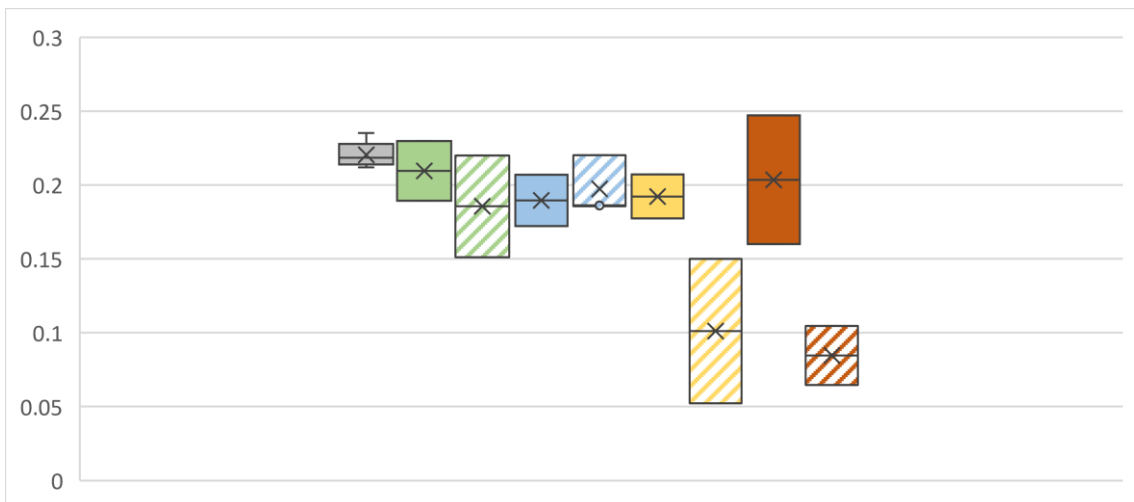


Profundidad de 1 a 3 centímetros

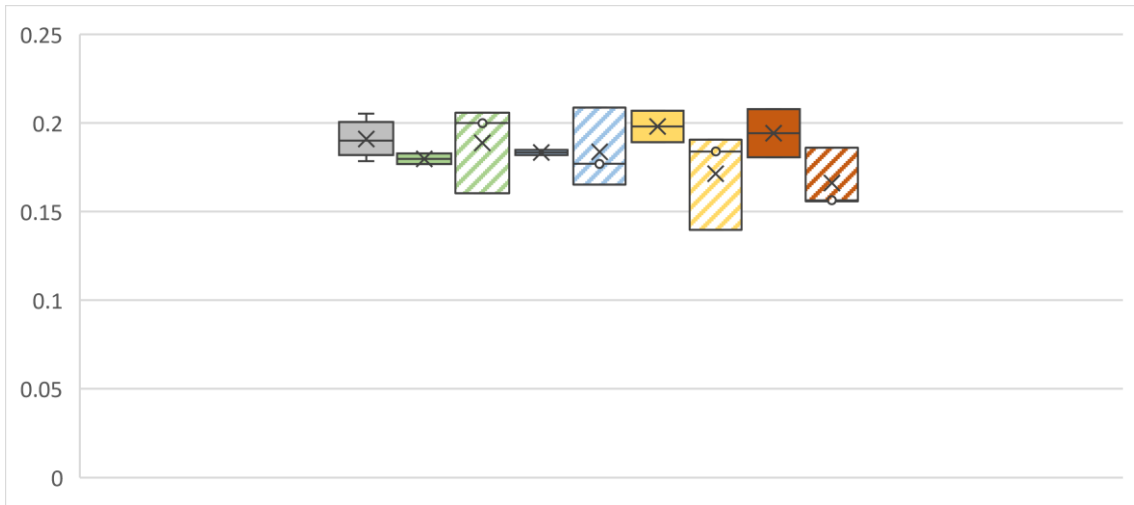


1925 nm:

Profundidad de 0 a 1 centímetros

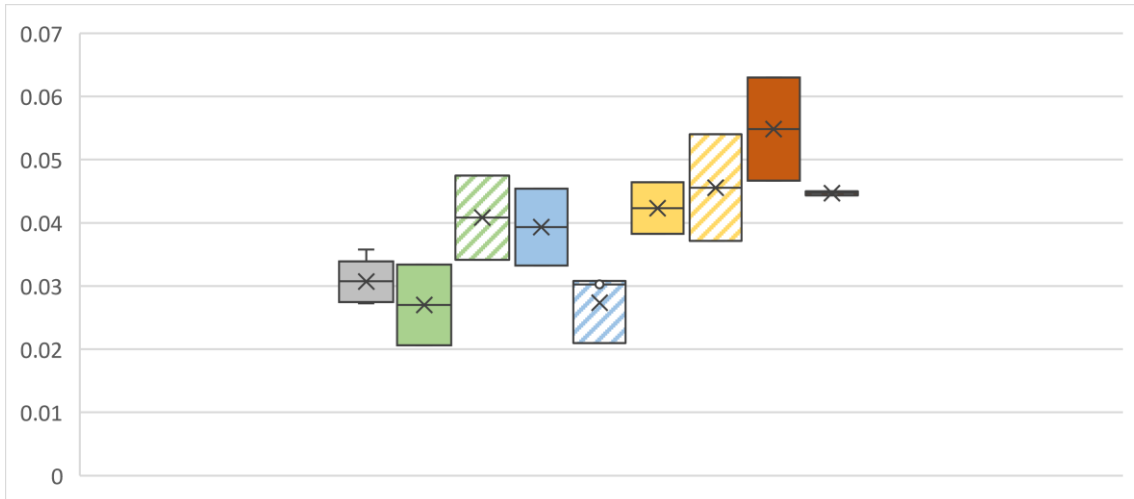


Profundidad de 1 a 3 centímetros



2200 nm:

Profundidad de 0 a 1 centímetros



Profundidad de 1 a 3 centímetros

