

Universidad de La Laguna  
Departamento de Física



Tesis doctoral

**Aplicación de técnicas de teledetección en  
ecosistemas macaronésicos**

Francesca Marchetti

Director: Manuel Arbelo Pérez  
Universidad de La Laguna, España  
Co-director: Björn Waske  
Universität Osnabrück, Germany

San Cristóbal de La Laguna, diciembre de 2020

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015.  
Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <https://sede.ull.es/validacion/>

Identificador del documento: 3131461 Código de verificación: DCcY9LWt

Firmado por: Francesca Marchetti . UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 24/12/2020 12:08:46
Manuel Imeldo Arbelo Pérez UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	24/12/2020 12:12:05
Björn Roland Michael Waske Roland UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	26/12/2020 17:28:50
María de las Maravillas Aguiar Aguiar UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	05/04/2021 12:27:46



Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015.  
Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <https://sede.ull.es/validacion/>

Identificador del documento: 3131461 Código de verificación: DCcY9LWt

Firmado por: Francesca Marchetti . UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 24/12/2020 12:08:46
Manuel Imeldo Arbelo Pérez UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	24/12/2020 12:12:05
Björn Roland Michael Waske Roland UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	26/12/2020 17:28:50
María de las Maravillas Aguiar Aguiar UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	05/04/2021 12:27:46



D. Manuel Arbelo Pérez, Doctor y Catedrático de Física Aplicada por la Universidad de La Laguna y D. Björn Waske, Doctor por la Universidad de Bonn y Catedrático de la Universidad de Osnabrück,

HACEN CONSTAR:

que Dña. Francesca Marchetti, Graduada y con Master en Física, ha realizado bajo nuestra supervisión la presente memoria titulada “**Aplicación de técnicas de teledetección en ecosistemas macaronésicos**”. Una vez revisada y, previo informe favorable de la Comisión Académica del Programa de Doctorado en Ingeniería Industrial, Informática y Medioambiental, expresan su conformidad para que sea defendida ante el tribunal correspondiente designado al efecto, ya que la misma reúne los requisitos necesarios para optar al grado de Doctor por la Universidad de La Laguna.

Para que conste y surta los efectos oportunos, firmamos la presente en San Cristóbal de La Laguna, diciembre 2020.

Prof. Dr. Manuel Arbelo Pérez  
Director

Prof. Dr. Björn Waske  
Co-director

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015.  
Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <https://sede.ull.es/validacion/>

Identificador del documento: 3131461 Código de verificación: DCcY9LWt

Firmado por: Francesca Marchetti . UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 24/12/2020 12:08:46
Manuel Imeldo Arbelo Pérez UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	24/12/2020 12:12:05
Björn Roland Michael Waske Roland UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	26/12/2020 17:28:50
María de las Maravillas Aguiar Aguiar UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	05/04/2021 12:27:46



Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015.  
Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <https://sede.ull.es/validacion/>

Identificador del documento: 3131461 Código de verificación: DCcY9LWt

Firmado por: Francesca Marchetti . UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 24/12/2020 12:08:46
Manuel Imeldo Arbelo Pérez UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	24/12/2020 12:12:05
Björn Roland Michael Waske Roland UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	26/12/2020 17:28:50
María de las Maravillas Aguiar Aguiar UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	05/04/2021 12:27:46

*“Nessuno effetto è in natura senza ragione,  
intendi la ragione e non ti bisogna sperienza”*

*Leonardo da Vinci*

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015.  
Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <https://sede.ull.es/validacion/>

Identificador del documento: 3131461 Código de verificación: DCcY9LWt

Firmado por: Francesca Marchetti . UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 24/12/2020 12:08:46
Manuel Imeldo Arbelo Pérez UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	24/12/2020 12:12:05
Björn Roland Michael Waske Roland UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	26/12/2020 17:28:50
María de las Maravillas Aguiar Aguiar UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	05/04/2021 12:27:46



Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015.  
Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <https://sede.ull.es/validacion/>

Identificador del documento: 3131461 Código de verificación: DCcY9LWt

Firmado por: Francesca Marchetti . UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 24/12/2020 12:08:46
Manuel Imeldo Arbelo Pérez UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	24/12/2020 12:12:05
Björn Roland Michael Waske Roland UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	26/12/2020 17:28:50
María de las Maravillas Aguiar Aguiar UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	05/04/2021 12:27:46

## AGRADECIMIENTOS

El primer agradecimiento es para mi director de tesis Manuel Arbelo, por su paciencia, comprensión, ayuda y disponibilidad en todo momento, gracias por todo el tiempo que ha dedicado a esta tesis, gracias a él ha sido posible desarrollar este trabajo.

Un fuerte agradecimiento para mi co-director Björn Waske, por su ayuda y apoyo en todo momento, y por la amabilidad con la que me acogió durante mi estancia en Berlín.

Mi más sincero reconocimiento a la Universidad de la Laguna que, en colaboración con La Caixa, financiaron mi contrato pre-doctoral, desde el 1 diciembre de 2016 hasta el 1 diciembre 2020, en el marco de la convocatoria de fecha 9 de diciembre de 2015 (B.O.C. nº 244 de 17 de diciembre de 2015). Igualmente, la Universidad de La Laguna financió parcialmente este trabajo a través del proyecto puente 2018/0001440 concedido en la convocatoria de 2018. Este estudio también fue parcialmente financiado por el Ministerio de Ciencia, Innovación y Universidades (MCIU), la Agencia Estatal de Investigación (AEI) y el Fondo Europeo de Desarrollo Regional (FEDER) a través del proyecto RTI2018-099171-B-I00.

Además, quiero agradecer al programa Erasmus+ Prácticas, por financiar una preciosa experiencia en el extranjero desde junio hasta septiembre de 2018. Y extender mi gratitud a la Freie Universitat Berlin y al grupo de investigación Remote Sensing and Geoinformatics, del Institute of Geographical Sciences, por su disponibilidad y amabilidad durante mi estancia.

El capítulo 4 de esta tesis pudo llevarse a cabo gracias a la cesión, por parte del Cabildo de Tenerife, de las imágenes hiperespectrales del Malpaís de Güímar, en el marco del proyecto "Caracterización espectral de la vegetación del piso basal del Sur de Tenerife" firmado a través de la Fundación General de la ULL. Gracias también, por su predisposición y colaboración inestimables, a Natalia Díaz Luis y Marta López Darias.

Un sentido agradecimiento a todos los miembros del grupo GOTA de la Universidad de La Laguna, por hacerme sentir inmediatamente parte del mismo, por la confianza y generosidad que me mostraron siempre.

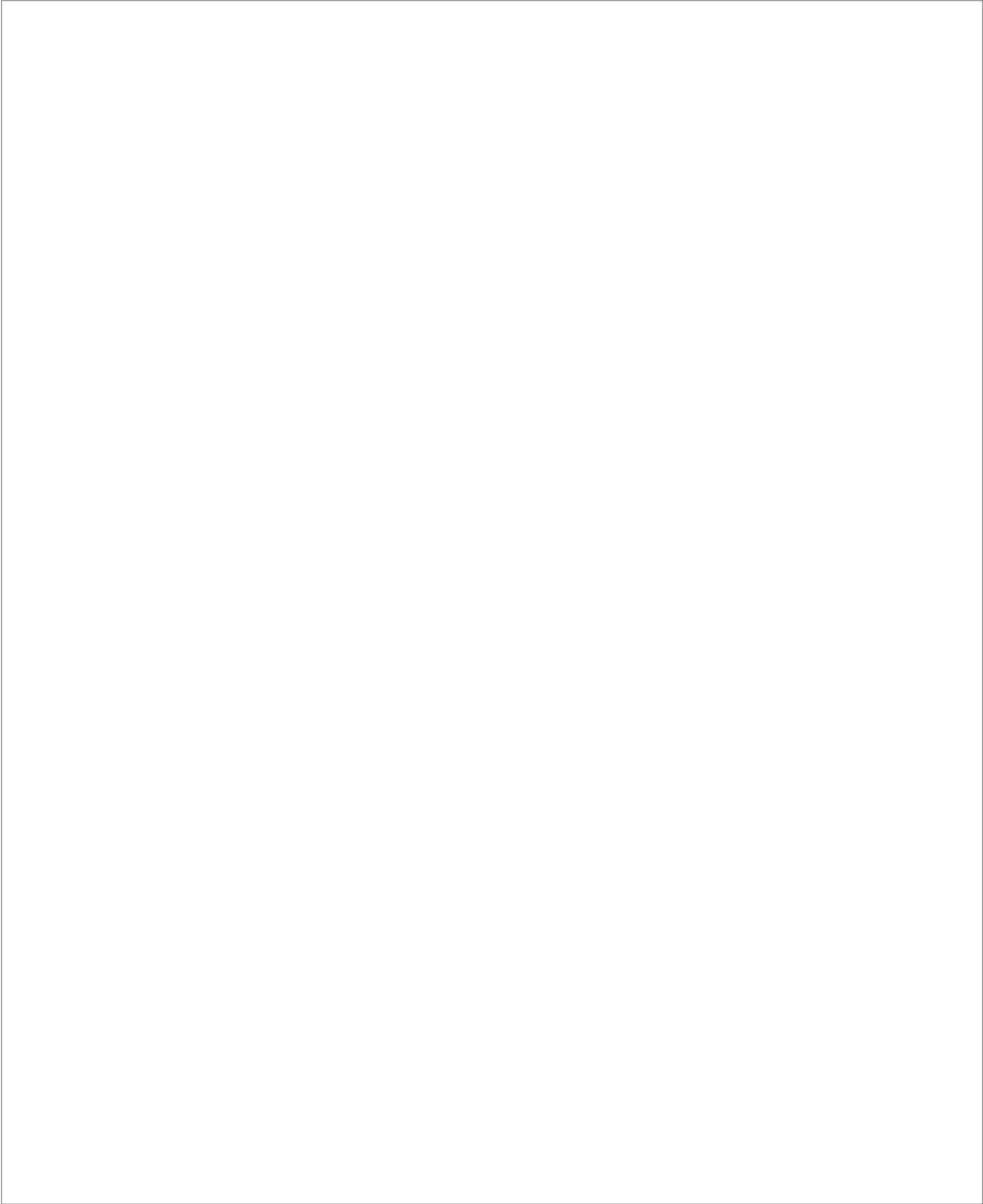
Agradezco a mi familia y a Simone, por estar ahí para mí, incluso en los momentos difíciles. Agradezco a mis amigos, que me apoyaron, a Enrique, mi colega, y sobre todo mi amigo. Un agradecimiento especial para mi Jhonnetto, para D. y H., por su amor y su apoyo constante.

Gracias a todos, desde el fondo de mi corazón, es también gracias a ustedes, que he alcanzado mi meta.

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015.  
Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <https://sede.ull.es/validacion/>

Identificador del documento: 3131461 Código de verificación: DCcY9LWt

Firmado por: Francesca Marchetti . UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 24/12/2020 12:08:46
Manuel Imeldo Arbelo Pérez UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	24/12/2020 12:12:05
Björn Roland Michael Waske Roland UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	26/12/2020 17:28:50
María de las Maravillas Aguiar Aguiar UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	05/04/2021 12:27:46



Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015.  
Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <https://sede.ull.es/validacion/>

Identificador del documento: 3131461 Código de verificación: DCcY9LWt

Firmado por: Francesca Marchetti . UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 24/12/2020 12:08:46
Manuel Imeldo Arbelo Pérez UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	24/12/2020 12:12:05
Björn Roland Michael Waske Roland UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	26/12/2020 17:28:50
María de las Maravillas Aguiar Aguiar UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	05/04/2021 12:27:46

## ÍNDICE

<b>Abstract</b> .....	13
<b>Lista de Figuras</b> .....	15
<b>Lista de Tablas</b> .....	19
<b>Capítulo 1. Introducción</b> .....	21
1.1 Ecosistemas y servicios de ecosistemas: cartografía.....	23
1.2 Teledetección de ecosistemas .....	25
1.2.1 Sensores de teledetección.....	26
1.2.2 Algoritmos de clasificación de imágenes.....	31
1.2.3 La teledetección en archipiélagos .....	34
1.3 Teledetección de ecosistemas en Canarias.....	35
1.3.1 Agro-ecosistema: castañeros de Tenerife .....	36
1.3.2 Ecosistema natural: Malpaís de Güímar .....	38
1.4 Objetivos .....	40
1.5 Estructura de la memoria.....	40
<b>Capítulo 2. Cartografía de un agro-ecosistema tradicional:</b>	
<b>Castañeros de Tenerife</b> .....	43
2.1 Resumen.....	45
2.2 Materiales y métodos.....	46
2.2.1 Área de estudio.....	46
2.2.2 Visión general .....	48
2.2.3 Trabajo de campo.....	49

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015.  
 Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <https://sede.ull.es/validacion/>

Identificador del documento: 3131461 Código de verificación: DCcY9LWt

Firmado por: Francesca Marchetti . UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 24/12/2020 12:08:46
Manuel Imeldo Arbelo Pérez UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	24/12/2020 12:12:05
Björn Roland Michael Waske Roland UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	26/12/2020 17:28:50
María de las Maravillas Aguiar Aguiar UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	05/04/2021 12:27:46

2.2.4 Imágenes WorldView.....	50
2.2.5 Extended Morphological Profile (EMP) .....	54
2.2.6 Algoritmo de clasificación.....	57
2.2.7 Evaluación del error .....	57
2.3 Resultados.....	58
2.4 Discusión.....	68
<b>Capítulo 3. Caracterización espectral de la vegetación: Malpaís de Güímar ...</b>	<b>73</b>
3.1 Resumen.....	75
3.2 Materiales y métodos.....	76
3.2.1 Área de estudio.....	76
3.2.2 Espectroradiómetro ASD FieldSpec 3. Medida de firmas espectrales .....	78
3.2.3 Diagrama de flujo.....	83
3.2.4 Análisis de separabilidad espectral.....	83
3.3 Resultados.....	86
3.4 Discusión.....	89
<b>Capítulo 4. Cartografía de la vegetación de interés apícola en la Reserva del Malpaís de Güímar .....</b>	<b>91</b>
4.1 Resumen.....	93
4.2 Materiales y métodos.....	94
4.2.1 Área de estudio.....	94
4.2.2 Esquema general de la metodología .....	95
4.2.3 Imágenes hiperespectrales .....	96
4.2.4 Trabajo de campo.....	97
4.2.5 Construcción de los conjuntos de imágenes .....	99

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015.  
 Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <https://sede.ull.es/validacion/>

Identificador del documento: 3131461 Código de verificación: DCcY9LWt

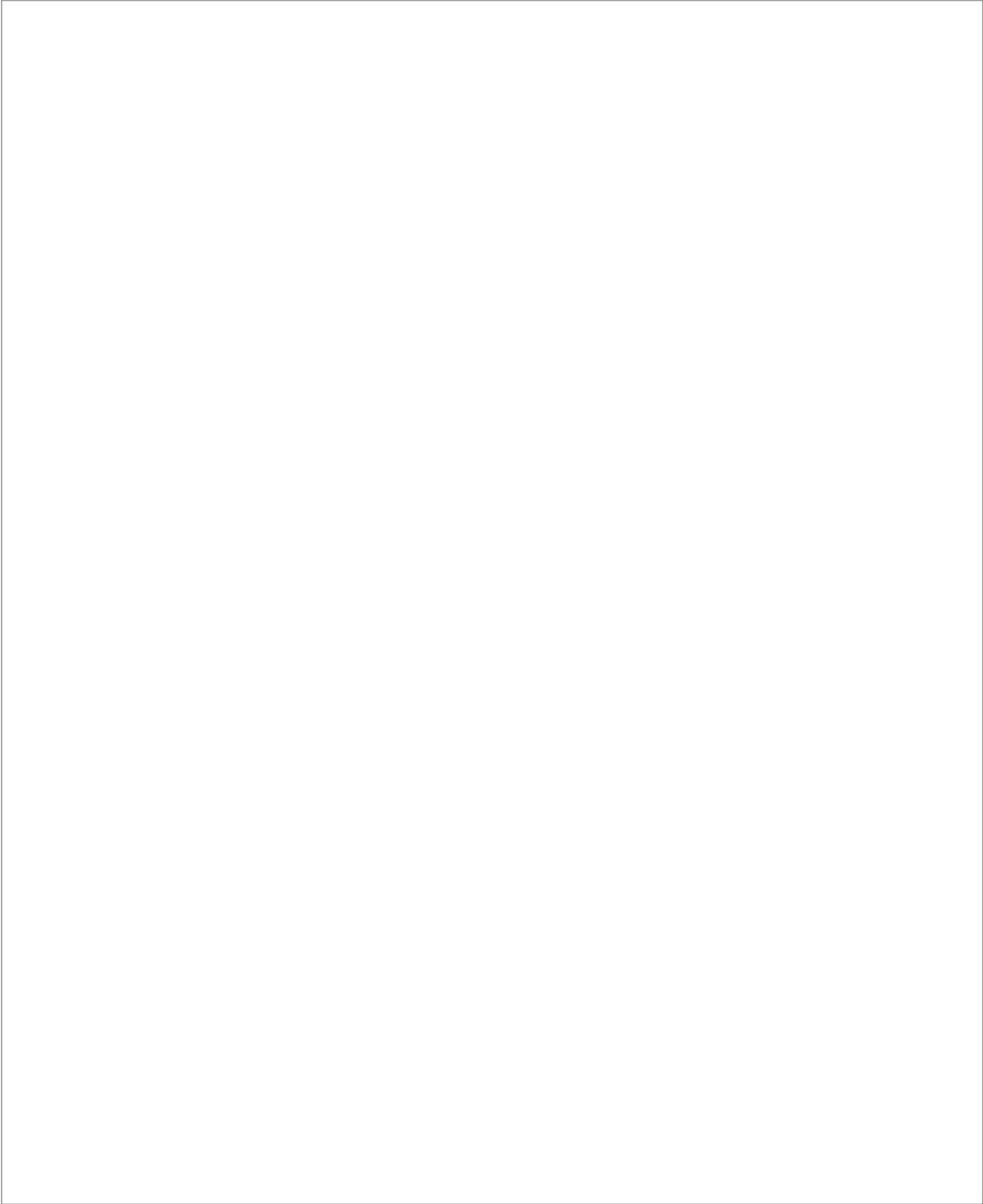
Firmado por: Francesca Marchetti UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 24/12/2020 12:08:46
Manuel Imeldo Arbelo Pérez UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	24/12/2020 12:12:05
Björn Roland Michael Waske Roland UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	26/12/2020 17:28:50
María de las Maravillas Aguiar Aguiar UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	05/04/2021 12:27:46

4.2.6 Algoritmo de clasificación.....	101
4.2.7 Evaluación de errores.....	101
4.3 Resultados.....	102
4.4 Discusión.....	109
<b>Capítulo 5. Conclusiones.....</b>	<b>113</b>
5.1 Conclusions.....	115
<b>Referencias .....</b>	<b>121</b>
<b>Anexo I.....</b>	<b>145</b>
<b>Publicaciones relacionadas con esta Memoria .....</b>	<b>149</b>

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015.  
Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <https://sede.ull.es/validacion/>

Identificador del documento: 3131461 Código de verificación: DCcY9LWt

Firmado por: Francesca Marchetti . UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 24/12/2020 12:08:46
Manuel Imeldo Arbelo Pérez UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	24/12/2020 12:12:05
Björn Roland Michael Waske Roland UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	26/12/2020 17:28:50
María de las Maravillas Aguiar Aguiar UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	05/04/2021 12:27:46



Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015.  
Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <https://sede.ull.es/validacion/>

Identificador del documento: 3131461 Código de verificación: DCcY9LWt

Firmado por: Francesca Marchetti . UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 24/12/2020 12:08:46
Manuel Imeldo Arbelo Pérez UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	24/12/2020 12:12:05
Björn Roland Michael Waske Roland UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	26/12/2020 17:28:50
María de las Maravillas Aguiar Aguiar UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	05/04/2021 12:27:46

## Abstract

The climatic and orographic conditions of Tenerife Island (Canary Islands, Spain) have allowed the development of a rich biodiversity and different ecosystems. However, such a fragmented territory, the spectral similarity and complex spatial distribution of the species of vegetation, complicates the task of maintaining updated cartography using the traditional, costly and time-consuming fieldwork. Because of these limitations, this thesis proposed the use of remote sensing techniques from satellites and unmanned aerial vehicles in conjunction with selective field spectroradiometry, to map two important ecosystems situated in Tenerife: an agro-ecosystem dominated by chestnut trees (*Castanea sativa* Mill.) in the north slope of the island and a natural ecosystem (Malpaís de Güímar) in the southeast, with vegetation of beekeeping interest where the *Cardonal-Tabaibal* prevails.

We performed three different studies. In the first, the potential of very high-resolution (VHR) WorldView imagery and extended morphological profiles for mapping chestnut trees in the agroecosystem was analysed. Secondly, we spectrally characterized the vegetation of beekeeping interest in the Malpaís de Güímar and determined the wavelengths that best discriminated the vegetation species using a spectral separability analysis. Finally, we analysed the potential of 10 cm spatial resolution hyperspectral images to obtain cartography of the selected plant species in the Malpaís de Güímar. All remote sensing datasets (images) were classified with the *Random Forest* (RF) machine-learning algorithm to obtain the thematic maps of the ecosystems. RF is an adequate algorithm for mapping classes with complex characteristics, such as many of the plant species considered in this study. It demonstrated its ability to classify, with overall accuracies greater than 85%, both high-dimensional dataset (WorldView and hyperspectral images)

In relation to the agro-ecosystem, two VHR WorldView images (March and May) to cover different phenological phases of chestnut trees were used. Moreover, was included spatial information in the classification process by extended morphological profiles (EMPs). The detailed accuracy assessment clearly reveals the benefits of multitemporal images in terms of mapping accuracy. The overall accuracies of the mono-temporal classifications are increased between 2% and 15%, when compared to the results achieved on the multitemporal data set. The inclusion of spatial information by EMPs further increases the classification accuracy by 5% and reduces the quantity and allocation disagreements in the final map.

During years 2017 and 2018, an intense fieldwork was carried out to measure, with the *ASD FieldSpec 3* spectroradiometer, the characteristic spectral signatures

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015.  
Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <https://sede.ull.es/validacion/>

Identificador del documento: 3131461 Código de verificación: DCcY9LWt

Firmado por: Francesca Marchetti . UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 24/12/2020 12:08:46
Manuel Imeldo Arbelo Pérez UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	24/12/2020 12:12:05
Björn Roland Michael Waske Roland UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	26/12/2020 17:28:50
María de las Maravillas Aguiar Aguiar UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	05/04/2021 12:27:46

of the plant species with the greatest pollination potential in the Malpaís de Güímar. A spectral separability analysis, with the Jeffries-Matusita distance, made it possible to find the fourteen best spectral bands to discriminate the species. This analysis was customized for a *Resonon Pika L* camera that captures hyperspectral data from 400 nm to 1000 nm from a UAV. The results show that only eleven plant species show spectral separability with values higher than 1.9. The red-edge interval (705.5 nm - 757.5 nm) is particularly noteworthy.

For the mapping of the Malpaís de Güímar, a hyperspectral image covering approximately 6 ha was selected. Eight thematic classes were identified and defined: *Aulaga*, *Balo*, *Cardón*, *Salado*, *Tabaiba amarga*, *Suelo*, *Sombra* and *Colmenas*. From the original image of 120 spectral bands (ORIGINAL), two other reduced dimension datasets were constructed: PCA, which included the first five principal components; and SPECTRAL with the fourteen spectral bands of the previous spectral separability analysis. The ORIGINAL and PCA images showed the best results, with overall accuracies of 91.5% and 91.3%, respectively. However, no significant differences were found between them. The best-classified plant species was *Cardón* with a commission error of 1.1% and an omission error of 4%.

In general, the thesis shows a methodology to generate accurate maps and monitor changes in the two relevant macaronesic ecosystems under study. The maps obtained in this work, increase and improve the information available so far, and could help reduce the vulnerability of these ecosystems to global climate change, strengthen their adaptation processes to prevent the loss of biological diversity and promote the development of sustainable activities to achieve their conservation.

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015.  
 Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <https://sede.ull.es/validacion/>

Identificador del documento: 3131461 Código de verificación: DCcY9LWt

Firmado por: Francesca Marchetti . UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 24/12/2020 12:08:46
Manuel Imeldo Arbelo Pérez UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	24/12/2020 12:12:05
Björn Roland Michael Waske Roland UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	26/12/2020 17:28:50
María de las Maravillas Aguiar Aguiar UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	05/04/2021 12:27:46

## Lista de Figuras

### Figuras del Capítulo 1:

**Figura 1.1** Porción del espectro electromagnético más utilizado por los sensores de teledetección..... 26

**Figura 1.2** Cronología e historia de los satélites Landsat desde 1972 hasta la actualidad (U.S. Geological Survey, 2016)..... 27

**Figura 1.3** Constelación de satélites de DigitalGlobe operativos (Geoeye-1, WorldView-1, 2 y 3) junto a la inminente evolución de la constelación “WorldView Legion” (Maxar Technologies, 2020). ..... 29

**Figura 1.4** Diagrama de clasificación del algoritmo RF. .... 33

**Figura 1.5** Mapa de los archipiélagos que conforman la región macaronésica (Wikimedia Commons, 2020)..... 36

**Figura 1.6** Castaños en el municipio de La Orotava, (Isla de Tenerife, Archipiélago Canario)..... 37

**Figura 1.7** Detalle de la Reserva Natural Especial del Malpaís de Güímar (Isla de Tenerife)..... 39

### Figuras del Capítulo 2:

**Figura 2.1** Imagen WorldView-3 del área de estudio (a) y de las Islas Canarias (b) (Marchetti et al., 2019). ..... 47

**Figura 2.2** Fotografía que muestra un ejemplar de árbol de castaño rodeado por fayas y brezos. .... 47

**Figura 2.3** Diagrama de flujo..... 48

**Figura 2.4** Sistema de Posicionamiento Global (GPS) GeoXT de la serie GeoExplorer 2008 utilizado durante las medidas de campo..... 50

**Figura 2.5** Imagen artística del satélite WV-2 (a) y del satélite WV-3 (b) (Satellite Imaging Corporation, 2007) de la empresa Maxar. .... 51

**Figura 2.6** Respuesta espectral de las bandas del satélite WV-2 (Puetz et al., 2009). ..... 52

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015.  
 Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <https://sede.ull.es/validacion/>

Identificador del documento: 3131461 Código de verificación: DCcY9LWt

Firmado por: Francesca Marchetti UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 24/12/2020 12:08:46
Manuel Imeldo Arbelo Pérez UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	24/12/2020 12:12:05
Björn Roland Michael Waske Roland UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	26/12/2020 17:28:50
María de las Maravillas Aguiar Aguiar UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	05/04/2021 12:27:46

**Figura 2.7** El efecto de cada filtro aplicado al PCA1. Se muestran cinco atributos de cierre (CL) y cinco de apertura (OP). ..... 56

**Figura 2.8** Error por cantidad (%) para cada clase temática con y sin EMP. .... 60

**Figura 2.9** Error por ubicación (%) para cada clase temática con y sin EMP. .... 61

**Figura 2.10** Clasificaciones obtenidas con el algoritmo RF, las imágenes son respectivamente: (a) Marzo, (b) Mayo, (c) Bi-temporal, (d) Marzo\_EMP, (e) Mayo\_EMP, (f) Bi-temporal\_EMP..... 64

**Figura 2.11** Zoom (28° 22' 35,75" N, 16° 30' 22,21" O; 28° 22' 25,49" N, 16° 30' 10,32" O) del área de estudio clasificada con RF, respectivamente: (a) Marzo, (b) Mayo, (c) Bi-temporal, (d) Marzo\_EMP, (e) Mayo\_EMP, (f) Bi-temporal\_EMP, (g) imagen original de Marzo 2015 en color ..... 66

**Figura 2.12** Zoom (28° 22' 43,39" N, 16° 31' 17,69" O; 28° 22' 20,68" N, 16° 30' 54,38" O) del área de estudio muestra pixeles de sombra (círculos blancos) clasificados como agua y estanques (círculos rojos). (a) Imagen Bi-temporal\_EMP y (b) imagen original del 12 Marzo. .... 67

**Figuras del Capítulo 3:**

**Figura 3.1** Ubicación del área de estudio “Reserva Natural Especial del Malpaís de Güímar” (señalada en rojo), situada en el lado este de la isla de Tenerife. La imagen de la derecha es una ortofoto aérea tomada por GRAFCAN (15 de febrero 2018) que muestra en detalle el área de interés. .... 76

**Figura 3.2** Imágenes de la vegetación característica de la Reserva: (a) ejemplar de Salado (dcha.) y uno de Balo (izqda.); (b) comunidad de Aulagas (izqda.) y un grupo de Cardones (dcha.); (c) ejemplar de Tabaiba dulce rodeado por Aulagas; (d) gran ejemplar de Tabaiba amarga junto a otros dos más pequeños. .... 78

**Figura 3.3** Medidas con espectroradiómetro ASD FieldSpec 3® y blanco de referencia (Spectralon) en Malpaís de Güímar. .... 79

**Figura 3.4** Funcionamiento de los sensores del espectro-radiómetro (a) VNIR y (b) SWIR 1. .... 80

**Figura 3.5** (a) Firma espectral de un ejemplar de Barrilla en ambiente seco (< 20% de humedad relativa); (b) en ambiente húmedo (> 60% humedad relativa); (c) firma espectral con eliminación del ruido a 1400 nm, 1900 nm y 2500 nm. .... 82

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015. Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <a href="https://sede.ull.es/validacion/">https://sede.ull.es/validacion/</a>	
Identificador del documento: 3131461	Código de verificación: DCcY9LWt
Firmado por: Francesca Marchetti UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 24/12/2020 12:08:46
Manuel Imeldo Arbelo Pérez UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	24/12/2020 12:12:05
Björn Roland Michael Waske Roland UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	26/12/2020 17:28:50
María de las Maravillas Aguiar Aguiar UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	05/04/2021 12:27:46

**Figura 3.6** Diagrama de flujo seguido para la caracterización y posterior análisis de separabilidad espectral de la vegetación de interés apícola en el Malpaís de Güímar..... 83

**Figura 3.7** Firmas espectrales promedio de cada una de las 14 especies vegetales de interés apícola de la Reserva Natural del Malpaís de Güímar. Rango espectral del espectroradiómetro ASD FieldSpec 3. .... 87

**Figura 3.8** Firmas espectrales promedio de las 14 especies vegetales de interés apícola en el rango espectral de la cámara *Resonon Pika L*. Las líneas grises verticales indican el centro de las catorce bandas con mayor separabilidad espectral. .... 87

**Figuras del Capítulo 4:**

**Figura 4.1** Área de estudio de la Reserva Natural Especial del Malpaís de Güímar centrada en 28° 19' 23,81" N, 16° 22' 12,68" O. Imagen en color verdadero obtenida a partir de las bandas espectrales 59 (rojo), 38 (verde) y 19 (azul) de la cámara hiperespectral *Pika L* (Resonon, 2020)..... 94

**Figura 4.2** Diagrama de flujo utilizado para cartografiar el área de interés en el Malpaís de Güímar..... 96

**Figura 4.3** Cámara hiperespectral *Resonon Pika L* (Resonon, 2020). .... 97

**Figura 4.4** (a) Detalle de la localización de las colmenas en la banda espectral 1 (401,5 nm) de la imagen hiperespectral. (b) En el terreno (Diario de Avisos, 2016).. .... 98

**Figura 4.5** Medida de un ejemplar de *Aulaga* con un GPS Geo Explorer 2008 en la Reserva durante el trabajo de campo. .... 98

**Figura 4.6** Primeras cinco componentes principales que explican un 99,29% de la información original incluida en las 120 bandas espectrales del conjunto ORIGINAL..... 100

**Figura 4.7** Imágenes clasificadas con el algoritmo RF. (a) ORIGINAL; (b) SPECTRAL (c) PCA. No se ha representado la clase Suelo, dejando la imagen en color verdadero de fondo mostrada en la Figura 4.1. El rectángulo blanco indica el zoom de la Figura 4.8. .... 106

**Figura 4.7** (Continuación) Imágenes clasificadas con el algoritmo RF. (a) ORIGINAL; (b) SPECTRAL (c) PCA. No se ha representado la clase Suelo, dejando la

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015.  
 Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <https://sede.ull.es/validacion/>

Identificador del documento: 3131461 Código de verificación: DCcY9LWt

Firmado por: Francesca Marchetti . UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 24/12/2020 12:08:46
Manuel Imeldo Arbelo Pérez UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	24/12/2020 12:12:05
Björn Roland Michael Waske Roland UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	26/12/2020 17:28:50
María de las Maravillas Aguiar Aguiar UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	05/04/2021 12:27:46

imagen en color verdadero de fondo como mostrada en la Figura 4.1. El rectángulo blanco indica el zoom de la Figura 4.8..... 107

**Figura 4.8** Detalle del área de estudio delimitada por las coordenadas (28° 19' 23,40" N, 16° 22' 15,90" O; 28° 19' 21,57" N, 16° 22' 13,07" O): (a) Imagen original en color verdadero con parcelas de validación, (b) Clasificación ORIGINAL, (c) Clasificación SPECTRAL y (d) Clasificación PCA. Los círculos en blanco muestran las clases (parcelas) acertadas mientras que los rojos muestran clases (parcelas) mal clasificadas..... 108

**Figura 4.9** Firmas espectrales extraídas de la imagen hiperespectral de 120 bandas para la clase *Colmena* y para los píxeles de la clase *Suelo* ubicados en el noroeste del área de estudio. .... 112

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015.  
 Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <https://sede.ull.es/validacion/>

Identificador del documento: 3131461      Código de verificación: DCcY9LWt

Firmado por: Francesca Marchetti UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 24/12/2020 12:08:46
Manuel Imeldo Arbelo Pérez UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	24/12/2020 12:12:05
Björn Roland Michael Waske Roland UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	26/12/2020 17:28:50
María de las Maravillas Aguiar Aguiar UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	05/04/2021 12:27:46

## Lista de Tablas

### Tablas del Capítulo 2:

<b>Tabla 2.1</b> Número total y área ocupada por todas las parcelas de entrenamiento y validación en el área de estudio.....	50
<b>Tabla 2.2</b> Bandas espectrales coincidentes de los satélites WorldView 2 y 3 (Maxar Technologies, 2020). .....	52
<b>Tabla 2.3</b> Matriz de confusión utilizada para la evaluación de la exactitud de los mapas temáticos.....	57
<b>Tabla 2.4</b> Exactitud global (%) con un intervalo de confianza del 95%. .....	58
<b>Tabla 2.5</b> Área (ha) ocupada por cada clase temática en las imágenes clasificadas .....	67

### Tablas del Capítulo 3:

<b>Tabla 3.1</b> Comunidades vegetales presentes en la Reserva Natural Especial del Malpaís de Güímar y área cubierta por cada una según Del Arco Aguilar et al. (2006a). .....	77
<b>Tabla 3.2</b> Características de los sensores VNIR, SWIR 1 y SWIR 2 del ASD.....	79
<b>Tabla 3.3</b> Valores (> 1,9) de la distancia de J-M obtenidos para la vegetación característica de la Reserva en función de las longitudes de onda. ....	88

### Tablas del Capítulo 4:

<b>Tabla 4.1</b> Número total y área ocupada por todas las parcelas de entrenamiento y validación en el área de estudio.....	99
<b>Tabla 4.2</b> Valores (en %) de la información que contiene cada una de las cinco primeras componentes principales de la imagen hiperespectral ORIGINAL.....	101
<b>Tabla 4.3</b> Matriz de confusión de la clasificación con la imagen ORIGINAL.....	102
<b>Tabla 4.4</b> Matriz de confusión de la clasificación con la imagen SPECTRAL.....	103

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015.  
 Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <https://sede.ull.es/validacion/>

Identificador del documento: 3131461 Código de verificación: DCcY9LWt

Firmado por: Francesca Marchetti . UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 24/12/2020 12:08:46
Manuel Imeldo Arbelo Pérez UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	24/12/2020 12:12:05
Björn Roland Michael Waske Roland UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	26/12/2020 17:28:50
María de las Maravillas Aguiar Aguiar UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	05/04/2021 12:27:46

**Tabla 4.5** Matriz de confusión de la clasificación con la imagen PCA. .... 103

**Tabla 4.6** Exactitud global (%) con intervalo de confianza del 95% de las tres imágenes (ORIGINAL, SPECTRAL y PCA), considerando como parcelas de validación todas las clases temáticas (Conjunto 1) y solo la vegetación de interés (Conjunto 2). .... 104

**Tabla 4.7** Errores de comisión (EC) y de omisión (EO) para todas las imágenes clasificadas. .... 105

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015.  
Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <https://sede.ull.es/validacion/>

Identificador del documento: 3131461 Código de verificación: DCcY9LWt

Firmado por: Francesca Marchetti . UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 24/12/2020 12:08:46
Manuel Imeldo Arbelo Pérez UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	24/12/2020 12:12:05
Björn Roland Michael Waske Roland UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	26/12/2020 17:28:50
María de las Maravillas Aguiar Aguiar UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	05/04/2021 12:27:46

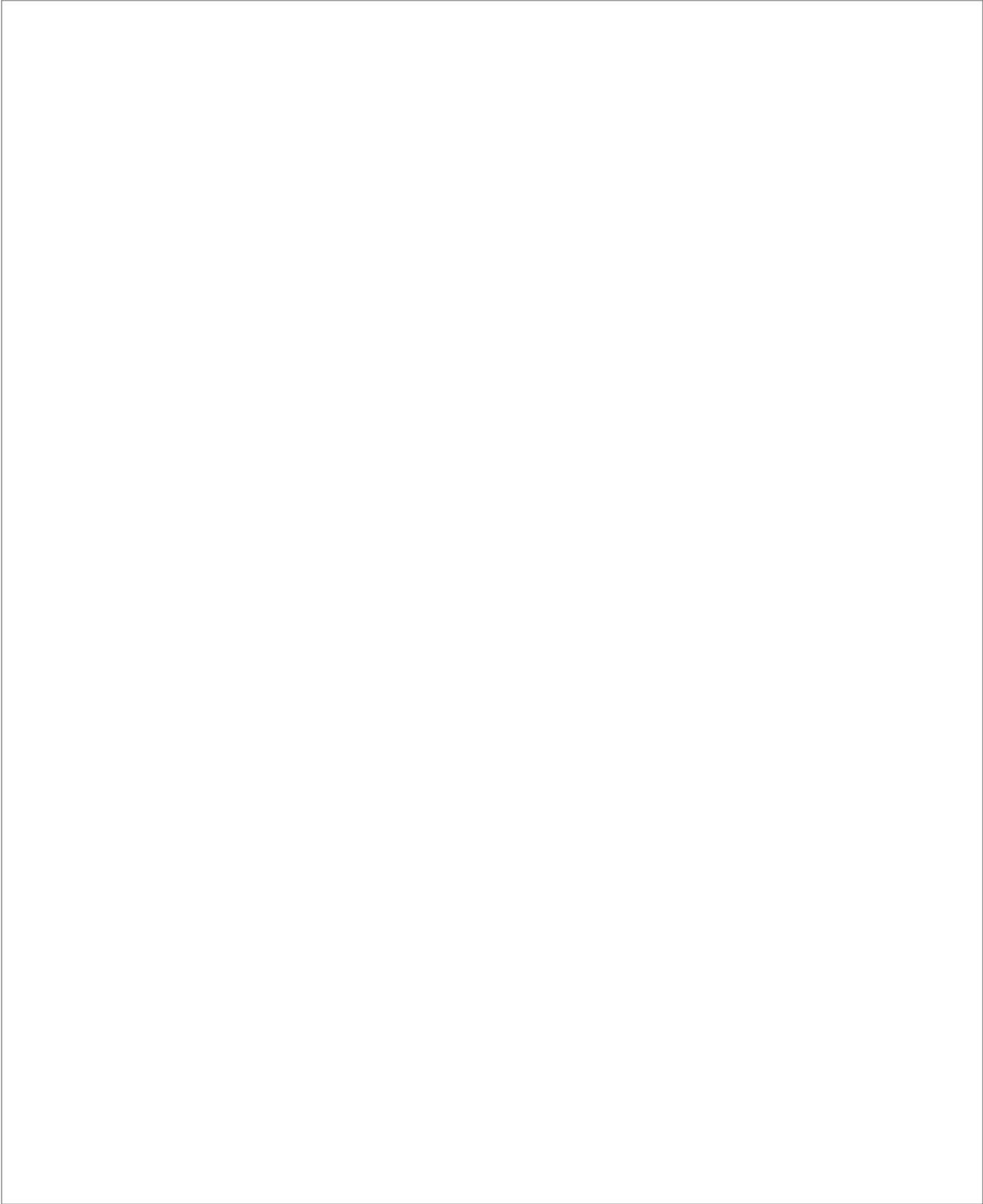
# Capítulo 1

## Introducción

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015.  
Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <https://sede.ull.es/validacion/>

Identificador del documento: 3131461 Código de verificación: DCcY9LWt

Firmado por: Francesca Marchetti . UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 24/12/2020 12:08:46
Manuel Imeldo Arbelo Pérez UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	24/12/2020 12:12:05
Björn Roland Michael Waske Roland UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	26/12/2020 17:28:50
María de las Maravillas Aguiar Aguiar UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	05/04/2021 12:27:46



Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015.  
Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <https://sede.ull.es/validacion/>

Identificador del documento: 3131461 Código de verificación: DCcY9LWt

Firmado por: Francesca Marchetti . UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 24/12/2020 12:08:46
Manuel Imeldo Arbelo Pérez UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	24/12/2020 12:12:05
Björn Roland Michael Waske Roland UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	26/12/2020 17:28:50
María de las Maravillas Aguiar Aguiar UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	05/04/2021 12:27:46

## 1.1 Ecosistemas y servicios de ecosistemas: cartografía

Los ecosistemas son "complejos dinámicos de comunidades vegetales, animales y microorganismos y su medio no viviente que interactúan como una unidad funcional", según la definición de La Convención de las Naciones Unidas sobre la Diversidad Biológica (CDB) (Secretariat of the Convention on Biological Diversity, 2010). La conexión que existe entre los ecosistemas y el bienestar humano resulta evidente y de fundamental importancia. Directamente, por ejemplo, proporcionan alimentos; indirectamente, tienen la capacidad de ofrecer agua limpia, purificar el aire, prevenir inundaciones o regular el clima; además de proporcionar beneficios recreativos para los habitantes de los lugares donde se encuentren (Erhard et al., 2017; Millennium Ecosystem Assessment, 2005). En este sentido, conviene entonces introducir el concepto de servicios de ecosistemas (SdE), es decir, los servicios proporcionados por los ecosistemas de los que el ser humano puede disponer para su bienestar (Mace et al., 2012). Cualquier cambio físico y/o químico del medio ambiente de un ecosistema genera un cambio en su biodiversidad, en sus funcionalidades, y, por consiguiente, en su capacidad de ofrecer servicios al ser humano (Heiskanen and Neale, 2017). Un ejemplo bien conocido es el impacto que sufren, en algunos lugares de nuestro planeta, los polinizadores. El uso de pesticidas, el cambio climático y la pérdida de su hábitat natural afecta no sólo a estos animales, sino también provoca grandes pérdidas a la agricultura y por tanto a los seres humanos.

El funcionamiento de los ecosistemas y de los SdE es de fundamental importancia y depende no sólo de las actividades humanas, sino también de las decisiones políticas de cada estado (Burkhard and Maes, 2017). Aunque en el pasado no se prestó suficiente atención al desarrollo de políticas y esfuerzos económicos para la conservación de los ecosistemas, a día de hoy es evidente, tanto a escala mundial como regional, que un análisis e intervención detallados son necesarios. Por consiguiente, con el objetivo de proteger los ecosistemas y sus hábitats, examinar su estado y conservación y, sobretodo, vigilar el cumplimiento de varios tratados multilaterales sobre el medio ambiente, los países de la Unión Europea, en virtud de la Directiva 92/43/CEE de mayo de 1992 (conocida como la Directiva Hábitat), crearon la red Natura 2000 (Gobierno de España, 2016). El objetivo era dar protección a largo plazo a los ecosistemas europeos más relevantes, además de reducir la pérdida de biodiversidad, especialmente de las especies en peligro de extinción, y promover actividades sostenibles para conseguir la conservación de estas zonas. Esta red de protección es una de las más completas en el viejo continente, de hecho, llega a proteger hasta el 18% de los ecosistemas europeos.

Numerosos estudios evidencian la rápida pérdida de especies, de hábitats y los cambios que pueden dar lugar a condiciones dramáticas para los ecosistemas si no se actúa convenientemente (Barnosky et al., 2011; Corbane et al., 2015; Costanza et al., 1997; Pereira-Lorenzo et al., 2001; Thomas et al., 2004; Wake and

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015.  
Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <https://sede.ull.es/validacion/>

Identificador del documento: 3131461 Código de verificación: DCcY9LWt

Firmado por: Francesca Marchetti UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 24/12/2020 12:08:46
Manuel Imeldo Arbelo Pérez UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	24/12/2020 12:12:05
Björn Roland Michael Waske Roland UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	26/12/2020 17:28:50
María de las Maravillas Aguiar Aguiar UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	05/04/2021 12:27:46

Francesca Marchetti

Vredenburg, 2008; Wang and Gamon, 2019). Además, durante la Décima Reunión de las Partes (COP 10) del Convenio de Naciones Unidas sobre la Diversidad Biológica (Comisión Europea, 2010) que tuvo lugar en 2010, se hizo referencia, por primera vez, a la importancia y la necesidad de hacer una cartografía de los ecosistemas para su evaluación, mantenimiento y restauración de servicios (Anderson, 2017; Heiskanen & Neale, 2017). La cartografía de los ecosistemas también ha sido considerada fundamental en la “Estrategia de Biodiversidad” de la UE como una de las 20 acciones que debían ser implementadas por los estados miembros (Burkhard and Maes, 2017). En concreto, la medida 5 insta a las naciones europeas a cartografiar y evaluar el estado de los ecosistemas y SdE.

La cartografía de un ecosistema consiste en la obtención de un mapa que recoja sus características principales. Las variables de ese mapa no son sólo el sistema de coordenadas y su escala, sino también la orografía del terreno, su distribución y sus constituyentes. Un amplio estudio sobre cartografía y sus nociones básicas se puede encontrar en Varanka & Usery, (2018). Los mapas son, sin duda, un recurso fundamental que permite obtener datos e información de interés de los ecosistemas.

Diferentes proyectos han sido propuestos y llevados a cabo con el objetivo de facilitar a la comunidad científica y a los gestores ambientales, el acceso a datos de ecosistemas a través de su cartografía. A nivel europeo cabe destacar el proyecto *ESMERALDA (Enhancing ecoSysteM sERvices mApping for poLicy and Decision mAKing)* (European Union’s Horizon, 2020), financiado en el marco del programa de investigación e innovación Horizonte 2020 de la Unión Europea (Gobierno de España, 2020); o el *MAES (Mapping and Assessment of Ecosystems and their Services)*, un programa iniciado en 2013 (European Commission, 2014) en el marco de la Plataforma Intergubernamental sobre Biodiversidad y Servicios de los Ecosistemas (IPBES). MAES propone utilizar la cartografía y los SdE para evaluar, mediante el cálculo de diferentes índices económicos, el valor de los ecosistemas y de sus servicios. Un sub-proyecto del programa MAES, en el que está involucrada la Universidad de La Laguna a través del Grupo de Observación de la Tierra y la Atmósfera (GOTA), es *MOVE (Facilitating MAES to support regional policy in Overseas Europe: mobilizing stake holders and pooling resources)* (European Commission Directorate General Environment, 2018). El proyecto cuenta con la coordinación general del Fondo Regional para la Ciencia e Tecnología (FRCT) del Gobierno Regional de Azores (Portugal) y la participación de otras 13 organizaciones: cuatro de Francia, tres de España, dos de Holanda, dos del Reino Unido, una de Portugal, una de Italia y otra de Alemania. MOVE plantea el desarrollo de metodologías para cartografiar y evaluar el estado de los ecosistemas y sus servicios en las Regiones Ultra-Periféricas (RUP) y los Países y Territorios de Ultramar (PTU), involucrando a políticos, investigadores y la sociedad civil. Se propuso este enfoque, coordinado y sinérgico, para convertir la fragmentación geográfica, política y la base de conocimientos de esas entidades en activos,

24

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015.  
Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <https://sede.ull.es/validacion/>

Identificador del documento: 3131461 Código de verificación: DCcY9LWt

Firmado por: Francesca Marchetti UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 24/12/2020 12:08:46
Manuel Imeldo Arbelo Pérez UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	24/12/2020 12:12:05
Björn Roland Michael Waske Roland UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	26/12/2020 17:28:50
María de las Maravillas Aguiar Aguiar UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	05/04/2021 12:27:46

mancomunando recursos y creando sólidos instrumentos de participación. MOVE comenzó evaluando el estado del arte del programa MAES en las regiones participantes, e inventariando y motivando las capacidades humanas y materiales presentes en cada una de ellas. GOTA está involucrado especialmente en la actividad 4.1, desarrollando y probando herramientas de cartografía para evaluar los servicios de ecosistemas (European Commission Directorate General Environment, 2018). Se seleccionaron ocho casos de estudio regionales centrados en servicios ecosistémicos terrestres y costeros/marinos. El objetivo consiste en abordar las lagunas del conocimiento previamente identificadas y las solicitudes específicas de los interesados de estas regiones, mediante el uso de técnicas multidisciplinares en MAES, con los datos disponibles y las herramientas más avanzadas para cartografiar, evaluar, monitorizar y valorar los ecosistemas.

Resulta por tanto fundamental continuar potenciando medidas para la protección y seguimiento, constante en el tiempo, de los ecosistemas. Para ello se requieren cartografías coherentes y de alta precisión, que incrementen la información sobre sus cambios y que puedan ayudar a prevenir la pérdida de diversidad biológica (Vihervaara *et al.*, 2017). Actualmente, la teledetección se ha revelado como una de las principales fuentes de datos continuos para el estudio y monitorización de ecosistemas, de la biodiversidad y sus hábitats, permitiendo generar cartografías fiables y de alta resolución espacial de cualquier parte del globo terrestre.

## 1.2 Teledetección de ecosistemas

La teledetección es la ciencia o técnica que permite obtener información de las características de la superficie de la Tierra o su atmósfera de forma remota, es decir, sin entrar en contacto directo con ellas. Esto se realiza a través de la medida de la radiación reflejada o emitida por los objetos, mediante el uso de sensores sensibles en diferentes partes del espectro electromagnético, normalmente desde el ultravioleta a las microondas (Figura 1.1). Estos sensores pueden ir montados en plataformas espaciales (satélites), aéreas (aviones, helicópteros o drones principalmente), pero también pueden ser radiómetros o espectroradiómetros manipulados a nivel del terreno. El producto final de las medidas realizadas por los sensores remotos son imágenes digitales que, una vez corregidas y procesadas, son utilizadas en diferentes aplicaciones. Una de las aplicaciones más importantes de la teledetección consiste en la cartografía de ecosistemas.

El conocimiento de la distribución espacial de un ecosistema a través de una cartografía precisa permite reducir su vulnerabilidad frente al cambio climático global y fortalecer sus procesos de adaptación (Gould, 2000). Ésta tarea sería muy complicada, costosa y dilatada en el tiempo (Kerr and Ostrovsky, 2003) sin el uso de la teledetección. Igual de complejo resultaría este tipo de cartografías en lugares limitados por diferentes razones: dificultad de acceso, alto coste de la

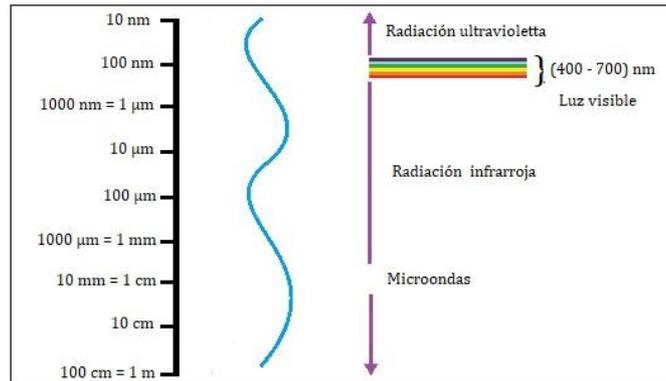
Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015.  
Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <https://sede.ull.es/validacion/>

Identificador del documento: 3131461 Código de verificación: DCcY9LWt

Firmado por: Francesca Marchetti . UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 24/12/2020 12:08:46
Manuel Imeldo Arbelo Pérez UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	24/12/2020 12:12:05
Björn Roland Michael Waske Roland UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	26/12/2020 17:28:50
María de las Maravillas Aguiar Aguiar UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	05/04/2021 12:27:46

Francesca Marchetti

instrumentación, especies espectralmente similares, comportamiento fenomenológico irregular, estructura compleja o mecanismos de dispersión complicados (Baldeck and Asner, 2014; Somers and Asner, 2014). Frente a estas limitaciones, la teledetección supone, en muchos casos, la única alternativa para generar mapas precisos y monitorizar los cambios que se producen en esos ecosistemas (Asner et al., 2008; Barbati et al., 2007; Cabello et al., 2012; Carlson et al., 2007; Jennings, 2000; Kerr and Ostrovsky, 2003; Marchetti et al., 2016, 2014; Oldeland et al., 2010; Saveraid et al., 2001; Stefanski et al., 2013).



**Figura 1.1** Porción del espectro electromagnético más utilizado por los sensores de teledetección.

La importancia del uso de la teledetección, particularmente desde satélite, para la investigación del cambio global, la confirma el informe de la Convención Marco de las Naciones Unidas sobre el Cambio Climático (United Nations Framework Convention on Climate Change, 2020). Además, diferentes programas internacionales como el Panel Intergubernamental sobre el Cambio Climático (IPCC), el Geosfera-Biosfera Internacional (IGBP), el Programa de Investigación sobre el Clima Mundial (WCP) y el Programa Internacional de Dimensiones Humanas sobre el Cambio Global (GLOBUS) establecen la necesidad de promocionar y mantener sistemas de observación ambiental basados en datos de satélites para la evaluación del estado de los ecosistemas.

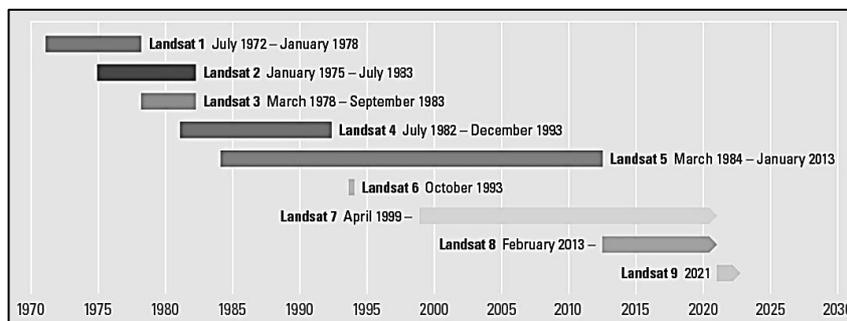
### 1.2.1 Sensores de teledetección

El primer satélite puesto en órbita con un sensor de resolución espacial y espectral adecuada para el estudio y la cartografía de ecosistemas, se lanzó el 23 de julio 1972. Fue el primero de una larga serie denominada inicialmente Programa de Observación ERTS (*Earth Resources Technology Satellites*), pero conocida actualmente por el nombre de Landsat (NASA, 2020a). Los buenos resultados que se habían obtenido durante los programas espaciales tripulados en la década de

26

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015. Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <a href="https://sede.ull.es/validacion/">https://sede.ull.es/validacion/</a>	
Identificador del documento: 3131461	Código de verificación: DCcY9LWt
Firmado por: Francesca Marchetti UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 24/12/2020 12:08:46
Manuel Imeldo Arbelo Pérez UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	24/12/2020 12:12:05
Björn Roland Michael Waske Roland UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	26/12/2020 17:28:50
María de las Maravillas Aguiar Aguiar UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	05/04/2021 12:27:46

los años 60, especialmente con el desarrollo del primer experimento controlado de fotografía multispectral desde el Apolo 9, para estudiar los recursos naturales de la superficie terrestre, junto al potencial encontrado en las imágenes de los primeros satélites meteorológicos, condujeron al desarrollo de este programa por parte de la NASA (*National Aeronautics and Space Administration*) y el Departamento de Interior de los Estados Unidos. El último satélite de esta serie, el Landsat 8, se lanzó el 11 de febrero de 2013. Dispone del radiómetro OLI (*Operational Land Imager*) y otro infrarrojo-térmico de dos canales TIRS (*Thermal Infrared Sensor*). OLI detecta radiación reflejada en nueve bandas espectrales entre 0,433  $\mu\text{m}$  y 2,3  $\mu\text{m}$  y proporciona imágenes con una resolución espacial de hasta 15 m para el canal pancromático. Las imágenes generadas por estos sensores se han utilizado en numerosos estudios (Healey et al., 2018; Roy et al., 2014; White et al., 2014; Zhu et al., 2016). La serie continuará con el Landsat 9 programado para ser lanzado en marzo de 2021 (Figura 1.2).



**Figura 1.2** Cronología e historia de los satélites Landsat desde 1972 hasta la actualidad (U.S. Geological Survey, 2016).

Con posterioridad a los primeros satélites Landsat, numerosas agencias espaciales de diferentes naciones de todo el mundo, han desarrollado sus propios satélites de observación de la Tierra, con resoluciones adecuadas para el seguimiento de ecosistemas. No es objeto de esta Tesis introducir todos y cada uno de esos satélites. Para el lector interesado, recomendamos la consulta del manual titulado “Satélites de teledetección para la gestión del territorio” (Labrador García, 2010). Sin embargo, no podemos dejar de citar algunos programas de observación de la Tierra muy conocidos y de gran utilidad, como las misiones SPOT (*Satellite Pour l’Observation de la Terre*) del CNES (*Centre national d’études spatiales*) de Francia desde el año 1986 (European Space Agency, 2020) o el Programa Copérnico de la Agencia Espacial Europea (European Commission, 2018).

La familia de satélites SPOT ha realizado mejoras constantes desde el SPOT 1, y los últimos satélites, SPOT 6 y 7, garantizan la continuidad de los datos hasta 2024. Todos estos satélites disponen de sensores que capturan imágenes en bandas

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015.  
 Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <https://sede.ull.es/validacion/>

Identificador del documento: 3131461 Código de verificación: DCcY9LWt

Firmado por: Francesca Marchetti UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 24/12/2020 12:08:46
Manuel Imeldo Arbelo Pérez UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	24/12/2020 12:12:05
Björn Roland Michael Waske Roland UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	26/12/2020 17:28:50
María de las Maravillas Aguiar Aguiar UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	05/04/2021 12:27:46

Francesca Marchetti

pancromáticas y multiespectrales con un ancho de barrido de 60 km. El sensor NAOMI (*New Astro Sat Optical Modular Instrument*), a bordo de SPOT 6 y 7, proporciona datos con una resolución espacial de hasta 1,5 m en pancromático y 6 m en multiespectral (azul, verde, rojo e infrarrojo próximo).

El Programa Copérnico, con sus seis satélites denominados Sentinel, supone un avance significativo en la teledetección de ecosistemas. Específicamente, los Sentinel-2A y B, en órbita desde 2015, son una clara mejora sobre Landsat, aunque no disponen de las bandas térmicas de este último. Llevan a bordo un innovador sensor, el MSI (*Multi Spectral Instrument*), que registra datos en 13 bandas espectrales con resoluciones espaciales desde 10 m. Los satélites Sentinel, sin duda, representan una oportunidad muy valiosa para la caracterización y supervisión de diferentes áreas naturales a gran escala (Baillarin et al., 2012) y para la monitorización de diferentes ecosistemas (Clevers & Gitelson, 2013; Hill, 2013; Li et al., 2020; Richter et al., 2009; Vaglio Laurin et al., 2016).

En la actualidad, muchos de los satélites de interés para la evaluación y la cartografía de ecosistemas, disponen de acceso abierto a sus imágenes (p. ej. Landsat y Sentinel), lo que permite obtener información precisa sobre muchas partes del globo (Vaglio Laurin et al., 2013). Sin embargo, en muchas ocasiones, el área de estudio requiere imágenes multiespectrales de muy alta resolución espacial (VHR, del inglés *Very High Resolution*), es decir, inferiores a 10 m. La mayor parte de estos sensores están a bordo de satélites comerciales, por lo que su adquisición requiere un desembolso económico que no siempre es posible para instituciones públicas de investigación.

La historia de los satélites comerciales comenzó en septiembre de 1999, cuando la empresa estadounidense *Space Imaging* abrió la teledetección espacial comercial de muy alta resolución con el lanzamiento del IKONOS (ESA, 2011a). Este satélite proporcionaba imágenes de 1 m de resolución en pancromático y 4 m en multiespectral para su venta al público. Le siguieron, entre otros, el satélite QuickBird (ESA, 2011b), con las mismas bandas del IKONOS, pero con mayor resolución espacial (entre 0,6 m y 2,4 m), y los satélites de la empresa *DigitalGlobe* o Maxar Technologies, desde el 2017 (Maxar Technologies, 2020) (Figura 1.3). El satélite WorldView-2 (WV-2) de *DigitalGlobe*, con ocho bandas espectrales a 1,85 m y una pancromática de 0,46 m, en comparación con las cuatro bandas habituales en los satélites previos, ha demostrado un gran potencial en diferentes estudios (Cho et al., 2012; Nagendra and Rocchini, 2008), siendo particularmente interesante para obtener mapas de vegetación y especies arbóreas individuales a pequeña escala. Por su parte, el WorldView-3 (WV-3), mejora la resolución espacial hasta 1,24 m en las ocho bandas espectrales y añade otras en el infrarrojo de onda corta a 3,6 m. Las imágenes proporcionadas por ambos, WV-2 y WV-3, han sido utilizadas con éxito para la cartografía de la vegetación (Li et al., 2015; Madonsela et al., 2017; Mustafa and Habeeb, 2014; Omer et al., 2015; Waser et al.,

28

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015.  
Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <https://sede.ull.es/validacion/>

Identificador del documento: 3131461 Código de verificación: DCcY9LWt

Firmado por: Francesca Marchetti UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 24/12/2020 12:08:46
Manuel Imeldo Arbelo Pérez UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	24/12/2020 12:12:05
Björn Roland Michael Waske Roland UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	26/12/2020 17:28:50
María de las Maravillas Aguiar Aguiar UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	05/04/2021 12:27:46

2014; Xian et al., 2019); en mapas de bosques (Immitzer et al., 2012), para identificación de especies arbóreas (Cho et al., 2015), en estudios de árboles en zonas urbanas (Pu and Landry, 2012) y en plantaciones (Peerbhay et al., 2015), o para clasificar palmeras en los Emiratos Árabes Unidos (AlMaazmi, 2018) entre otras muchas aplicaciones.



**Figura 1.3** Constelación de satélites de DigitalGlobe operativos (Geoeye-1, WorldView-1, 2 y 3) junto a la inminente evolución de la constelación “WorldView Legion” (Maxar Technologies, 2020).

A diferencia de los sensores multispectrales, que a día de hoy consiguen una resolución espacial muy elevada, existen también sensores hiperespectrales que incluyen decenas o cientos de bandas espectrales contiguas y estrechas (entre los 5 nm y 15 nm) (L Guanter et al., 2015; Transon et al., 2018). Sin embargo, apenas podemos destacar dos instrumentos con estas características ubicados en plataformas espaciales: Hyperion, a bordo del satélite EO-1 (*Earth Observation-1*) (NASA, 2000), en órbita desde el año 2000 y registrando datos en 220 bandas espectrales desde los 400 y 2500 nm, con una resolución espacial de 30 m; y CHRIS (*Compact High Resolution Imaging Spectrometer*) (ESA Earth Online, 2000) a bordo del satélite experimental de la ESA, Proba-1, que registra información espectral entre los 400 nm y 1050 nm, pudiendo operar en 63 bandas espectrales con una resolución espacial de 36 m, o en 18 bandas a 18 m. Este reducido número de sensores hiperespectrales en satélites se debe principalmente a ciertas limitaciones técnicas y prácticas como bien indica Govender et al. (2007). Por un lado, la compleja relación señal-ruido, especialmente de la reflectancia de la parte baja de la atmósfera, el elevado costo de los sensores, el gran volumen de datos y/o el excesivo tiempo de procesamiento de las imágenes. Por contra, se han desarrollado muchos más sensores hiperespectrales aéreos, como el HyMAP (European Research Council, 2020), el *Compact Airborne Spectrographic Imager* (CASI) (Itres Research, 2020) el *Airborne Visible/InfraRed Imaging Spectrometer*

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015.  
 Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <https://sede.ull.es/validacion/>

Identificador del documento: 3131461 Código de verificación: DCcY9LWt

Firmado por: Francesca Marchetti UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 24/12/2020 12:08:46
Manuel Imeldo Arbelo Pérez UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	24/12/2020 12:12:05
Björn Roland Michael Waske Roland UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	26/12/2020 17:28:50
María de las Maravillas Aguiar Aguiar UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	05/04/2021 12:27:46

Francesca Marchetti

(AVIRIS) (NASA, 2020b), el *Digital Airborne Imaging Spectrometer* (DAIS) (DLR, 2020) o el *Airborne Imaging Spectrometer for Applications* (AISA) (SPECIM, 2020), utilizados en diferentes estudios (Luis Guanter et al., 2015; Kruse, 2002; Kruse et al., 2003). Estos sensores han demostrado sus ventajas espectrales, especialmente en la monitorización de la vegetación, de los recursos hídricos o en el campo de la geología (Govender et al., 2007; L Guanter et al., 2015; van der Meer et al., 2012; Yang, 2015; Yang et al., 2004), sin embargo, no logran obtener coberturas regulares y sinópticas sobre grandes áreas respecto a los sensores de plataformas espaciales.

En la actualidad, cada vez es más común disponer de imágenes multiespectrales, o incluso hiperespectrales, proporcionados por sensores/cámaras a bordo de drones, también conocidos como UAV (del inglés *Unmanned Aerial Vehicle*). En primer lugar, porque al incluir sensores pequeños y ligeros son más fáciles de manejar; y en segundo, porque el coste de adquisición y procesamiento de los datos resulta normalmente inferior a las imágenes de satélite (Aasen et al., 2018; Manfreda et al., 2018). Esta tecnología se ha desarrollado especialmente en la última década. La principal ventaja de esta instrumentación es que permite una observación muy precisa de cualquier zona mediante altitudes de vuelo bajas y datos de muy alta resolución espacial y espectral (Hunt and Daughtry, 2018). Sin embargo, se debe tener presente, que la calidad de los datos proporcionados por estos sistemas depende en gran medida de la precisión con la que se realice el vuelo y de las condiciones del viento, que influyen notablemente en la posterior ortorectificación de las imágenes obtenidas. Es por ello que, para garantizar la estabilidad general del UAV, se requiere que vayan equipados con una unidad de medición inercial o IMU (del inglés *Inertial Measurement Unit*), que mide y registra con precisión la velocidad, orientación y fuerzas gravitacionales del dron, usando un conjunto de acelerómetros y giróscopos (Aasen et al., 2018; Kanning et al., 2018). Una descripción detallada sobre la adquisición de imágenes con sensores a bordo de drones y su proceso de calibración se puede encontrar en el trabajo de Singh & Nansen, (2017).

A pesar de que la mayoría de las técnicas de teledetección presuponen el uso de sensores a bordo de satélites o plataformas aéreas, también se considera teledetección, la medida en campo (o *in situ*) mediante radiómetros o espectralradiómetros. La espectralradiometría de campo o medición de la reflectancia espectral de los objetos en su entorno natural mediante espectralradiómetros, (que se detallará en el Capítulo 3, apartado 3.2.2), resulta fundamental para la calibración vicaria post-lanzamiento de los sensores de los satélites, para la corrección y validación de modelos de corrección atmosférica o para la validación de modelos biofísicos y de vegetación (Liu et al., 2007; Malthus and Madeira, 1993; Post et al., 2007). Cabe destacar los espectralradiómetros de la empresa ASD (*Analytical Spectral Devices*), pionera en este tipo de instrumentación de campo desde hace más de 30 años, con una continua mejora en

30

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015.  
Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <https://sede.ull.es/validacion/>

Identificador del documento: 3131461 Código de verificación: DCcY9LWt

Firmado por: Francesca Marchetti UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 24/12/2020 12:08:46
Manuel Imeldo Arbelo Pérez UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	24/12/2020 12:12:05
Björn Roland Michael Waske Roland UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	26/12/2020 17:28:50
María de las Maravillas Aguiar Aguiar UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	05/04/2021 12:27:46

espectroradiómetros portátiles que cubren el espectro completo de luz solar reflejada UV/Vis/NIR/SWIR (Malvern Panalytical Ltd, 2020).

## 1.2.2 Algoritmos de clasificación de imágenes

Las imágenes digitales capturadas por los sensores de teledetección, tras diversas etapas de pre-procesamiento que suponen su corrección geométrica (ortorectificación), radiométrica y atmosférica, pueden ser clasificadas automáticamente. La clasificación de los píxeles es función de sus características espectrales y espaciales, y están relacionadas con la composición o condición de la superficie objeto de estudio. La extracción de información de esos píxeles se consigue normalmente mediante el reconocimiento de patrones estadísticos. La finalidad habitual de una clasificación es la obtención de un mapa de la cobertura terrestre. La exactitud de ese mapa depende del algoritmo de clasificación digital de imágenes utilizado. A grandes rasgos, existen dos tipos de algoritmos, supervisados y no supervisados. En el primer caso, el usuario debe definir un conjunto de muestras (píxeles) de entrenamiento, que mejor representen a cada clase temática. En el segundo caso, los píxeles se agrupan automáticamente en un conjunto de datos basados sólo en estadísticas, sin intervención del usuario. En general, un algoritmo de clasificación eficiente debe abordar la no linealidad de las variables, el desequilibrio de las muestras y su ruido, y optimizar el tiempo de cálculo (Belgiu and Drăgu, 2016; Ghosh and Joshi, 2014; Gislason et al., 2006; Millard and Richardson, 2015).

Los algoritmos de clasificación basados en aprendizaje automático, también conocido por aprendizaje máquina (del inglés *machine learning*), han cobrado gran importancia en las últimas décadas por parte de la comunidad científica dedicada a la teledetección (Belgiu & Drăgu, 2016; Mountrakis et al., 2011; Pal, 2005; Pal & Mather, 2005; Pal & Mather, 2003). Como bien refleja Maxwell et al. (2018) en su trabajo de revisión sobre estos algoritmos, su fortaleza radica en la capacidad de manipular datos de entrada de alta dimensionalidad, cartografiar clases con características complejas y, además, son no paramétricos, es decir, no requieren hacer suposiciones sobre la distribución de los datos. Numerosos estudios han demostrado que estos algoritmos obtienen clasificaciones más precisas en comparación con los algoritmos paramétricos tradicionales (Brodley & Friedl, 1997; Ghimire et al., 2012; Hansen et al., 1996; M. C. Hansen & Reed, 2000; Huang et al., 2002; Pal, 2005; Pal & Mather, 2005; Rogan et al., 2003).

Entre los algoritmos de aprendizaje automático más conocidos, probados y utilizados, cabe citar SVM (*Support Vector Machine*), ANN (*Artificial Neural Network*) y RF (*Random Forest*). A continuación, serán descritos brevemente, haciendo especial hincapié en RF. Este algoritmo ha demostrado ser particularmente eficaz a la hora de obtener mapas temáticos, tanto por su

Firmado por: Francesca Marchetti . UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 24/12/2020 12:08:46
Manuel Imeldo Arbelo Pérez UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	24/12/2020 12:12:05
Björn Roland Michael Waske Roland UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	26/12/2020 17:28:50
María de las Maravillas Aguiar Aguiar UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	05/04/2021 12:27:46

Francesca Marchetti

---

fiabilidad como por su velocidad de procesamiento (Du et al., 2015; Pal, 2005; Rodriguez-Galiano et al., 2012). Esta última característica es particularmente valorada cuando trabajamos con imágenes digitales de teledetección, debido al peso y la alta dimensionalidad de las mismas.

SVM es un algoritmo supervisado binario lineal que se basa en la teoría de aprendizaje estadístico y divide las diferentes clases a través de un hiperplano óptimo que maximiza la separación entre ellas, utilizando una función *kernel* (Cortes and Vapnik, 1995; Vapnik, 1995). El SVM ha sido ampliamente analizado y descrito en la literatura (Mountrakis et al., 2011). Este algoritmo se ha utilizado en muchos estudios, especialmente para clasificaciones de datos hiperespectrales, como en el trabajo de Fauvel et al. (2008) para clasificar cultivos; para clasificar la vegetación con imágenes Landsat (Song et al., 2005) o también usando imágenes radar multitemporales para la monitorización de arroz (Tan et al., 2007).

El algoritmo ANN fue utilizado por primera vez en teledetección en el año 1997 (Atkinson and Tatnall, 1997; Foody and Arora, 1997). Los elementos de una ANN son neuronas (equivalentes a las biológicas) organizadas en capas de entrada y salida, con una neurona para cada variable de entrada (banda espectral) y otra para cada clase de salida. Las ANN también incluyen nodos ocultos en capas adicionales. En una ANN todas las neuronas de una capa están conectadas con todas las neuronas de las capas adyacentes, y además estas conexiones están pesadas. Estos pesos, en combinación con una función de activación no lineal (logística o hiperbólica, elegible por el usuario) que modifica los valores de cada neurona, determinan cómo se asignan los valores de entrada a los valores de salida. Las redes neuronales se entrenan normalmente asignando valores al azar para los pesos, a continuación, esos pesos se van ajustando mediante un proceso iterativo, observando el efecto en los nodos de salida. Los ajustes que mejoran la clasificación se mantienen y refuerzan, mientras que aquellos que no lo hacen se descartan. Las aplicaciones de ANN en teledetección son numerosas, como ejemplo podemos citar su utilización con datos Landsat (Kadavi et al., 2017), en la clasificación de combustible forestales (Chuvieco, 2010) o para clasificar frutales (Zhang et al., 2016).

*Random Forest* fue desarrollado originalmente por Breiman (2001) e introducido por Pal (2005) en el contexto de la teledetección. Este algoritmo, construye predicciones a partir de un conjunto de árboles de decisión, lo que le permite obtener clasificaciones consistentes y fiables (Belgiu and Drăgu, 2016). Cada árbol genera una predicción de clase, de forma que la clase con más votos se convierte en la predicción del modelo (Figura 1.4).

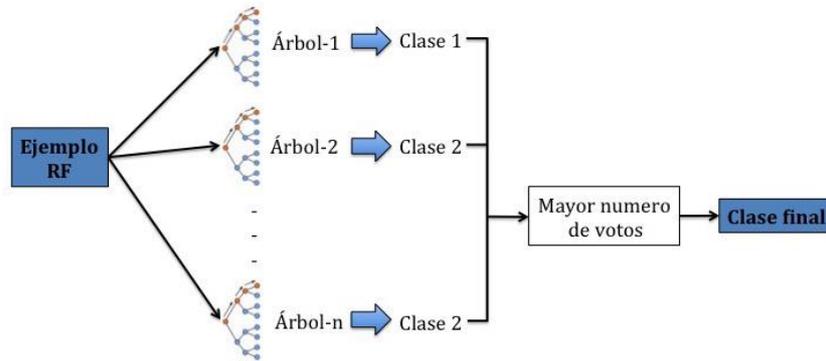
---

32

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015.  
Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <https://sede.ull.es/validacion/>

Identificador del documento: 3131461 Código de verificación: DCcY9LWt

Firmado por: Francesca Marchetti UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 24/12/2020 12:08:46
Manuel Imeldo Arbelo Pérez UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	24/12/2020 12:12:05
Björn Roland Michael Waske Roland UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	26/12/2020 17:28:50
María de las Maravillas Aguiar Aguiar UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	05/04/2021 12:27:46



**Figura 1.4** Diagrama de clasificación del algoritmo RF.

El RF es un algoritmo de aprendizaje automático que presenta muchas ventajas en comparación con otros métodos. Sólo requiere unos pocos parámetros de entrada, los procesos de entrenamiento y clasificación son rápidos, y permite el uso de datos categóricos y no balanceados o datos faltantes (Pal, 2005). El tiempo de cálculo requerido para desarrollar un modelo de clasificación RF (Belgiu and Drăgu, 2016) viene dado por la Ecuación 1.

$$t = n_{tree} \sqrt{XY \log(Y)} \quad (1)$$

donde  $n_{tree}$  es el número de árboles de decisión, parámetro fundamental a definir para ejecutar la clasificación; X es el número de variables utilizadas en cada división e Y es el número de muestras de entrenamiento.

Muchos han sido los estudios donde se ha aplicado RF con buenos resultados (Abdel-Rahman et al., 2014; Baccini et al., 2012; Bekker et al., 2014; Cavallaro et al., 2015; Chan and Paelinckx, 2008; Dalponte et al., 2013; Debats et al., 2016; Fassnacht et al., 2014; Ghosh et al., 2014; Gislason et al., 2006; Lawrence et al., 2006; Mansour et al., 2012; Peerbhay et al., 2015; Shang and Chisholm, 2014). En particular, ha demostrado su validez para clasificar diferentes zonas terrestres con datos multiespectrales de diferentes satélites como RapidEye (Adelabu et al., 2014), WorldView-2 (Belgiu et al., 2014; Räsänen et al., 2013), Landsat (Frazier et al., 2014; Karlson et al., 2015), MODIS (Deng and Wu, 2013) e IKONOS (Wang et al., 2015). RF también ha sido aplicado a otro tipo de información diferente a las imágenes multiespectrales, por ejemplo, datos LIDAR (Chehata et al., 2009; Guo et al., 2011; Niemeyer et al., 2014) o SAR (Topouzelis and Psyllos, 2012; Waske and Braun, 2009), e incluso datos hiperespectrales (Barrett et al., 2014; Ham et al., 2005; Immitzer et al., 2012; Lawrence et al., 2006; Rodriguez-Galiano et al., 2012). Sin embargo, aún son pocos los trabajos que aplican este algoritmo con datos de procedentes de sensores a bordo de UAVs (Ma et al., 2015; Sun and Schulz, 2015).

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015.  
 Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <https://sede.ull.es/validacion/>

Identificador del documento: 3131461 Código de verificación: DCcY9LWt

Firmado por: Francesca Marchetti UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 24/12/2020 12:08:46
Manuel Imeldo Arbelo Pérez UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	24/12/2020 12:12:05
Björn Roland Michael Waske Roland UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	26/12/2020 17:28:50
María de las Maravillas Aguiar Aguiar UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	05/04/2021 12:27:46

Francesca Marchetti

### 1.2.3 La teledetección en archipiélagos

A pesar del desarrollo de las técnicas de teledetección, hoy en día sigue resultando difícil obtener mapas temáticos precisos en zonas archipelágicas debido a su alta fragmentación y, en muchos casos, caracterizadas por una gran variabilidad en sus ecosistemas. Las características particulares de las islas, su aislamiento, un reducido espacio físico con recursos naturales limitados, endemismos y fuertes vínculos entre ecosistemas terrestres y marinos, son problemas específicos añadidos para la cartografía y seguimiento de la naturaleza de sus ecosistemas (Calado et al., 2014). Desde 1992, la Conferencia de las Naciones Unidas sobre Medio Ambiente y Desarrollo, reconoció los desafíos singulares de las regiones insulares. En este contexto, la clasificación, planificación y gestión de los ecosistemas resulta fundamental y necesaria (Calado et al., 2014). Las islas ocupan un 3% de la superficie terrestre, sin embargo retienen el 30% del patrimonio de biodiversidad de la Tierra y el 50% de la diversidad tropical marina (Bellard et al., 2014; Myers et al., 2000). Sirva de ejemplo que, una de cada seis especies de plantas conocidas, se encuentran en las islas oceánicas (Fisher, 2004). Estos pequeños territorios son, sin duda, más susceptibles a las amenazas debidas al cambio climático y a las catástrofes naturales (Fonseca et al., 2011).

En los últimos años se han desarrollado diferentes proyectos en los archipiélagos a nivel mundial, que se fundamentan en la cartografía de estas zonas para disponer de información actualizada sobre el estado de los ecosistemas más sensibles, y poder aplicar programas de protección y restauración de los mismos (Gil et al., 2013). A continuación, se describen brevemente algunos trabajos que usan técnicas de teledetección en archipiélagos. Uno de los mayores problemas presentes en los ecosistemas de islas son las plantas invasoras (Gil et al., 2013; Olesen & Bindi, 2002). Esta circunstancia es, particularmente importante en la región de los archipiélagos macaronésicos (Castro et al., 2010; Kueffer et al., 2010; Silva et al., 2008). Gil et al. (2013) realizaron un detallado estudio mediante imágenes multiespectrales del satélite IKONOS para cartografiar con éxito la especie invasora *Pittosporum Undulatum* en un área protegida de la Isla de San Miguel (Azores, Portugal). Por su parte, Pouteau et al. (2010), desarrollaron una técnica específica para cartografiar especies de plantas tropicales de montaña, en los ecosistemas del Archipiélago Marquesas (Polinesia) con datos mixtos de diferentes fuentes (ópticas, radar de apertura sintética y topográficas) obteniendo una precisión óptima en las clasificaciones. El uso de técnicas mixtas y complementarias es habitual para la cartografía de estos territorios. Por ejemplo, Robin et al. (2011) desarrollaron un método que combinaba datos de campo y análisis de imágenes satelitales para monitorizar los rápidos cambios de la cobertura vegetal producidos por las actividades humanas, en las Islas Kerguelen (Océano Índico meridional). Para finalizar, podemos citar el estudio de Rivas-Torres et al. (2018) en el Parque Nacional Galápagos (Ecuador), para el que

34

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015.  
Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <https://sede.ull.es/validacion/>

Identificador del documento: 3131461

Código de verificación: DCcY9LWt

Firmado por: Francesca Marchetti UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 24/12/2020 12:08:46
Manuel Imeldo Arbelo Pérez UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	24/12/2020 12:12:05
Björn Roland Michael Waske Roland UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	26/12/2020 17:28:50
María de las Maravillas Aguiar Aguiar UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	05/04/2021 12:27:46

desarrollaron una metodología mixta, sistemática y de bajo costo, para definir y cartografiar la vegetación nativa y la propagación de las especies invasoras más agresivas en esas islas. Todos los estudios previos han demostrado la importancia del uso de la teledetección para cartografiar y ayudar a proteger y controlar los ecosistemas isleños.

### 1.3 Teledetección de ecosistemas en Canarias

Las Islas Canarias, forman parte, junto a Cabo Verde, Azores, Madeira y las Islas Salvajes, de la región macaronésica (Figura 1.5). Estos archipiélagos constituyen un área con una rica biodiversidad y ecosistemas. En particular, destaca el territorio canario, constituido por ecosistemas muy diferentes tanto desde un punto de vista botánico como zoológico y geológico. La posición geográfica de este archipiélago, su compleja orografía, las condiciones climáticas subtropicales y el suelo volcánico, conforman un conjunto de factores que ha permitido el desarrollo de una naturaleza excepcionalmente rica y diversa, con un gran número de endemismos. Muchos espacios naturales de estas islas han sido protegidos por su elevado valor biótico y belleza, además de los beneficios sociales, ambientales y económicos que suponen para el desarrollo rural de las islas.

Todo lo anterior permite entender la importancia de la conservación del territorio natural de Canarias y la necesidad de mantener información actualizada del mismo. Sin embargo, no existen muchos ejemplos en la literatura sobre el uso de la teledetección para estos fines en Canarias. Por ejemplo, en los estudios de Martín-Luis et al. (2016) y Núñez-Casillas et al. (2012) se obtuvieron mapas actualizados de la vegetación en el Monteverde Canario de la Isla de Tenerife con imágenes WV-2. Martín-Luis et al. (2016) realizaron un Análisis MESMA (Multiple Endmember Spectral Mixture Analysis) junto a un extenso trabajo de campo para cartografiar el área de interés. En 2010 comenzó a desarrollarse el proyecto SATELMAC, financiado por el programa PCT-MAC 2007-2013 y cofinanciado con fondos FEDER. Uno de los objetivos de este proyecto consistió en evaluar la viabilidad de combinar el análisis de imágenes basado en objetos (GEOBIA) y la fusión de imágenes WorldView-2 con datos LiDAR de baja densidad, para producir mapas de combustibles forestales en una zona de compleja orografía de la Corona Forestal de la isla de Tenerife (Alonso-Benito et al., 2016). El uso de datos similares con satélites WorldView, también demostró ser útil para la monitorización de ecosistemas de aguas costeras en Canarias (Medina Machín et al., 2019), donde se relacionaron las variaciones multitemporales con la actividad humana y el cambio climático en esas zonas litorales. En línea con los trabajos anteriores y con objeto de estudiar mediante técnicas de teledetección dos ecosistemas de particular interés y bien diferenciados, un agro-ecosistema y un ecosistema natural, ambos en la isla de Tenerife, se plantea esta tesis doctoral.

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015.  
Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <https://sede.ull.es/validacion/>

Identificador del documento: 3131461 Código de verificación: DCcY9LWt

Firmado por: Francesca Marchetti UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 24/12/2020 12:08:46
Manuel Imeldo Arbelo Pérez UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	24/12/2020 12:12:05
Björn Roland Michael Waske Roland UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	26/12/2020 17:28:50
María de las Maravillas Aguiar Aguiar UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	05/04/2021 12:27:46

Francesca Marchetti



**Figura 1.5** Mapa de los archipiélagos que conforman la región macaronésica (Wikimedia Commons, 2020).

### 1.3.1 Agro-ecosistema: castañeros de Tenerife

Como se indicó al principio de este capítulo, con el fin de preservar los hábitats naturales más importantes de Europa, los Estados miembros de la Unión Europea decidieron, mediante la Directiva Hábitats en 1992, crear la red Natura 2000. Uno de ellos, es el hábitat-vegetación forestal 9260 con bosques de castaños (European Environment Agency, 2019). En Europa, este hábitat está presente en más de 600 lugares y ocupa una superficie aproximada de 2,5 millones de hectáreas, principalmente en países como Francia, Italia, España, Portugal, Suiza y Grecia, con una gran tradición cultural ligada al castaño, donde las poblaciones rurales se han beneficiado de los servicios que esta especie genera desde hace cientos de años (Lorenzo et al., 2007; Rocés-Díaz et al., 2018). El estado de conservación de este hábitat en Europa se puede considerar desfavorable o inadecuado, es decir, requiere cambios en la gestión para que vuelva a ser favorable, pero no hay peligro de que desaparezca en un futuro cercano. Sin embargo, en algunas áreas del globo terrestre, como la España continental, se encuentra bajo una fuerte presión. Y en zonas como la región biogeográfica macaronésica, la información sobre este tipo de hábitat es escasa, no se encuentra actualizada y por tanto resulta complicado realizar una evaluación adecuada de su estado de conservación.

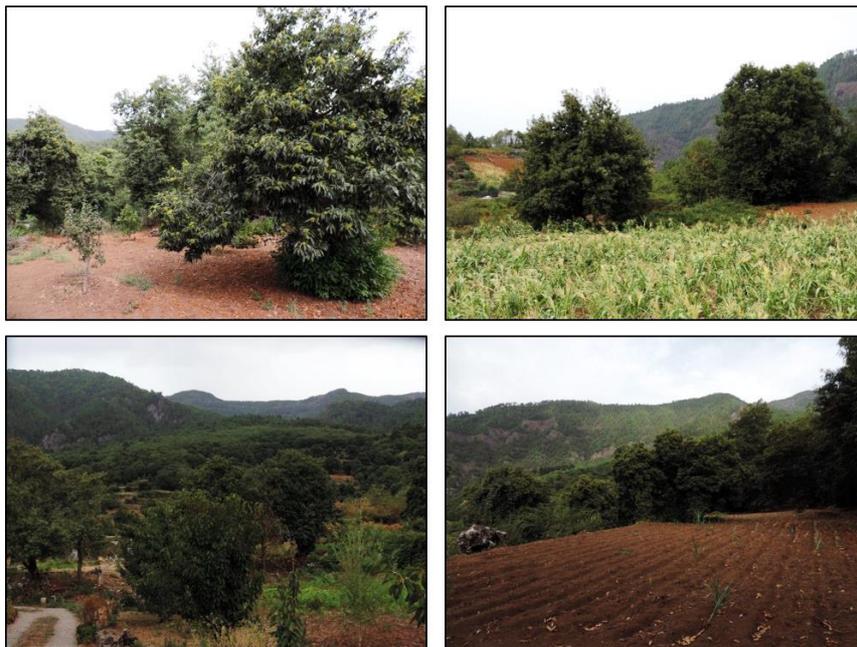
El castaño (*Castanea Sativa* Mill.) ha formado parte del paisaje y cultura de las Islas Canarias desde que fue introducido por los conquistadores en el siglo XVI. El

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015. Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <a href="https://sede.ull.es/validacion/">https://sede.ull.es/validacion/</a>	
Identificador del documento: 3131461	Código de verificación: DCcY9LWt
Firmado por: Francesca Marchetti . UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 24/12/2020 12:08:46
Manuel Imeldo Arbelo Pérez UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	24/12/2020 12:12:05
Björn Roland Michael Waske Roland UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	26/12/2020 17:28:50
María de las Maravillas Aguiar Aguiar UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	05/04/2021 12:27:46

Capítulo 1

castaño ha sido utilizado para múltiples finalidades. Su madera ligera, resistente y duradera resultó ser un material apto para la elaboración de muebles, lagares y la fabricación de barricas y toneles debido al auge del cultivo de la vid, especialmente en las zonas del norte de la Isla de Tenerife. Los vástagos que brotan de las ramas principales, en el tronco o en las raíces del castaño, también servían para hacer cestas o herramientas; y las hojas se utilizaban como cama o comida para el ganado. La población rural de estas zonas también aprovechó sus frutos (castañas), que por su alto contenido en hidratos de carbono, grasas, proteínas y sales minerales supuso un excelente alimento en épocas de escasez (Ríos-Mesa, 2004).

Se han desarrollado varios proyectos y estudios a nivel europeo para cartografiar la distribución y hábitats de especies de árboles (de Rigo et al., 2016), incluida la especie *Castanea Sativa Mill.* (Conedera et al., 2016; Conedera et al., 2004). Sin embargo, ninguno de ellos incluye la región macaronésica (como las Islas Canarias). Parece, por tanto, necesaria la elaboración de mapas actualizados del uso y cobertura del suelo, con especial interés en los castaños.



**Figura 1.6** Castaños en el municipio de La Orotava (Isla de Tenerife, Archipiélago Canario).

El trabajo más reciente de cartografía del castaño en Canarias se realizó en 2008 para la isla de Tenerife (Hernandez et al., 2008); proyecto financiado por el Centro

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015.  
 Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <https://sede.ull.es/validacion/>

Identificador del documento: 3131461 Código de verificación: DCcY9LWt

Firmado por: Francesca Marchetti UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 24/12/2020 12:08:46
Manuel Imeldo Arbelo Pérez UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	24/12/2020 12:12:05
Björn Roland Michael Waske Roland UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	26/12/2020 17:28:50
María de las Maravillas Aguiar Aguiar UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	05/04/2021 12:27:46

Francesca Marchetti

de Conservación de la Biodiversidad Agrícola de Tenerife (CCBAT). En este estudio, que se basó en un extenso trabajo de campo durante año y medio, se estimó una superficie total de 1374 ha de castaño, con 280 ha dentro del municipio de La Orotava, en el norte de Tenerife (Figura 1.6). Aunque los resultados del estudio son precisos, la metodología usada no permite realizar una evaluación anual del estado de conservación de este hábitat debido al costoso y lento trabajo de campo. Sin embargo, la teledetección y especialmente el uso de imágenes de satélite de muy alta resolución espacial, con información temporal y espacial frecuente de la superficie terrestre, puede resultar un instrumento eficaz y rentable para cartografiar este agro-ecosistema (Marques et al., 2019).

### 1.3.2 Ecosistema natural: Malpaís de Güímar

Tres cuartas partes de la producción agrícola mundial dependen, en mayor o menor medida, de polinizadores como las abejas (Klein et al., 2007; Potts et al., 2010). Estos polinizadores ayudan a mantener en equilibrio la diversidad biológica de diferentes ecosistemas y el desarrollo de distintas especies de vegetación silvestre (Bascompte and Jordano, 2007; Bastolla et al., 2009; Heleno et al., 2014). En las últimas décadas, la muerte masiva de abejas de la miel (*Apis mellifera*) y otros polinizadores nativos, llamada “problema de colapso de colonias” (del inglés *Colony Collapse Disorder*) ha provocado una gran alarma social (Holden, 2006; Ollerton et al., 2012). Diferentes razones parecen haber conducido a esta crisis global de polinizadores. Entre ellas podemos citar la pérdida y fragmentación de los hábitats, el aumento de la contaminación ambiental o el cambio climático. También el uso de pesticidas o la aparición de especies foráneas, como un ectoparásito procedente de Asia, que ha provocado la desaparición de un elevado número de colonias de abejas silvestres y salvajes a nivel mundial (Potts et al., 2010; Sammataro et al., 2000). Ante una situación global como esta, se hace necesario determinar aquellos lugares adecuados para la apicultura, considerando, no solo los aspectos económicos y sociales, sino también ecológicos y ambientales dentro de una perspectiva espacio-temporal (Awad et al., 2019). Por ejemplo, en el trabajo de Amiri (2012) se evaluaron y cartografiaron las componentes más efectivas para el desarrollo de la apicultura en la cuenca del Vahregan (Iran). En el estudio de Widiatmaka et al. (2016) en Indonesia, se seleccionaron las zonas más idóneas para las abejas desde un punto de vista ecológico, para ello utilizaron diferentes parámetros sociales, económicos y físicos. Ya en Europa, destaca el trabajo de Zoccali et al. (2017) para el sur de Italia (Calabria), los autores desarrollaron y validaron un novedoso sistema para evaluar la aptitud apícola del territorio.

La apicultura en las Islas Canarias se considera una actividad tradicional que se ha desarrollado de forma notable en los últimos años (Díaz Luis & López-Darias, 2017). No todas las islas tienen el mismo nivel de actividad apícola. Las difíciles

38

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015.  
Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <https://sede.ull.es/validacion/>

Identificador del documento: 3131461 Código de verificación: DCcY9LWt

Firmado por: Francesca Marchetti . UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 24/12/2020 12:08:46
Manuel Imeldo Arbelo Pérez UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	24/12/2020 12:12:05
Björn Roland Michael Waske Roland UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	26/12/2020 17:28:50
María de las Maravillas Aguiar Aguiar UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	05/04/2021 12:27:46

Capítulo 1

condiciones orográficas del terreno y el clima de algunas islas, imposibilitan esta actividad. La isla de Tenerife se considera la más importante, con aproximadamente un 60% de apicultores y el 51% de las colmenas de todo el Archipiélago (Gobierno de Canarias, Consejería de Agricultura, 2020). En este contexto, la Reserva Natural Especial del Malpaís de Güímar (Tenerife) (Figura 1.7), juega un papel importante. Algunos apicultores ubican sus colmenas en un espacio de este paraje delimitado por el Cabildo de Tenerife durante la estación de invierno.

El Malpaís de Güímar es una zona volcánica colonizada por diferentes especies vegetales de interés apícola, entre las que destacan el Tabaibal-Cardonal (Díaz Luis & López-Darias, 2017). Con el fin de planificar adecuadamente el aprovechamiento apícola que se realiza en esta parte de la isla, se requiere obtener un mapa temático de la vegetación presente. Para obtener una cartografía lo más detallada y exacta posible, se planteó el uso de técnicas de teledetección en conjunción con medidas de campo.



**Figura 1.7** Detalle de la Reserva Natural Especial del Malpaís de Güímar (Isla de Tenerife).

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015.  
Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <https://sede.ull.es/validacion/>

Identificador del documento: 3131461 Código de verificación: DCcY9LWt

Firmado por: Francesca Marchetti . UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 24/12/2020 12:08:46
Manuel Imeldo Arbelo Pérez UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	24/12/2020 12:12:05
Björn Roland Michael Waske Roland UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	26/12/2020 17:28:50
María de las Maravillas Aguiar Aguiar UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	05/04/2021 12:27:46

Francesca Marchetti

## 1.4 Objetivos

Considerando la importancia y vulnerabilidad de los ecosistemas descritos en los apartados anteriores, el objetivo general de esta tesis consiste en generar mapas temáticos actualizados, mediante técnicas de teledetección, de dos ecosistemas diferentes situados en la Isla de Tenerife: un agro-ecosistema con castañeros en la vertiente norte (La Orotava) y un ecosistema natural de interés apícola en el Malpaís de Güímar (sureste de Tenerife).

A continuación, se detallan los objetivos específicos:

- Evaluar el potencial de las imágenes multispectrales de los satélites WorldView-2 y 3 para obtener un mapa actualizado de los castañeros del municipio de La Orotava.
- Analizar y comparar el uso de imágenes bi-temporales, que incluyan el estado fenológico de la vegetación, con respecto al de una sola imagen.
- Evaluar el posible beneficio de una clasificación con Perfiles Morfológicos Extendidos (del inglés *Extended Morphological Profiles*) en la exactitud global de los mapas finales.
- Caracterizar espectralmente la vegetación de interés apícola en la Reserva Natural Especial del Malpaís de Güímar.
- Determinar las longitudes de onda que mejor discriminan la vegetación característica mediante un análisis de separabilidad espectral.
- Analizar el potencial de imágenes hiperespectrales de 10 cm de resolución espacial para obtener una cartografía de las especies vegetales seleccionadas en el Malpaís de Güímar.

## 1.5 Estructura de la memoria

La presente memoria se estructura en cinco Capítulos.

En el Capítulo 1 se describe el estado del arte del tema de esta tesis y se plantean los objetivos generales y específicos. Se comienza por una descripción de ecosistemas y servicios de ecosistemas. A continuación, se hace un breve repaso a los sensores de teledetección más adecuados para la caracterización de los ecosistemas y los principales algoritmos de clasificación de imágenes utilizados para la cartografía. Posteriormente, se citan ejemplos de la importancia de la teledetección en los ecosistemas de archipiélagos, con especial interés por aquellos

40

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015.  
Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <https://sede.ull.es/validacion/>

Identificador del documento: 3131461 Código de verificación: DCcY9LWt

Firmado por: Francesca Marchetti UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 24/12/2020 12:08:46
Manuel Imeldo Arbelo Pérez UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	24/12/2020 12:12:05
Björn Roland Michael Waske Roland UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	26/12/2020 17:28:50
María de las Maravillas Aguiar Aguiar UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	05/04/2021 12:27:46

presentes en las Islas Canarias. Presentando, finalmente, los ecosistemas objeto de estudio.

En el Capítulo 2 se introduce y estudia un agro-ecosistema tradicional de la isla de Tenerife: los castañeros. Se indica la zona de estudio y la importancia de este ecosistema. Se sigue con el trabajo de campo desarrollado para definir y georreferenciar las clases temáticas mediante un GPS GeoExplorer con resolución submétrica. Se detallan las características de las imágenes generadas por los satélites WordView 2 y 3 de la compañía americana Maxar (*DigitalGlobe*). A continuación, se presentan los diferentes conjuntos de datos usados (bi-temporal y filtros morfológicos) para obtener los mapas temáticos mediante el algoritmo *Random Forest*. Estos mapas fueron, a su vez, analizados para decidir la mejor opción a través de diferentes métodos de evaluación del error (exactitud global, errores por cantidad y ubicación).

En el Capítulo 3 se presenta la Reserva Natural Especial del Malpaís de Güímar, zona protegida de la Isla de Tenerife. Se presentan las 14 especies vegetales más importantes para la polinización, con el objetivo, en una segunda etapa, de crear un mapa temático del área de interés (Capítulo 4). También se describe el trabajo de campo que se desarrolló para medir las firmas espectrales de la vegetación escogida, con el espectroradiómetro *ASD FieldSpec 3*. A continuación, se detalla el análisis de separabilidad espectral aplicado para determinar aquellas longitudes de onda que mejor discriminan las especies vegetales de interés. Y se particulariza para las bandas de una cámara *Resonon Pika L* (Resonon, 2020) que captura datos hiperespectrales de 400 nm a 1000 nm en 150 bandas (Capítulo 4). Por último, se muestran los resultados y su discusión.

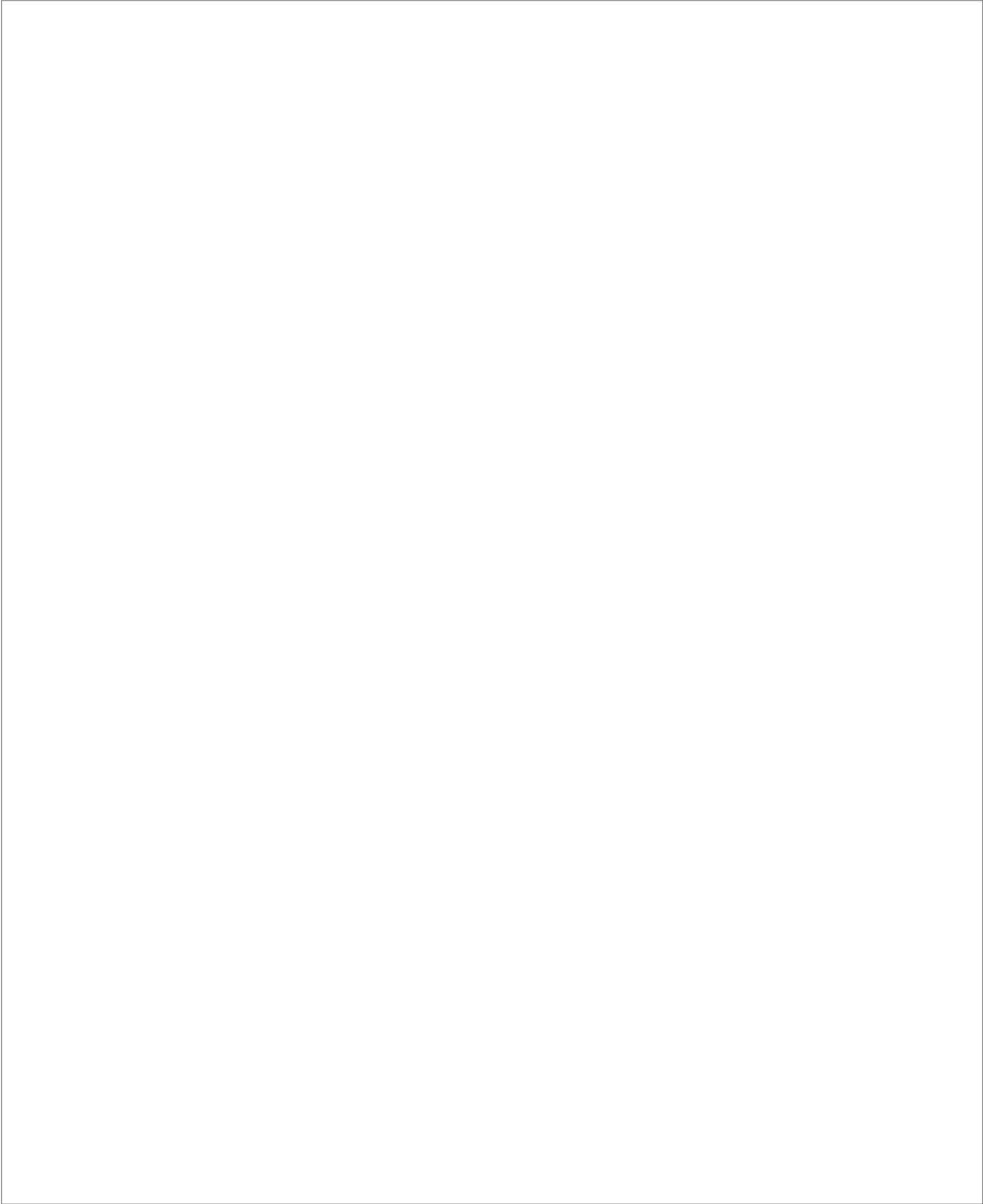
En el Capítulo 4 se describe el área de estudio, una porción de ~ 6 ha del Malpaís de Güímar. A continuación, se detallan las imágenes generadas por la cámara hiperespectral *Pika L* (Capítulo 3) a bordo de un vehículo aéreo no tripulado que sobrevoló la zona de interés (Reserva Natural Especial del Malpaís de Güímar). Se explican los tres conjuntos de datos utilizados para generar los diferentes mapas temáticos mediante el algoritmo *Random Forest*. Finalmente, se presenta la exactitud global y los errores de comisión y omisión de todas las imágenes, y se discuten los resultados para proponer la cartografía más fiable.

Por último, en el Capítulo 5, se presentan las conclusiones más importantes extraídas de todos los trabajos desarrollados.

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015.  
Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <https://sede.ull.es/validacion/>

Identificador del documento: 3131461 Código de verificación: DCcY9LWt

Firmado por: Francesca Marchetti UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 24/12/2020 12:08:46
Manuel Imeldo Arbelo Pérez UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	24/12/2020 12:12:05
Björn Roland Michael Waske Roland UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	26/12/2020 17:28:50
María de las Maravillas Aguiar Aguiar UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	05/04/2021 12:27:46



Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015.  
Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <https://sede.ull.es/validacion/>

Identificador del documento: 3131461 Código de verificación: DCcY9LWt

Firmado por: Francesca Marchetti . UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 24/12/2020 12:08:46
Manuel Imeldo Arbelo Pérez UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	24/12/2020 12:12:05
Björn Roland Michael Waske Roland UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	26/12/2020 17:28:50
María de las Maravillas Aguiar Aguiar UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	05/04/2021 12:27:46

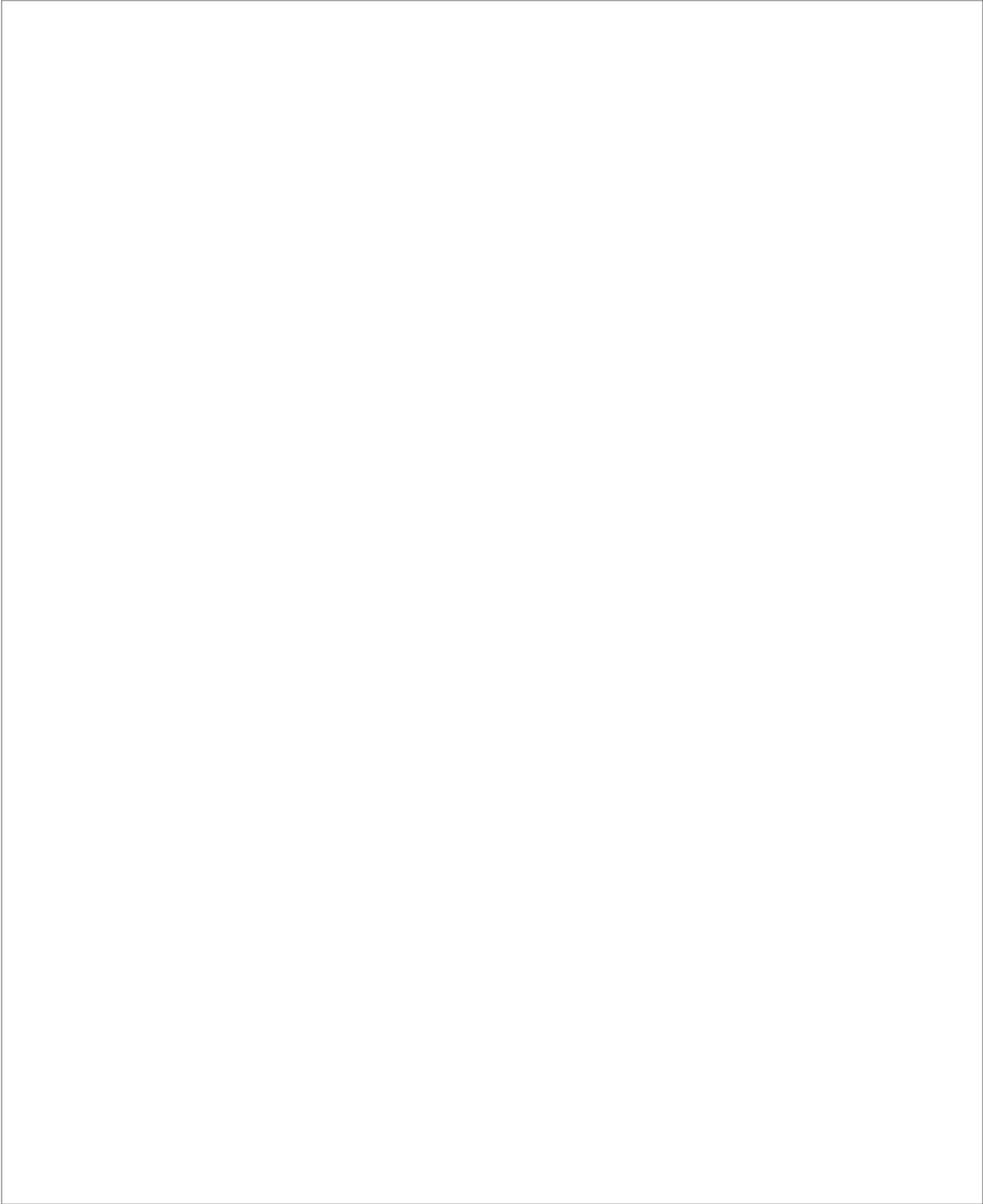
## Capítulo 2

### Cartografía de un agro-ecosistema tradicional: Castañeros de Tenerife

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015.  
Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <https://sede.ull.es/validacion/>

Identificador del documento: 3131461 Código de verificación: DCcY9LWt

Firmado por: Francesca Marchetti . UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 24/12/2020 12:08:46
Manuel Imeldo Arbelo Pérez UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	24/12/2020 12:12:05
Björn Roland Michael Waske Roland UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	26/12/2020 17:28:50
María de las Maravillas Aguiar Aguiar UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	05/04/2021 12:27:46



Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015.  
Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <https://sede.ull.es/validacion/>

Identificador del documento: 3131461 Código de verificación: DCcY9LWt

Firmado por: Francesca Marchetti . UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 24/12/2020 12:08:46
Manuel Imeldo Arbelo Pérez UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	24/12/2020 12:12:05
Björn Roland Michael Waske Roland UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	26/12/2020 17:28:50
María de las Maravillas Aguiar Aguiar UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	05/04/2021 12:27:46

## 2.1 Resumen

Este estudio analiza el potencial de las imágenes de teledetección de muy alta resolución (VHR) y los perfiles morfológicos extendidos para cartografiar los castaños de la isla de Tenerife (Islas Canarias, España). Con respecto a su relevancia para los servicios del ecosistema en la región (servicios culturales y de aprovisionamiento) el sector público demanda información actualizada sobre la distribución de los castaños. En este contexto, un enfoque sencillo y directo se presenta en este estudio. Utilizamos dos imágenes VHR de los satélites WorldView (marzo y mayo) para cubrir las diferentes fases fenológicas. Además, incluimos información espacial en el proceso de clasificación mediante los perfiles morfológicos extendidos (EMP). Se utilizó el algoritmo Random Forest (RF) para el proceso de clasificación y analizamos el impacto de la adición, tanto de la información multitemporal como de la información espacial, sobre las exactitudes de la clasificación. La evaluación detallada de la exactitud revela claramente los beneficios de las imágenes multitemporales en la cartografía. Las exactitudes globales de las clasificaciones monotemporales se incrementaron entre un 2% y un 15%, cuando se compararon con los resultados obtenidos con el conjunto de datos multitemporales. La inclusión de información espacial por los EMP aumenta aún más la exactitud de la clasificación en un 5% y reduce los errores por cantidad y ubicación en el mapa final. En general, la estrategia de clasificación propuesta demuestra ser útil para cartografiar los castaños en un paisaje heterogéneo y complejo.

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015.  
Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <https://sede.ull.es/validacion/>

Identificador del documento: 3131461 Código de verificación: DCcY9LWt

Firmado por: Francesca Marchetti . UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 24/12/2020 12:08:46
Manuel Imeldo Arbelo Pérez UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	24/12/2020 12:12:05
Björn Roland Michael Waske Roland UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	26/12/2020 17:28:50
María de las Maravillas Aguiar Aguiar UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	05/04/2021 12:27:46

Francesca Marchetti

## 2.2 Materiales y métodos

### 2.2.1 Área de estudio

La zona objeto de estudio, con coordenadas 28° 22' 43,16" N, 16° 31' 38,21" O; 28° 21' 42,53" N, 16° 28' 42,38" O (UTM, Zone 28 N, WGS-84), se encuentra en el municipio de La Orotava, situado en la vertiente norte de la Isla de Tenerife (Figura 2.1). Tenerife es la mayor de las islas de la región Macaronésica, y pertenece al Archipiélago Canario. El área de estudio comprende un rango de altitud que varía desde los 600 hasta los 1300 m.s.n.m. (metros sobre el nivel del mar), y cubre un área de aproximadamente 917,58 ha. Las condiciones climáticas son las típicas del norte de la isla de Tenerife, con una elevada humedad relativa (70-100%), debido a la influencia de los vientos alisios del NE, y temperaturas suaves a lo largo del año, aproximadamente entre 8° C y 20° C, según los registros de las dos estaciones meteorológicas del Cabildo de Tenerife en el área de estudio (Cabildo de Tenerife and Área de Agricultura, 2015), creando un hábitat perfecto para el desarrollo de los castaños, cuya especie se conoce con el nombre científico de *Castanea sativa* (Lorenzo, S.P.; Díaz, G.; María, A.; Cabrer, R.; Hernández, J.Z.; Rodríguez, R.L.; González, 2007).

En estudios previos se encontró que aproximadamente el 23% de los árboles de castaños de la isla de Tenerife están situados en el Municipio de La Orotava (Hernandez et al., 2008). El área de estudio está caracterizada por una fuerte heterogeneidad y segmentación del territorio. El paisaje está definido por carreteras, caminos rurales, fincas rurales, parcelas agrícolas de diferente tamaño y forma, árboles frutales como manzanos, perales, aguacateros, cítricos, ciruelos, cultivos de cereales, legumbres, papas, viñas y parcelas agrícolas en estado de semi-abandono. La parte este del área de estudio (Figura 2.1a) es una zona con presencia de carreteras de asfalto y edificaciones dispersas y parcelas agrícolas, los árboles de castaños están situados en el centro de esas tierras de cultivo, al borde de las carreteras y cerca de otras especies de árboles frutales. En la zona oeste (Figura 2.1a), en cambio, se encuentra un pequeño núcleo poblacional con caminos rurales y fincas agrícolas. La zona de mayor altitud cuenta con una amplia zona boscosa y algunos ejemplares aislados de castaños, ubicados en barrancos de difícil acceso, rodeados de pinos canarios (*Pinus canariensis*) y arbustos de fayas (*Morella faya*) y brezos (*Erica arborea*) (Figura 2.2). Los árboles de castaños de esta área llegan a alcanzar los 35 m de altura y presentan grandes hojas de color verde brillante durante los meses más cálidos del año (de mayo a septiembre), que pierden con la llegada de los meses más fríos (de octubre hasta abril).

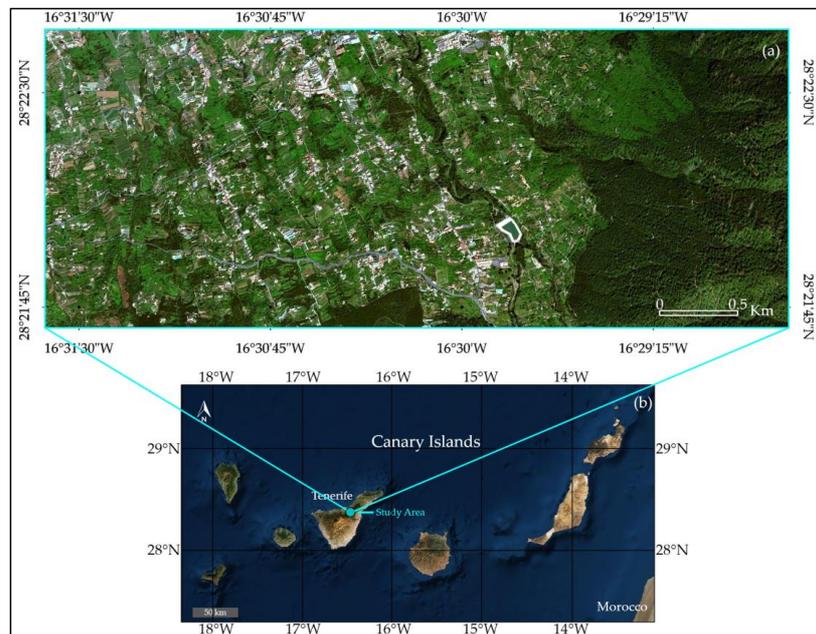
46

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015.  
Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <https://sede.ull.es/validacion/>

Identificador del documento: 3131461 Código de verificación: DCcY9LWt

Firmado por: Francesca Marchetti . UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 24/12/2020 12:08:46
Manuel Imeldo Arbelo Pérez UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	24/12/2020 12:12:05
Björn Roland Michael Waske Roland UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	26/12/2020 17:28:50
María de las Maravillas Aguiar Aguiar UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	05/04/2021 12:27:46

Capítulo 2



**Figura 2.1** Imagen WorldView-3 del área de estudio (a) y de las Islas Canarias (b) (Marchetti et al., 2019).



**Figura 2.2** Fotografía que muestra un ejemplar de árbol de castaño rodeado por fayas y brezos.

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015. Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <https://sede.ull.es/validacion/>

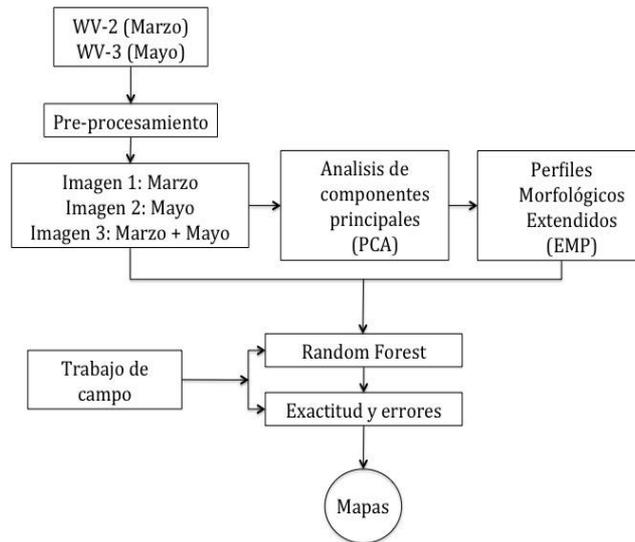
Identificador del documento: 3131461 Código de verificación: DCcY9LWt

Firmado por: Francesca Marchetti UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 24/12/2020 12:08:46
Manuel Imeldo Arbelo Pérez UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	24/12/2020 12:12:05
Björn Roland Michael Waske Roland UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	26/12/2020 17:28:50
María de las Maravillas Aguiar Aguiar UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	05/04/2021 12:27:46

Francesca Marchetti

## 2.2.2 Visión general

En la Figura 2.3 se muestra el diagrama de flujo metodológico utilizado para este estudio.



**Figura 2.3** Diagrama de flujo.

Tras el pre-procesamiento de las imágenes de teledetección (véase la sección 2.2.3) se generaron tres conjuntos de datos, que consisten en la imagen de marzo, la imagen de mayo y un conjunto de datos bi-temporal, que contiene ambas imágenes (es decir, las 16 bandas). La aplicación de los EMP se realiza normalmente sobre un conjunto de datos reducido. Aunque se pueden aplicar diversos métodos para la reducción de datos (Castaings et al., 2010), se siguió el Análisis de Componentes Principales (PCA del inglés *Principal Component Analysis*), que se utiliza habitualmente en este contexto. A continuación, se generaron los EMP para cada conjunto de datos, lo que dió lugar a tres conjuntos de datos adicionales, que a partir de ahora se denominarán "Marzo\_EMP", "Mayo\_EMP" y "Bi-temporal\_EMP". Un meticuloso trabajo de campo aseguró la recolección de datos de referencia en el área de estudio para entrenar y validar el algoritmo de clasificación. El algoritmo de clasificación aplicado fue *Random Forest*. Finalmente, para cada clasificación, se estimó la exactitud global y los errores por cantidad y ubicación (Pontius and Millones, 2011). A continuación, se describe detalladamente cada paso.

Firmado por: Francesca Marchetti UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 24/12/2020 12:08:46
Manuel Imeldo Arbelo Pérez UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	24/12/2020 12:12:05
Björn Roland Michael Waske Roland UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	26/12/2020 17:28:50
María de las Maravillas Aguiar Aguiar UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	05/04/2021 12:27:46

### 2.2.3 Trabajo de campo

Se definieron siete clases temáticas para la zona de estudio en base a la información cartográfica disponible proporcionada por (GRAFCAN - Mapas de Canarias, 2020): *castaños* (clase de interés); *zonas urbanas*, incluidas calles, carreteras y edificios; *vegetación natural* que contiene vegetación silvestre, fayas, brezos y pinos canarios; *tierras de cultivo* que pueden incluir cultivos de papas, viñedos, barbecho, legumbres y cereales; *cítricos y aguacates*; *árboles frutales de hoja caduca* como manzanos, perales y ciruelos; y *agua*. Teniendo en cuenta las complejas características de la zona de estudio, tanto por su variabilidad y heterogeneidad espacial como por su orografía, se realizó una interpretación visual de una fotografía aérea, para seleccionar al azar un cierto número de puntos de muestra dentro de cada clase. Estas ortofotos se obtienen anualmente por (GRAFCAN - Mapas de Canarias, 2020) mediante vuelos fotogramétricos. Se corrigen mediante la aplicación de procesos de apoyo y triangulación aérea para representar una proyección ortogonal sin efectos de perspectiva con resoluciones espaciales que van de 10 cm a 25 cm. El número de parcelas para cada clase temática se eligió de forma cuasi proporcional a la extensión de la clase (Olofsson et al., 2014) según el mapa de cultivos de los años 2007-2008 (Gobierno de Canarias, Consejería de Agricultura, 2020), excepto para la clase temática *zonas urbanas*, debido a la alta variabilidad de los materiales utilizados para su construcción como asfalto, cemento, uralita, plástico, tejas, piedra, cerámica, etc.

A continuación, se realizó un amplio trabajo de campo entre la fecha de la primera imagen, marzo de 2015, y la segunda, mayo de 2015, para comprobar y georreferenciar las parcelas previamente seleccionadas mediante las ortofotos. Se utilizó un Sistema de Posicionamiento Global (GPS) GeoXT de la serie GeoExplorer 2008 (Figura 2.4) conectado a una antena, para mejorar la recepción de la señal en situaciones bajo el dosel de los árboles. No se aplicó ninguna corrección diferencial. Las coordenadas geográficas de todas las medidas obtenidas *in situ* fueron consideradas como el punto central de cada una de las parcelas que posteriormente fueron identificadas en las imágenes WV. Las muestras de cada clase temática se definieron como polígonos de diferente tamaño (pocos metros cuadrados), conteniendo un número variable de píxeles homogéneos. En el caso de los árboles estudiados, dependiendo de la forma y tamaño de cada ejemplar, el polígono definido puede no ser cuadrado. En algunas partes del área de estudio no fue posible comprobar las clases en campo, debido a la presencia de barrancos o laderas empinadas, que dificultaban o impedían el acceso. Finalmente, el trabajo de campo se complementó con las ortofotos para 16 parcelas de vegetación natural y 18 de castaños. En total, se obtuvieron 893 parcelas (Tabla 2.1) que fueron divididas en datos de entrenamiento y de validación, mediante un muestreo aleatorio simple (Olofsson et al., 2014) en una etapa posterior.

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015.  
Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <https://sede.ull.es/validacion/>

Identificador del documento: 3131461 Código de verificación: DCcY9LWt

Firmado por: Francesca Marchetti UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 24/12/2020 12:08:46
Manuel Imeldo Arbelo Pérez UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	24/12/2020 12:12:05
Björn Roland Michael Waske Roland UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	26/12/2020 17:28:50
María de las Maravillas Aguiar Aguiar UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	05/04/2021 12:27:46

Francesca Marchetti



**Figura 2.4** Sistema de Posicionamiento Global (GPS) GeoXT de la serie GeoExplorer 2008 utilizado durante las medidas de campo.

**Tabla 2.1** Número total y área ocupada por todas las parcelas de entrenamiento y validación en el área de estudio.

Clases temática	Entrenamiento		Validación	
	Nº parcelas	Área (m <sup>2</sup> )	Nº parcelas	Área (m <sup>2</sup> )
<i>Castaños</i>	87	1131	94	1108
<i>Zonas urbanas</i>	122	1969	137	1889
<i>Vegetación natural</i>	75	1014	100	1119
<i>Tierras cultivables</i>	54	1585	90	1362
<i>Cítricos y Aguacates</i>	22	289	37	271
<i>Árboles frutales caducos</i>	25	932	40	975
<i>Agua</i>	5	41	5	46

## 2.2.4 Imágenes WorldView

Para este trabajo se usaron dos imágenes *Ortho-ready Standard 2A* de los satélites WorldView 2 y 3. La primera, proporcionada por el sensor a bordo del satélite WorldView-2 (WV-2) del 12 de marzo de 2015, tiene una resolución espacial de 1,85 m. La segunda imagen seleccionada es del 10 de mayo de 2015, adquirida por el sensor del satélite WorldView-3 (WV-3) con una resolución espacial de 1,24 m. La elección de estas fechas en concreto tiene como objetivo asegurar la captura de diferentes períodos fenológicos de los árboles de castaños, con el propósito de aumentar la capacidad de discriminación de esta especie objeto de interés. El aspecto de estos árboles es muy diferente en esos meses: en mayo (primavera) los

50

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015.  
 Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <https://sede.ull.es/validacion/>

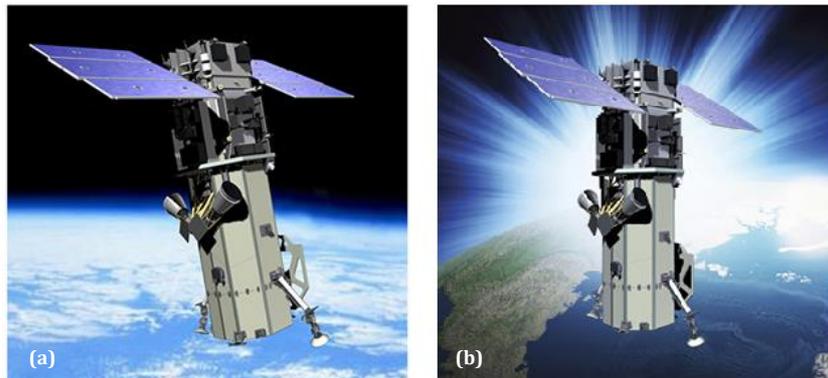
Identificador del documento: 3131461

Código de verificación: DCcY9LWt

Firmado por: Francesca Marchetti . UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 24/12/2020 12:08:46
Manuel Imeldo Arbelo Pérez UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	24/12/2020 12:12:05
Björn Roland Michael Waske Roland UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	26/12/2020 17:28:50
María de las Maravillas Aguiar Aguiar UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	05/04/2021 12:27:46

árboles de castaños presentan una cobertura foliar máxima, en marzo (finales de invierno), en cambio, los árboles no presentan hojas.

WorldView-2 (Figura 2.5a) es un satélite comercial norteamericano de muy alta resolución espacial operado por la compañía Maxar (anterior DigitalGlobe) (Maxar Technologies, 2020). Fue lanzado el 8 de Octubre de 2009 desde la Base de las Fuerzas Aéreas de Vandenberg en California y está totalmente operacional desde el 6 de enero de 2010. Su lanzamiento marcó un hito, al ser el primer satélite capaz de captar ocho bandas espectrales con una resolución espacial inferior a 2 metros, con una gran exactitud y agilidad. La posibilidad de tomar imágenes con un ángulo de visión de hasta 45° con respecto a la vertical, le permite una cobertura de cualquier punto en una franja de 1.355 km bajo la línea de paso del satélite, cubriendo, con una sola pasada, una superficie contigua de (96 x 110) km. El WV-2 registra datos de alta resolución con un ancho de barrido de 16,4 km y un período máximo de revisita de 1,1 días. El satélite se encuentra a 770 km de altura y completa su órbita (helio-sincrona) cada 100 minutos hasta tomar 975.000 km<sup>2</sup> de imágenes diarias (Maxar Technologies, 2020). El WV-2 posee un sensor multiespectral (MS) con 8 bandas desde la región visible hasta el infrarrojo cercano (NIR) con resoluciones espaciales de 1,85 m/píxel, e incluye también una banda pancromática (PAN) con una resolución espacial de 0,46 m/píxel (Tabla 2.2) (Figura 2.6). En todas sus bandas, MS y PAN, la resolución radiométrica es de 11 bits.



**Figura 2.5** Imagen artística del satélite WV-2 (a) y del satélite WV-3 (b) (Satellite Imaging Corporation, 2007) de la empresa Maxar.

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015.  
 Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <https://sede.ull.es/validacion/>

Identificador del documento: 3131461 Código de verificación: DCcY9LWt

Firmado por: Francesca Marchetti UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 24/12/2020 12:08:46
Manuel Imeldo Arbelo Pérez UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	24/12/2020 12:12:05
Björn Roland Michael Waske Roland UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	26/12/2020 17:28:50
María de las Maravillas Aguiar Aguiar UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	05/04/2021 12:27:46

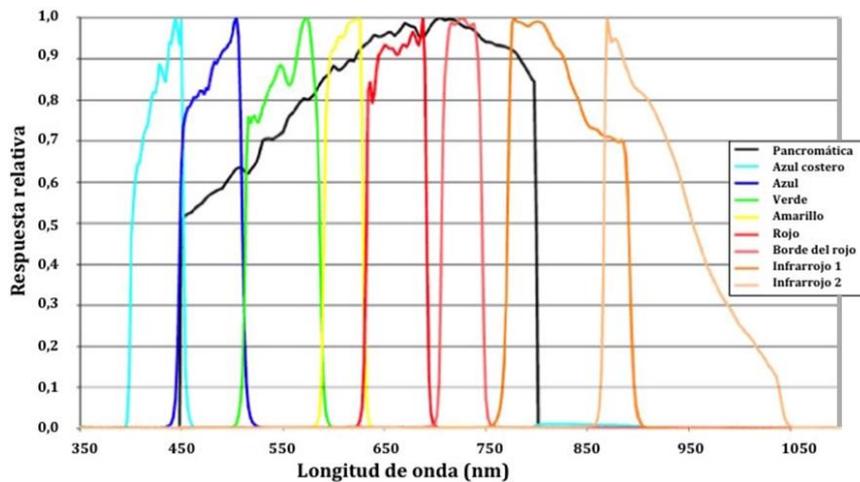
Francesca Marchetti

**Tabla 2.2** Bandas espectrales coincidentes de los satélites WorldView 2 y 3 (Maxar Technologies, 2020).

Banda	Nombre de banda	Ancho de banda (nm)	Longitud de onda central (nm)
-	Pancromática	450-800	632,2
1	Costal	400-450	427,0
2	Azul	450-510	477,9
3	Verde	510-580	546,2
4	Amarillo	585-625	607,8
5	Rojo	630-690	658,8
6	Borde Rojo	705-745	723,7
7	Infrarrojo-1	760-900/ 770-895*	832,5
8	Infrarrojo-2	860-1040	908,0

\*Ancho de banda NIR1 para el satélite WV-3

La Figura 2.6 muestra la función de respuesta espectral relativa para cada una de las bandas del WV-2: las curvas se han normalizado al máximo valor para cada banda.



**Figura 2.6** Respuesta espectral de las bandas del satélite WV-2 (Puetz et al., 2009).

Por su parte, el WV-3 (Figura 2.5b), puesto en órbita el 13 de agosto de 2014, se puede considerar como uno de los satélites de muy alta resolución más avanzados tecnológicamente del mundo. WV-3 ofrece imágenes de 31 centímetros de

52

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015.  
 Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <https://sede.ull.es/validacion/>

Identificador del documento: 3131461 Código de verificación: DCcY9LWt

Firmado por: Francesca Marchetti UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 24/12/2020 12:08:46
Manuel Imeldo Arbelo Pérez UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	24/12/2020 12:12:05
Björn Roland Michael Waske Roland UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	26/12/2020 17:28:50
María de las Maravillas Aguiar Aguiar UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	05/04/2021 12:27:46

resolución espacial en pancromático y 1,24 metros en multiespectral y 3,7 metros en el infrarrojo de onda corta (Tabla 2.2). Está posicionado a una altura de 617 km y tiene un tiempo medio de revisita de menos de 1 día, con una capacidad de recogida de hasta 680.000 km<sup>2</sup> por día (DigitalGlobe, 2014).

Ambas imágenes (WV-2 y WV-3) se corrigieron del efecto de la atmósfera utilizando el modelo de transferencia radiativa FLAASH (*Fast Line-of-sight Atmospheric Analysis of Spectral Hypercubes*) (Matthew et al., 2002). Los parámetros atmosféricos utilizados en este modelo se obtuvieron de los perfiles verticales de temperatura y humedad estimados a partir de los radiosondeos lanzados desde la estación de la Agencia Estatal de Meteorología, que pertenece a la Organización Meteorológica Mundial, situada en Güimar, Tenerife (28° 47' N, 16° 38' W). Mientras que el espesor óptico de aerosoles se obtuvo a través del servidor de AERONET (*Aerosol Robotic NETwork*). Los parámetros necesarios para esta corrección se estimaron para los mismos días de captura de las imágenes. Finalmente, utilizando el software ENVI (*Exelis Visual Information Solutions*) de la compañía *Harris Geospatial Solutions* (Esri Official Distributor, 2020), ambas imágenes (WV-2 y WV-3) fueron ortorectificadas mediante un Modelo Digital del Terreno (MDT) con resolución espacial de 5 m y posteriormente, fueron emparejadas geométricamente para obtener una imagen multitemporal única con 16 bandas (8 de WV-2 + 8 de WV-3). Debido a la diferente resolución espacial y geometría de observación entre los sensores WV-2 y WV-3, la imagen de mayo fue re-muestreada a la de marzo, con una resolución espacial final de 1,6 m para ambas.

En algunos casos las imágenes satelitales individuales no son suficientes para detectar y discriminar las clases temáticas de un territorio, en estos casos el uso de imágenes multitemporales proporciona una grande ayuda, permitiendo adquirir datos a través de diferentes fases fenológicas de la vegetación y, por lo tanto, mejorando la separabilidad de las clases en la cartografía final del territorio. Por ejemplo, Tigges et al. (2013) utilizaron imágenes multitemporales de diferentes estaciones fenológicas, adquiridas por el satélite RapidEye, para clasificar ocho árboles comunes en la ciudad de Berlín. El aumento de la información espectral de las imágenes multitemporales les permitió obtener una clasificación final con una exactitud global muy alta (> 85%). Li et al. (2015) utilizaron una clasificación basada en objetos con imágenes WV-2 y WV-3 en dos zonas diferentes de la China para demostrar que las imágenes bi-temporales proporcionaban resultados un 10% más altos que las imágenes individuales. Hill et al. (2010), utilizaron cinco imágenes del *Airborne Thematic Mapper* para clasificar especies de árboles con diferencias fenológicas, encontrando la mayor exactitud global (88%) mediante la combinación de tres imágenes. Voss & Sugumaran (2008) estudiaron los efectos estacionales en una clasificación de zona urbana, compararon los resultados de la clasificación de verano y otoño para siete plantas diferentes, mostrando una clasificación de baja exactitud global (56-57%) y una mayor diferencia entre los

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015.  
 Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <https://sede.ull.es/validacion/>

Identificador del documento: 3131461 Código de verificación: DCcY9LWt

Firmado por: Francesca Marchetti UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 24/12/2020 12:08:46
Manuel Imeldo Arbelo Pérez UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	24/12/2020 12:12:05
Björn Roland Michael Waske Roland UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	26/12/2020 17:28:50
María de las Maravillas Aguiar Aguiar UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	05/04/2021 12:27:46

Francesca Marchetti

resultados estacionales, dependiendo de la especie considerada. Además, Tarantino et al. (2019) utilizaron imágenes multiestacionales de WV-2 para clasificar *Ailanthus altissima* (Mill.) Swingle, una especie de planta invasora en una zona protegida del sur de Italia, mostrando un alto valor de exactitud global para la clasificación (91%). Por último, un estudio con imágenes multitemporales de alta resolución permitió el seguimiento y la detección de problemas fitosanitarios de los castaños en la región de Padrela (Portugal) (Pádua et al., 2018).

### 2.2.5 Extended Morphological Profile (EMP)

Además del uso de imágenes multitemporales, en muchos estudios, la exactitud de la clasificación se ve mejorada mediante una clasificación espectral-espacial. En este sentido, cabe señalar que tanto la información multitemporal como la espacial pueden aumentar la exactitud de la clasificación, como demuestra el trabajo de Stefanski et al. (2013). El análisis de imágenes basado en objetos se utiliza ampliamente con diversos datos de teledetección y en diferentes lugares de estudio (Blaschke, 2010; Chemura et al., 2015). Aunque la definición de parámetros adecuados de segmentación de imágenes puede ser (semi) automatizada, dicha selección tiene un impacto significativo en la exactitud de la clasificación (Stefanski et al., 2013). Otra novedad en el contexto de la clasificación espectral-espacial de los datos de teledetección es la utilización de la morfología matemática y los perfiles morfológicos (MP) (Benediktsson et al., 2003), que se han utilizado en diversas aplicaciones y parecen particularmente interesantes para clasificar las imágenes de VHR. Aunque muchos estudios en este contexto tienen por objeto la cartografía de las zonas urbanas (Dalla Mura et al., 2010; Fauvel et al., 2008), los MP se han utilizado con éxito también para la cartografía de palmeras en imágenes GeoEye de VHR (dos Santos et al., 2017) y la delineación de las copas en un bosque tropical utilizando imágenes de WV-2 (Wagner et al., 2018).

Los perfiles morfológicos son un método utilizado frecuentemente para la segmentación de imágenes, que funciona mediante la detección de los bordes de los objetos. Según el área de interés, la clasificación de objetos de tamaño pequeño podría ser muy difícil, por lo que esos perfiles proporcionan más información a la imagen permitiendo una mejor distinción de la clase de interés en la clasificación. El principal objetivo, entonces, es incluir información espacial en el proceso de clasificación. El uso general de la morfología matemática para las clasificaciones espectrales-espaciales y la ventaja en términos de exactitud de la clasificación ya se discutido en varios estudios previos (Benediktsson et al., 2003; Diggle & Serra, 1983; Fauvel et al., 2008; Soille & Pesaresi, 2002). Principalmente, la aplicación de filtros morfológicos modifica el valor original de la imagen sin alteraciones, consiguiendo reducir el ruido de ésta. La morfología matemática se basa en dos operadores fundamentales: erosión y dilatación, que se aplican a una imagen con un conjunto de formas conocidas llamados *Structuring Element* (SE), elemento

54

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015.  
Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <https://sede.ull.es/validacion/>

Identificador del documento: 3131461 Código de verificación: DCcY9LWt

Firmado por: Francesca Marchetti UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 24/12/2020 12:08:46
Manuel Imeldo Arbelo Pérez UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	24/12/2020 12:12:05
Björn Roland Michael Waske Roland UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	26/12/2020 17:28:50
María de las Maravillas Aguiar Aguiar UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	05/04/2021 12:27:46

estructurante. Los operadores morfológicos comúnmente utilizados son la apertura (*opening*), que consiste en la dilatación de una imagen erosionada, y el cierre (*closing*), que erosiona y dilata la imagen (Fauvel et al., 2008; Soille & Pesaresi, 2002). Normalmente se utiliza el filtrado con reconstrucción, que conlleva una mayor conservación de la forma original comparado con otros filtros morfológicos comunes. Mientras que la apertura produce un aislamiento de los objetos brillantes, el cierre aísla los objetos de la imagen que son más oscuros que el entorno. Es decir, los objetos más pequeños que SE quedan eliminados, mientras que los objetos más grandes que SE se conservan.

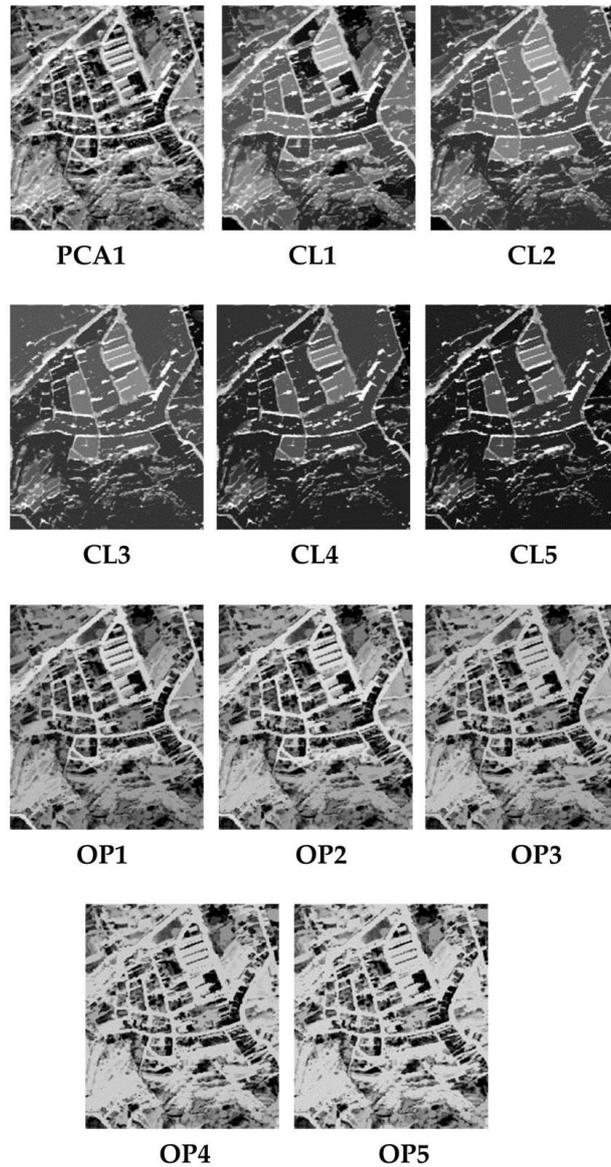
La definición a-priori del tamaño de la SE no suele ser posible, ya que se requiere el uso de diferentes tamaños de SE para conocer la forma de todos los elementos de la imagen; así pues, se generaron los Extended Morphological Profiles EMP o Perfiles Morfológicos Extendidos (Benediktsson et al., 2003). Un perfil morfológico (MP) consiste en una apertura y un cierre, generados con un SE de forma fija y de diferentes tamaños. En lugar de aplicar los filtros morfológicos a las bandas originales, a menudo se utilizan subespacios (por ejemplo, PCA) (Benediktsson et al., 2005; Dalla Mura et al., 2010). Siguiendo a Benediktsson et al. (2005) se utilizó un análisis de componentes principales antes del filtrado morfológico. El PCA se aplicó por separado a ambas imágenes (Marzo, Mayo) y a la imagen multitemporal, que contiene ambas adquisiciones. Se utilizó un disco con cinco tamaños diferentes como SE. En consecuencia, se generaron 30 características adicionales para cada conjunto de datos originados por la aplicación de 5 filtros de apertura y 5 de cierre (Fig. 2.7). El conjunto final consistió en 38 bandas (8 WV + 30 bandas características) para Marzo y Mayo y 46 bandas (16 WV + 30 bandas características) para la imagen bi-temporal, llamadas respectivamente Marzo\_EMP, Mayo\_EMP and Bi-temporal\_EMP.

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015.  
Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <https://sede.ull.es/validacion/>

Identificador del documento: 3131461 Código de verificación: DCcY9LWt

Firmado por: Francesca Marchetti UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 24/12/2020 12:08:46
Manuel Imeldo Arbelo Pérez UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	24/12/2020 12:12:05
Björn Roland Michael Waske Roland UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	26/12/2020 17:28:50
María de las Maravillas Aguiar Aguiar UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	05/04/2021 12:27:46

Francesca Marchetti



**Figura 2.7** El efecto de cada filtro aplicado al PCA1. Se muestran cinco atributos de cierre (CL) y cinco de apertura (OP).

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015.  
 Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <https://sede.ull.es/validacion/>

Identificador del documento: 3131461 Código de verificación: DCcY9LWt

Firmado por: Francesca Marchetti UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 24/12/2020 12:08:46
Manuel Imeldo Arbelo Pérez UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	24/12/2020 12:12:05
Björn Roland Michael Waske Roland UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	26/12/2020 17:28:50
María de las Maravillas Aguiar Aguiar UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	05/04/2021 12:27:46

### 2.2.6 Algoritmo de clasificación

Se seleccionó el algoritmo *Random Forest*, previamente descrito en el Capítulo 1 (apartado 1.2.2), para clasificar todos los conjuntos de datos, es decir, Marzo, Mayo, Bi-temporal, Marzo\_EMP, Mayo\_EMP y Bi-temporal\_EMP. El parámetro principal, que debe definirse para ejecutar la clasificación, es el número de árboles de decisión ( $n_{tree}$ ). Varios estudios han demostrado que un  $n_{tree} = 500$  asegura la máxima precisión (Li et al., 2015; Waske & Braun, 2009), por lo tanto, para este estudio decidimos usar este valor para cada imagen WV. Para este trabajo se utilizó el algoritmo RF presente en las herramientas del EnMAP-Box (EnMAP, 2012).

### 2.2.7 Evaluación del error

La evaluación de la exactitud de un mapa temático se obtiene normalmente a partir de una matriz cuadrada  $N \times N$ , donde  $N$  representa el número de clases temáticas utilizadas para la cartografía, en nuestro caso,  $N = 7$ . Esta matriz se denomina matriz de confusión o error, ya que muestra la confusión existente entre las diferentes clases temáticas. La matriz ofrece un análisis descriptivo y analítico de los resultados, proporcionando una visión general de las asignaciones correctas y de las equivocaciones, es decir permite evaluar en qué grado el algoritmo asigna píxeles a una clase de forma errónea. Las matrices de confusión obtenidas para cada uno de los conjuntos o imágenes consideradas en este capítulo tienen la forma mostrada en la Tabla 2.3. Las columnas corresponden a los valores de referencia, mientras que las filas corresponden a las asignaciones del clasificador. Así, cada  $p_{ix}$  corresponde a la proporción de píxeles asignados a la clase  $i$  según la clasificación, y a la clase  $x$  según la información de referencia, donde  $i, x = 1, \dots, 7$ .

**Tabla 2.3** Matriz de confusión utilizada para la evaluación de la exactitud de los mapas temáticos.

	$x = 1$	$x = 2$	...	$x = 7$	Total
$i = 1$	$p_{11}$	$p_{12}$	...	$p_{17}$	$\sum_{x=1}^7 p_{1x}$
$i = 2$	$p_{21}$	$p_{22}$	...	$p_{27}$	$\sum_{x=1}^7 p_{2x}$
...	...	...	...	...	...
$i = 7$	$p_{71}$	$p_{72}$	...	$p_{77}$	$\sum_{x=1}^7 p_{7x}$

A partir de las matrices de confusión se calcula la exactitud global (*Overall Accuracy*) de cada mapa temático sumando el número de píxeles clasificados

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015. Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <a href="https://sede.ull.es/validacion/">https://sede.ull.es/validacion/</a>	
Identificador del documento: 3131461	Código de verificación: DCcY9LWt
Firmado por: Francesca Marchetti UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 24/12/2020 12:08:46
Manuel Imeldo Arbelo Pérez UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	24/12/2020 12:12:05
Björn Roland Michael Waske Roland UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	26/12/2020 17:28:50
María de las Maravillas Aguiar Aguiar UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	05/04/2021 12:27:46

Francesca Marchetti

correctamente y dividiéndolo por el número total de píxeles de referencia en la imagen; este parámetro varía entre 0% y 100%. Los valores correctamente clasificados se encuentran en la diagonal de la matriz de confusión (desde la izquierda hasta la derecha). También se estimaron los errores por cantidad  $Qd$  (*Quantity disagreement*) y ubicación  $Ad$  (*Allocation disagreement*) (Pontius and Millones, 2011). El error por cantidad se utiliza para encontrar la diferencia entre el conjunto de validación o referencia y el clasificado, debido a un emparejamiento imperfecto en proporciones de las clases. Por su parte, el error por ubicación permite encontrar la diferencia entre el conjunto de referencia y el clasificado debido a un emparejamiento incorrecto de la ubicación espacial de las clases. Para una clase  $y$  ( $q_y$ ), el error por cantidad se calculó como la resta de la proporción de la clase  $y$  en el conjunto de referencia y en el mapa obtenido:

$$Qd = q_y = |(\sum_{i=1}^7 p_{iy}) - (\sum_{y=1}^7 p_{yi})| \quad (2.1)$$

Por su parte, el error por ubicación para la clase  $y$  ( $a_x$ ) se calculó tomando el mínimo valor entre el error por omisión y el error por comisión:

$$Ad = a_y = 2\min[(\sum_{i=1}^7 p_{iy}) - p_{yy}, (\sum_{y=1}^7 p_{yi}) - p_{yy}] \quad (2.2)$$

### 2.3 Resultados

Los valores de exactitud global de las clasificaciones para cada uno de los conjuntos de datos considerados, incluido el intervalo de confianza del 95%, se muestran en la Tabla 2.4.

**Tabla 2.4** Exactitud global (%) con un intervalo de confianza del 95%.

Imagen	Exactitud Global (%)
Marzo	80,4 ± 1,5
Mayo	66,6 ± 1,8
Bi-temporal	82,1 ± 1,4
Marzo_EMP	83,9 ± 1,4
Mayo_EMP	71,5 ± 1,7
Bi-temporal_EMP	85,3 ± 1,3

El valor de exactitud global más alto se obtiene con el conjunto Bi-temporal\_EMP (85,3%), mientras que el peor resultado se corresponde con la imagen de Mayo (66,6%). Aunque el uso del conjunto de datos bi-temporal, mejora la exactitud de la clasificación, estas diferencias no son estadísticamente significativas. Por el contrario, el uso de EMP aumenta todas las exactitudes globales, lo que refleja una mejoría significativa en la estadística. El uso de filtros morfológicos (i.e. EMP)

58

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015.  
 Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <https://sede.ull.es/validacion/>

Identificador del documento: 3131461

Código de verificación: DCcY9LWt

Firmado por: Francesca Marchetti UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 24/12/2020 12:08:46
Manuel Imeldo Arbelo Pérez UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	24/12/2020 12:12:05
Björn Roland Michael Waske Roland UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	26/12/2020 17:28:50
María de las Maravillas Aguiar Aguiar UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	05/04/2021 12:27:46

mejora las exactitudes de las clasificaciones hasta en un 5% en comparación con los resultados alcanzados con la imagen de Mayo. Aunque la exactitud global del conjunto de datos bi-temporal ya es relativamente alta, la exactitud se incrementa con la aplicación de los EMP (hasta ~3%). Estas diferencias, aparentemente pequeñas, pueden considerarse significativas, ya que no existe intersección entre los intervalos, con un 95% de confianza, para cada uno de los conjuntos y su equivalente con EMP (Tabla 2.4).

Los errores por cantidad y ubicación totales se estimaron como la suma de todos los errores por cantidad y por ubicación de todas las clases temáticas. Independientemente del conjunto de datos clasificados y de las clases temáticas, el Ad total es mayor que el Qd total (ver Figuras 2.8 y 2.9).

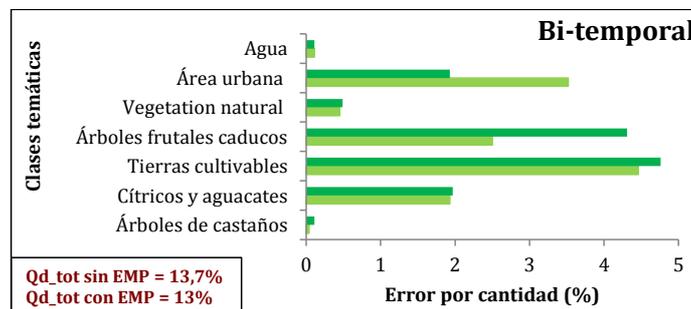
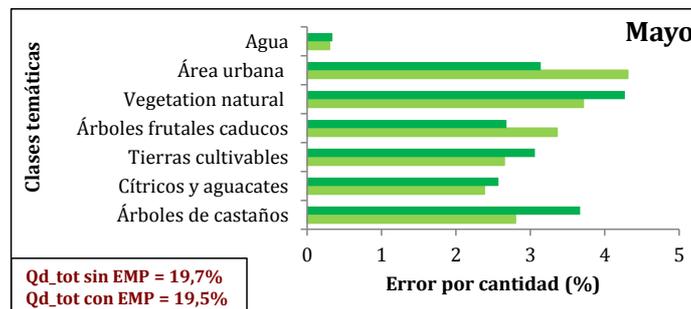
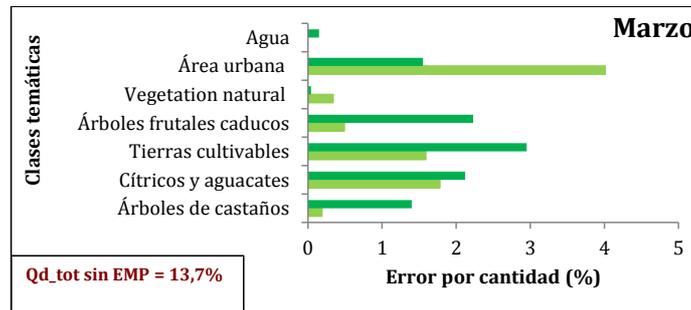
Para la imagen de Marzo los errores totales por cantidad y ubicación fueron 10,4% y 28,8%, respectivamente. Para la clase de interés, *árboles de castaños*, se encuentra un error por ubicación del 2,4%, mientras que el error por cantidad es del 1,4%. Para Mayo, por su parte, ambos desacuerdos totales son mayores que para Marzo, mostrando un Qd de 19,7% y un Ad de 46,9%. Cuando observamos los resultados en detalle (Figura 2.8 y 2.9), todas las clases relacionadas con vegetación, salvo *cítricos* y *aguacates*, tienen un Ad superior al 9%, destacando la gran confusión que se produce para la clase *árboles frutales caducos*, con un error por ubicación del 11,6%. La clase *castaños* proporciona un error por cantidad del 3,7% y 9,4% por ubicación, valores más altos, en ambos casos, que los obtenidos con la imagen de Marzo. Para el conjunto Bi-temporal, encontramos que el desacuerdo por ubicación total es el más pequeño, con un valor de 22,1%, sin embargo, Qd empeora ligeramente (~ 3%) con respecto a Marzo. Tanto Ad como Qd para la clase *árboles de castaños* presentan los desacuerdos más bajos para los tres conjuntos de datos considerados sin la aplicación de EMP.

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015.  
Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <https://sede.ull.es/validacion/>

Identificador del documento: 3131461 Código de verificación: DCcY9LWt

Firmado por: Francesca Marchetti . UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 24/12/2020 12:08:46
Manuel Imeldo Arbelo Pérez UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	24/12/2020 12:12:05
Björn Roland Michael Waske Roland UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	26/12/2020 17:28:50
María de las Maravillas Aguiar Aguiar UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	05/04/2021 12:27:46

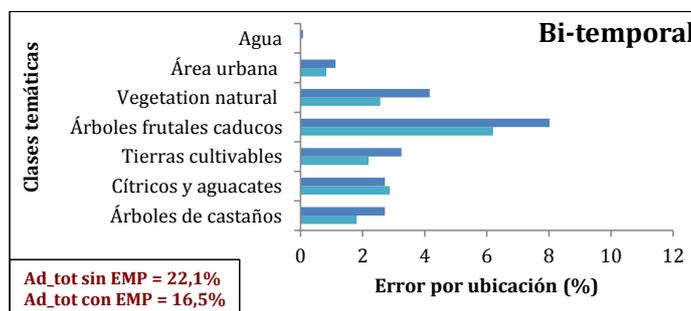
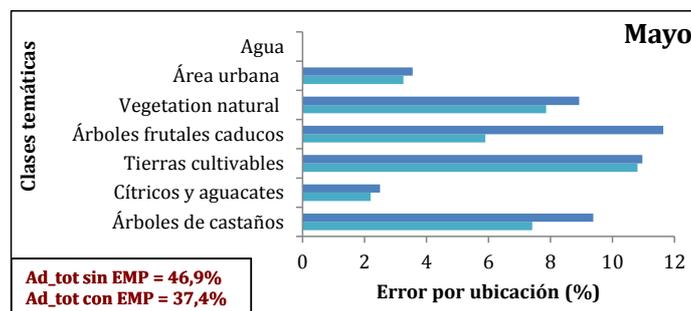
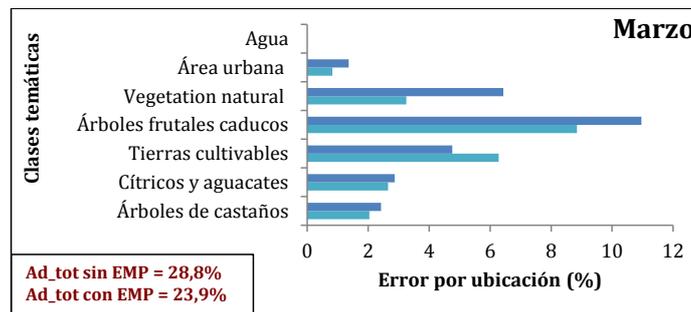
Francesca Marchetti



■ sin EMP    ■ con EMP

**Figura 2.8** Error por cantidad (%) para cada clase temática con y sin EMP.

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015. Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <a href="https://sede.ull.es/validacion/">https://sede.ull.es/validacion/</a>	
Identificador del documento: 3131461	Código de verificación: DCcY9LWt
Firmado por: Francesca Marchetti . UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 24/12/2020 12:08:46
Manuel Imeldo Arbelo Pérez UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	24/12/2020 12:12:05
Björn Roland Michael Waske Roland UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	26/12/2020 17:28:50
María de las Maravillas Aguiar Aguiar UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	05/04/2021 12:27:46



■ sin EMP    ■ con EMP

**Figura 2.9** Error por ubicación (%) para cada clase temática con y sin EMP.

En general, casi todos los resultados mejoran con la aplicación de EMP. Considerando la imagen de Marzo\_EMP, el error total por ubicación se reduce hasta un 5%. La clase de interés por su parte, también muestra mejores resultados, con un error por ubicación y cantidad del 2% y el 0,2% respectivamente. La clase *árboles de castaños*, por tanto, se convierte en una de las mejor identificadas, junto

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015.  
 Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <https://sede.ull.es/validacion/>

Identificador del documento: 3131461      Código de verificación: DCcY9LWt

Firmado por: Francesca Marchetti UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 24/12/2020 12:08:46
Manuel Imeldo Arbelo Pérez UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	24/12/2020 12:12:05
Björn Roland Michael Waske Roland UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	26/12/2020 17:28:50
María de las Maravillas Aguiar Aguiar UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	05/04/2021 12:27:46

Francesca Marchetti

con el *agua*, cuyos errores son teóricamente nulos. El uso del EMP también disminuye el Ad total para la imagen de mayo hasta un 9,5%, aunque su aplicación apenas resulta perceptible para el Qd total, siendo nuevamente la clase *árboles de castaños* la más beneficiada, al reducir este error en casi un 1%. Para finalizar esta descripción de resultados, cabe destacar que la aplicación del EMP a la imagen bi-temporal (Bi-temporal\_EMP) parece proporcionar los mejores resultados para este estudio. El error total por ubicación disminuye un 5,6% en comparación con la Bi-temporal y la clase *árboles de castaños* genera los menores errores por ubicación (1,8%) y cantidad (0,04%), en comparación con todos los demás conjuntos de datos clasificados. Igualmente, la *vegetación natural* muestra los menores errores por cantidad y ubicación, 0,4% y 2,6%, respectivamente. Por su parte, *árboles frutales caducos* muestra el error de ubicación (6,2%) más alto, mientras que es la clase *tierras cultivables*, con la que se comete el mayor error por cantidad (4,5%). Tanto la clase *urbana* como la clase *agua* garantizan errores por ubicación inferiores al 0,8%.

En la Figura 2.10 se muestran los mapas obtenidos mediante la clasificación de todos los conjuntos de datos: (a) Marzo, (b) Mayo, (c) Bi-temporal, (d) Marzo\_EMP, (e) Mayo\_EMP, (f) Bi-temporal\_EMP. Una evaluación visual de estos mapas confirma los resultados anteriores y el buen funcionamiento, en general, de los datos bi-temporales y EMP. Además, se observa que las imágenes de Mayo (Figura 2.10.b y e) muestran un fuerte efecto de sal y pimienta. Cuando se compara el mapa de Mayo con el resultado de la clasificación logrado con la Bi-temporal\_EMP, se aprecian muchos píxeles mal clasificados, como por ejemplo los *árboles de castaños* en una zona dominada por la *vegetación natural* (parte este del área de estudio), esta sobreestimación de la clase *árboles de castaños* (en rojo), no está presente en las otras clasificaciones. Además, se nota una subestimación de la clase *árboles frutales caducos* (en violeta), que casi no aparece en la imagen de Mayo\_EMP. Con respecto a la parte oeste de la imagen (Figura 2.10.b) también se observa una gran confusión, especialmente para algunas clases temáticas como *árboles frutales caducos*, *vegetación natural* y algunas parcelas de *cítricos* y *aguacates*, estas clases son correctamente clasificadas en las imágenes de Marzo (Figura 2.10. a y d) y en las Bi-temporal (Figura 2.10.c y f), pero son clasificadas como *tierras cultivables* en las imágenes de Mayo (Figura 2.10.b y e). Se puede concluir que, aunque la clasificación de la imagen de Mayo muestra la estructura general de la zona de estudio, la confusión entre clases es obvia. El mapa parece ruidoso, incluso en zonas homogéneas, y a veces es difícil asignar el tipo correcto de cobertura terrestre a una parcela. Por consiguiente, la clasificación de la imagen de Mayo da lugar a los valores más bajos de exactitud global y a los errores más altos (Figura 2.8 y 2.9).

62

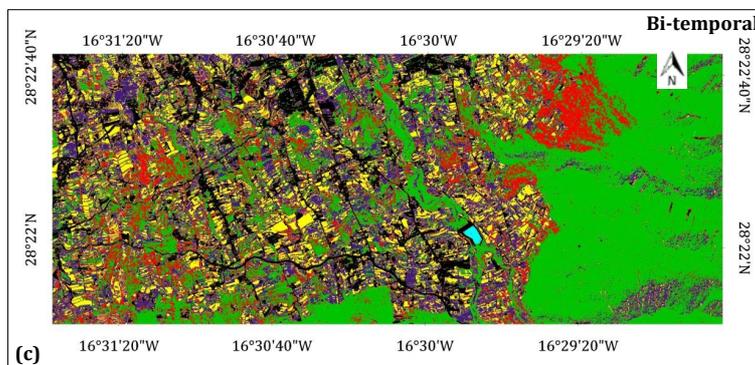
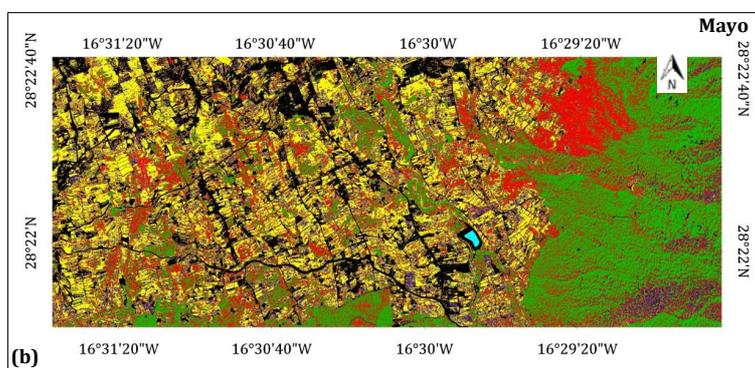
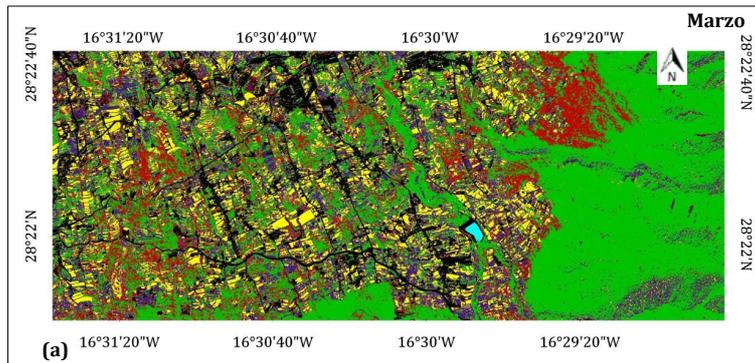
Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015.  
Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <https://sede.ull.es/validacion/>

Identificador del documento: 3131461

Código de verificación: DCcY9LWt

Firmado por: Francesca Marchetti . UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 24/12/2020 12:08:46
Manuel Imeldo Arbelo Pérez UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	24/12/2020 12:12:05
Björn Roland Michael Waske Roland UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	26/12/2020 17:28:50
María de las Maravillas Aguiar Aguiar UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	05/04/2021 12:27:46

Capítulo 2

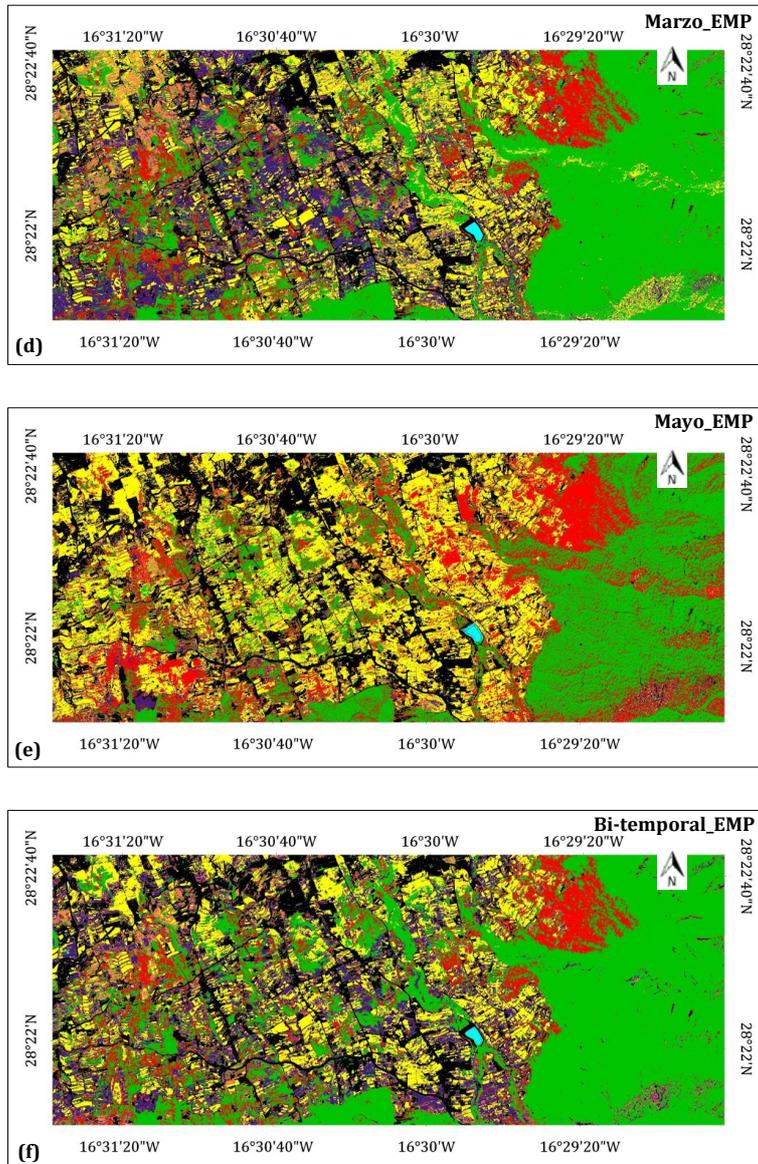


Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015. Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <https://sede.ull.es/validacion/>

Identificador del documento: 3131461 Código de verificación: DCcY9LWt

Firmado por: Francesca Marchetti UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 24/12/2020 12:08:46
Manuel Imeldo Arbelo Pérez UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	24/12/2020 12:12:05
Björn Roland Michael Waske Roland UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	26/12/2020 17:28:50
María de las Maravillas Aguiar Aguiar UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	05/04/2021 12:27:46

Francesca Marchetti



**Figura 2.10** Clasificaciones obtenidas con el algoritmo RF, las imágenes son respectivamente: (a) Marzo, (b) Mayo, (c) Bi-temporal, (d) Marzo\_EMP, (e) Mayo\_EMP, (f) Bi-temporal\_EMP.

También hay que destacar que, aunque en principio las clasificaciones de Marzo (Figura 2.10 a y d) y Bi-temporal (Figura 2.10 c y f), podrían parecer similares, si llevamos a cabo un análisis visual exhaustivo, podemos observar una pequeña diferencia en las distribuciones de las clases temáticas, y en mayor medida, una

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015. Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <a href="https://sede.ull.es/validacion/">https://sede.ull.es/validacion/</a>	
Identificador del documento: 3131461	Código de verificación: DCcY9LWt
Firmado por: Francesca Marchetti . UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 24/12/2020 12:08:46
Manuel Imeldo Arbelo Pérez UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	24/12/2020 12:12:05
Björn Roland Michael Waske Roland UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	26/12/2020 17:28:50
María de las Maravillas Aguiar Aguiar UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	05/04/2021 12:27:46

disminución del ruido. La ventaja de utilizar imágenes bi-temporales radica en que poseen información de dos fechas diferentes. Finalmente, la aplicación de filtros morfológicos tiene como resultado un aumento de la homogeneidad en las clasificaciones, siendo éste aumento especialmente visible si comparamos las imágenes sin (Figura 2.10 a, b y c) y con (Figura 2.10 d, e y f) EMP. En general, los errores se reducen significativamente mediante el uso de datos bi-temporales y EMP. El ruido se reduce claramente y la mayoría de las zonas se asignan adecuadamente a la clase temática correcta. Además, los bordes de los objetos naturales pueden identificarse más claramente, aunque se ha de reconocer una inevitable presencia de ruido.

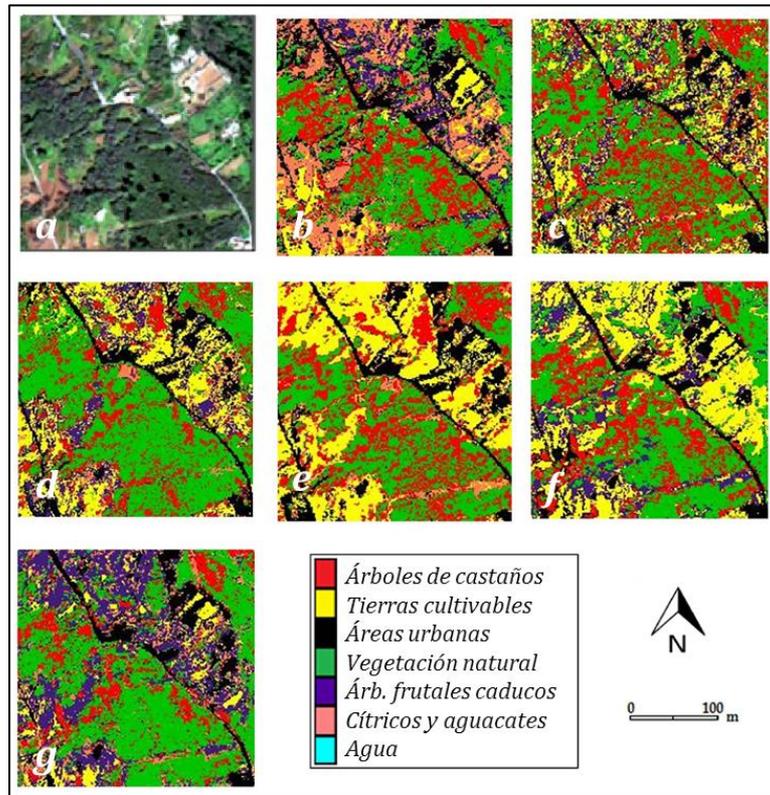
Para evidenciar los efectos positivos de los EMP en las clasificaciones, se seleccionó una porción (28° 22' 35,75" N, 16° 30' 22,21" W; 28° 22' 25,49" N, 16° 30' 10,32" W) del área de estudio. La Figura 2.11.a muestra el área seleccionada para la imagen original de marzo 2015 en color verdadero, en comparación con todas las clasificaciones Figura 2.11. Las diferencias son especialmente evidentes para los conjuntos de datos de Mayo (Figura 2.11 c y f), en los que el efecto de sal y pimienta en el mapa se reduce al utilizar EMP. Además, la distribución de las clases temáticas en las clasificaciones con EMP parece ser más parecida entre ellas que las imágenes originales, con una notable reducción de la clase de *árboles frutales caducos*. La clase *árboles de castaños* tiene una distribución espacial y una superficie cubierta bastante similar entre la imagen Bi-temporal y Bi-temporal\_EMP, mientras que una fuerte diferencia es visible para la misma clase comparando Mayo (Figura 2.11.c) y Mayo\_EMP (Figura 2.11.f). La clasificación de las imágenes originales sin EMP (Figura 2.11.b y c) muestra una sobreestimación de los castaños, que no aparece en los conjuntos de datos bi-temporales. En cuanto a las demás clases, la (Figura 2.11.b y d) muestra una distribución espacial aparentemente correcta de la *vegetación natural*, pero una distribución errónea de los *árboles frutales caducos*, que se confunden con las *tierras cultivables*. En las imágenes de Mayo (Figura 2.11.c y f) las *tierras cultivables* están sobreestimadas y distribuidas incorrectamente. Por último, cabe destacar que las imágenes cuyo aspecto es más parecido son Marzo\_EMP y Bi-temporal\_EMP, de acuerdo con los resultados anteriores (e.g. *árboles de castaños*).

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015.  
Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <https://sede.ull.es/validacion/>

Identificador del documento: 3131461 Código de verificación: DCcY9LWt

Firmado por: Francesca Marchetti UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 24/12/2020 12:08:46
Manuel Imeldo Arbelo Pérez UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	24/12/2020 12:12:05
Björn Roland Michael Waske Roland UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	26/12/2020 17:28:50
María de las Maravillas Aguiar Aguiar UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	05/04/2021 12:27:46

Francesca Marchetti



**Figura 2.11** Zoom (28° 22' 35,75"N, 16° 30' 22,21"O; 28° 22' 25,49"N, 16° 30' 10,32"O) del área de estudio clasificada con RF, respectivamente: (a) Marzo, (b) Mayo, (c) Bi-temporal, (d) Marzo\_EMP, (e) Mayo\_EMP, (f) Bi-temporal\_EMP, (g) imagen original de Marzo 2015 en color

Por último, se estimó el área cubierta por cada clase temática (Tabla 2.5). Para el conjunto que proporcionó los mejores resultados (Bi-temporal\_EMP), el área más grande está cubierta por *vegetación natural*, con 363 ha, seguida de *zonas urbanas* (151 ha). Los *árboles frutales caducos* y las *tierras cultivables* ocupan casi la misma superficie (129 ha y 141 ha, respectivamente), mientras que los *cítricos y aguacates* cubren sólo 47 ha. En cuanto a la clase de interés (*árboles de castaños*), la superficie cubierta estimada es de 84 ha. La clase *agua*, por su parte, parece ocupar 1 ha, incluyendo todos los estanques de diferentes tamaños que almacenan agua para uso agrícola, y que se encuentran con frecuencia en la zona de estudio. Sin embargo, y a pesar de que esta última parece ser la clase mejor clasificada, dado que muestra los menores errores por ubicación y cantidad, su superficie estimada parece ser mayor que la observada en el trabajo de campo y en las ortofotos aéreas. De hecho, como muestra la Figura 2.12, hay píxeles de sombra que se han clasificado como agua, lo que proporciona una sobreestimación del área

66

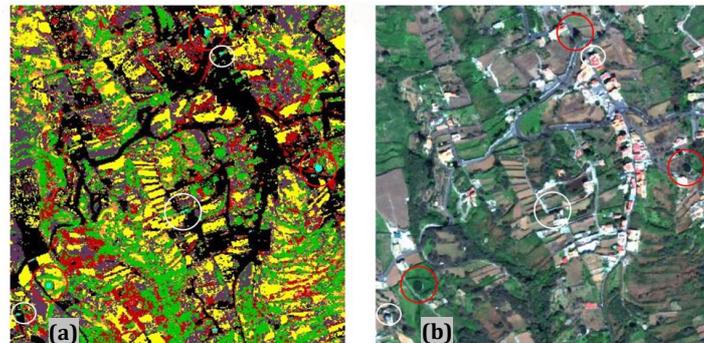
Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015.  
 Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <https://sede.ull.es/validacion/>

Identificador del documento: 3131461

Código de verificación: DCcY9LWt

Firmado por: Francesca Marchetti UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 24/12/2020 12:08:46
Manuel Imeldo Arbelo Pérez UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	24/12/2020 12:12:05
Björn Roland Michael Waske Roland UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	26/12/2020 17:28:50
María de las Maravillas Aguiar Aguiar UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	05/04/2021 12:27:46

total cubierta por esta clase temática. Este error puede atribuirse al hecho que la firma espectral de las sombras se caracteriza por valores espectrales mucho más pequeños en comparación con otras clases, lo que hace que el algoritmo identifique erróneamente estos píxeles.



**Figura 2.12** Zoom (28° 22' 43,39" N, 16° 31' 17,69" O; 28° 22' 20,68" N, 16° 30' 54,38" O) del área de estudio muestra píxeles de sombra (círculos blancos) clasificados como agua y estanques (círculos rojos). (a) Imagen Bi-temporal\_EMP y (b) imagen original del 12 Marzo.

**Tabla 2.5** Área (ha) ocupada por cada clase temática en las imágenes clasificadas

Clase temática	Área estimada (ha)					
	Marzo	Mayo	Bi-temporal	Marzo _EMP	Mayo _EMP	Bi-temporal _EMP
<i>Árboles de castaños</i>	110	215	97	90	201	84
<i>Cítricos y aguacates</i>	30	20	51	44	16	47
<i>Tierras cultivables</i>	115	202	108	158	235	141
<i>Árboles frutales caducos</i>	167	111	186	131	32	129
<i>Vegetación natural</i>	377	229	352	341	257	363
<i>Área urbana</i>	116	140	122	152	175	151
<i>Agua</i>	1	1	1	1	1	1

Del resto de resultados que encontramos en la Tabla 2.5, cabe destacar la sobrestimación de la clase *árboles de castaño* y la subestimación de *árboles frutales caducos* que se observaba en las imágenes de Mayo (Fig. 2.10 b y e). Si comparamos el área cubierta por estas clases con respecto al mejor conjunto (Bi-temporal\_EMP), se encuentra que, para la clase de interés es más del doble (215 ha para Mayo y 201 ha para Mayo\_EMP) que la considerada como mejor resultado (Bi-temporal\_EMP: 84 ha). Mientras que para la clase *árboles frutales caducos*, la estimación es de sólo 32 ha en la imagen de Mayo\_EMP, un 25% menos que la Bi-temporal\_EMP (129 ha).

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015.  
 Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <https://sede.ull.es/validacion/>

Identificador del documento: 3131461

Código de verificación: DCcY9LWt

Firmado por: Francesca Marchetti UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 24/12/2020 12:08:46
Manuel Imeldo Arbelo Pérez UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	24/12/2020 12:12:05
Björn Roland Michael Waske Roland UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	26/12/2020 17:28:50
María de las Maravillas Aguiar Aguiar UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	05/04/2021 12:27:46

Francesca Marchetti

## 2.4 Discusión

Los resultados obtenidos en este trabajo subrayan los beneficios que ofrece el uso simultáneo de una imagen bi-temporal de muy alta resolución espacial junto a información espacial, extraída por medio de perfiles morfológicos extendidos. Las dos imágenes captadas por los satélites WorldView, con un intervalo temporal de dos meses de diferencia, permiten recoger dos estados fenológicos completamente diferentes de los castaños, consiguiendo mejorar la exactitud global de la clasificación hasta un 18%. Esto está de acuerdo con estudios anteriores (Hill et al., 2010; Li et al., 2015; Tarantino et al., 2019; Voss & Sugumaran, 2008), relativos al impacto de datos multi-temporales sobre la exactitud de la clasificación, en el contexto de cartografías de cobertura del suelo.

También se demostró el impacto positivo de los EMP, al incorporar información espacial y espectral en el proceso de clasificación. Los EMP se construyeron utilizando las características espectrales extraídas de la imagen original a través de un análisis de componentes principales. Como en estudios previos de otros autores (Fauvel et al., 2008, Palmason et al., 2005), la exactitud de la clasificación aumentó significativamente en comparación con la clasificación espectral simple sin EMP. La evaluación de la exactitud revela en todos los casos diferencias significativas cuando se comparan los conjuntos de datos con o sin EMP. Sin embargo, cuando se analizan en detalle los tres conjuntos de datos con EMP, cabe destacar que no parece existir diferencia significativa entre Marzo\_EMP y Bi-temporal\_EMP. Se observa como la inclusión de la imagen de Mayo se aleja, en todos los casos, de las buenas exactitudes globales encontradas tanto para el conjunto de datos de Marzo como para la Multitemporal. Esto revela, sin duda alguna, la gran dificultad del algoritmo a la hora de clasificar la imagen de Mayo, frente a cualquier otra que contenga información del mes de Marzo. La similar respuesta espectral de algunas clases temáticas aumenta la confusión del algoritmo a la hora de clasificar, como por ejemplo la *vegetación natural*, que brota en primavera en muchas parcelas abandonadas, y los *árboles de castaños* repletos de hojas y flores en el mes de mayo, pero no en marzo. Por otro lado, las *áreas cultivables* tienen cultivos diferentes en función de la época del año: la papa con el follaje de la planta alcanzando su máximo desarrollo vegetativo en mayo justo antes del mes habitual de cosecha en junio; igual que la viña, que en marzo no presenta apenas nuevos brotes debido a su poda reciente en el mes de febrero pero en mayo está cargada de hojas; los *árboles frutales*, especialmente perales, pero también manzanos y ciruelos, tienen ciclos vegetativos similares al castaño, creando confusión en el algoritmo durante el proceso de clasificación.

Resulta interesante analizar los resultados de estudios previos en los que el uso de imágenes multitemporales mejoró los resultados de la clasificación con respecto al uso de una sola fecha, como en el caso que nos ocupa. Li et al. (2015) compararon los resultados proporcionados por los algoritmos *Support Vector Machine* y

68

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015.  
Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <https://sede.ull.es/validacion/>

Identificador del documento: 3131461 Código de verificación: DCcY9LWt

Firmado por: Francesca Marchetti UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 24/12/2020 12:08:46
Manuel Imeldo Arbelo Pérez UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	24/12/2020 12:12:05
Björn Roland Michael Waske Roland UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	26/12/2020 17:28:50
María de las Maravillas Aguiar Aguiar UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	05/04/2021 12:27:46

*Random Forest* aplicados a imágenes individuales WV-2, WV-3 y a una composición bi-temporal de las mismas. Su objetivo era identificar diferentes especies de árboles urbanos (*Paulownia tomentosa*, *Populus tomentosa* Carrière, *Sophora Japonica*, *Ginkgo biloba*, *Platanus acerifolia*) en dos áreas de estudio de Beijing (China): Capital Normal University (CNU) y Beijing Normal University (BNU). Sus resultados muestran una mejora del 10% al 20% en la exactitud global mediante el uso de la imagen bi-temporal, lo que concuerda con los resultados de nuestro estudio (aproximadamente un 15% de mejora al comparar la imagen de mayo con la bi-temporal). Por su parte, Tigges et al. (2013), en la clasificación de varias especies de árboles (*Pinus*, *Aesculus*, *Platanus*, *Tilia*, *Acer*, *Populus* y *Fagus*), típicas de la vegetación urbana de Berlín (Alemania), también obtuvieron un mejor resultado utilizando una imagen bi-temporal generada por el satélite RapidEye. En este caso, la imagen multitemporal les permitió aumentar la información espectral y obtener una exactitud global mayor del 85,5% aplicando el algoritmo SVM. La exactitud global de nuestro conjunto de datos bi-temporal presenta valores muy parecidos a la de Tigges et al. (2013), entre un 80,4% y un 85,3%, dependiendo del uso o no de los EMP respectivamente.

Además de utilizar datos bi-temporales, la aplicación de métodos que tienen en cuenta la extracción de las características morfológicas de las imágenes permite obtener mapas temáticos con más información espacial (Fauvel et al., 2012; Fauvel et al., 2013; Pesaresi & Benediktsson, 2001; Soille & Pesaresi, 2002). Los mapas temáticos obtenidos en este estudio, basados en los datos originales, presentan las estructuras generales de la zona clasificada, pero parecen muy ruidosos, mostrando el típico efecto de sal y pimienta (Figura 2.10.b) debido a la falta de información espacial en la etapa de pre-clasificación (Lu and Weng, 2007). Esta desventaja se redujo claramente cuando se aplicaron los perfiles morfológicos (MPs), lo que produjo una imagen clasificada final más homogénea (Figura 2.10.f), coherente con los resultados obtenidos anteriormente (Fauvel et al., 2013). El uso de MPs ha sido aplicado principalmente a imágenes hiper-espectrales (Fauvel et al., 2008; Castaings et al., 2010; Palmason et al., 2005). Por ejemplo, Dalla Mura et al. (2010), aplicaron los perfiles de atributos morfológicos o *attributes profiles* (APs) a dos conjuntos de datos diferentes: una imagen con 102 bandas espectrales del centro de la ciudad de Pavía (Italia) y otra imagen adquirida sobre un área de la Universidad de la misma ciudad, compuesta por 103 bandas. El uso de APs les permitió aumentar la exactitud desde un 2% para el área de la ciudad, hasta un 10%, para el área correspondiente a la Universidad. En nuestro estudio, al no disponer de imágenes hiperespectrales, sino multiespectrales (WV-2 y WV-3), hemos construido los MPs mediante el método que mejor parece funcionar en estos casos, como sugieren Pesaresi et al. (2001), los *Extended Morphological Profile*. A pesar de esa diferente construcción de los MPs, el presente trabajo muestra también mejoras que oscilan entre un 3%, para el conjunto multitemporal, y cerca del 5% para la imagen de Mayo; valores que se ubican en el intervalo de incrementos encontrado por Dalla Mura et al. (2010). Todo esto

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015.  
Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <https://sede.ull.es/validacion/>

Identificador del documento: 3131461 Código de verificación: DCcY9LWt

Firmado por: Francesca Marchetti UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 24/12/2020 12:08:46
Manuel Imeldo Arbelo Pérez UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	24/12/2020 12:12:05
Björn Roland Michael Waske Roland UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	26/12/2020 17:28:50
María de las Maravillas Aguiar Aguiar UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	05/04/2021 12:27:46

Francesca Marchetti

demuestra el buen funcionamiento de este enfoque para las imágenes bi-temporales WV-2 y WV-3.

Como fue discutido previamente, no existen diferencias significativas para los dos conjuntos de imágenes que presentaron los mejores resultados en términos de exactitud global (Marzo\_EMP y Bi-temporal\_EMP) y, por lo tanto, no disponemos, a priori, de un criterio válido para elegir uno u otro conjunto de datos. Sin embargo, cuando se comparan ambas clasificaciones en función de las estimaciones de los errores por ubicación y cantidad, las diferencias sí fueron evidentes. Un análisis de estos dos componentes del error, permite una comparación detallada de los resultados de las clasificaciones, ya que cada uno de ellos aporta una información diferente. Dependiendo de los objetivos específicos de cada estudio, así como de las imágenes WV y del presupuesto disponible (tanto para su adquisición como para realizar el trabajo de campo), en algunos casos resulta más importante disponer de mapas temáticos donde se minimicen los errores por ubicación y en otros casos por cantidad. En general, si lo que se pretende es una estimación del área cubierta (ha) por cada una de las clases temáticas, el conjunto de datos denominado Marzo\_EMP, con un Qd Total de 8,4%, sería la mejor opción. Por el contrario, si el objetivo principal hubiera sido conocer la ubicación precisa de las diferentes clases, la Bi-temporal\_EMP sería la imagen que garantizaría los mejores resultados, con un Ad Total de 16,5%. En ambos casos, el efecto de los perfiles morfológicos EMP garantiza siempre una disminución, tanto de Ad como de Qd. Sin embargo, resulta destacable especialmente para los desacuerdos por ubicación, con mejoras hasta del 9,5% en comparación con la mayor disminución producida para Qd (2%) para la imagen de marzo.

En general, la inclusión de los EMP en el proceso de clasificación con RF, modela adecuadamente la información espacial de las imágenes originales permitiendo producir mejores mapas temáticos en todos los casos. Los resultados obtenidos a nivel global (todas las clases temáticas), están de acuerdo, además, con el propósito planteado inicialmente en este estudio de actualizar la cartografía de los castaños (clase de interés) que forman parte de un agro-ecosistema tradicional en el norte de la isla de Tenerife. La imagen que menores errores por cantidad (0,1%) y ubicación (1,8%) proporcionó, así como la mayor exactitud global (85,3%) fue Bi-temporal\_EMP. No obstante, no debemos descartar, especialmente cuando sólo fuera posible adquirir una imagen WorldView (2 o 3) anualmente, que la opción de Marzo permite obtener una clasificación, al menos para la clase de interés castaños, con resultados equivalentes (Qd = 0,2% y Ad = 2%).

Si bien en general el uso de imágenes bi y multi-temporales, filtros morfológicos y el algoritmo de clasificación RF no son metodologías nuevas para la comunidad científica, la combinación de las tres es un método innovador y resulta útil especialmente para mejorar la exactitud de la cartografía. Los filtros morfológicos (como los EMP) han sido aplicados principalmente a imágenes mono-temporales y

70

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015.  
Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <https://sede.ull.es/validacion/>

Identificador del documento: 3131461

Código de verificación: DCcY9LWt

Firmado por:	Fecha:
Francesca Marchetti UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	24/12/2020 12:08:46
Manuel Imeldo Arbelo Pérez UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	24/12/2020 12:12:05
Björn Roland Michael Waske Roland UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	26/12/2020 17:28:50
María de las Maravillas Aguiar Aguiar UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	05/04/2021 12:27:46

multiespectrales (incluidos datos proporcionados por vehículos aéreos no tripulados), imágenes pancromáticas e imágenes hiperespectrales. Sin embargo, el uso de EMP para cartografiar especies de vegetación con imágenes de muy alta resolución multiespectrales y bi-temporales es limitado.

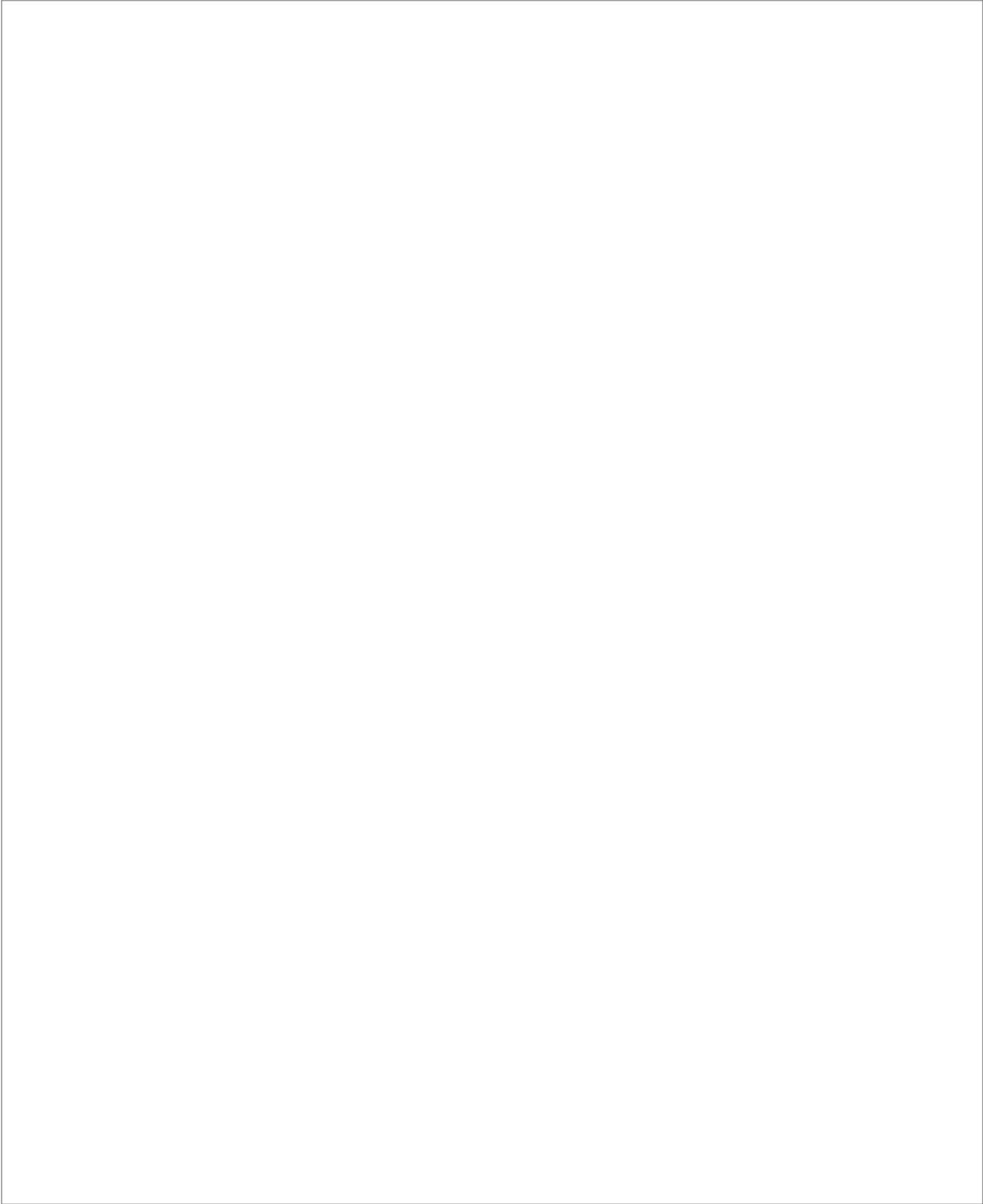
Los resultados generales y métodos propuestos también resultan interesantes en el contexto de otras aplicaciones y lugares de estudio. En diversos trabajos, el uso de información multi-temporal y espacial simultánea resulta muy útil para una discriminación precisa de clases temáticas. El algoritmo *Random Forest* parece funcionar bien con diferentes conjuntos de datos (por ejemplo, imágenes multiespectrales, multitemporales e información espacial) y con conjuntos de datos de alta dimensión. Una preselección de adquisiciones específicas parece no ser necesaria y el analista puede utilizar todas las imágenes disponibles. Como estos métodos son relativamente sencillos de utilizar y sólo requieren una mínima interacción del usuario, la estrategia de clasificación utilizada puede aplicarse a diversos lugares de estudio y aplicaciones.

Una observación regular de la cobertura terrestre (por ejemplo, la realización de mapas de castaños a intervalos regulares) requiere datos de entrenamiento para cada intervalo de tiempo, por ejemplo, para cada año, lo cual es muy costoso y a menudo irrealizable. El enfoque más sencillo que se propone sería utilizar el clasificador previamente entrenado. Sin embargo, en la mayoría de los casos esto no proporcionará mapas fiables, debido a las diferencias en las condiciones atmosféricas, el número diferente de adquisiciones, los cambios en la fenología, etc. Sin embargo, esto no es una limitación para el método propuesto y afecta a todas las clasificaciones supervisadas. Para superar esta limitación se han introducido técnicas de aprendizaje por transferencia (transfer learning techniques) (e.g., [Tuia et al., 2016]). En Crowson et al., [2019] se cartografiaron cambios interanuales de la cobertura terrestre, utilizando dos imágenes multi-espectrales y un enfoque de aprendizaje de transferencia basado en la detección de cambios. Después de identificar las zonas donde la superficie terrestre había cambiado en dos años, esas zonas se reclasificaron mediante un clasificador supervisado, utilizando píxeles de las zonas sin cambios del primer mapa como datos de entrenamiento. Este concepto podría utilizarse fácilmente para ampliar la estrategia cartográfica propuesta en nuestro estudio, y permitir así un seguimiento regular de los árboles de castaños.

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015.  
Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <https://sede.ull.es/validacion/>

Identificador del documento: 3131461 Código de verificación: DCcY9LWt

Firmado por: Francesca Marchetti UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 24/12/2020 12:08:46
Manuel Imeldo Arbelo Pérez UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	24/12/2020 12:12:05
Björn Roland Michael Waske Roland UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	26/12/2020 17:28:50
María de las Maravillas Aguiar Aguiar UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	05/04/2021 12:27:46



Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015.  
Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <https://sede.ull.es/validacion/>

Identificador del documento: 3131461 Código de verificación: DCcY9LWt

Firmado por: Francesca Marchetti . UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 24/12/2020 12:08:46
Manuel Imeldo Arbelo Pérez UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	24/12/2020 12:12:05
Björn Roland Michael Waske Roland UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	26/12/2020 17:28:50
María de las Maravillas Aguiar Aguiar UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	05/04/2021 12:27:46

### Capítulo 3

## Caracterización espectral de la vegetación: Malpaís de Güímar

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015.  
Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <https://sede.ull.es/validacion/>

Identificador del documento: 3131461 Código de verificación: DCcY9LWt

Firmado por: Francesca Marchetti . UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 24/12/2020 12:08:46
Manuel Imeldo Arbelo Pérez UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	24/12/2020 12:12:05
Björn Roland Michael Waske Roland UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	26/12/2020 17:28:50
María de las Maravillas Aguiar Aguiar UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	05/04/2021 12:27:46



Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015.  
Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <https://sede.ull.es/validacion/>

Identificador del documento: 3131461 Código de verificación: DCcY9LWt

Firmado por: Francesca Marchetti . UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 24/12/2020 12:08:46
Manuel Imeldo Arbelo Pérez UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	24/12/2020 12:12:05
Björn Roland Michael Waske Roland UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	26/12/2020 17:28:50
María de las Maravillas Aguiar Aguiar UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	05/04/2021 12:27:46

### 3.1 Resumen

Este capítulo describe y analiza espectralmente la vegetación del área protegida Reserva Natural Especial del Malpaís de Güímar, (Isla de Tenerife, España). Esta zona volcánica se caracteriza por albergar un gran número de especies vegetales endémicas de interés apícola. Un estudio previo en el área de interés permitió seleccionar las catorce especies con mayor potencial de polinización. Durante dos años se realizó un intenso trabajo de campo para medir las firmas espectrales características de estas especies con un espectrorradiómetro ASD FieldSpec 3. A continuación, se realizó un riguroso análisis de separabilidad espectral de los valores de reflectancia que permitió encontrar los mejores intervalos espectrales (longitudes de onda) para discriminar las diferentes especies. Se particularizó para una cámara *Resonon Pika L* que captura datos hiperespectrales desde 400 nm a 1000 nm en 150 bandas. Los resultados muestran que sólo once especies de plantas muestran separabilidad espectral con valores de la distancia de Jeffries-Matusita superiores a 1,9. Destaca especialmente el intervalo del borde rojo (705,5 nm - 757,5 nm).

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015.  
Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <https://sede.ull.es/validacion/>

Identificador del documento: 3131461 Código de verificación: DCcY9LWt

Firmado por: Francesca Marchetti . UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 24/12/2020 12:08:46
Manuel Imeldo Arbelo Pérez UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	24/12/2020 12:12:05
Björn Roland Michael Waske Roland UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	26/12/2020 17:28:50
María de las Maravillas Aguiar Aguiar UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	05/04/2021 12:27:46

Francesca Marchetti

## 3.2 Materiales y métodos

### 3.2.1 Área de estudio

La zona objeto de estudio está situada al este de la Isla de Tenerife, en el Municipio de Güímar (28° 18' 43,2"N, 16° 22' 15,6"O) y se denomina "Malpaís de Güímar". Este área está clasificada como Reserva Natural Especial por la Ley 12/1994 de 19 de diciembre de Espacios Naturales de Canarias (Gobierno de Canarias, 2004) y cubre un superficie aproximada de 400 hectáreas (Figura 3.1).



**Figura 3.1** Ubicación del área de estudio "Reserva Natural Especial del Malpaís de Güímar" (señalada en rojo), situada en el lado este de la isla de Tenerife. La imagen de la derecha es una ortofoto aérea tomada por GRAFCAN (15 de febrero 2018) que muestra con más detalle el área de interés.

Desde un punto de vista geológico, se trata de un conjunto volcánico de menos de 10.000 años de antigüedad formado por un gran cono de cinder circundado de un campo de lava (Figura 3.1) (Gobierno de Canarias, 2004). Este espacio se encuentra surcado por senderos, muros de piedra y un suelo muy árido cubierto parcialmente por diferentes especies vegetales de interés apícola, cuyo aspecto puede variar mucho en base a su fenología a lo largo del año. Según las características de la zona están presentes ocho comunidades vegetales distribuidas por el paisaje (Tabla 3.1) (Del Arco Aguilar et al., 2006a).

76

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015.  
Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <https://sede.ull.es/validacion/>

Identificador del documento: 3131461

Código de verificación: DCcY9LWt

Firmado por: Francesca Marchetti . UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 24/12/2020 12:08:46
Manuel Imeldo Arbelo Pérez UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	24/12/2020 12:12:05
Björn Roland Michael Waske Roland UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	26/12/2020 17:28:50
María de las Maravillas Aguiar Aguiar UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	05/04/2021 12:27:46

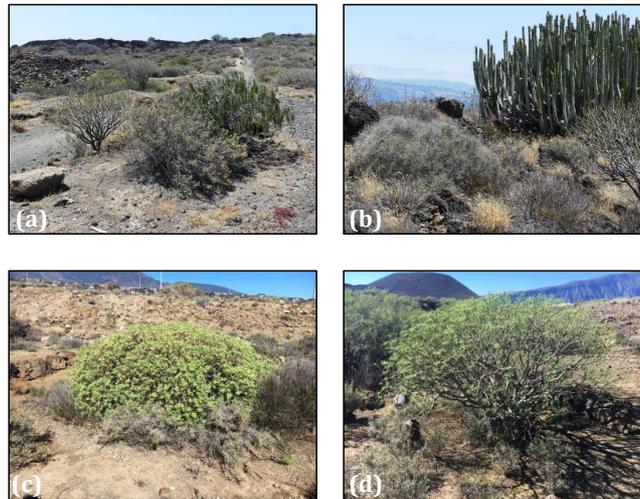
**Tabla 3.1** Comunidades vegetales presentes en la Reserva Natural Especial del Malpaís de Gúímar y área cubierta por cada una según Del Arco Aguilar et al. (2006a).

Comunidad vegetal	Nombre común	Área (m <sup>2</sup> )
<i>Ceropegio fuscae-Euphorbietum balsamiferae</i>	Tabaibal dulce	139.215,0
<i>Periploco laevigatae-Euphorbietum canariensis</i>	Cardonal	624.511,4
<i>Launaea arborescentis-Schizogynetum sericeae</i>	Ahulagar-saladar blanco	820.867,1
<i>Mesembryantheum crystallini</i>	Barrillal	173.617,5
<i>Periploco laevigatae-Euphorbietum canariensis facies de Euphorbia lamarckii</i>	Tabaibal amargo	415.729,5
<i>Cencho ciliaris-Hyparrhenietum sinaicae tricholaenetosum teneriffae</i>	Pastizal de panasquillo	763.869,2
<i>Cencho ciliaris-Hyparrhenietum sinaicae</i>	Cerrillal panascal	104.823,6
<i>Frankenio ericifoliae-Zygophylletum fontanesii</i>	Tomillo y Uva de mar	62.651,3

La comunidad vegetal más abundante es el Tabaibal dulce tinerfeño (*Ceropegio fuscae-Euphorbietum balsamiferae*), mientras que las especies más frecuentes de esta comunidad son: *Launaea arborescens* (Aulaga), *Lotus sessilifolius* (Corazoncillo) y *Schizogyne sericea* (Salado blanco), entre otras. De fundamental importancia es también el Cardonal tinerfeño (*Periploco laevigatae-Euphorbietum canariensis*), cuyas especies más habituales son: *Euphorbia canariensis* (Cardón), *E. lamarckii* (Tabaiba amarga), *Periploca laevigata* (Cornical), o *Plocama pendula* (Balo) (Del Arco Aguilar et al., 2006a). En la Figura 3.2 se pueden observar algunas muestras de la vegetación característica de la Reserva como Salado, Balo, Aulaga, Cardón, Tabaiba dulce y Tabaiba amarga.

En esta parte de la isla el clima se clasifica como mediterráneo-desértico (Del-Arco et al., 2006b; Rivas-Martinez, 1993) y ejerce un papel fundamental, ya que sus características permiten el desarrollo de la típica vegetación del Malpaís. Las temperaturas anuales son moderadamente cálidas (~20°C) y las precipitaciones medias anuales alcanzan los 157,8 mm. Además, debido a los vientos alisios del noreste, la humedad a lo largo del año ronda el 70% (Gobierno de Canarias, 2004).

Francesca Marchetti



**Figura 3.2** Imágenes de la vegetación característica de la Reserva: (a) en primer plano, ejemplar de Salado (dcha.) y uno de Balo (izqda.); (b) comunidad de Aulagas (izqda.) y un Cardón (dcha.); (c) ejemplar de Taboiba dulce rodeado por Aulagas; (d) gran ejemplar de Taboiba amarga.

### 3.2.2 Espectroradiómetro ASD FieldSpec 3. Medida de firmas espectrales

La espectroradiometría de campo consiste en la medida cuantitativa de la reflectancia de un objeto, natural o no, en diferentes partes del espectro electromagnético y en condiciones de iluminación solar. Estas medidas permiten distinguir unos objetos de otros de acuerdo a sus diferentes características y composición. Cada uno tiene una respuesta espectral diferente que lo caracteriza y que se denomina firma espectral. La gran ventaja de la espectroradiometría *in situ* es que permite realizar un análisis e interpretación más precisa de los mismos objetos identificados en imágenes de teledetección (satélite, drones, etc.) y, por tanto, hacer una generalización de las mismas al resto de píxeles de las imágenes (Labrador García et al., 2010). También resulta ser una herramienta imprescindible para determinar cuáles son las longitudes de onda, o combinaciones de las mismas (p. ej. índices de vegetación), más adecuadas para detectar o diferenciar unas especies vegetales de otras, o del suelo que las rodea, permitiendo determinar la resolución espectral requerida para el sistema de teledetección o la mejor época del año para esa detección. Para obtener esas firmas espectrales se utiliza un espectroradiómetro, el cual consiste en un sensor óptico que capta la radiación incidente en diferentes longitudes de onda del espectro electromagnético, generando en respuesta señales eléctricas.

Para la toma de medidas espectrales *in situ* en el Malpaís de Güímar se utilizó un espectroradiómetro *ASD FieldSpec 3®* (Figura 3.3) (Hatchell, 1999). Está

78

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015.  
 Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <https://sede.ull.es/validacion/>

Identificador del documento: 3131461 Código de verificación: DCcY9LWt

Firmado por: Francesca Marchetti UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 24/12/2020 12:08:46
Manuel Imeldo Arbelo Pérez UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	24/12/2020 12:12:05
Björn Roland Michael Waske Roland UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	26/12/2020 17:28:50
María de las Maravillas Aguiar Aguiar UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	05/04/2021 12:27:46

compuesto por tres sensores distintos: el VNIR, el SWIR 1 y el SWIR 2. Cada sensor permite medir la energía reflejada en un rango determinado de longitudes de onda. El VNIR mide en el intervalo del visible e infrarrojo cercano (350 - 1000) nm, el segundo en el infrarrojo de onda corta (1000 - 1800) nm y el último, entre 1800 y 2500 nm (Tabla 3.2). Así que, en total, el intervalo espectral del instrumento varía desde los 350 nm hasta los 2500 nm. Cada sensor está constituido por una red de difracción holográfica cóncava que dispersa la luz incidente, y un *array* de fotodiodos de silicio que capta la energía en diferentes longitudes de onda (Figura 3.5).



**Figura 3.4** Medidas con espectroradiómetro ASD FieldSpec 3®.

**Tabla 3.2** Características de los sensores VNIR, SWIR 1 y SWIR 2 del ASD.

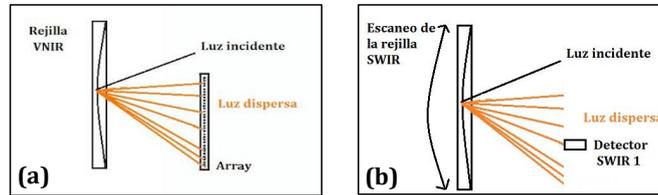
Sensor	Rango espectral (nm)	Resolución espectral (nm)	Intervalo de muestreo (nm)
VNIR	350 - 1000	3	1,4
SWIR 1	1000 - 1800	10	2
SWIR 2	1800 - 2500	10	2

Los sensores del espectroradiómetro tienen características diferentes, lo que implica que cada uno necesita un tiempo diferente para estabilizarse térmicamente. Los fotodiodos de silicio en el VNIR alcanzan el equilibrio térmico a temperatura ambiente, mientras que los detectores de InGaAs del SWIR 1 y SWIR 2 disponen de sistemas de refrigeración que los mantienen a temperatura baja y constante. Por esta razón, antes de empezar a realizar cualquier medida, resulta imprescindible encender el instrumento, como mínimo treinta minutos antes, para

Firmado por: Francesca Marchetti . UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 24/12/2020 12:08:46
Manuel Imeldo Arbelo Pérez UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	24/12/2020 12:12:05
Björn Roland Michael Waske Roland UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	26/12/2020 17:28:50
María de las Maravillas Aguiar Aguiar UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	05/04/2021 12:27:46

Francesca Marchetti

alcanzar dicha estabilidad y evitar saltos en las firmas espectrales en torno a 1000 nm y 1800 nm.



**Figura 3.4** Funcionamiento de los sensores del espectroradiómetro VNIR (a) y SWIR 1 (b).

La señal medida llega a los detectores del espectroradiómetro mediante una fibra óptica de 1 m de longitud, ensamblada a una empuñadura en forma de pistola (Figura 3.3). El campo de visión instantáneo puede ser de 10° o de 25°. Para este trabajo se utilizó un ángulo de visión instantánea de 25° que se corresponde con el uso de la fibra óptica desnuda. Por último, indicar que para adquirir las firmas espectrales de los ejemplares de vegetación y/o suelo, se usa una computadora portátil (Figura 3.3) que controla el instrumento de forma inalámbrica por medio del software denominado “RS3” (ASD Inc., 2008).

Todas las medidas se obtuvieron considerando y asegurando las siguientes condiciones ambientales:

- Ángulo de elevación del Sol grande; midiendo en horas centrales del día y en fechas próximas al verano.
- Sin sombras. El objeto a medir siempre se situó entre el Sol y el usuario. Se evitó igualmente la reflexión de luz difusa proveniente de los alrededores.
- El cielo despejado, sin nubes que pudieran modificar el valor de las medidas.
- La velocidad de viento inferior a de 1 m/s. El viento es un elemento que influye significativamente en las medidas. Las ramas y hojas de la vegetación pueden moverse provocando zonas de sombra que modifican la respuesta espectral en función de su dirección y velocidad.

Todas las firmas espectrales se midieron siguiendo el siguiente protocolo. En primer lugar, y para no provocar saturación en las medidas, fue necesario ajustar la sensibilidad del espectroradiómetro a las condiciones de iluminación del ambiente alrededor del objeto. Es lo que se conoce con el nombre de *Optimización*. Como la irradiancia solar cambia con la inclinación del Sol, las nubes y otras interferencias, la frecuencia con que se realizó cada *Optimización* se adaptó a la

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015. Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <a href="https://sede.ull.es/validacion/">https://sede.ull.es/validacion/</a>	
Identificador del documento: 3131461	Código de verificación: DCcY9LWt
Firmado por: Francesca Marchetti UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 24/12/2020 12:08:46
Manuel Imeldo Arbelo Pérez UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	24/12/2020 12:12:05
Björn Roland Michael Waske Roland UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	26/12/2020 17:28:50
María de las Maravillas Aguiar Aguiar UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	05/04/2021 12:27:46

variabilidad de las condiciones atmosféricas. Cada *Optimización* permitió también corregir automáticamente la corriente oscura (*dark current*) del instrumento. Esta es la corriente eléctrica generada por electrones térmicos en su interior, que se suma a la electricidad generada por los fotones que entran, de manera que equivale a ruido en las medidas. En los detectores SWIR, esta corriente se corrige automáticamente con cada medida, donde un pixel oscuro al final del *array* recoge esta fracción de energía. Pero para el VNIR, resulta recomendable medirla cada 20 minutos, independientemente de la *Optimización*. El siguiente paso consistió en medir el blanco de referencia o *spectralon* (Figura 3.4). Este es un panel fabricado con un material homologado parecido al teflón, con un comportamiento espectral conocido y calibrado, y con una reflectancia próxima al 95-99% (ASD Inc, 2010). Este panel refleja la radiación solar incidente, por lo que se considera una medida indirecta de la irradiancia solar. De hecho, el *spectralon* se utilizó siempre antes de empezar a medir el objeto de interés, permitiendo calibrar las medidas en función de las condiciones atmosféricas. A continuación, se dirige la fibra directamente al objeto de interés, o en el caso que nos ocupa, al ejemplar de la especie vegetal seleccionada. El resultado final consiste en una firma espectral característica de la muestra elegida, calculada como el cociente entre la medida del ejemplar y la medida previa del blanco de referencia.

El estudio de Díaz Luis & López-Darias (2017) permitió identificar las especies vegetales del Malpaís de Güímar más visitadas por la abeja doméstica *A. Mellifera Linnaeus*, 1758. Díaz Luis & López-Darias (2017) realizaron un exhaustivo análisis del polen transportado por estas abejas en su pecoreo de las flores, lo que permitió seleccionar aquellas especies vegetales con mayor potencial polínico. Se seleccionaron catorce especies para su caracterización espectral mediante espectroradiometría de campo: Aulaga, Balo, Cardón, Lavándula, Tabaiba dulce, Tabaiba amarga, Barrilla, Salado, Margarita, Cornical, Incienso, Romero, Teder y Verode.

Se diseñó una campaña experimental que abarcó un periodo de dos años (2017-2018). Todas las medidas se realizaron en los meses de primavera (marzo, abril, mayo), cuando la vegetación se encontraba en su máximo vigor. El diseño experimental para la adquisición de las firmas espectrales se ajustó, en cada caso, a las necesidades concretas, y siguiendo diferentes métodos en función de la posición y altura de la especie vegetal a medir. En todos los casos se respetaron las condiciones que garantizaban medidas de calidad. Para cada una de las especies se seleccionaron cinco ejemplares distribuidos por el área de interés. Se aplicó el criterio de excluir aquellos ejemplares que no estuvieran en condiciones óptimas, es decir, que no pudieran aportar información de calidad. Por ejemplo, se descartaron plantas que no presentaban un aspecto saludable o estresadas hídricamente. Se midieron cinco firmas espectrales para cada uno de los ejemplares, lo que permitió obtener una firma espectral promedio característica de cada especie.

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015.  
Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <https://sede.ull.es/validacion/>

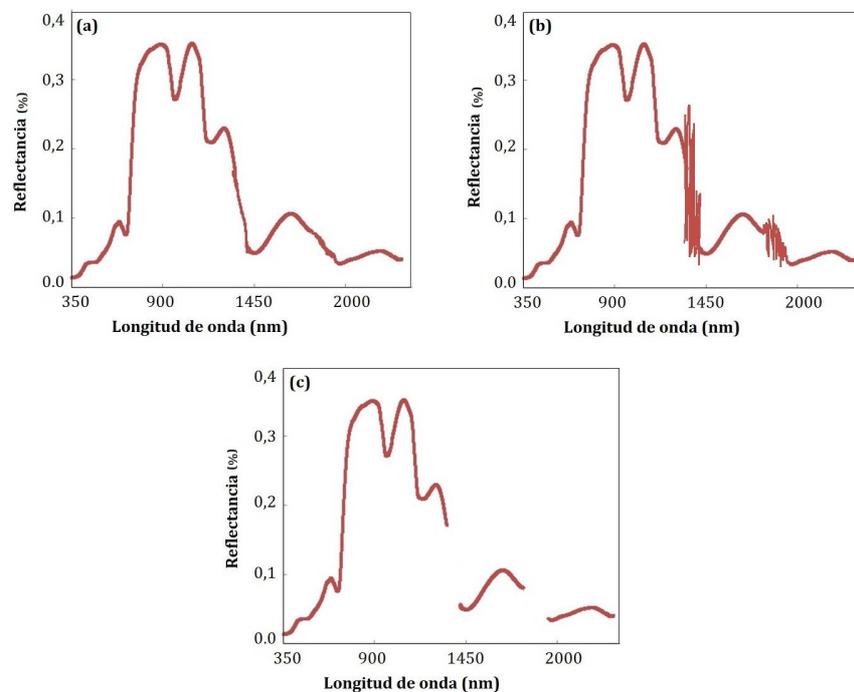
Identificador del documento: 3131461

Código de verificación: DCcY9LWt

Firmado por: Francesca Marchetti . UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 24/12/2020 12:08:46
Manuel Imeldo Arbelo Pérez UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	24/12/2020 12:12:05
Björn Roland Michael Waske Roland UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	26/12/2020 17:28:50
María de las Maravillas Aguiar Aguiar UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	05/04/2021 12:27:46

Francesca Marchetti

A pesar del riguroso protocolo aplicado para la obtención de cada una de las firmas espectrales medidas en campo, estas pueden contener ruido en determinadas bandas espectrales, especialmente en aquellas debidas a la absorción del vapor de agua atmosférico (1400 nm, 1900 nm y 2500 nm). Cuando el contenido de humedad del aire es bajo, los valores de la curva de respuesta espectral para esas bandas apenas se ven afectados (Figura 3.5a). Sin embargo, cuando se realizan las medidas en días con un alto contenido en vapor de agua, se produce una mayor absorción de la radiación solar incidente que, a su vez, provoca una disminución de la relación señal-ruido influyendo drásticamente en la calidad de las medidas (Figura 3.5b). Para solventar esto, se realizó un análisis posterior de todas las firmas espectrales, y se eliminaron los valores medidos que se correspondían con esos intervalos espectrales. En la Figura 3.5c se muestra una firma espectral de Barrillaya corregida de este efecto, donde se observa la falta de continuidad en las curvas debida a la eliminación de los valores con ruido.

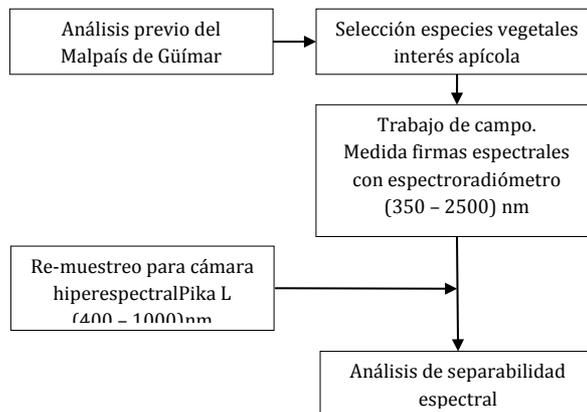


**Figura 3.5** (a) Firma espectral de un ejemplar de Barrilla en ambiente seco (< 20% de humedad relativa); (b) en ambiente húmedo (> 60% humedad relativa); (c) firma espectral con eliminación del ruido a 1400 nm, 1900 nm y 2500 nm.

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015. Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <a href="https://sede.ull.es/validacion/">https://sede.ull.es/validacion/</a>	
Identificador del documento: 3131461	Código de verificación: DCcY9LWt
Firmado por: Francesca Marchetti UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 24/12/2020 12:08:46
Manuel Imeldo Arbelo Pérez UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	24/12/2020 12:12:05
Björn Roland Michael Waske Roland UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	26/12/2020 17:28:50
María de las Maravillas Aguiar Aguiar UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	05/04/2021 12:27:46

### 3.2.3 Diagrama de flujo

En la Figura 3.6 se muestra la metodología seguida para el desarrollo del estudio.



**Figura 3.6** Diagrama de flujo seguido para la caracterización y posterior análisis de separabilidad espectral de la vegetación de interés apícola en el Malpaís de Güímar.

En un análisis previo (Díaz Luis & López-Darias, 2017) de la vegetación del Malpaís de Güímar se seleccionaron las principales especies vegetales de interés apícola. A continuación, se desarrolló un amplio trabajo de campo que permitió obtener las firmas espectrales características de diferentes ejemplares con un espectroradiómetro *ASD FieldSpec 3*. Posteriormente se llevó a cabo un análisis de separabilidad espectral con el objetivo de conocer qué intervalos de longitudes de onda permitían distinguir mejor una especie vegetal de las otras. Se particularizó para una cámara *Pika L* que captura datos hiperespectrales desde 400 nm a 1000 nm en 150 bandas. Las imágenes proporcionadas por este instrumento, a bordo de un dron, se utilizaron, en una etapa posterior, para obtener un mapa temático del área de interés (Ver Capítulo IV).

### 3.2.4 Análisis de separabilidad espectral

Los sensores remotos hiperespectrales que adquieren imágenes de la superficie terrestre, bien a bordo de una plataforma espacial (satélite) o desde un vehículo aéreo no tripulado (dron), disponen de cientos de bandas espectrales. Estas bandas, a priori, proporcionan una gran fuente de información para caracterizar, y por tanto clasificar temáticamente, diferentes tipos de cobertura terrestre: vegetación, suelos, agua o construcciones artificiales (Aghaee and Mokhtarzade, 2015; Camps-Valls et al., 2007; Damodaran and Nidamanuri, 2014). Sin embargo,

Firmado por: Francesca Marchetti UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 24/12/2020 12:08:46
Manuel Imeldo Arbelo Pérez UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	24/12/2020 12:12:05
Björn Roland Michael Waske Roland UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	26/12/2020 17:28:50
María de las Maravillas Aguiar Aguiar UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	05/04/2021 12:27:46

Francesca Marchetti

la alta dimensión de estas imágenes hiperespectrales provoca algunas dificultades. Por un lado, un gran requerimiento de almacenamiento, y por otro, la falta de técnicas de análisis de datos efectivas y confiables, especialmente para la clasificación de imágenes (Andreola and Haertel, 2010; Jensen, 2005; Moan et al., 2011; Mutanga et al., 2003; Richards, 2013; Serpico and Moser, 2007; Zarco-Tejada et al., 2004). Además, los sensores o cámaras hiperespectrales, también pueden presentar problemas, que normalmente no existen con los multispectrales, como ruido e información redundante. Esto es especialmente notorio en sensores hiperespectrales volando en plataformas aéreas del tipo dron multirrotor, como la cámara *Resonon Pika L*, con un intervalo espectral desde 400 a 1000 nm y 150 bandas espectrales (Kanning et al., 2018).

La cámara *Pika L* fue utilizada en este trabajo para la cartografía de la vegetación de interés en el Malpaís de Gúimar (ver Capítulo 4). Sin embargo, en un análisis previo de los datos generados por ella, se encontraron algunos problemas. Primero, el enorme volumen de información (> 100 Gb) que impedía su procesamiento con los medios de computación convencionales disponibles. Pero, además, se descubrieron limitaciones relacionadas con la magnitud de la reflectancia para longitudes de onda > 850 nm, como también encontraron Kanning et al. (2018). Para esas bandas espectrales la irradiancia solar se ve muy reducida, lo que produce que la relación señal-ruido de la cámara sea mínima y, consecuentemente, las reflectancias obtenidas en ese rango espectral muy ruidosas. Para solventar este inconveniente, se redujo el número de bandas original de 150 hasta 120, eliminando las bandas ruidosas desde 850 nm hasta 1000 nm. Sin embargo, el volumen de datos hiperespectrales apenas se redujo un 25%, por lo que procedía aplicar alguna otra metodología.

Un enfoque normalmente utilizado para reducir el número de canales en imágenes hiperespectrales, consiste en la realización de un análisis de separabilidad espectral. Esta técnica permite determinar las longitudes de onda más relevantes a la hora de distinguir las especies de vegetación objeto de estudio y, consecuentemente, seleccionar solo aquellas bandas espectrales correspondientes a esas longitudes de onda. Para ello se calcula la distancia estadística entre funciones de densidad de probabilidad que caracterizan a las diferentes muestras medidas. Los principales métodos utilizados para calcular los valores de separabilidad espectral son: la divergencia (Fu, 1970; Kailath, 1967), la divergencia transformada (Swain et al., 1971), la distancia Jeffriess-Matusita ( $J-M$ ) y distancia Bhattacharyya (Bhattacharyya, 1943).

Para este estudio se seleccionó la distancia  $J-M$ , ya que se revela muy útil especialmente cuando se analizan datos hiperespectrales relativos a la vegetación (Landgrebe, 1997), siendo una técnica muy eficiente en la eliminación de la información redundante (Wang and Sousa, 2009). Muchos han sido los estudios que utilizaron  $J-M$  como técnica de separabilidad espectral o como herramienta de

84

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015.  
Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <https://sede.ull.es/validacion/>

Identificador del documento: 3131461 Código de verificación: DCcY9LWt

Firmado por: Francesca Marchetti UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 24/12/2020 12:08:46
Manuel Imeldo Arbelo Pérez UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	24/12/2020 12:12:05
Björn Roland Michael Waske Roland UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	26/12/2020 17:28:50
María de las Maravillas Aguiar Aguiar UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	05/04/2021 12:27:46

evaluación/validación de otras técnicas. Por ejemplo, Vaiphasa et al., (2005) usaron esta técnica con un algoritmo de búsqueda genético aplicado a 16 especies de manglares en el sur de Tailandia. *J-M* también ha sido utilizada para distinguir la vegetación enferma de la sana, como en el estudio de Ismail et al., (2008) para discriminar, en plantaciones de pinos en Sudáfrica, los afectados por *Sirexnoctilio*; o para encontrar diferencias espectrales entre palmeras aceiteras infectadas o no por *Ganoderma*, a partir de datos hiperespectrales (Shafri et al., 2011). Jollineau and Howarth (2008) calcularon *J-M* para determinar las bandas más eficaces para discriminar las clases de interés en una clasificación supervisada de comunidades vegetales heterogéneas de humedales continentales y especies dominantes, así como los tipos de vegetación de las tierras altas adyacentes en Grand River Watershed (Ontario, Canada). El mismo método se mostró también idóneo para seleccionar qué bandas o índices espectrales, derivados de los satélites WorldView-2 y 3, eran más adecuados para distinguir diferentes estados fitosanitarios en palmeras *Phoenix dactylifera* de un oasis en Marruecos (Labrador et al., 2014).

Siguiendo a Richards and Jia, (2006), la distancia de *J-M* entre dos clases 1 y 2 (especies vegetales 1 y 2 en este caso), se define a partir de la Ecuación (3.1).

$$J-M_{1,2} = 2 (1 - e^{-B_{1,2}}) \quad (3.1)$$

$B_{1,2}$  es la distancia de Bhattacharyya (Ecuación 3.2) entre las especies 1 y 2.

$$B_{1,2} = \frac{1}{8}(\mu_1 - \mu_2)^T \left( \frac{\Sigma_1 + \Sigma_2}{2} \right)^{-1} (\mu_1 - \mu_2) + \frac{1}{2} \ln \left( \frac{|\Sigma_1 + \Sigma_2|}{\sqrt{|\Sigma_1| |\Sigma_2|}} \right) \quad (3.2)$$

dónde:

- $\mu_i$  = vector media de la firma espectral de la especie  $i$  ( $i = 1$  o  $2$ )
- $\Sigma_i$  = matriz de covarianza de la firma espectral de la especie  $i$

El valor de la distancia de *J-M* varía entre un mínimo de 0 (baja) y un máximo de 2 (alta).

En este trabajo, con el propósito de determinar qué intervalos de longitudes de onda permitían distinguir mejor una especie vegetal de las otras, se calculó *J-M* para las firmas espectrales medidas con el espectroradiómetro *ASD FieldSpec 3* de las 14 especies consideradas. Se particularizó para el intervalo espectral de la cámara *Pika L* (Resonon, 2020).

Firmado por: Francesca Marchetti UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 24/12/2020 12:08:46
Manuel Imeldo Arbelo Pérez UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	24/12/2020 12:12:05
Björn Roland Michael Waske Roland UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	26/12/2020 17:28:50
María de las Maravillas Aguiar Aguiar UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	05/04/2021 12:27:46

Francesca Marchetti

### 3.3 Resultados

La Figura 3.7 muestra todas las firmas espectrales promedio de cada especie vegetal, medidas durante la campaña experimental con el espectroradiómetro *ASD FieldSpec 3*. Con objeto de observar en detalle los resultados de las curvas características en el rango espectral de la cámara *Resonon Pika L* (Resonon, 2020), se construyó la gráfica de la Figura 3.8, donde las 14 líneas verticales representan las bandas que proporcionan mayor separabilidad espectral, calculadas con la distancia *J-M* (Tabla 3.6).

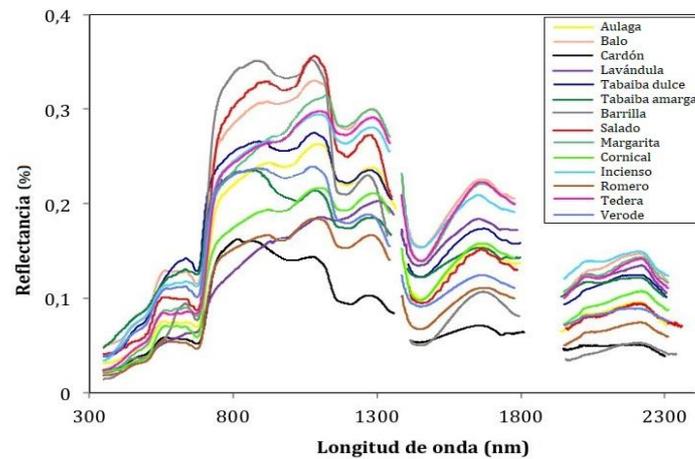
Un análisis visual de las firmas espectrales (Figuras 3.7 y 3.8) nos indica cuáles pueden ser, a priori, tanto las regiones espectrales más adecuadas para la distinción entre especies, como aquellas en las que existe gran confusión. En el rango visible (< 700 nm), las curvas características de reflectancia de la mayoría de las especies vegetales resultan ser muy parecidas con un solapamiento que hace casi imposible distinguirlas (*e.g.* Cornical – Cardón; Lavándula – Cornical). La región del azul (~ 450 nm) parece ser la que genera más confusión entre todas las especies. En ella sólo destacan las curvas de la Tabaiba amarga y el Salado. Tampoco en el intervalo amarillo-naranja (590 - 625) nm las firmas espectrales se pueden distinguir completamente, con valores espectrales muy similares, como se observa en las parejas Verode – Incienso, Barrilla – Tederá y Tabaiba amarga – Balo. Comparando el rango del verde con el rojo (Figuras 3.7 y 3.8), en el primer caso se nota una mayor diferencia entre las curvas que en el segundo, especialmente para las especies Salado, Incienso y Verode. El intervalo espectral donde comienza a apreciarse un distanciamiento considerable entre los valores de reflectancia, para casi todas las especies, es desde el final del rojo hasta el infrarrojo próximo (~ 660 - 1000 nm). Cabe destacar en este intervalo la región del borde del rojo (700 - 760) nm, donde se aprecian diferencias especialmente visibles para las especies Barrilla, Lavándula, Tabaiba dulce, Cornical y Aulaga. Cuando se considera la región del infrarrojo próximo (> 760 nm), se hubiese esperado una mayor *SE* entre las firmas espectrales, sin embargo, las curvas de reflectancia de especies como Incienso, Tederá, Tabaiba amarga, Margarita y Verode muestran una gran superposición. Por último, analizando los intervalos espectrales correspondientes a los sensores SWIR 1 (1000 - 1800) nm y SWIR 2 (1800 - 2500) nm del espectroradiómetro, resulta que el primero parece el más adecuado para la separabilidad espectral de las especies estudiadas. Destaca especialmente la región entre los 1000 nm y 1300 nm, con un gran distanciamiento entre las curvas, por el contrario, el intervalo del SWIR 2 genera una mayor confusión entre firmas espectrales.

86

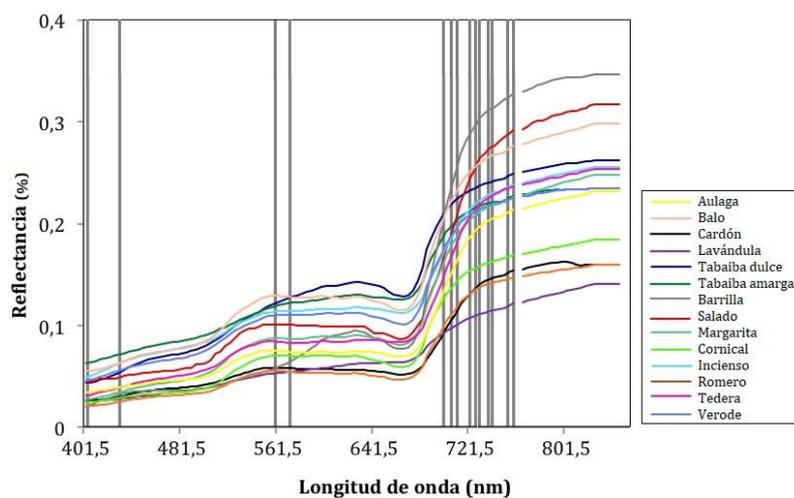
Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015.  
Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <https://sede.ull.es/validacion/>

Identificador del documento: 3131461 Código de verificación: DCcY9LWt

Firmado por: Francesca Marchetti UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 24/12/2020 12:08:46
Manuel Imeldo Arbelo Pérez UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	24/12/2020 12:12:05
Björn Roland Michael Waske Roland UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	26/12/2020 17:28:50
María de las Maravillas Aguiar Aguiar UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	05/04/2021 12:27:46



**Figura 3.7** Firmas espectrales promedio de cada una de las 14 especies vegetales de interés apícola de la Reserva Natural del Malpaís de Güímar. Rango espectral del espectroradiómetro ASD FieldSpec 3.



**Figura 3.8** Firmas espectrales promedio de las 14 especies vegetales de interés apícola en el rango espectral de la cámara Resonon Pika L. Las líneas grises verticales indican el centro de las catorce bandas con mayor separabilidad espectral.

En la Tabla 3.3 se muestran los resultados del análisis de separabilidad espectral para valores mayores de 1,9 (alta) y particularizado para el intervalo espectral de la cámara Resonon Pika L. Todos los resultados de separabilidad relativos a cada pareja de especies vegetales se pueden encontrar en el Anexo I. Casi todas las bandas de la cámara con separabilidad espectral alta se sitúan entre las longitudes

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015.  
 Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <https://sede.ull.es/validacion/>

Identificador del documento: 3131461 Código de verificación: DCcY9LWt

Firmado por: Francesca Marchetti . UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 24/12/2020 12:08:46
Manuel Imeldo Arbelo Pérez UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	24/12/2020 12:12:05
Björn Roland Michael Waske Roland UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	26/12/2020 17:28:50
María de las Maravillas Aguiar Aguiar UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	05/04/2021 12:27:46

Francesca Marchetti

de onda del borde del rojo (705,5 nm- 757,5 nm), una en el rojo (697,5 nm), dos bandas en el azul (401,5 nm y 429,5 nm) y dos en el verde (557,5 nm y 569,5 nm) (Figura 3.9).

En general, de las 14 especies vegetales medidas, solo 11 muestran separabilidad espectral mayor de 1,9. Y de ellas, son tres las que destacan por los resultados obtenidos: el Romero, la Barrilla y la Tabaiba dulce (Tabla 3.3). El Romero presenta un valor de separabilidad espectral máximo (2) comparado con la Margarita, la Barrilla y la Tabaiba dulce. Por otra parte, la Barrilla es la única especie que tiene valores de separabilidad espectral mayores de 1,9 con respecto a casi todas las especies vegetales. Para el caso de la Tabaiba dulce, cuando es comparada con diferentes especies (Romero, Barrilla, Aulaga, Cornical, Lavanda, Margarita y Cardones), muestra valores comprendidos entre 1,9 y 2. Por último, destaca el Cornical, llegando a un valor de 1,9 comparado con la Tabaiba dulce y 1,98 con la Barrilla.

**Tabla 3.3** Valores (> 1,9) de la distancia de J-M obtenidos para la vegetación característica de la Reserva en función de las longitudes de onda.

Pares de especies vegetales		Distancia J-M	Banda Pika L	Longitud de onda (nm)
Salado	Barrilla	1,91	1	401,5
Incienso	Barrilla	1,97	8	429,5
Tabaiba dulce	Barrilla	1,97	40	557,5
Verode	Romero	1,94	43	569,5
Tabaiba dulce	Lavándula	1,97	75	697,5
Tabaiba dulce	Aulaga	1,98	77	705,5
Tabaiba dulce	Cornical	1,90	78	709,5
Tabaiba dulce	Romero	2,00	81	721,5
Tabaiba dulce	Cardón	1,91	82	725,5
Romero	Margarita	2,00	83	729,5
Romero	Barrilla	2,00	85	737,5
Barrilla	Aulaga	2,00	86	741,5
Lavándula	Barrilla	2,00	89	753,5
Cornical	Barrilla	1,98	90	757,5

88

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015.  
 Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <https://sede.ull.es/validacion/>

Identificador del documento: 3131461

Código de verificación: DCcY9LWt

Firmado por: Francesca Marchetti UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 24/12/2020 12:08:46
Manuel Imeldo Arbelo Pérez UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	24/12/2020 12:12:05
Björn Roland Michael Waske Roland UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	26/12/2020 17:28:50
María de las Maravillas Aguiar Aguiar UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	05/04/2021 12:27:46

### 3.4 Discusión

Se determinaron las longitudes de onda más útiles para diferenciar espectralmente 14 especies vegetales de interés apícola de la Reserva Natural Especial del Malpaís de Güímar. Los resultados obtenidos están de acuerdo con estudios previos similares (Kanning et al., 2018; Mitchell et al., 2016; Shafri et al., 2011; Zhang et al., 2015).

Al igual que en el estudio de Mitchell et al. (2016), desarrollado en un ecosistema árido de matorrales en Idaho (EEUU), usando una cámara hiperespectral *Pika II* abordo de un dron, las longitudes de onda que mejor discriminaban las plantas nativas (*Poa secunda*) de especies invasoras (*Ranunculus testiculatus*) se situaban entono a longitudes de onda del verde (~ 550 nm), del rojo (~ 625 nm) y del borde rojo (~ 725 nm). En el estudio llevado a cabo en el Malpais de Güímar, las bandas espectrales útiles coinciden en su totalidad, salvo las dos bandas en el azul (401,5 nm y 429,5 nm). Usando el mismo sensor (*Pika II*) con 230 canales distribuidos entre 401 nm y 879 nm, Zhang et al. (2015), aplicando hasta ocho niveles de reducción de datos espectrales, analizaron qué bandas espectrales distinguían mejor la especie *Pisum sativum* afectada o no por el gorgojo *Bruchus pisorum*. Las porciones del espectro que encontraron, coinciden en su mayor parte, con las determinadas en este estudio: (486 - 516) nm, (723 - 744) nm y (765 - 806) nm. Son estas, sin duda, las longitudes de onda más sensibles a variaciones en los niveles de pigmentos y en la estructura interna de hojas, que permiten identificar diferentes plantas. No obstante, se debe notar, al igual que para el caso anterior (Mitchell et al., 2016), que no aparecen las bandas en el azul. La región azul del espectro electromagnético está severamente afectada por la dispersión Rayleigh, y en muchos estudios no se tiene siquiera en cuenta. Las bandas 1 y 8 de la cámara *Pika L*, situadas en torno a 401,5 nm y 429,5 nm, respectivamente, sólo intervinieron en nuestro estudio, en la diferenciación de la especie Barrilla, de Salado e Incienso. Debido a la dispersión atmosférica, estas longitudes de onda podrían contener energía retrodispersada que solo añadiría ruido al estudio. El uso por tanto de estas bandas, debe ser tomado con cautela en etapas posteriores. (Kanning et al., 2018) utilizando la misma cámara *Pika L* de este trabajo, redujeron, desde el principio, el intervalo espectral de la cámara al rango 450-900 nm, con el objetivo de eliminar ese posible ruido atmosférico en las imágenes hiperespectrales. Los mismos autores analizaron qué bandas eran capaces de detectar el efecto de fertilizantes de nitrógeno en la agricultura. Nuevamente, aunque con un propósito muy diferente al nuestro, las bandas que mejor lo discriminaban estaban localizadas especialmente en el borde del rojo y en el infrarrojo. Estos resultados son comparables y compatibles con los encontrados en este trabajo, donde la mayoría de las bandas útiles se encuentran en el borde del rojo.

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015.  
Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <https://sede.ull.es/validacion/>

Identificador del documento: 3131461 Código de verificación: DCcY9LWt

Firmado por: Francesca Marchetti UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 24/12/2020 12:08:46
Manuel Imeldo Arbelo Pérez UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	24/12/2020 12:12:05
Björn Roland Michael Waske Roland UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	26/12/2020 17:28:50
María de las Maravillas Aguiar Aguiar UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	05/04/2021 12:27:46

Francesca Marchetti

---

En este estudio, se demuestra, por tanto, que la región espectral del borde del rojo es particularmente sensible para discriminar la vegetación característica del Malpaís de Güímar. En esa porción del espectro electromagnético se detectan, tanto variaciones en el contenido de clorofila de las hojas, como en su estructura celular o la proporción de los constituyentes de las células vegetales. Por tanto, resulta fundamental para encontrar diferencias entre especies, pero también añade variabilidad a las medidas, ya que incluso puede confundir las firmas espectrales entre ejemplares de la misma especie.

Un análisis detallado de los valores de la distancia de  $J-M$  (Tabla 3.6) y su comparación con otros estudios, nos alertan de la dificultad existente para discriminar fácilmente las 14 especies vegetales de la Reserva. Esto se traduce, de antemano, en posibles problemas a la hora de cartografiar temáticamente el área de estudio, aunque se usen algoritmos de clasificación modernos, tipo aprendizaje de máquina o desarrollados específicamente para el procesamiento de datos hiperespectrales. La discriminación espectral de la vegetación es una cuestión difícil, que depende sobre todo de las características típicas del lugar de interés (Fernandes et al., 2013), de la compleja composición de las especies presentes y de la variabilidad espacial de la vegetación. Si el comportamiento espectral de la vegetación es muy heterogéneo, esto se puede reflejar en una clasificación errónea de las clases temáticas a la hora de cartografiar el territorio. Por lo tanto, resulta útil en este caso, añadir información espacial a la espectral, mediante un amplio trabajo de campo que permita georeferenciar las especies de vegetación en la Reserva.

En general, la caracterización espectral de la vegetación con espectroradiometría de campo, se revela como una herramienta fundamental para la monitorización del espacio y el estado fenológico de las especies presentes, siempre que se tengan en cuenta las consideraciones planteadas.

---

90

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015.  
Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <https://sede.ull.es/validacion/>

Identificador del documento: 3131461 Código de verificación: DCcY9LWt

Firmado por: Francesca Marchetti . UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 24/12/2020 12:08:46
Manuel Imeldo Arbelo Pérez UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	24/12/2020 12:12:05
Björn Roland Michael Waske Roland UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	26/12/2020 17:28:50
María de las Maravillas Aguiar Aguiar UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	05/04/2021 12:27:46

## Capítulo 4

### Cartografía de la vegetación de interés apícola en la Reserva del Malpaís de Güímar

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015.  
Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <https://sede.ull.es/validacion/>

Identificador del documento: 3131461 Código de verificación: DCcY9LWt

Firmado por: Francesca Marchetti . UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 24/12/2020 12:08:46
Manuel Imeldo Arbelo Pérez UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	24/12/2020 12:12:05
Björn Roland Michael Waske Roland UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	26/12/2020 17:28:50
María de las Maravillas Aguiar Aguiar UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	05/04/2021 12:27:46



Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015.  
Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <https://sede.ull.es/validacion/>

Identificador del documento: 3131461 Código de verificación: DCcY9LWt

Firmado por: Francesca Marchetti . UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 24/12/2020 12:08:46
Manuel Imeldo Arbelo Pérez UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	24/12/2020 12:12:05
Björn Roland Michael Waske Roland UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	26/12/2020 17:28:50
María de las Maravillas Aguiar Aguiar UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	05/04/2021 12:27:46

## 4.1 Resumen

Se analiza el potencial del algoritmo de clasificación de aprendizaje automático *Random Forest* en combinación con imágenes hiperespectrales para cartografiar la Reserva Natural Especial del Malpaís de Güímar. En junio de 2018, el Cabildo de Tenerife contrató la adquisición de imágenes hiperespectrales del Malpaís con una cámara *Resonon Pika L*, (400-1000 nm), que iba a bordo de un vehículo aéreo no tripulado. Se seleccionó una imagen de aproximadamente 6 ha como área de estudio. Se identificaron y definieron ocho clases temáticas: *Aulaga*, *Balo*, *Cardón*, *Salado*, *Tabaiba amarga*, *Suelo*, *Sombra* y *Colmenas*. A partir de la imagen original de 120 bandas espectrales (ORIGINAL), se construyeron otros dos conjuntos de datos de dimensión reducida: PCA, a partir de un análisis de componentes principales que incluía las 5 primeras componentes; y SPECTRAL con las 14 bandas espectrales resultado del análisis de separabilidad espectral previo (Capítulo 3). El trabajo de campo permitió georreferenciar las parcelas de entrenamiento y validación usadas por el algoritmo de clasificación. Se evaluaron los mapas resultantes mediante el cálculo de la exactitud global (EG) y los errores de comisión (EC) y omisión (EO). La mejor EG se obtuvo con las imágenes ORIGINAL (91,5%) y PCA (91,3%). Sin embargo, no se encontraron diferencias significativas entre ellas. Las clases temáticas mejor clasificadas fueron *Cardón* (EC = 1,1% y EO = 4%), *Suelo* (EC = 1,2% y EO = 0,4%) y *Sombra* (EC=EO=0%). En general, las clasificaciones mostraron un buen comportamiento del algoritmo RF con las imágenes hiperespectrales de 10 cm de resolución espacial.

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015.  
Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <https://sede.ull.es/validacion/>

Identificador del documento: 3131461 Código de verificación: DCcY9LWt

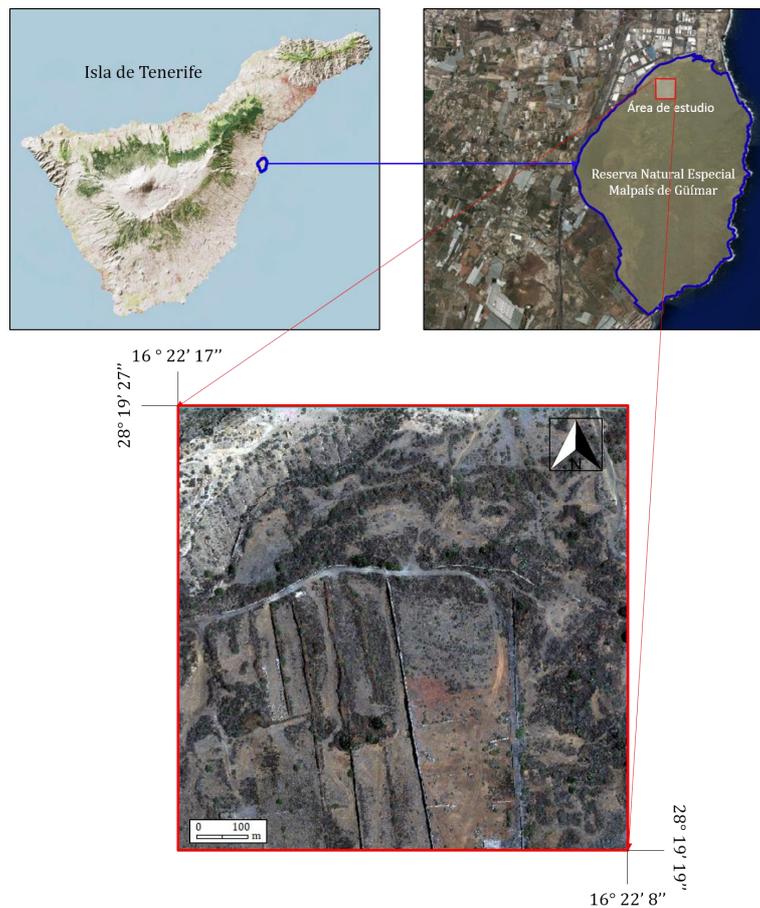
Firmado por: Francesca Marchetti . UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 24/12/2020 12:08:46
Manuel Imeldo Arbelo Pérez UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	24/12/2020 12:12:05
Björn Roland Michael Waske Roland UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	26/12/2020 17:28:50
María de las Maravillas Aguiar Aguiar UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	05/04/2021 12:27:46

Francesca Marchetti

## 4.2 Materiales y métodos

### 4.2.1 Área de estudio

El área de estudio comprende una pequeña porción representativa de la zona ocupada por la Reserva Natural Especial del Malpaís de Güímar (Capítulo 3, apartado 3.2.1). Consiste en un cuadrado de aproximadamente 250 m de lado, algo más de 6 ha, y se encuentra centrada en  $28^{\circ} 19' 23,81''$  de latitud norte y  $16^{\circ} 22' 12,68''$  de longitud oeste (Figura 4.1).



**Figura 4.1** Área de estudio de la Reserva Natural Especial del Malpaís de Güímar centrada en  $28^{\circ} 19' 23,81''$  N,  $16^{\circ} 22' 12,68''$  O. Imagen en color verdadero obtenida a partir de las bandas espectrales 59 (rojo), 38 (verde) y 19 (azul) de la cámara hiperspectral *Pika L* (Resonon, 2020).

94

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015.  
 Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <https://sede.ull.es/validacion/>

Identificador del documento: 3131461

Código de verificación: DCcY9LWt

Firmado por: Francesca Marchetti UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 24/12/2020 12:08:46
Manuel Imeldo Arbelo Pérez UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	24/12/2020 12:12:05
Björn Roland Michael Waske Roland UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	26/12/2020 17:28:50
María de las Maravillas Aguiar Aguiar UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	05/04/2021 12:27:46

Esta cuadrícula incluye una buena representación de la flora autóctona y endémica, y de las formas de vegetación del piso basal del archipiélago canario, junto a otros rasgos geomorfológicos típicos de la Reserva. Además, esta parcela es de fácil acceso, lo que facilita el necesario trabajo de campo que se describirá más adelante. La vegetación se encuentra repartida de forma desigual, siendo más abundante en el lado norte y este, donde se encuentran numerosos ejemplares de Salado (*Schizogyne sericea*) y Balo (*Plocama pendula*) formando comunidades vegetales mixtas o bien en agrupaciones de pocos individuos. La parte central está ocupada por especímenes dispersos de Aulaga (*Launaea arborescens*) y Cardones (*Euphorbia canariensis*), también se encuentra Tabaiba Amarga (*Euphorbia lamarckii*). En la parte oeste son visibles terrazas agrícolas abandonadas, en una de las cuales se pueden identificar colmenas formando una U en tonos claros. Esta es una de las zonas acotadas y autorizadas por el Cabildo de Tenerife para su ubicación por parte de los apicultores de la isla. Destacar también algunos caminos y muros de piedra que delimitan estas terrazas. Finalmente, indicar que el componente que ocupa la mayor superficie con respecto al resto es, sin duda, el suelo. Este suelo pertenece al tipo entisol, que se caracteriza por ser un suelo mineral con muy poco desarrollo debido a la actividad volcánica relativamente reciente que dio origen al Malpaís. Sin embargo, este suelo a su vez no resulta ser del todo homogéneo. Existen partes arenosas y otras donde predominan las rocas de diverso tamaño (Gobierno de Canarias, 2004).

#### 4.2.2 Esquema general de la metodología

En la Figura 4.2 se presenta el diagrama de flujo del trabajo realizado en este estudio.

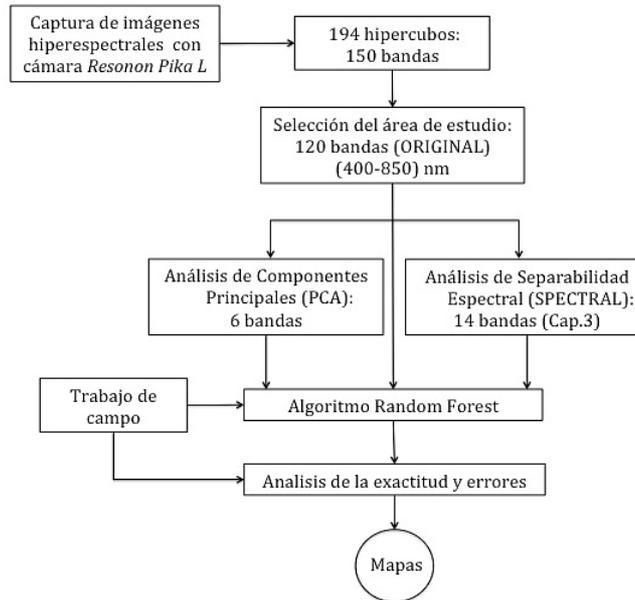
Un dron sobrevoló el área de estudio y obtuvo 194 imágenes hiperespectrales de 150 bandas cada una (hipercubo), con una cámara *Resonon Pika L* (Resonon, 2020) desde los 400 nm a los 1000 nm (visible - NIR). Para este estudio, se seleccionó un hipercubo situado en la parte norte del Malpaís y se redujo el número total de bandas a 120 tras un análisis de calidad que eliminó las bandas con ruido ( $\lambda > 850$  nm). A este conjunto de datos se le denominó ORIGINAL. A partir de esta imagen se crearon dos nuevos conjuntos de datos: PCA, que incluía cinco componentes sintéticas generadas mediante un análisis de componentes principales; y SPECTRAL, la imagen con 14 bandas obtenida con el análisis de separabilidad espectral realizado en el Capítulo 3 de esta memoria. A los tres conjuntos de datos (ORIGINAL, PCA y SPECTRAL) se le aplicó el algoritmo de clasificación *Random Forest*. Una evaluación de los errores permitió analizar y comparar los mapas temáticos resultantes. El trabajo de campo resultó imprescindible tanto para entrenar al algoritmo como para validar los resultados.

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015.  
Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <https://sede.ull.es/validacion/>

Identificador del documento: 3131461 Código de verificación: DCcY9LWt

Firmado por: Francesca Marchetti UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 24/12/2020 12:08:46
Manuel Imeldo Arbelo Pérez UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	24/12/2020 12:12:05
Björn Roland Michael Waske Roland UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	26/12/2020 17:28:50
María de las Maravillas Aguiar Aguiar UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	05/04/2021 12:27:46

Francesca Marchetti



**Figura 4.2** Diagrama de flujo utilizado para cartografiar el área de interés en el Malpaís de Güfmar.

### 4.2.3 Imágenes hiperespectrales

Durante el mes de junio 2018, se desarrolló una campaña de adquisición de imágenes hiperespectrales en la Reserva, contratada por el Cabildo de Tenerife (Área de Sostenibilidad, Medio Ambiente y Seguridad). Un dron sobrevoló la zona de interés a una altura aproximada de 120 metros, con una cámara hiperespectral *Resonon Pika L* (Resonon, 2020). Esta cámara dispone de un sistema de barrido por empuje capaz de registrar la radiancia reflejada en 281 canales espectrales desde los 400 a los 1000 nm, con un ancho espectral de aproximadamente 2,1 nm y 900 píxeles espaciales (Figura 4.3).

Las imágenes hiperespectrales cedidas por el Cabildo de Tenerife a GOTA, en el marco del contrato/proyecto “Caracterización espectral de la vegetación del pisobasal del Sur de Tenerife”, constituían un mosaico dividido en 194 hipercubos de (250 x 250) m<sup>2</sup>. Cada hipercubo (o imagen hiperespectral) había sido procesado previamente. La corrección geométrica consistió en una ortorectificación mediante un modelo digital del terreno en proyección UTM (*Universal Transverse Mercator*). Además, la corrección radiométrica convirtió los niveles digitales en radiancias y posteriormente fueron calibrados en reflectancias. Cada imagen contenía 150 bandas espectrales (400 nm <  $\lambda$  < 1000 nm) y una resolución espacial de 10 cm. El tamaño en disco de cada hipercubo era aproximadamente de 2 Gb.

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015. Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <a href="https://sede.ull.es/validacion/">https://sede.ull.es/validacion/</a>	
Identificador del documento: 3131461	Código de verificación: DCcY9LWt
Firmado por: Francesca Marchetti . UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 24/12/2020 12:08:46
Manuel Imeldo Arbelo Pérez UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	24/12/2020 12:12:05
Björn Roland Michael Waske Roland UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	26/12/2020 17:28:50
María de las Maravillas Aguiar Aguiar UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	05/04/2021 12:27:46



**Figura 4.3** Cámara hiperespectral *Resonon Pika L* (Resonon, 2020).

#### 4.2.4 Trabajo de campo

Aunque previamente se había desarrollado un exhaustivo trabajo de campo en la Reserva para seleccionar las especies de interés apícola (ver Capítulo 3), las condiciones fenológicas de gran parte de esta vegetación, durante el mes junio 2018, momento de captura de las imágenes hiperespectrales, no eran del todo idóneas para su identificación con técnicas de teledetección. Así que se procedió a realizar una nueva campaña experimental *in situ* para seleccionar, identificar y georeferenciar aquellas especies vegetales presentes en esta temporada. El objetivo era crear un conjunto de entrenamiento y otro de validación, que serían utilizados con posterioridad por el algoritmo de clasificación supervisado. Se pudieron identificar correctamente las siguientes especies: *Balo* (*Plocama pendula*), *Cardón* (*Euphorbia canariensis*), *Salado* (*Schizogyne sericea*), *Aulaga* (*Launaea arborescens*) y *Tabaiba Amarga* (*Euphorbia lamarckii*). Sin embargo, no fueron esas las únicas clases temáticas consideradas. También se definió la clase *Suelo*, que incluía todos los elementos minerales presentes; la clase *Sombra* generada por los muros de las terrazas agrícolas, delineadas con líneas verticales, más o menos evidentes, especialmente en la parte central; y, por último, la clase *Colmenas*, que se observa en la parte oeste de la zona de interés (Figura 4.1 y Figura 4.4 a, b). Las parcelas correspondientes a las clases *Sombra* y *Colmenas* no fueron georeferenciadas durante el trabajo de campo, sino directamente en la imagen hiperespectral. En el primer caso (*Sombra*), porque están caracterizadas por el momento de captura de la imagen, esto es, las condiciones de observación e iluminación en ese momento puntual; y en el segundo (*Colmenas*) resultaban ser elementos inaccesibles debido a la falta de sistemas de autoprotección frente a las abejas.

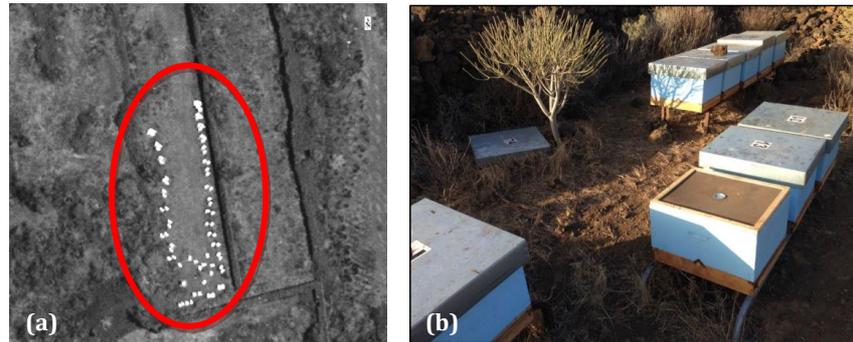
Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015.  
 Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <https://sede.ull.es/validacion/>

Identificador del documento: 3131461

Código de verificación: DCcY9LWt

Firmado por: Francesca Marchetti UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 24/12/2020 12:08:46
Manuel Imeldo Arbelo Pérez UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	24/12/2020 12:12:05
Björn Roland Michael Waske Roland UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	26/12/2020 17:28:50
María de las Maravillas Aguiar Aguiar UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	05/04/2021 12:27:46

Francesca Marchetti



**Figura 4.4** (a) Detalle de la localización de las colmenas en la banda espectral 1 (401,5 nm) de la imagen hiperespectral. (b) En el terreno (Diario de Avisos, 2016).

Para el trabajo de campo se utilizó un Sistema de Posicionamiento Global (GPS) GeoXT de la serie GeoExplorer 2008 (Figura 4.5) con resolución submétrica. Se seleccionó un número representativo de ejemplares de cada especie cubriendo toda el área de estudio. Las coordenadas geográficas tomadas con el GPS *in situ*, fueron utilizadas para identificar los píxeles correspondientes en la imagen, considerando, en los casos que fue posible, el área cubierta por cada clase. Por ejemplo, se eligieron 21.429 píxeles de *Suelo*, mientras que los píxeles de *Colmenas* solo fueron 158 (Tabla 4.1). Estos píxeles a su vez son agrupados en parcelas o regiones de interés. Cada parcela contiene un número variable de píxeles, en función de la forma y el tamaño de cada clase temática. Por ejemplo, las parcelas de *Colmenas* tienen un número de píxeles entre 7 y 20, mientras que las de *Suelo* pueden llegar hasta 1500 píxeles.



**Figura 4.5** Medida de un ejemplar de *Aulaga* con un GPS Geo Explorer 2008 en la Reserva durante el trabajo de campo.

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015. Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <a href="https://sede.ull.es/validacion/">https://sede.ull.es/validacion/</a>	
Identificador del documento: 3131461	Código de verificación: DCcY9LWt
Firmado por: Francesca Marchetti UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 24/12/2020 12:08:46
Manuel Imeldo Arbelo Pérez UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	24/12/2020 12:12:05
Björn Roland Michael Waske Roland UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	26/12/2020 17:28:50
María de las Maravillas Aguiar Aguiar UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	05/04/2021 12:27:46

Con respecto a la vegetación, el número de píxeles por parcela resulta diferente en función del porte de los ejemplares y especie. Así, para el *Cardón*, alguna parcela (ejemplar completo) puede llegar a ocupar casi 1000 píxeles, mientras que, en el lado contrario, encontramos parcelas pequeñas para la *Aulaga*, por ejemplo, con apenas 100 píxeles. Por último, las parcelas de *Sombras* están compuestas por píxeles que varían entre los 34 y 54 píxeles, con formas regulares (principalmente rectangular). En total, se obtuvieron 162 parcelas (Tabla 4.1) que, en una etapa posterior fueron divididas en un conjunto de entrenamiento y otro de validación, mediante un muestreo aleatorio simple (Olofsson et al., 2014).

**Tabla 4.1** Número total y área ocupada por todas las parcelas de entrenamiento y validación en el área de estudio.

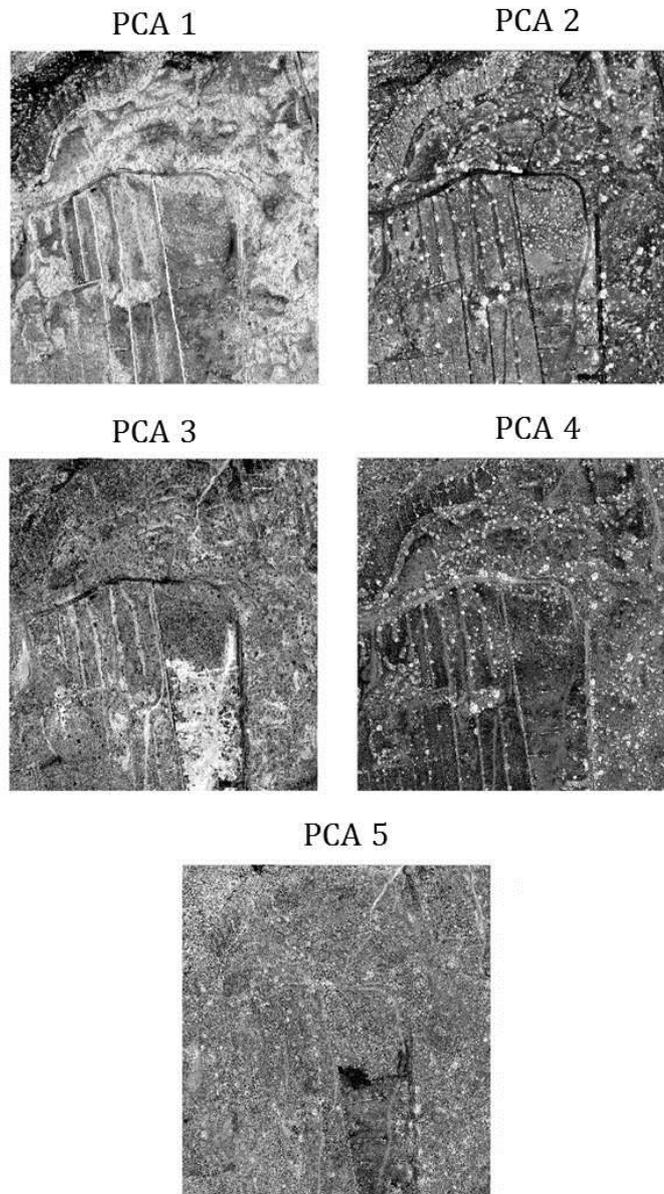
Clases temática	Entrenamiento		Validación	
	Nº parcelas	Área(m <sup>2</sup> )	Nº parcelas	Área(m <sup>2</sup> )
<i>Aulaga</i>	7	10,31	5	6,37
<i>Balo</i>	9	73,62	8	47,98
<i>Cardón</i>	9	84,70	9	91,53
<i>Colmenas</i>	7	0,84	7	0,68
<i>Salado</i>	7	14,36	7	11,70
<i>Sombras</i>	10	3,66	10	5,39
<i>Suelo</i>	26	123,70	26	90,59
<i>Tabaiba amarga</i>	8	10,37	7	10,22

#### 4.2.5 Construcción de los conjuntos de imágenes

Con objeto de comparar y analizar los resultados de diferentes mapas temáticos en función del número y naturaleza de las bandas espectrales de partida, se crearon dos nuevos conjuntos de datos a partir de la imagen ORIGINAL de 120 bandas (Capítulo 3.2.4). Estos procedimientos resultan habituales cuando se dispone de imágenes hiperespectrales en las que muchas bandas pueden incluir información redundante o correlacionada y también por la dificultad, en muchos casos, de manejar un volumen tan grande de datos con computadoras convencionales. El primer conjunto, denominado PCA, fue construido aplicando un análisis de componentes principales. Se eligieron las primeras cinco componentes (Figura 4.6) porque retenían un 99,29% de toda la información contenida en las 120 bandas originales (Tabla 4.2). El segundo conjunto se obtuvo mediante un análisis de separabilidad espectral en el Capítulo 3 de esta memoria. Se le asignó el nombre de SPECTRAL (de SeParabilidad EspeCTRAL). Está constituido por las siguientes 14 bandas espectrales: 1 (401,5 nm), 8 (426,27 nm), 40 (555,23 nm), 43 (569,5 nm), 75 (697,5 nm), 77 (704,34 nm), 78 (709, 5 nm), 81 (720,46 nm), 82 (725,5 nm), 83 (728,52 nm), 85 (737,5 nm), 86 (741,5 nm), 89 (753,5 nm) y 90 (757,5 nm).

Firmado por: Francesca Marchetti UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 24/12/2020 12:08:46
Manuel Imeldo Arbelo Pérez UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	24/12/2020 12:12:05
Björn Roland Michael Waske Roland UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	26/12/2020 17:28:50
María de las Maravillas Aguiar Aguiar UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	05/04/2021 12:27:46

Francesca Marchetti



**Figura 4.6** Primeras cinco componentes principales que explican un 99,29% de la información original incluida en las 120 bandas espectrales del conjunto ORIGINAL.

100

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015.  
Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <https://sede.ull.es/validacion/>

Identificador del documento: 3131461 Código de verificación: DCcY9LWt

Firmado por: Francesca Marchetti . UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 24/12/2020 12:08:46
Manuel Imeldo Arbelo Pérez UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	24/12/2020 12:12:05
Björn Roland Michael Waske Roland UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	26/12/2020 17:28:50
María de las Maravillas Aguiar Aguiar UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	05/04/2021 12:27:46

**Tabla 4.2** Valores (en %) de la información que contiene cada una de las cinco primeras componentes principales de la imagen hiperespectral ORIGINAL.

Componente Principal PCA	Porcentaje (%)
1	92,94
2	4,97
3	0,92
4	0,35
5	0,11
Total	99,29

#### 4.2.6 Algoritmo de clasificación

Se aplicó el algoritmo de aprendizaje de máquina *Random Forest* a los tres conjuntos de imágenes descritos en el apartado anterior. Las razones para la elección de RF como algoritmo de clasificación han sido tres. La primera, por su gran capacidad para gestionar imágenes hiperespectrales, dada su alta velocidad de procesamiento; la segunda, por su fiabilidad a la hora de cartografiar clases con características complejas (Du et al., 2015; Maxwell et al., 2018; Pal, 2005; Rodríguez-Galiano et al., 2012); y finalmente porque en la actualidad aún son pocos los estudios que aplican este algoritmo con imágenes capturadas por sensores remotos a bordo de drones (Ma et al., 2015; Sun and Schulz, 2015). Las características del software EnMap Box (van der Linden et al., 2015) utilizado para su aplicación, así como la descripción del algoritmo RF ya se describió en capítulos anteriores de esta memoria. Se remite el lector a los apartados 1.2.2 y 2.3.4 para más detalle.

El parámetro principal ( $n_{tree}$ ), que designa cuántos árboles de decisión se ejecutan durante la clasificación, se fijó en 500 para todos los conjuntos de imágenes utilizados, de acuerdo los resultados obtenidos en estudios previos (Li et al., 2015; Waske and Braun, 2009). Para entrenar y validar el algoritmo se utilizó el conjunto de datos seleccionados previamente (Tabla 4.1).

#### 4.2.7 Evaluación de errores

La fiabilidad de los mapas se evaluó mediante tres métricas comúnmente utilizadas durante las últimas décadas en teledetección (Morales-Barquero et al., 2019): la exactitud global (EG), el error de omisión (EO) y el error de comisión (EC). La EG, esencialmente nos indica qué proporción de todos los píxeles del conjunto de validación se clasificaron correctamente. Es una medida del mapa global, por lo que su fiabilidad, si se usara como única métrica de evaluación de errores está bastante limitada. Mientras que los EO y EC permiten obtener una evaluación de la exactitud de las clases temáticas individuales.

Firmado por: Francesca Marchetti UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 24/12/2020 12:08:46
Manuel Imeldo Arbelo Pérez UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	24/12/2020 12:12:05
Björn Roland Michael Waske Roland UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	26/12/2020 17:28:50
María de las Maravillas Aguiar Aguiar UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	05/04/2021 12:27:46

Francesca Marchetti

El EC, también conocido como exactitud del usuario, se obtiene dividiendo los píxeles que han sido clasificados correctamente en cada clase temática por el número de píxeles de validación utilizados para la clase de interés. Son píxeles que, aunque no pertenezcan a una clase temática dada, aparecen clasificados como tales. El EO, o exactitud del productor, se obtiene dividiendo los píxeles que han sido clasificados correctamente en cada clase temática por el número total de píxeles asociados a la clase de interés. Son píxeles que pertenecen a una clase temática pero no aparecen en ella porque fueron clasificados erróneamente como otra clase, y por lo tanto, omitidos de la clase de pertenencia.

Todos estos parámetros se expresan normalmente en porcentajes y se obtienen a partir de la matriz de confusión (previamente definida en 2.2.7). Para este estudio se obtuvieron dos tipos de matrices de confusión. En el primer caso se consideró un conjunto de validación que incluyó todas las clases temáticas (Conjunto 1) y en el segundo, sólo con la vegetación (Conjunto 2). Se pretende con esto realizar un análisis comparativo de resultados para conocer cuál es la influencia, sobre la exactitud global, del resto de clases (*Sombra, Suelo y Colmenas*).

### 4.3 Resultados

A continuación, se presentan las matrices de confusión en las Tablas 4.3, 4.4 y 4.5, para las tres imágenes clasificadas, ORIGINAL, PCA y SPECTRAL, tras aplicar el algoritmo *Random Forest*.

**Tabla 4.3** Matriz de confusión de la clasificación con la imagen ORIGINAL.

Clases temáticas	ORIGINAL								
	Aulaga	Balo	Cardón	Salado	T. amarga	Suelo	Sombra	Colmenas	Total
Aulaga	359	0	0	52	59	0	0	0	470
Balo	235	4704	368	231	675	0	0	0	6213
Cardón	8	87	8785	0	5	0	0	0	8885
Salado	11	0	0	834	162	0	0	0	1007
T.amarga	0	1	0	10	303	0	0	0	314
Suelo	24	6	0	0	16	8830	0	38	8957
Sombra	0	0	0	0	0	0	539	0	539
Colmenas	0	0	0	0	0	227	0	30	257
Total	637	4798	9153	1170	1220	9057	539	68	26642

102

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015.  
 Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <https://sede.ull.es/validacion/>

Identificador del documento: 3131461 Código de verificación: DCcY9LWt

Firmado por: Francesca Marchetti UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 24/12/2020 12:08:46
Manuel Imeldo Arbelo Pérez UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	24/12/2020 12:12:05
Björn Roland Michael Waske Roland UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	26/12/2020 17:28:50
María de las Maravillas Aguiar Aguiar UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	05/04/2021 12:27:46

Capítulo 4

**Tabla 4.4** Matriz de confusión de la clasificación con la imagen SPECTRAL.

		SPECTRAL							
Clases temáticas	Aulaga	Balo	Cardón	Salado	T. amarga	Suelo	Sombra	Colmenas	Total
Aulaga	324	0	0	7	4	0	0	0	335
Balo	281	4212	425	966	769	0	0	0	6653
Cardón	17	579	8728	0	0	0	0	0	9324
Salado	0	0	0	156	46	0	0	0	202
T.amarga	0	0	0	4	353	0	0	0	357
Suelo	15	7	0	37	43	8866	0	41	9009
Sombra	0	0	0	0	5	0	539	0	544
Colmenas	0	0	0	0	0	191	0	27	218
Total	637	4798	9153	1170	1220	9057	539	68	26642

**Tabla 4.5** Matriz de confusión de la clasificación con la imagen PCA.

		PCA							
Clases temáticas	Aulaga	Balo	Cardón	Salado	T. amarga	Suelo	Sombra	Colmenas	Total
Aulaga	383	0	0	34	46	0	0	0	462
Balo	205	4605	407	265	803	0	0	0	6285
Cardón	25	190	8746	0	18	0	0	0	8979
Salado	4	0	0	814	152	0	0	0	970
T.amarga	0	1	0	10	303	0	0	0	314
Suelo	21	2	0	45	24	9023	0	21	9136
Sombra	0	0	0	0	0	0	539	0	539
Colmenas	0	0	0	0	0	34	0	47	81
Total	637	4798	9153	1170	1220	9057	539	68	26642

La primera métrica que se obtuvo de las matrices de confusión fue la exactitud global. En la Tabla 4.6, se presentan los valores de las EG para las tres imágenes y los dos conjuntos de validación considerados. Se muestran los intervalos de confianza al 95% que permiten analizar las posibles diferencias significativas entre las clasificaciones.

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015.  
 Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <https://sede.ull.es/validacion/>

Identificador del documento: 3131461 Código de verificación: DCcY9LWt

Firmado por: Francesca Marchetti UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 24/12/2020 12:08:46
Manuel Imeldo Arbelo Pérez UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	24/12/2020 12:12:05
Björn Roland Michael Waske Roland UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	26/12/2020 17:28:50
María de las Maravillas Aguiar Aguiar UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	05/04/2021 12:27:46

Francesca Marchetti

**Tabla 4.6** Exactitud global (%) con intervalo de confianza del 95% de las tres imágenes (ORIGINAL, SPECTRAL y PCA), considerando como parcelas de validación todas las clases temáticas (Conjunto 1) y solo la vegetación de interés (Conjunto 2).

Imágen	Exactitud Global (%)	
	Conjunto 1	Conjunto 2
ORIGINAL	91,5 ± 1,7	88,7 ± 1,6
SPECTRAL	87,1 ± 1,6	81,6 ± 1,5
PCA	91,3 ± 1,7	87,2 ± 1,6

Cuando se consideran todas las clases temáticas (Conjunto 1), la exactitud global más alta se obtiene con la imagen ORIGINAL (91,5%), mientras que la SPECTRAL genera el valor más bajo (87,1%). La diferencia de 0,2% entre la EG de la ORIGINAL y la PCA, no es estadísticamente significativa. Por otro lado, para el conjunto de validación de la vegetación, se encuentra una disminución de la EG que alcanza el 5,5% para la imagen SPECTRAL y el 2,8% para ORIGINAL. En este último caso, tampoco existen diferencias significativas entre la EG de la ORIGINAL y la PCA.

En general, tras observar las matrices de confusión (Tablas 4.3, 4.4 y 4.5) se aprecia que las clases temáticas de vegetación se confunden entre ellas, en mayor o menor medida, dependiendo de la imagen considerada. Por ejemplo, para ORIGINAL, muchos píxeles (111) de la clase *Aulaga* son clasificados como *Salado* y *Tabaiba amarga*, si bien esta confusión disminuye con el conjunto SPECTRAL, donde el número de píxeles mal clasificados de *Aulaga* se reduce a 11. Por su parte el *Balo*, una de las especies mayoritarias en el área de estudio, se confunde con todas las otras especies vegetales presentes en la clasificación. Con respecto al *Cardón*, la mayoría de los píxeles son acertados por el algoritmo, aunque algunos se clasifican como *Aulaga* y *Balo* (SPECTRAL). La clasificación de la imagen ORIGINAL, a pesar de que también confunde algunos píxeles (8) de *Cardón* con la *Tabaiba amarga*, es la imagen que mejor clasifica esta clase, con sólo 100 píxeles equivocados. Y para el *Salado*, es sin duda la clasificación con SPECTRAL, la que más acierta con esta clase, confundiendo sólo 46 píxeles con la *Tabaiba amarga*. Esta última especie, a su vez, genera menor confusión que el resto de vegetación, tanto para la imagen SPECTRAL, donde se observan solo 4 píxeles clasificados como *Salado*, como con las otras imágenes, donde el número de píxeles equivocados es bajo (11). Por tanto, la *Tabaiba amarga*, junto con el *Cardón*, resultan ser las especies mejor clasificadas por el algoritmo.

Considerando ahora las tres clases *Suelo*, *Sombra* y *Colmenas*, los resultados de las clasificaciones muestran grandes diferencias en función del elemento considerado. Con respecto al *Suelo*, se observa en las matrices de confusión (Tablas 4.3, 4.4 y 4.5), que algunos píxeles se clasifican como vegetación, variando entre 46 (ORIGINAL) y 160 píxeles (PCA), valores bajos teniendo en cuenta el área ocupada

104

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015.  
 Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <https://sede.ull.es/validacion/>

Identificador del documento: 3131461 Código de verificación: DCcY9LWt

Firmado por: Francesca Marchetti UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 24/12/2020 12:08:46
Manuel Imeldo Arbelo Pérez UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	24/12/2020 12:12:05
Björn Roland Michael Waske Roland UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	26/12/2020 17:28:50
María de las Maravillas Aguiar Aguiar UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	05/04/2021 12:27:46

por esta clase. Mientras, la clase *Sombra* resulta ser la clase que genera los mejores resultados, con todos los píxeles bien clasificados en las tres imágenes de partida. *Colmenas*, por el contrario, se puede considerar como una de las clases peor clasificadas, presentando mucha confusión con el *Suelo*, en todas las imágenes clasificadas.

En la Tabla 4.7 se presentan los errores individuales generados por cada clase temática calculados como errores de comisión y omisión. En general, se observa que, para todas las clases, salvo *Balo* y *Colmenas*, el EC es menor que el EO.

**Tabla 4.7** Errores de comisión (EC) y de omisión (EO) para todas las imágenes clasificadas.

Clases temáticas	ORIGINAL		SPECTRAL		PCA	
	EC (%)	EO (%)	EC (%)	EO (%)	EC (%)	EO (%)
<i>Aulaga</i>	23,6	43,6	3,3	49,1	17,3	40
<i>Balo</i>	24,3	1,9	36,7	12,2	26,7	4
<i>Cardón</i>	1,1	4,0	6,4	4,6	2,6	4,4
<i>Salado</i>	17,2	28,7	22,8	86,7	16,1	30,4
<i>T.amarga</i>	3,5	75,2	1,1	71,1	6,9	85,5
<i>Suelo</i>	1,4	2,5	1,6	2,1	1,2	0,4
<i>Sombra</i>	0	0	0,9	0	0	0
<i>Colmenas</i>	88,3	55,9	87,6	60,3	42	30,9

Las clases con los menores errores son *Cardón*, *Balo*, *Sombra* y *Suelo*. El *Cardón* tiene un error inferior al 6,5% en todas las clasificaciones, aunque los mejores resultados se obtienen con ORIGINAL (EC de 1,1% y EO de 4%). Para el *Balo* los errores aumentan, variando entre un EC de 36,7% (SPECTRAL) y un EO de 1,9% (ORIGINAL). El *Salado* y la *Aulaga* presentan errores relativamente elevados en función de la imagen considerada, con valores variables, llegando a un 49,1% en el caso de *Aulaga* y un 86,7% para el *Salado* (EO de la SPECTRAL). Destaca la *Tabaiba amarga*, con errores de comisión entre un 1,1% (SPECTRAL) y un 6,7% (PCA) y errores de omisión elevados, entre un 71,1% (SPECTRAL) y un 85,5% (PCA). Para las clases diferentes de la vegetación, se encuentra que la *Sombra* tiene un EC y un EO de 0 en todas las clasificaciones, salvo para la SPECTRAL con un EC de 0,9%. Para el *Suelo*, se encuentran todos los errores por debajo del 2,5% (EC de la SPECTRAL). Y, por último, como ya se indicó antes, la clase *Colmenas* presenta los errores más elevados, llegando hasta el 88,3% de EC y 30,9% de EO, en la imagen ORIGINAL.

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015.  
 Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <https://sede.ull.es/validacion/>

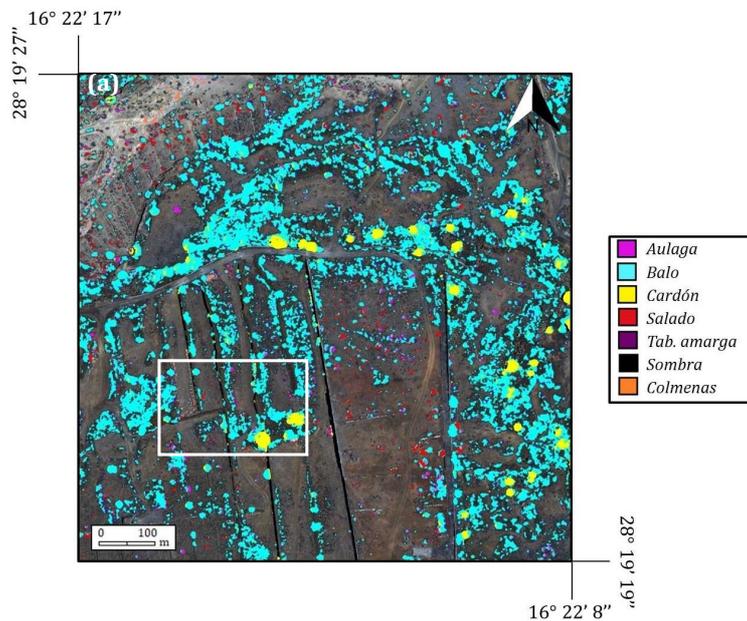
Identificador del documento: 3131461 Código de verificación: DCcY9LWt

Firmado por: Francesca Marchetti UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 24/12/2020 12:08:46
Manuel Imeldo Arbelo Pérez UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	24/12/2020 12:12:05
Björn Roland Michael Waske Roland UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	26/12/2020 17:28:50
María de las Maravillas Aguiar Aguiar UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	05/04/2021 12:27:46

Francesca Marchetti

Una evaluación visual de las imágenes clasificadas confirma los resultados anteriores y, en general, un comportamiento adecuado del algoritmo RF. En la Figura 4.7 se muestran los mapas temáticos correspondientes.

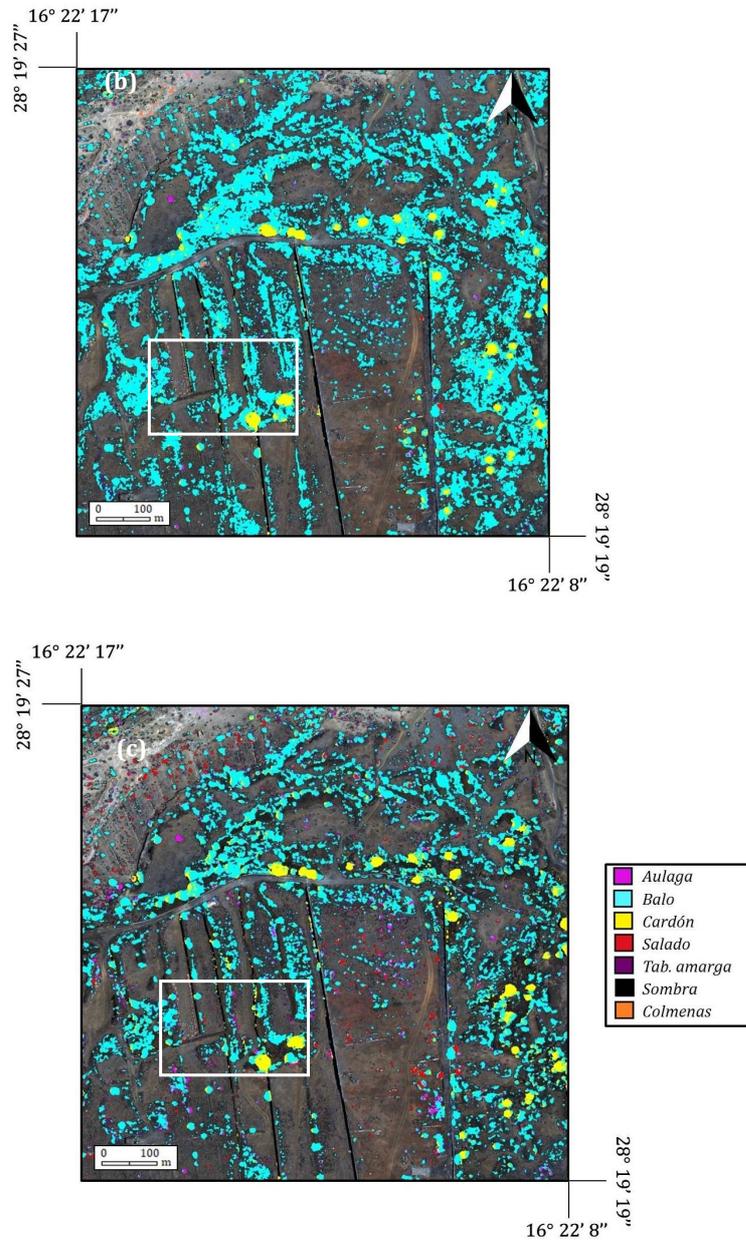
Las clasificaciones ORIGINAL y PCA tienen un aspecto similar (Figura 4.7 a, c), mientras que la SPECTRAL parece mostrar más confusión entre las clases de interés (Figura 4.7 b). Esta última clasificación presenta una sobrestimación de *Balo*, evidente en la parte norte y oeste de la imagen, además de una infraestimación de *Salado* (visible en la parte central), en comparación con las otras dos clasificaciones. La clase *Cardón* muestra una distribución espacial y superficie cubierta similar en las tres imágenes. En las tres clasificaciones *Colmenas* (en naranja) parece bien clasificada. Sin embargo, cuando se observa con más detalle, se encuentran píxeles de *Suelo* clasificados como *Colmenas* en la parte noroeste, especialmente en la ORIGINAL y SPECTRAL. De todas las clases, destaca la *Sombra* (en negro) como la clase mejor identificada en los tres mapas.



**Figura 4.7** Imágenes clasificadas con el algoritmo RF. (a) ORIGINAL; (b) SPECTRAL (c) y PCA. No se ha representado la clase Suelo, dejando la imagen en color verdadero de fondo mostrada en la Figura 4.1. El rectángulo blanco indica el zoom de la Figura 4.8.

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015. Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <a href="https://sede.ull.es/validacion/">https://sede.ull.es/validacion/</a>	
Identificador del documento: 3131461	Código de verificación: DCcY9LWt
Firmado por: Francesca Marchetti UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 24/12/2020 12:08:46
Manuel Imeldo Arbelo Pérez UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	24/12/2020 12:12:05
Björn Roland Michael Waske Roland UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	26/12/2020 17:28:50
María de las Maravillas Aguiar Aguiar UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	05/04/2021 12:27:46

Capítulo 4



**Figura 4.7** (Continuación) Imágenes clasificadas con el algoritmo RF. (a) ORIGINAL; (b) SPECTRAL (c) y PCA. No se ha representado la clase Suelo, dejando la imagen en color verdadero de fondo como mostrada en la Figura 4.1. El rectángulo blanco indica el zoom de la Figura 4.8.

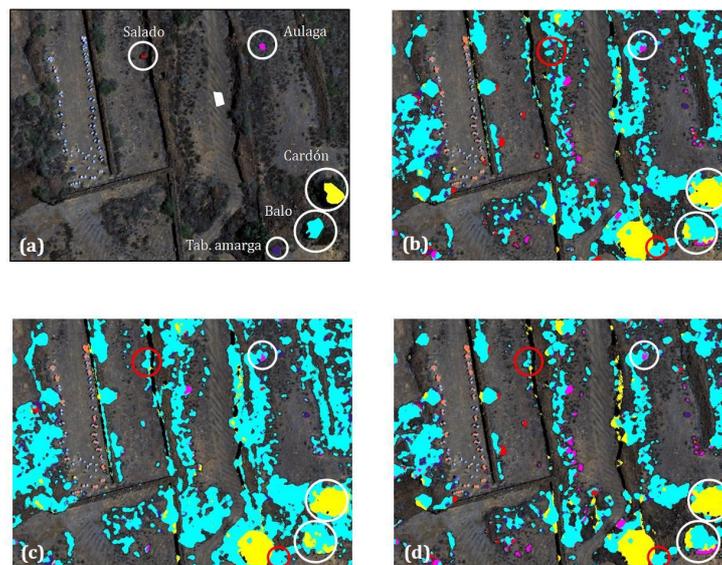
Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015.  
 Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <https://sede.ull.es/validacion/>

Identificador del documento: 3131461 Código de verificación: DCcY9LWt

Firmado por: Francesca Marchetti . UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 24/12/2020 12:08:46
Manuel Imeldo Arbelo Pérez UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	24/12/2020 12:12:05
Björn Roland Michael Waske Roland UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	26/12/2020 17:28:50
María de las Maravillas Aguiar Aguiar UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	05/04/2021 12:27:46

Francesca Marchetti

Con objeto de analizar en detalle las diferencias más relevantes en las clasificaciones, se seleccionó la porción del área de estudio delimitada por las coordenadas geográficas que se muestran en la Figura 4.8. Para comparar las clasificaciones se presenta la imagen original en color verdadero obtenida a partir de las bandas espectrales 59 (rojo), 38 (verde) y 19 (azul), con algunas parcelas de validación superpuestas (Figura 4.8 a). Los círculos en blanco muestran las clases acertadas por el algoritmo, mientras que los círculos rojos muestran las equivocadas. Por ejemplo, se observa un ejemplar de *Salado* (en rojo) en la parte norte, que ha sido clasificado como *Balo* (en azul), en todas las imágenes (Figura 4.8 b, c, d). En cambio, a su derecha, se muestra una parcela con algunos ejemplares juntos de *Aulaga*, bien clasificada en las tres imágenes, aunque se observa que su tamaño varía en función de la imagen considerada, siendo algunos píxeles, especialmente en la SPECTRAL, confundidos con el *Balo*. Considerando ahora la parte sureste del rectángulo, se observa en primer plano un ejemplar de *Cardón* (en amarillo) y uno de *Balo* (en azul), mezclado a su vez con otro *Cardón*, lo que podría complicar su identificación, aunque ambas parcelas parecen ser acertadas por el algoritmo en las tres imágenes. Por último, en la misma zona, se puede distinguir una parcela de *Tabaiba amarga* (en púrpura), clasificada como *Balo* en todas las clasificaciones. En general el detalle del área de estudio mostrado confirma los resultados y errores anteriores.



**Figura 4.8** Detalle del área de estudio delimitada por las coordenadas (28° 19' 23,40" N, 16° 22' 15,90" O; 28° 19' 21,57" N, 16° 22' 13,07" O): (a) Imagen original en color verdadero con parcelas de validación, (b) Clasificación ORIGINAL, (c) Clasificación SPECTRAL y (d) Clasificación PCA. Los círculos en blanco muestran las clases (parcelas) acertadas mientras que los rojos muestran clases (parcelas) mal clasificadas.

108

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015.  
 Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <https://sede.ull.es/validacion/>

Identificador del documento: 3131461

Código de verificación: DCcY9LWt

Firmado por: Francesca Marchetti UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 24/12/2020 12:08:46
Manuel Imeldo Arbelo Pérez UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	24/12/2020 12:12:05
Björn Roland Michael Waske Roland UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	26/12/2020 17:28:50
María de las Maravillas Aguiar Aguiar UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	05/04/2021 12:27:46

## 4.4 Discusión

Los resultados obtenidos en este estudio han permitido analizar el comportamiento del algoritmo de aprendizaje supervisado RF cuando se aplica a imágenes hiperespectrales. No existen muchos trabajos previos que utilicen la misma metodología sobre conjuntos de datos similares (Belgiu & Drăgu, 2016; Castaings et al., 2010; Dinç & Aygün, 2013; Ham et al., 2005; Joelsson et al., 2005; Sabat-Tomala et al., 2020; Clark & Kilham, 2016; Shang & Chisholm, 2014, Adam et al., 2012; Amini et al., 2018), por lo que este trabajo supone una aportación novedosa, especialmente por el uso de imágenes hiperespectrales de resolución espacial centimétrica.

En general, el uso de imágenes hiperespectrales aporta información esencial que permite distinguir mejor la respuesta espectral de objetos similares. Muy útil cuando se intentan clasificar especies vegetales, como se demuestra en este y otros trabajos (Clark & Kilham, 2016; Shang & Chisholm, 2014) con exactitudes globales superiores al 85%. Sin embargo, en muchos casos, su uso también conlleva tener que manejar bandas espectrales con mucho ruido e información redundante que deben ser tenidas en cuenta (Belgiu & Drăgu, 2016).

Clark & Kilham (2016) utilizaron imágenes proporcionadas por el satélite HypsIRI (*Hyperspectral Infrared Imager*) para cartografiar una zona de la Bahía de San Francisco (California) con RF. Obtuvieron un mapa con doce clases temáticas y una exactitud global del 85,1%, similar al 91,7% obtenida en este estudio, aunque considerando sólo ocho clases temáticas. Shang & Chisholm (2014), por su parte, consiguieron una exactitud global hasta un 3% más alta, al clasificar diferentes especies forestales presentes en la Península Beecroft (Australia). En su trabajo, como en este, utilizaron medidas *in situ* obtenidas con un espectroradiómetro *ASD FieldSpec Pro FR* junto a imágenes proporcionadas por el sensor hiperespectral *HyMap* (HyVista Corporation Pty Ltd, Castle Hill, NSW, Australia). Lograron una EG del 94,7% con el algoritmo RF. En un trabajo más reciente, Amini et al. (2018), aplicaron un enfoque orientado a objetos en conjunción con RF para clasificar tres conjuntos de imágenes hiperespectrales generadas por diferentes sensores, el *HyMap* (114 bandas espectrales), el *Airborne Prism Experiment* (285 bandas) y el *Compact Airborne Spectrographic Imager (CASI)* (144 bandas). A diferencia del estudio presentado en esta memoria, sólo definieron cinco clases temáticas (Vegetación, Asfalto, Construcciones, Arena y Agua), que además presentaban firmas espectrales muy diferentes entre sí, consiguiendo exactitudes globales que variaban desde un 95,5% para *HyMap* al 84,3% para *CASI*. Otro estudio interesante resulta ser el de Adam et al. (2012), cuyo objetivo era discriminar las especies vegetales coexistentes con el papiro (*Cyperus papyrus* L.) en un humedal pantanoso situado en la costa este de la provincia de KwaZulu-Natal (Sudáfrica). Usando igualmente RF como clasificador, obtuvieron una exactitud global del 90,50% y exactitudes para las clases individuales entre el 93,73% y 100%. Resultados, en

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015.  
Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <https://sede.ull.es/validacion/>

Identificador del documento: 3131461 Código de verificación: DCcY9LWt

Firmado por:	Fecha:
Francesca Marchetti UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	24/12/2020 12:08:46
Manuel Imeldo Arbelo Pérez UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	24/12/2020 12:12:05
Björn Roland Michael Waske Roland UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	26/12/2020 17:28:50
María de las Maravillas Aguiar Aguiar UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	05/04/2021 12:27:46

Francesca Marchetti

apariencia, excelentes. Sin embargo, la metodología aplicada consistió en la medida mediante espectroradiometría de campo de las firmas espectrales de las especies de interés, para luego re-muestrearlas a la resolución del sensor *HyMap*. Es decir, no produjeron un mapa temático del área de estudio, sino que evaluaron la capacidad del sensor aerotransportado *HyMap* para una posible aplicación operacional posterior. Es un planteamiento interesante, similar a la técnica de separabilidad espectral que se realizó en esta tesis para determinar las mejores bandas para discriminar las especies vegetales de interés con la cámara *Pika L*, pero los resultados presentados pueden distar mucho de la aplicación con una imagen real.

La evaluación de la exactitud global de los mapas temáticos obtenidos (Tabla 4.6), sólo muestra diferencias significativas cuando se comparan los conjuntos de datos ORIGINAL y PCA con SPECTRAL, independientemente de si se consideran o no las clases no vegetales. No se encontraron diferencias significativas en caso alguno entre las imágenes ORIGINAL y PCA. Sin embargo, cuando se analiza en detalle la matriz de confusión de la imagen SPECTRAL (Tabla 4.4), se observa que esta clasificación presenta la menor confusión de píxeles para algunas de las especies vegetales. Notorio especialmente para las clases *Aulaga* y *Tabaiba amarga*, donde el número de píxeles equivocados se reduce significativamente en comparación con ORIGINAL y PCA, principalmente el error de comisión (Tabla 4.7). Esto demuestra la importancia y repercusión que puede tener la realización de un análisis de separabilidad espectral previo, para determinar las bandas o longitudes de onda más adecuadas para discriminar las clases de interés, especialmente cuando se trabaja con imágenes de alta dimensión (hiperespectrales). Análisis de separabilidad que ya confirmaba (Capítulo 3), por ejemplo, la dificultad para distinguir *Balo* y, por tanto, preveía que esta clase se podría confundir en exceso con el resto, como se ha demostrado.

La clase *Cardón* merece una discusión aparte. Es la especie vegetal mejor clasificada, con los menores EC y EO. La explicación podría deberse a su respuesta espectral, morfología y tamaño característico. Sin embargo, en una estimación a posteriori del área cubierta por esta clase, se observó que el número de muestras (píxeles) de validación de *Cardón* usados, resultó ser relativamente grande en comparación con el resto de clases, que eran más o menos proporcionales al área ocupada. Este hecho podría alterar los resultados de exactitud global de todos los mapas obtenidos. Con objeto de analizar su posible influencia, se calcularon las métricas reduciendo el número de píxeles de referencia de esta clase hasta 5856 píxeles, procurando hacerlo proporcional al área ocupada. Los resultados de EG, así como los EC y EO no cambiaron significativamente, sin superar en caso alguno el 0,7% con respecto a los valores ya presentados.

Conviene analizar lo que ocurre en las tres clasificaciones con respecto a las clases que no se corresponden con especies vegetales, esto es *Suelo*, *Sombra* y *Colmenas*.

110

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015.  
Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <https://sede.ull.es/validacion/>

Identificador del documento: 3131461 Código de verificación: DCcY9LWt

Firmado por: Francesca Marchetti . UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 24/12/2020 12:08:46
Manuel Imeldo Arbelo Pérez UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	24/12/2020 12:12:05
Björn Roland Michael Waske Roland UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	26/12/2020 17:28:50
María de las Maravillas Aguiar Aguiar UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	05/04/2021 12:27:46

A partir de las matrices de confusión (Tablas 4.3, 4.4 y 4.5) se deriva que las equivocaciones de estas clases entre ellas o con el resto, resultan similares en los tres conjuntos. Por lo tanto, la discusión que se presenta no hará distinciones entre ellos. La clase *Sombra*, al poseer una firma espectral con valores bajos de reflectancia y por tanto muy diferente a las otras clases, resultó ser la clase mejor clasificada. *Suelo*, por su parte, se confunde con algunos píxeles de especies vegetales. Esto resultó inevitable, considerando las características fenológicas de la vegetación en el momento de captura de las imágenes con el dron a finales de junio. El estrés hídrico que sufría la vegetación, incluso el estado senescente en muchos ejemplares, dificultó claramente su identificación con respecto al suelo subyacente. Existía una evidente ausencia de hojas en las tabaibas y ejemplares de balos muy secos. Por último, se debe destacar el error que presenta la clase *Colmenas*. Los mapas temáticos y las matrices de confusión mostraron, en todos los casos, un mayor número de píxeles equivocados que correctos. Si se realiza una inspección visual de los mapas temáticos (Figura 4.7), esta clase se confunde especialmente con algunas zonas de *Suelo*, como se observa en la parte noroeste de los mapas (Figura 4.7). En esta zona el suelo presenta una reflectancia muy alta en la porción visible del espectro, similar al color gris claro de la pintura que cubre las tapas de las colmenas, lo que provoca una inevitable confusión del algoritmo a la hora de clasificar estos píxeles. Se comprobó que las firmas espectrales de estos píxeles de *Suelo* coincidían con la firma espectral característica de *Colmenas* para longitudes de onda inferiores a 558 nm, que se corresponde con la banda espectral número 60 de la cámara *Resonon Pika L* (Resonon, 2020) (Figura 4.9). Se intentó analizar también el problema de clasificación de *Colmenas*, desde un punto de vista cuantitativo. Se observa que la mayor diferencia con el resto de clases resulta de un reducido número de muestras de entrenamiento y referencia, consecuencia de la limitada superficie que ocupan las colmenas con respecto al área total de estudio. Cuando el número de píxeles de una clase necesarios para entrenar el algoritmo no es suficientemente grande y el número de bandas de una imagen es muy elevado, o la correlación entre sus bandas espectrales es muy alta (Joy et al., 2019), como en el caso de la imagen hiperespectral objeto de estudio, se presenta el Fenómeno de Hughes (Hughes, 1968), también conocido como la maldición de la dimensión. Este fenómeno ya ha sido descrito y analizado previamente en diferentes trabajos, encontrando que si el número de muestras de entrenamiento es limitado en proporción al número de características espectrales, se producen efectos negativos en la exactitud global de la clasificación (Alonso et al., 2011; Ma et al., 2013; Taskin et al., 2017). Algunos autores han evitado este problema simplemente reduciendo la dimensión de la imagen mediante un análisis de componentes principales, como Jia et al. (2013). Si bien para esta memoria, también se realizó una reducción de la dimensión de la imagen hiperespectral original, tanto por componentes principales (PCA) como por separabilidad espectral, no parece que se haya podido eliminar dicho

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015.  
Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <https://sede.ull.es/validacion/>

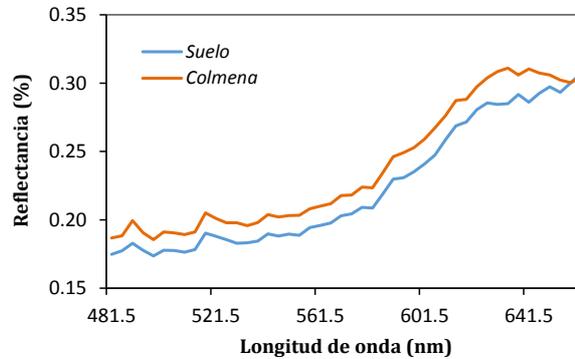
Identificador del documento: 3131461

Código de verificación: DCcY9LWt

Firmado por: Francesca Marchetti . UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 24/12/2020 12:08:46
Manuel Imeldo Arbelo Pérez UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	24/12/2020 12:12:05
Björn Roland Michael Waske Roland UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	26/12/2020 17:28:50
María de las Maravillas Aguiar Aguiar UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	05/04/2021 12:27:46

Francesca Marchetti

fenómeno, ya que el número de muestras en comparación con el área de estudio, se ha revelado demasiado pequeño.



**Figura 4.9** Firmas espectrales extraídas de la imagen hiperespectral de 120 bandas para la clase *Colmena* y para los píxeles de la clase *Suelo* ubicados en el noroeste del área de estudio.

Como se dijo al principio de este apartado, no existen diferencias significativas para los conjuntos de imágenes ORIGINAL y PCA, que presentaron los mejores resultados en términos de exactitud global (Tabla 4.6) y errores de comisión y omisión (Tabla 4.7). La elección de uno u otro conjunto de partida para la construcción de una cartografía actualizada de la vegetación de interés apícola en la Reserva Natural Especial del Malpaís de Güímar, dependerá, básicamente, de los recursos computacionales disponibles y/o el tiempo necesario para su procesamiento. Si el área de interés es reducida, como la presentada en este estudio (< 10 ha), cualquiera de los dos procedimientos puede ser válido, con una ligera ventaja para la imagen que retiene las 120 bandas originales. En cambio, si se pretende obtener un mapa de toda la Reserva, con una extensión superior a las 400 ha, lo recomendable sería hacer previamente una reducción de la dimensión del mosaico global de hipercubos mediante un análisis de componentes principales para, posteriormente, aplicar el algoritmo *Random Forest*.

En general, la metodología propuesta puede ser aplicada de forma iterativa para mantener actualizado el mapa temático de esta área de estudio o cualquier otra del Archipiélago Canario donde domine la vegetación basal. Sin embargo, sería recomendable, para mejorar el mapa temático final, y, por tanto, la ubicación y distribución precisa de las especies vegetales, que se atendiera con cautela al momento de la captura de imágenes por parte de cualquier sensor remoto a bordo de una plataforma aérea (dron) o espacial (satélite). El estado fenológico de la vegetación en el instante de la toma de imágenes resulta fundamental para evitar confusiones.

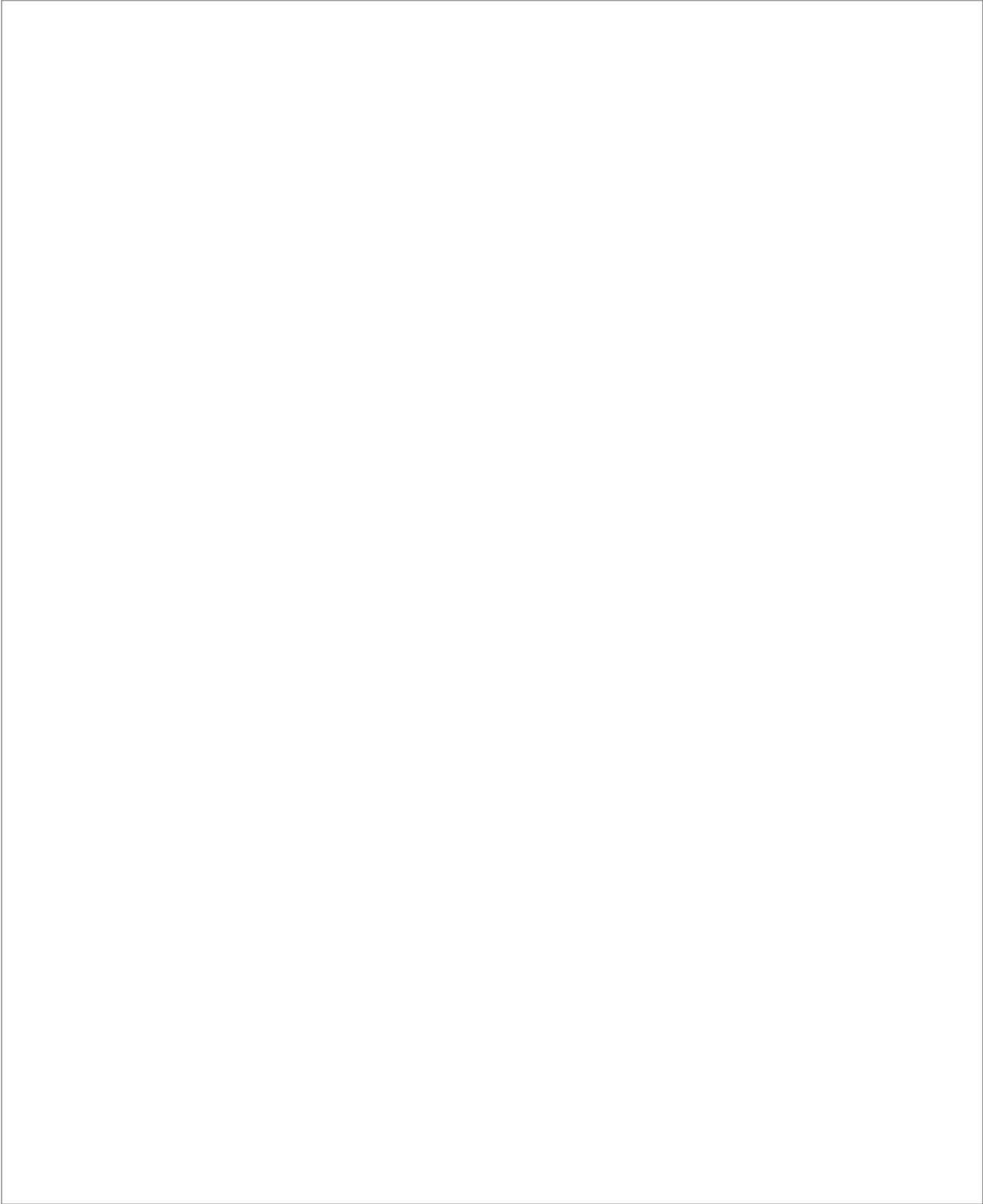
Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015. Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <a href="https://sede.ull.es/validacion/">https://sede.ull.es/validacion/</a>	
Identificador del documento: 3131461	Código de verificación: DCcY9LWt
Firmado por: Francesca Marchetti UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 24/12/2020 12:08:46
Manuel Imeldo Arbelo Pérez UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	24/12/2020 12:12:05
Björn Roland Michael Waske Roland UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	26/12/2020 17:28:50
María de las Maravillas Aguiar Aguiar UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	05/04/2021 12:27:46

## Capítulo 5 Conclusiones

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015.  
Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <https://sede.ull.es/validacion/>

Identificador del documento: 3131461 Código de verificación: DCcY9LWt

Firmado por: Francesca Marchetti . UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 24/12/2020 12:08:46
Manuel Imeldo Arbelo Pérez UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	24/12/2020 12:12:05
Björn Roland Michael Waske Roland UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	26/12/2020 17:28:50
María de las Maravillas Aguiar Aguiar UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	05/04/2021 12:27:46



Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015.  
Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <https://sede.ull.es/validacion/>

Identificador del documento: 3131461 Código de verificación: DCcY9LWt

Firmado por: Francesca Marchetti . UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 24/12/2020 12:08:46
Manuel Imeldo Arbelo Pérez UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	24/12/2020 12:12:05
Björn Roland Michael Waske Roland UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	26/12/2020 17:28:50
María de las Maravillas Aguiar Aguiar UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	05/04/2021 12:27:46

## 5.1 Conclusions

The most important conclusions of all the work carried out in this thesis are presented below:

- Taking into account Directive 92/43/EEC of May 1992 on the conservation of natural habitats, the recognition by the United Nations Conference on Environment and Development (known as the "Earth Summit") of the unique challenges of island regions and Action number 5 of the European Union's "Biodiversity Strategy", which urges European nations to map and evaluate the state of ecosystems and their services, a methodology that allows for coherent and highly accurate mapping of two relevant Macaronesian ecosystems on the island of Tenerife (Canary Islands, Spain) was developed and validated: an agro-ecosystem dominated by *Castanea sativa Mill.* and a natural ecosystem with basal vegetation. The maps obtained increase and improve the information available so far, and can help reduce the vulnerability of these ecosystems to global climate change, strengthen their adaptation processes to prevent the loss of biological diversity and promote the development of sustainable activities to achieve their conservation.
- The isolation, the subtropical climate conditions and the irregular orography of the Island of Tenerife have allowed the development of diverse nature with a large number of endemic plants. However, this great biodiversity in such a reduced and fragmented physical space, the spectral similarity and complex spatial distribution in many cases of its plant species, complicates the task of maintaining updated cartography using the traditional, costly and time-consuming fieldwork. Because of these limitations, this thesis successfully proposed the use of remote sensing techniques from satellites and unmanned aerial vehicles (drones) in conjunction with selective field spectroradiometry. It demonstrates the potential of very high spatial resolution sensors onboard the WorldView-2 and 3 satellites, and the *Resonon Pika L* hyperspectral camera located in a drone, to generate accurate maps and monitor changes in the two ecosystems under study.

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015.  
Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <https://sede.ull.es/validacion/>

Identificador del documento: 3131461 Código de verificación: DCcY9LWt

Firmado por: Francesca Marchetti . UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 24/12/2020 12:08:46
Manuel Imeldo Arbelo Pérez UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	24/12/2020 12:12:05
Björn Roland Michael Waske Roland UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	26/12/2020 17:28:50
María de las Maravillas Aguiar Aguiar UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	05/04/2021 12:27:46

Francesca Marchetti

---

- All the remote sensing datasets (images) used, to obtain the thematic maps of the ecosystems, were classified with the Random Forest (RF) machine-learning algorithm. There were several reasons for its choice. RF, being a non-parametric algorithm, does not make any assumptions about the frequency distribution of the data, which hardly present a normal distribution in remote sensing images. It is a suitable algorithm for mapping classes with complex characteristics, such as many of the plant species considered in this study. In addition, RF is not as sensitive as other algorithms to the quality of training samples. In this work, RF demonstrated its ability to classify with overall accuracies greater than 85%, both the high-dimensional data derived from WorldView images and the hyperspectral image from the *Resonon Pika L* camera, the latter with highly correlated and noisy information. All the classifications were made with the free and open-source software EnMap Box, considering 500 decision trees, which ensured maximum precision.
- Chestnut trees of a traditional agro-ecosystem located in the municipality of La Orotava, on the northern slope of the island of Tenerife, were mapped. The chestnut tree has been part of the landscape and culture of the Canary Islands since it was introduced by the conquistadors in the 16th century. Two images captured by the WorldView-2 and 3 very high spatial resolution (VHR) satellites were used to collect completely different phenological states of the chestnut trees (March and May), together with spatial information extracted by means of extended morphological profiles (EMP) and the RF algorithm. The results clearly showed the benefits of bi-temporal imaging that improved the overall accuracy of mono-temporal classifications by 2% to 15%. Also, it was found that the inclusion of EMPs further increased the accuracy of the classification by up to 5%, reducing disagreements in quantity and allocation in the final map.
- The proposed innovative approach to mapping *chestnut trees* is composed of relatively simple methods that require minimal user interaction and are available in several free software packages, so it can be used in various study sites and other applications. Although VHR images from commercial satellites were used in this work, the method could also be used with public or freely available data such as those from the MSI (Multi Spectral Instrument) sensor on the European Copernicus, Sentinel-2A, and B satellites. In general, the methodology developed seems appropriate for operational

---

116

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015.  
Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <https://sede.ull.es/validacion/>

Identificador del documento: 3131461 Código de verificación: DCcY9LWt

Firmado por: Francesca Marchetti UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 24/12/2020 12:08:46
Manuel Imeldo Arbelo Pérez UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	24/12/2020 12:12:05
Björn Roland Michael Waske Roland UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	26/12/2020 17:28:50
María de las Maravillas Aguiar Aguiar UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	05/04/2021 12:27:46

monitoring of the conservation status of ecosystems and is susceptible to a large-scale application (e.g. Macaronesian islands with similar agro-ecosystems and presence of chestnut trees).

- Adequate planning of the beekeeping exploitation that is being developed in the Special Natural Reserve of Malpaís de Güímar, a volcanic area colonized by different vegetable species from the south of Tenerife, requires a detailed and updated cartography of this place. As a previous step, the spectral characterization with an ASD FieldSpec 3 spectroradiometer (350 nm - 2500 nm) was carried out, of the fourteen species with the greatest pollen potential: *Aulaga*, *Balo*, *Cardón*, *Lavándula*, *Tabaiba dulce*, *Tabaiba amarga*, *Barrilla*, *Salado*, *Margarita*, *Cornical*, *Inciense*, *Romero*, *Tedera* y *Verode*. A rigorous analysis of spectral separability, of the spectra measured in the field, determined the best wavelengths to discriminate the different species. The analysis was customized for the Resonon Pika L hyperspectral camera (400 nm - 1000 nm). The spectral bands located at the red-edge (705.5 nm - 757.5 nm), sensitive to both variations in the chlorophyll content of the leaves and their cellular structure, proved to be particularly suitable for this purpose.
- A thematic cartography was made with a spatial resolution of 10 cm of a 6 ha plot, located north of the Malpaís de Güímar, which contains a good representation of the flora of beekeeping interest together with the beehives and other geomorphological features typical of the Reserve. The results of three thematic maps obtained from the hyperspectral image (hypercube) acquired by the *Resonon Pika L* camera were compared and analyzed: ORIGINAL with 120 bands, PCA with the first 5 components (99.29% of information) and SPECTRAL, with the 14 bands of the previous spectral separability analysis. Overall accuracies of 91.5% for ORIGINAL, 91.3% for PCA and 87.1% with SPECTRAL were obtained. *Cardón* was the best-classified vegetable species with errors of commission and omission lower than 4%. No significant differences were found between the ORIGINAL and PCA. Therefore, the choice of one or the other set for the construction of the cartography will depend on the available computer resources or the time needed for processing. For a reduced area (~ 6 ha), either is valid. On the other hand, to map the entire reserve (~ 400 ha), it is recommended to first reduce the size of the global hypercube mosaic through principal component analysis.

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015.  
 Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <https://sede.ull.es/validacion/>

Identificador del documento: 3131461 Código de verificación: DCcY9LWt

Firmado por: Francesca Marchetti UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 24/12/2020 12:08:46
Manuel Imeldo Arbelo Pérez UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	24/12/2020 12:12:05
Björn Roland Michael Waske Roland UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	26/12/2020 17:28:50
María de las Maravillas Aguiar Aguiar UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	05/04/2021 12:27:46

Francesca Marchetti

---

- The systematic updating, at regular intervals, of the thematic maps of the ecosystems analyzed, implies the collection of new training data for each time interval (e.g., annual or bi-annual). This implies high economic costs that often make it unfeasible. The simplest methodology would involve using the previously trained RF classifier. However, different atmospheric conditions at the time of image capture or the phenological state of the vegetation could result in unreliable maps. To overcome this limitation and allow regular monitoring over time of both chestnut trees and vegetation of beekeeping interest, it is proposed to map the interannual changes of the ecosystems of interest, using a transfer learning technique based on change detection. First, the areas of the ecosystem that have changed over time would be identified, and then they would be reclassified by the same classifier, using pixels of the unchanged areas of the first map as training data.

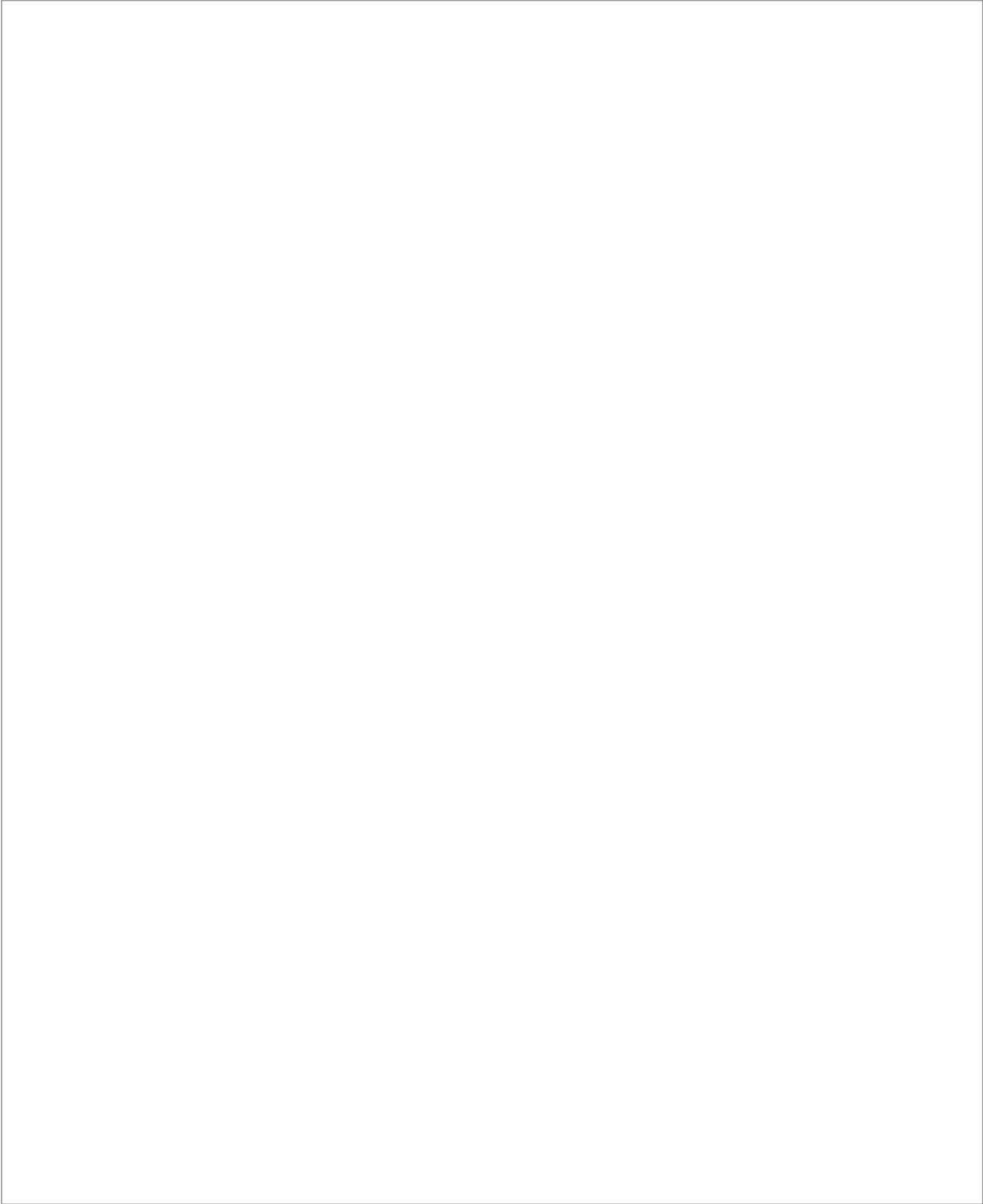
---

118

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015.  
Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <https://sede.ull.es/validacion/>

Identificador del documento: 3131461 Código de verificación: DCcY9LWt

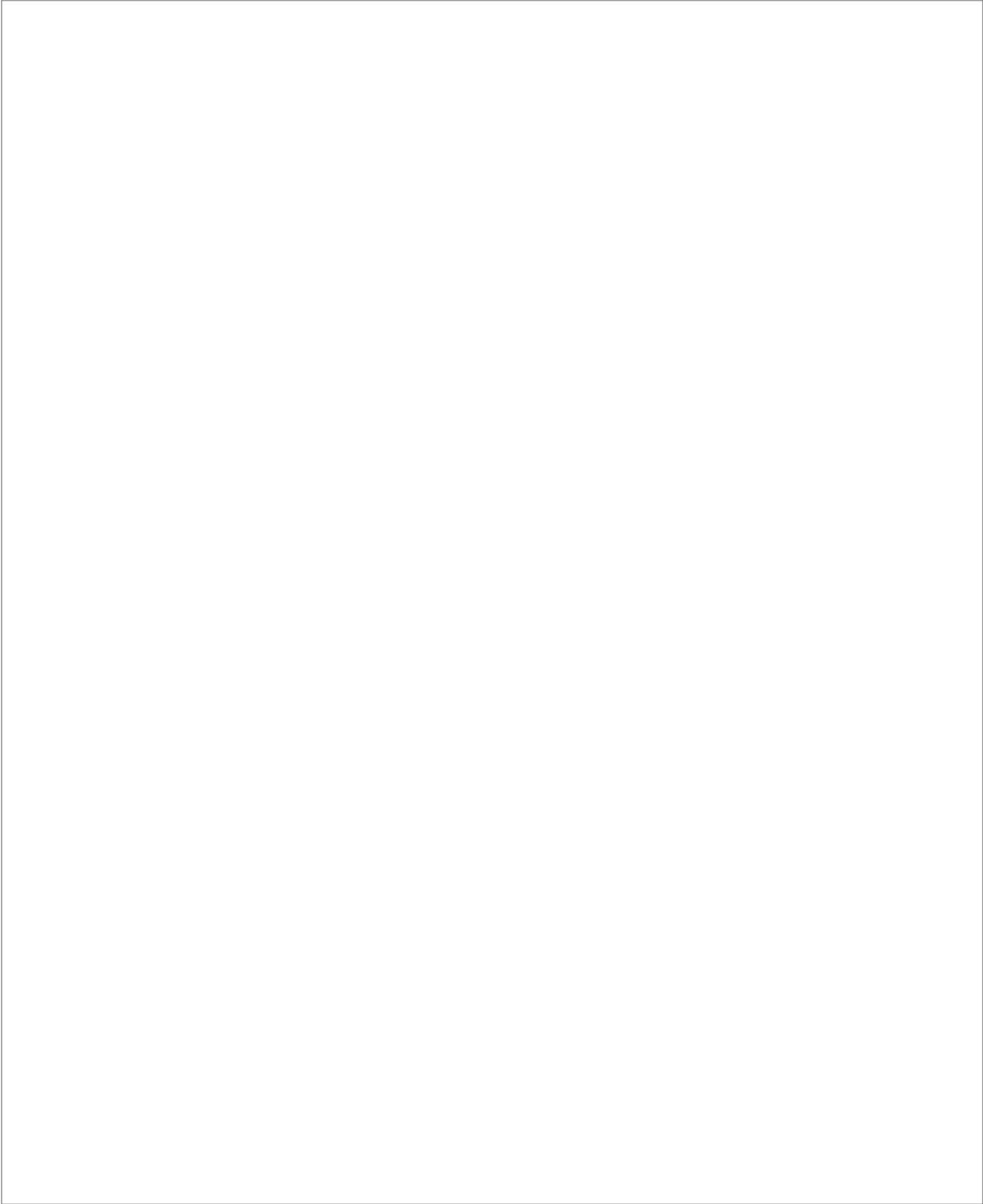
Firmado por: Francesca Marchetti . UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 24/12/2020 12:08:46
Manuel Imeldo Arbelo Pérez UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	24/12/2020 12:12:05
Björn Roland Michael Waske Roland UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	26/12/2020 17:28:50
María de las Maravillas Aguiar Aguiar UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	05/04/2021 12:27:46



Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015.  
Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <https://sede.ull.es/validacion/>

Identificador del documento: 3131461 Código de verificación: DCcY9LWt

Firmado por: Francesca Marchetti . UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 24/12/2020 12:08:46
Manuel Imeldo Arbelo Pérez UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	24/12/2020 12:12:05
Björn Roland Michael Waske Roland UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	26/12/2020 17:28:50
María de las Maravillas Aguiar Aguiar UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	05/04/2021 12:27:46



Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015.  
Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <https://sede.ull.es/validacion/>

Identificador del documento: 3131461 Código de verificación: DCcY9LWt

Firmado por: Francesca Marchetti . UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 24/12/2020 12:08:46
Manuel Imeldo Arbelo Pérez UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	24/12/2020 12:12:05
Björn Roland Michael Waske Roland UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	26/12/2020 17:28:50
María de las Maravillas Aguiar Aguiar UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	05/04/2021 12:27:46

## Referencias

- Aasen, H., Honkavaara, E., Lucieer, A., Zarco-Tejada, P., 2018. Quantitative Remote Sensing at Ultra-High Resolution with UAV Spectroscopy: A Review of Sensor Technology, Measurement Procedures, and Data Correction Workflows. *Remote Sens.* 10, 1091. <https://doi.org/10.3390/rs10071091>
- Abdel-Rahman, E.M., Mutanga, O., Adam, E., Ismail, R., 2014. Detecting Sirex noctilio grey-attacked and lightning-struck pine trees using airborne hyperspectral data, random forest and support vector machines classifiers. *ISPRS J. Photogramm. Remote Sens.* 88, 48–59. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2013.11.013>
- Adam, E.M., Mutanga, O., Rugege, D., Ismail, R., 2012. Discriminating the papyrus vegetation (*Cyperus papyrus* L.) and its co-existent species using random forest and Hyperspectral data resampled to HYMAP. *Int. J. Remote Sens.* 33, 552–569. <https://doi.org/10.1080/01431161.2010.543182>
- Adelabu, S., Mutanga, O., Adam, E., 2014. Evaluating the impact of red-edge band from Rapideye image for classifying insect defoliation levels. *ISPRS J. Photogramm. Remote Sens.* 95, 34–41. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2014.05.013>
- Aghaee, R., Mokhtarzade, M., 2015. Classification of Hyperspectral Images Using Subspace Projection Feature Space. *IEEE Geosci. Remote Sens. Lett.* 12, 1803–1807. <https://doi.org/10.1109/LGRS.2015.2424911>
- AlMaazmi, A., 2018. Palm trees detecting and counting from high-resolution WorldView-3 satellite images in United Arab Emirates, in: *Proc. SPIE 10783, Remote Sensing for Agriculture, Ecosystems, and Hydrology XX, 107831M.* Berlin, Germany. <https://doi.org/10.1117/12.2325733>
- Alonso-Benito, A., Arroyo, L.A., Arbelo, M., Hernández-Leal, P., 2016. Fusion of WorldView-2 and LiDAR data to map fuel types in the Canary Islands. *Remote Sens.* 8, 669. <https://doi.org/10.3390/rs8080669>
- Alonso, M.C., Malpica, J.A., De Agirre, A.M., 2011. Consequences of the Hughes phenomenon on some classification techniques, in: *ASPRS 2011 Annual Conference May 1-5. Milwaukee, Wisconsin.*
- Amini, S., Homayouni, S., Safari, A., Darvishsefat, A.A., 2018. Object-based classification of hyperspectral data using Random Forest algorithm. *Geo-Spatial Inf. Sci.* 21, 1–12. <https://doi.org/10.1080/10095020.2017.1399674>
- Anderson, S.; Giordano, A.; Costanza, R.; Kubiszewski, I.; Sutton, P.; Maes, J.; Neale, A., 2017. *Mapping Ecosystem Services.*
- Andreola, R., Haertel, V., 2010. Classification of hyperspectral images with support vector machines. *Bol. Ciências Geodésicas* 16, 210–231.
- ASD Inc., 2008. *ViewSpec Pro™ User Manual [WWW Document].* URL

Firmado por: Francesca Marchetti UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 24/12/2020 12:08:46
Manuel Imeldo Arbelo Pérez UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	24/12/2020 12:12:05
Björn Roland Michael Waske Roland UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	26/12/2020 17:28:50
María de las Maravillas Aguiar Aguiar UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	05/04/2021 12:27:46

Francesca Marchetti

[http://www.grss-ieee.org/hyperspectral\\_calval\\_course/project\\_materials\\_for\\_web/viewspecpr\\_o\\_manual.pdf](http://www.grss-ieee.org/hyperspectral_calval_course/project_materials_for_web/viewspecpr_o_manual.pdf) (accessed 11.11.20).

ASD Inc, 2010. FieldSpec® 3 User Manual [WWW Document]. URL <http://www.geo-informatie.nl/courses/grs60312/material2017/manuals/600540-JFieldSpec3UserManual.pdf> (accessed 11.12.20).

Asner, G.P., Jones, M.O., Martin, R.E., Knapp, D.E., Hughes, R.F., 2008. Remote sensing of native and invasive species in Hawaiian forests. *Remote Sens. Environ.* 112, 1912–1926. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2007.02.043>

Atkinson, P.M., Tatnall, A.R.L., 1997. Introduction neural networks in remote sensing. *Int. J. Remote Sens.* 18, 669–709. <https://doi.org/10.1080/014311697218700>

Awad, A.M., Owayss, A.A., Iqbal, J., Raweh, H.S.A., Alqarni, A.S., 2019. GIS Approach for Determining the Optimum Spatiotemporal Plan for Beekeeping and Honey Production in Hot-Arid Subtropical Ecosystems. *J. Econ. Entomol.* 112, 1032–1042. <https://doi.org/10.1093/jee/toz002>

Baccini, A., Goetz, S.J., Walker, W.S., Laporte, N.T., Sun, M., Sulla-Menashe, D., Hackler, J., Beck, P.S.A., Dubayah, R., Friedl, M.A., Samanta, S., Houghton, R.A., 2012. Estimated carbon dioxide emissions from tropical deforestation improved by carbon-density maps. *Nat. Clim. Chang.* 2, 182–185. <https://doi.org/10.1038/nclimate1354>

Baillarin, S.J., Meygret, A., Dechoz, C., Petrucci, B., Lacherade, S., Tremas, T., Isola, C., Martimort, P., Spoto, F., 2012. Sentinel-2 level 1 products and image processing performances, in: *International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS)*. pp. 7003–7006. <https://doi.org/10.1109/IGARSS.2012.6351959>

Baldeck, C.A., Asner, G.P., 2014. Improving remote species identification through efficient training data collection. *Remote Sens.* 6, 2682–2698. <https://doi.org/10.3390/rs6042682>

Barbati, A., Corona, P., Marchetti, M., 2007. A forest typology for monitoring sustainable forest management: The case of European Forest Types. *Plant Biosyst.* 141, 93–103. <https://doi.org/10.1080/11263500601153842>

Barnosky, A.D., Matzke, N., Tomiya, S., Wogan, G.O.U., Swartz, B., Quental, T.B., Marshall, C., McGuire, J.L., Lindsey, E.L., Maguire, K.C., Mersey, B., Ferrer, E.A., 2011. Has the Earth's sixth mass extinction already arrived? *Nature* 471, 51–57. <https://doi.org/10.1038/nature09678>

Barrett, B., Nitze, I., Green, S., Cawkwell, F., 2014. Assessment of multi-temporal, multi-sensor radar and ancillary spatial data for grasslands monitoring in Ireland using machine learning approaches. *Remote Sens. Environ.* 152, 109–124. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2014.05.018>

122

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015.  
Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <https://sede.ull.es/validacion/>

Identificador del documento: 3131461 Código de verificación: DCcY9LWt

Firmado por: Francesca Marchetti UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 24/12/2020 12:08:46
Manuel Imeldo Arbelo Pérez UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	24/12/2020 12:12:05
Björn Roland Michael Waske Roland UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	26/12/2020 17:28:50
María de las Maravillas Aguiar Aguiar UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	05/04/2021 12:27:46

Referencias

- Bascompte, J., Jordano, P., 2007. Plant-animal mutualistic networks: The architecture of biodiversity. *Annu. Rev. Ecol. Evol. Syst.* 38, 567–593. <https://doi.org/10.1146/annurev.ecolsys.38.091206.095818>
- Bastolla, U., Fortuna, M.A., Pascual-García, A., Ferrera, A., Luque, B., Bascompte, J., 2009. The architecture of mutualistic networks minimizes competition and increases biodiversity. *Nature* 458, 1018–1020. <https://doi.org/10.1038/nature07950>
- Bekker, D.L., Thompson, D.R., Abbey, W.J., Cabrol, N.A., Francis, R., Manatt, K.S., Ortega, K.F., Wagstaff, K.L., 2014. Field demonstration of an instrument performing automatic classification of geologic surfaces. *Astrobiology* 14, 486–501. <https://doi.org/10.1089/ast.2014.1172>
- Belgiu, M., Drăgu, L., 2016. Random forest in remote sensing: A review of applications and future directions. *ISPRS J. Photogramm. Remote Sens.* 114, 24–31. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2016.01.011>
- Belgiu, M., Drăgu, L., Strobl, J., 2014. Quantitative evaluation of variations in rule-based classifications of land cover in urban neighbourhoods using WorldView-2 imagery. *ISPRS J. Photogramm. Remote Sens.* 87, 205–215. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2013.11.007>
- Bellard, C., Leclerc, C., Leroy, B., Bakkenes, M., Veloz, S., Thuiller, W., Courchamp, F., 2014. Vulnerability of biodiversity hotspots to global change. *Glob. Ecol. Biogeogr.* 23, 1376–1386. <https://doi.org/10.1111/geb.12228>
- Benediktsson, J.A., Palmason, J.A., Sveinsson, J.R., 2005. Classification of hyperspectral data from urban areas based on extended morphological profiles. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* 43, 480–491. <https://doi.org/10.1109/TGRS.2004.842478>
- Benediktsson, J.A., Pesaresi, M., Arnason, K., 2003. Classification and feature extraction for remote sensing images from urban areas based on morphological transformations. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* 41, 1940–1949. <https://doi.org/10.1109/TGRS.2003.814625>
- Bhattachayya, A., 1943. On a measure of divergence between two statistical population defined by their population distributions. *Bull. Calcutta Math. Soc.*
- Blaschke, T., 2010. Object based image analysis for remote sensing. *ISPRS J. Photogramm. Remote Sens.* <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2009.06.004>
- Breiman, L., 2001. Random forests. *Mach. Learn.* 45, 5–32. <https://doi.org/10.1023/A:1010933404324>
- Brodley, C.E., Friedl, M.A., 1997. Decision tree classification of land cover from remotely sensed data. *Remote Sens. Environ.* 61, 399–409. [https://doi.org/10.1016/S0034-4257\(97\)00049-7](https://doi.org/10.1016/S0034-4257(97)00049-7)
- Burkhard, B., Maes, J., 2017. Mapping ecosystem services, Mapping Ecosystem Services. Pensoft, Sofia.

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015.  
Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <https://sede.ull.es/validacion/>

Identificador del documento: 3131461 Código de verificación: DCcY9LWt

Firmado por: Francesca Marchetti UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 24/12/2020 12:08:46
Manuel Imeldo Arbelo Pérez UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	24/12/2020 12:12:05
Björn Roland Michael Waske Roland UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	26/12/2020 17:28:50
María de las Maravillas Aguiar Aguiar UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	05/04/2021 12:27:46

Francesca Marchetti

- Cabello, J., Fernández, N., Alcaraz-Segura, D., Oyonarte, C., Piñeiro, G., Altesor, A., Delibes, M., Paruelo, J.M., 2012. The ecosystem functioning dimension in conservation: Insights from remote sensing. *Biodivers. Conserv.* 21, 3287–3305. <https://doi.org/10.1007/s10531-012-0370-7>
- Cabildo de Tenerife, Área de Agricultura, G. y P.S.T. de A. y D.R., 2015. *AgroCabildo - Agricultura y desarrollo rural en Tenerife [WWW Document]*. URL [http://www.agrocabildo.org/agrometeorologia\\_estaciones.asp](http://www.agrocabildo.org/agrometeorologia_estaciones.asp) (accessed 11.29.20).
- Calado, T., Venâncio, A., Abrunhosa, L., 2014. Irradiation for Mold and Mycotoxin Control: A Review. *Compr. Rev. Food Sci. Food Saf.* 13, 1049–1061. <https://doi.org/10.1111/1541-4337.12095>
- Camps-Valls, G., Bandos Marsheva, T. V., Zhou, D., 2007. Semi-supervised graph-based hyperspectral image classification. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* 45, 3044–3054. <https://doi.org/10.1109/TGRS.2007.895416>
- Carlson, K.M., Asner, G.P., Hughes, R.F., Ostertag, R., Martin, R.E., 2007. Hyperspectral remote sensing of canopy biodiversity in Hawaiian lowland rainforests. *Ecosystems* 10, 536–549. <https://doi.org/10.1007/s10021-007-9041-z>
- Castaigns, T., Waske, B., Benediktsson, J.A., Chanussot, J., 2010. On the influence of feature reduction for the classification of hyperspectral images based on the extended morphological profile. *Int. J. Remote Sens.* 31, 5921–5939. <https://doi.org/10.1080/01431161.2010.512313>
- Castro, S.A., Daehler, C.C., Silva, L., Torres-Santana, C.W., Reyes-Betancort, J.A., Atkinson, R., Jaramillo, P., Guezou, A., Jaksic, F.M., 2010. Floristic homogenization as a teleconnected trend in oceanic islands. *Divers. Distrib.* 16, 902–910. <https://doi.org/10.1111/j.1472-4642.2010.00695.x>
- Cavallaro, G., Dalla Mura, M., Benediktsson, J.A., Bruzzone, L., 2015. Extended Self-Dual Attribute Profiles for the Classification of Hyperspectral Images. *IEEE Geosci. Remote Sens. Lett.* 12, 1690–1694. <https://doi.org/10.1109/LGRS.2015.2419629>
- Chan, J.C.W., Paelinckx, D., 2008. Evaluation of Random Forest and Adaboost tree-based ensemble classification and spectral band selection for ecotope mapping using airborne hyperspectral imagery. *Remote Sens. Environ.* 112, 2999–3011. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2008.02.011>
- Chehata, N., Guo, L., Mallet, C., 2009. Contribution of airborne full-waveform lidar and image data for urban scene classification, in: 2009 16th IEEE International Conference on Image Processing (ICIP). Cairo, pp. 1669–1672. <https://doi.org/10.1109/ICIP.2009.5414234>
- Chemura, A., van Duren, I., van Leeuwen, L.M., 2015. Determination of the age of oil palm from crown projection area detected from WorldView-2 multispectral remote sensing data: The case of Ejisu-Juaben district, Ghana. *ISPRS J.*

124

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015.  
 Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <https://sede.ull.es/validacion/>

Identificador del documento: 3131461 Código de verificación: DCcY9LWt

Firmado por: Francesca Marchetti UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 24/12/2020 12:08:46
Manuel Imeldo Arbelo Pérez UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	24/12/2020 12:12:05
Björn Roland Michael Waske Roland UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	26/12/2020 17:28:50
María de las Maravillas Aguiar Aguiar UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	05/04/2021 12:27:46

Referencias

- Photogramm. Remote Sens. 100, 118-127.  
<https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2014.07.013>
- Cho, M.A., Malahlela, O., Ramoelo, A., 2015. Assessing the utility WorldView-2 imagery for tree species mapping in South African subtropical humid forest and the conservation implications: Dukuduku forest patch as case study. *Int. J. Appl. Earth Obs. Geoinf.* 38, 349-357.  
<https://doi.org/10.1016/j.jag.2015.01.015>
- Cho, M.A., Mathieu, R., Asner, G.P., Naidoo, L., van Aardt, J., Ramoelo, A., Debba, P., Wessels, K., Main, R., Smit, I.P.J., Erasmus, B., 2012. Mapping tree species composition in South African savannas using an integrated airborne spectral and LiDAR system. *Remote Sens. Environ.* 125, 214-226.  
<https://doi.org/10.1016/j.rse.2012.07.010>
- Chuvienco, E., 2010. Teledetección ambiental: La observación de la tierra desde el espacio.
- Clark, M.L., Kilham, N.E., 2016. Mapping of land cover in northern California with simulated hyperspectral satellite imagery. *ISPRS J. Photogramm. Remote Sens.* 119, 228-245. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2016.06.007>
- Clevers, J.G.P.W., Gitelson, A.A., 2013. Remote estimation of crop and grass chlorophyll and nitrogen content using red-edge bands on sentinel-2 and-3. *Int. J. Appl. Earth Obs. Geoinf.* 23, 344-351.  
<https://doi.org/10.1016/j.jag.2012.10.008>
- Comisión Europea, 2010. Informe de la comisión al consejo y al parlamento europeo. Evaluación de 2010 de la aplicación de la UE para la biodiversidad [WWW Document]. URL [http://www.consilium.europa.eu/ueDocs/cms\\_Data/docs/pressData/en/ec/113591.pdf](http://www.consilium.europa.eu/ueDocs/cms_Data/docs/pressData/en/ec/113591.pdf) (accessed 11.24.20).
- Conedera, M., Manetti, M.C., Giudici, F., Amorini, E., 2004. Distribution and economic potential of the Sweet chestnut (*Castanea sativa* Mill.) in Europe. *Ecol. Mediterr.* 30, 179-193. <https://doi.org/10.3406/ecmed.2004.1458>
- Conedera, M., Tinner, W., Krebs, P., de Rigo, D., Caudullo, G., 2016. *Castanea sativa* in Europe: distribution, habitat, usage and threats, in: J. San-Miguel-Ayanz, D. De Rigo, G. Caudullo, T. Houston Durrant, & A.M. (Ed.), *European Atlas of Forest Tree Species*. European Union, Luxembourg, pp. 78-79.
- Corbane, C., Lang, S., Pipkins, K., Alleaume, S., Deshayes, M., García Millán, V.E., Strasser, T., Vanden Borre, J., Toon, S., Michael, F., 2015. Remote sensing for mapping natural habitats and their conservation status - New opportunities and challenges. *Int. J. Appl. Earth Obs. Geoinf.* 37, 7-16.  
<https://doi.org/10.1016/j.jag.2014.11.005>
- Cortes, C., Vapnik, V., 1995. Support-Vector Networks. *Mach. Learn.* 20, 273-297.  
<https://doi.org/10.1023/A:1022627411411>

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015.  
 Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <https://sede.ull.es/validacion/>

Identificador del documento: 3131461 Código de verificación: DCcY9LWt

Firmado por: Francesca Marchetti UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 24/12/2020 12:08:46
Manuel Imeldo Arbelo Pérez UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	24/12/2020 12:12:05
Björn Roland Michael Waske Roland UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	26/12/2020 17:28:50
María de las Maravillas Aguiar Aguiar UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	05/04/2021 12:27:46

Francesca Marchetti

- Costanza, R., D'Arge, R., De Groot, R., Farber, S., Grasso, M., Hannon, B., Limburg, K., Naeem, S., O'Neill, R. V., Paruelo, J., Raskin, R.G., Sutton, P., Van Den Belt, M., 1997. The value of the world's ecosystem services and natural capital. *Nature* 387, 253–260. <https://doi.org/10.1038/387253a0>
- Dalla Mura, M., Atli Benediktsson, J., Waske, B., Bruzzone, L., 2010. Extended profiles with morphological attribute filters for the analysis of hyperspectral data. *Int. J. Remote Sens.* 31, 5975–5991. <https://doi.org/10.1080/01431161.2010.512425>
- Dalponete, M., Ørka, H.O., Gobakken, T., Gianelle, D., Næsset, E., 2013. Tree species classification in boreal forests with hyperspectral data. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* 51, 2632–2645. <https://doi.org/10.1109/TGRS.2012.2216272>
- Damodaran, B.B., Nidamanuri, R.R., 2014. Dynamic linear classifier system for hyperspectral image classification for land cover mapping. *IEEE J. Sel. Top. Appl. Earth Obs. Remote Sens.* 7, 2080–2093. <https://doi.org/10.1109/JSTARS.2013.2294857>
- de Rigo, D., Caudullo, G., Durrant, T.H., San-Miguel-Ayanz, J., 2016. The European Atlas of Forest Tree Species: Modelling , data and information on forest tree species, in: *The European Atlas of Forest Tree Species*. Publication Office of the European Union, Luxembourg, pp. 1–40.
- Debats, S.R., Luo, D., Estes, L.D., Fuchs, T.J., Caylor, K.K., 2016. A generalized computer vision approach to mapping crop fields in heterogeneous agricultural landscapes. *Remote Sens. Environ.* 179, 210–221. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2016.03.010>
- Del-Arco, M., Pérez-de-Paz, P.L., Acebes, J.R., González-Mancebo, J.M., Reyes-Betancort, J.A., Bermejo, J.A., De-Armas, S., González-González, R., 2006. Bioclimatology and climatophilous vegetation of Tenerife (Canary Islands). *Ann. Bot. Fenn.* 43, 167–192.
- Del Arco Aguilar, M.J.; Wildpret de la Torre, W.; Pérez de Paz, P.L., Rodríguez Delgado, O.; Acebes Ginovés, J.R.; García Gallo, A.; Martín Osorio, V.E.; Reyes Betancort, J.A., Salas Pascual, M.; Díaz, M.A.; Bermejo Domínguez, J.A.; González Gonza, S., 2006. Mapa de Vegetación de Canarias.
- Deng, C., Wu, C., 2013. The use of single-date MODIS imagery for estimating large-scale urban impervious surface fraction with spectral mixture analysis and machine learning techniques. *ISPRS J. Photogramm. Remote Sens.* 86, 100–110. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2013.09.010>
- Diario de Avisos, 2016. Helicópteros militares destrozan colmenas en el Malpaís de Güímar [WWW Document]. URL <https://diariodeavisos.elespanol.com/2016/10/helicopteros-militares-destrozan-colmenas-malpais-guimar/> (accessed 12.2.20).
- Díaz Luis, N. L.D.M., 2017. Estudio piloto para el análisis de la carga apícola de la Reserva Natural Especial del Malpaís de Güímar.

126

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015.  
Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <https://sede.ull.es/validacion/>

Identificador del documento: 3131461 Código de verificación: DCcY9LWt

Firmado por: Francesca Marchetti UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 24/12/2020 12:08:46
Manuel Imeldo Arbelo Pérez UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	24/12/2020 12:12:05
Björn Roland Michael Waske Roland UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	26/12/2020 17:28:50
María de las Maravillas Aguiar Aguiar UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	05/04/2021 12:27:46

Referencias

- Diggle, P.J., Serra, J., 1983. Image Analysis and Mathematical Morphology. *Biometrics* 39, 536–537. <https://doi.org/10.2307/2531038>
- DigitalGlobe, 2014. WorldView-3 Above+Beyond [WWW Document]. URL <http://worldview3.digitalglobe.com/> (accessed 11.29.20).
- Dinç, S., Aygün, R.S., 2013. Evaluation of hyperspectral image classification using random forest and Fukunaga-Koontz transform, in: Perner P. (Eds) Machine Learning and Data Mining in Pattern Recognition. MLDM 2013. Lecture Notes in Computer Science. Springer, Berlin, Heidelberg. [https://doi.org/10.1007/978-3-642-39712-7\\_18](https://doi.org/10.1007/978-3-642-39712-7_18)
- DLR, 2020. Relaunch - Erklärung - DLR Portal [WWW Document]. URL [https://www.dlr.de/DE/Service/ueber-relaunch/erklaerung\\_node.html](https://www.dlr.de/DE/Service/ueber-relaunch/erklaerung_node.html) (accessed 11.24.20).
- dos Santos, A.M., Mitja, D., Delaître, E., Demagistri, L., de Souza Miranda, I., Libourel, T., Petit, M., 2017. Estimating babassu palm density using automatic palm tree detection with very high spatial resolution satellite images. *J. Environ. Manage.* 193, 40–51. <https://doi.org/10.1016/j.jenvman.2017.02.004>
- Du, P., Samat, A., Waske, B., Liu, S., Li, Z., 2015. Random Forest and Rotation Forest for fully polarized SAR image classification using polarimetric and spatial features. *ISPRS J. Photogramm. Remote Sens.* 105, 38–53. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2015.03.002>
- EnMAP, 2012. EnMAP, Hyperspectral Imager [WWW Document]. URL <https://www.enmap.org/> (accessed 11.29.20).
- Erhard, M., Banko, G., Abdul Malak, D., Martin, F.S., 2017. Mapping ecosystem types and conditions, in: Mapping Ecosystem Services. Pensoft.
- ESA, 2011a. ESA - Eduspace ES - Inicio - IKONOS [WWW Document]. URL [https://www.esa.int/SPECIALS/Eduspace\\_ES/SEM776E3GXF\\_0.html](https://www.esa.int/SPECIALS/Eduspace_ES/SEM776E3GXF_0.html) (accessed 11.24.20).
- ESA, 2011b. ESA - Eduspace ES - Inicio - QuickBird [WWW Document]. URL [http://www.esa.int/SPECIALS/Eduspace\\_ES/SEMV76E3GXF\\_0.html](http://www.esa.int/SPECIALS/Eduspace_ES/SEMV76E3GXF_0.html) (accessed 11.24.20).
- ESA Earth Online, 2000. Compact High Resolution Imaging Spectrometer - Content - Earth Online - ESA [WWW Document]. URL <https://earth.esa.int/web/guest/-/compact-high-resolution-imaging-spectrometer-4216> (accessed 11.24.20).
- Esri Official Distributor, 2020. ENVI [WWW Document]. URL <https://www.sigsa.info/productos/envi> (accessed 11.29.20).
- European Commision, E., 2014. Mapping and Assessment of Ecosystems and their Services - MAES [WWW Document]. URL [https://ec.europa.eu/environment/nature/knowledge/ecosystem\\_assessment/index\\_en.htm](https://ec.europa.eu/environment/nature/knowledge/ecosystem_assessment/index_en.htm) (accessed 11.24.20).

127

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015.  
Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <https://sede.ull.es/validacion/>

Identificador del documento: 3131461 Código de verificación: DCcY9LWt

Firmado por: Francesca Marchetti UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 24/12/2020 12:08:46
Manuel Imeldo Arbelo Pérez UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	24/12/2020 12:12:05
Björn Roland Michael Waske Roland UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	26/12/2020 17:28:50
María de las Maravillas Aguiar Aguiar UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	05/04/2021 12:27:46

Francesca Marchetti

- European Commission, 2018. Página de inicio | Copernicus [WWW Document]. URL <https://www.copernicus.eu/es> (accessed 11.24.20).
- European Commission Directorate General Environment, 2018. MOVE - Mapping and Assessing Benefits coming from the European Overseas' Ecosystems [WWW Document]. URL <https://moveproject.eu/> (accessed 11.24.20).
- European Environment Agency, 2019. Castanea sativa woods [WWW Document]. URL <https://eunis.eea.europa.eu/habitats/10210> (accessed 11.29.20).
- European Research Council, 2020. Home - HyMap [WWW Document]. URL <http://www.hymap.eu/> (accessed 11.24.20).
- European Space Agency, 2020. SPOT series - Earth Online [WWW Document]. URL <https://earth.esa.int/eogateway/missions/spot> (accessed 11.24.20).
- European Union's Horizon, 2020. Esmeralda [WWW Document]. URL <http://www.esmeralda-project.eu/> (accessed 11.24.20).
- Fassnacht, F.E., Neumann, C., Forster, M., Buddenbaum, H., Ghosh, A., Clasen, A., Joshi, P.K., Koch, B., 2014. Comparison of feature reduction algorithms for classifying tree species with hyperspectral data on three central european test sites. IEEE J. Sel. Top. Appl. Earth Obs. Remote Sens. 7, 2547-2561. <https://doi.org/10.1109/JSTARS.2014.2329390>
- Fauvel, M., Benediktsson, J.A., Chanussot, J., Sveinsson, J.R., 2008. Spectral and spatial classification of hyperspectral data using SVMs and morphological profiles. IEEE Trans. Geosci. Remote Sens. 46, 3804-3814. <https://doi.org/10.1109/TGRS.2008.922034>
- Fauvel, M., Chanussot, J., Benediktsson, J.A., 2012. A spatial-spectral kernel-based approach for the classification of remote-sensing images. Pattern Recognit. 45, 381-392. <https://doi.org/10.1016/j.patcog.2011.03.035>
- Fauvel, M., Tarabalka, Y., Benediktsson, J.A., Chanussot, J., Tilton, J.C., 2013. Advances in Spectral-Spatial Classification of Hyperspectral Images. Proc. IEEE 101, 652-675. <https://doi.org/10.1109/JPROC.2012.2197589>
- Fazel Amiri, 2012. Application of geographic information systems in land-use suitability evaluation for beekeeping: A case study of Vahregan watershed (Iran). AFRICAN J. Agric. RESEARCH 7, 89-97. <https://doi.org/10.5897/ajar10.1037>
- Fernandes, M.R., Aguiar, F.C., Ferreira, M.T., Pereira, J.M.C., 2013. Spectral separability of riparian forests from small and medium-sized rivers across a latitudinal gradient using multispectral imagery. Int. J. Remote Sens. 34, 2375-2401. <https://doi.org/10.1080/01431161.2012.744491>
- Fisher, M., 2004. Household welfare and forest dependence in southern Malawi. Environ. Dev. Econ. 9, 135-154. <https://doi.org/10.1017/s1355770x03001219>

128

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015.  
Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <https://sede.ull.es/validacion/>

Identificador del documento: 3131461 Código de verificación: DCcY9LWt

Firmado por: Francesca Marchetti UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 24/12/2020 12:08:46
Manuel Imeldo Arbelo Pérez UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	24/12/2020 12:12:05
Björn Roland Michael Waske Roland UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	26/12/2020 17:28:50
María de las Maravillas Aguiar Aguiar UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	05/04/2021 12:27:46

Referencias

- Fonseca, C., Calado, H., Da Silva, C.P., Gil, A., 2011. New approaches to environment conservation and sustainability in small islands: The Project SMARTPARKS, in: S. Journal of Coastal Research, SI 64 (Proceedings of the 11th International Coastal Symposium). Szczecin, Poland, pp. 1970–1974.
- Foody, G.M., Arora, M.K., 1997. An evaluation of some factors affecting the accuracy of classification by an artificial neural network. *Int. J. Remote Sens.* 18, 799–810. <https://doi.org/10.1080/014311697218764>
- Frazier, R.J., Coops, N.C., Wulder, M.A., Kennedy, R., 2014. Characterization of aboveground biomass in an unmanaged boreal forest using Landsat temporal segmentation metrics. *ISPRS J. Photogramm. Remote Sens.* 92, 137–146. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2014.03.003>
- Fu, K.S., 1970. Statistical pattern recognition. *Math. Sci. Eng.* 66, 35–79. [https://doi.org/10.1016/S0076-5392\(08\)60490-7](https://doi.org/10.1016/S0076-5392(08)60490-7)
- Ghimire, B., Rogan, J., Galiano, V., Panday, P., Neeti, N., 2012. An evaluation of bagging, boosting, and random forests for land-cover classification in Cape Cod, Massachusetts, USA. *GIScience Remote Sens.* 49, 623–643. <https://doi.org/10.2747/1548-1603.49.5.623>
- Ghosh, A., Fassnacht, F.E., Joshi, P.K., Kochb, B., 2014. A framework for mapping tree species combining hyperspectral and LiDAR data: Role of selected classifiers and sensor across three spatial scales. *Int. J. Appl. Earth Obs. Geoinf.* 26, 49–63. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2013.05.017>
- Ghosh, A., Joshi, P.K., 2014. A comparison of selected classification algorithms for mapping bamboo patches in lower Gangetic plains using very high resolution WorldView 2 imagery. *Int. J. Appl. Earth Obs. Geoinf.* 26, 298–311. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2013.08.011>
- Gil, A., Lobo, A., Abadi, M., Silva, L., Calado, H., 2013. Mapping invasive woody plants in Azores Protected Areas by using very high-resolution multispectral imagery. *Eur. J. Remote Sens.* 46, 289–304. <https://doi.org/10.5721/EuJRS20134616>
- Gil, A.L., Núñez-Casillas, L., Isenburg, M., Benito, A.A., Bello, J.J.R., Arbelo, M., 2013. A comparison between LiDAR and photogrammetry digital terrain models in a forest area on Tenerife Island. *Can. J. Remote Sens.* 39, 396–409. <https://doi.org/10.5589/m13-047>
- Gislason, P.O., Benediktsson, J.A., Sveinsson, J.R., 2006. Random forests for land cover classification. *Pattern Recognit. Lett.* 27, 294–300. <https://doi.org/10.1016/j.patrec.2005.08.011>
- Gobierno de Canarias, Consejería de Agricultura, G. y P., 2020. Mapa de cultivos de Canarias [WWW Document]. URL [https://www.gobiernodecanarias.org/agricultura/temas/mapa\\_cultivos/](https://www.gobiernodecanarias.org/agricultura/temas/mapa_cultivos/) (accessed 11.29.20).

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015.  
Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <https://sede.ull.es/validacion/>

Identificador del documento: 3131461 Código de verificación: DCcY9LWt

Firmado por: Francesca Marchetti UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 24/12/2020 12:08:46
Manuel Imeldo Arbelo Pérez UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	24/12/2020 12:12:05
Björn Roland Michael Waske Roland UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	26/12/2020 17:28:50
María de las Maravillas Aguiar Aguiar UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	05/04/2021 12:27:46

Francesca Marchetti

Gobierno de Canarias, 2004. Plan Director de la Reserva Natural Especial del Malpaís de Güímar.

Gobierno de España, 2020. ESHorizonte2020 [WWW Document]. URL <https://eshorizonte2020.es/> (accessed 11.24.20).

Gobierno de España, 2016. Red Natura 2000 [WWW Document]. URL <https://www.miteco.gob.es/es/biodiversidad/temas/espacios-protégidos/red-natura-2000/> (accessed 11.24.20).

Gould, W., 2000. Remote sensing of vegetation, plant species richness, and regional biodiversity hotspots. *Ecol. Appl.* 10, 1861–1870. [https://doi.org/10.1890/1051-0761\(2000\)010\[1861:RSOVPS\]2.0.CO;2](https://doi.org/10.1890/1051-0761(2000)010[1861:RSOVPS]2.0.CO;2)

Govender, M., Chetty, K., Bulcock, H., 2007. A review of hyperspectral remote sensing and its application in vegetation and water resource studies. *Water SA* 33, 145–152. <https://doi.org/10.4314/wsa.v33i2.49049>

GRAFCAN - Mapas de Canarias, 2020. GRAFCAN - Mapas de Canarias [WWW Document]. Gob. Canar. URL <https://www.grafcan.es/> (accessed 11.29.20).

Guanter, L, Kaufmann, H., Segl, K., Foerster, S., Rogass, C., Chabrillat, S., Kuester, T., Hollstein, A., Rossner, G., Chlebek, C., Straif, C., Fischer, S., Schrader, S., Storch, T., Heiden, U., Mueller, A., Bachmann, M., Muehle, H., Müller, R., Habermeyer, M., Ohndorf, A., Hill, J., Buddenbaum, H., Hostert, P., van der Linden, S., Leitão, P.J., Rabe, A., Doerffer, R., Krasemann, H., Xi, H., Mauser, W., Hank, T., Locherer, M., Rast, M., Staenz, K., Sang, B., 2015. The Environmental Mapping and Analysis Program (EnMAP) spaceborne imaging spectroscopy mission for Earth observation (in press). *Remote Sens.*

Guanter, Luis, Kaufmann, H., Segl, K., Foerster, S., Rogass, C., Chabrillat, S., Kuester, T., Hollstein, A., Rossner, G., Chlebek, C., Straif, C., Fischer, S., Schrader, S., Storch, T., Heiden, U., Mueller, A., Bachmann, M., Mühle, H., Müller, R., Habermeyer, M., Ohndorf, A., Hill, J., Buddenbaum, H., Hostert, P., Van Der Linden, S., Leitão, P.J., Rabe, A., Doerffer, R., Krasemann, H., Xi, H., Mauser, W., Hank, T., Locherer, M., Rast, M., Staenz, K., Sang, B., 2015. The EnMAP spaceborne imaging spectroscopy mission for earth observation. *Remote Sens.* 7, 8830–8857. <https://doi.org/10.3390/rs70708830>

Guo, L., Chehata, N., Mallet, C., Boukir, S., 2011. Relevance of airborne lidar and multispectral image data for urban scene classification using Random Forests. *ISPRS J. Photogramm. Remote Sens.* 66, 56–66. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2010.08.007>

Ham, J.S., Chen, Y., Crawford, M.M., Ghosh, J., 2005. Investigation of the random forest framework for classification of hyperspectral data. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* 43, 492–501. <https://doi.org/10.1109/TGRS.2004.842481>

Hansen, M., Dubayah, R., Defries, R., 1996. Classification trees: An alternative to traditional land cover classifiers. *Int. J. Remote Sens.* 17, 1075–1081. <https://doi.org/10.1080/01431169608949069>

130

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015.  
Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <https://sede.ull.es/validacion/>

Identificador del documento: 3131461 Código de verificación: DCcY9LWt

Firmado por: Francesca Marchetti . UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 24/12/2020 12:08:46
Manuel Imeldo Arbelo Pérez UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	24/12/2020 12:12:05
Björn Roland Michael Waske Roland UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	26/12/2020 17:28:50
María de las Maravillas Aguiar Aguiar UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	05/04/2021 12:27:46

Referencias

- Hansen, M.C., Reed, B., 2000. A comparison of the IGBP DISCover and university of maryland 1 km global land cover products. *Int. J. Remote Sens.* 21, 1365–1373. <https://doi.org/10.1080/014311600210218>
- Hatchell, D.C., 1999. ASD Technical Guide. Anal. Spectr. Devices, Inc.
- Healey, S.P., Cohen, W.B., Yang, Z., Kenneth Brewer, C., Brooks, E.B., Gorelick, N., Hernandez, A.J., Huang, C., Joseph Hughes, M., Kennedy, R.E., Loveland, T.R., Moisen, G.G., Schroeder, T.A., Stehman, S. V., Vogelmann, J.E., Woodcock, C.E., Yang, L., Zhu, Z., 2018. Mapping forest change using stacked generalization: An ensemble approach. *Remote Sens. Environ.* 204, 717–728. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2017.09.029>
- Heiskanen, N.D.C., Neale, A., 2017. Mapping ecosystem services in national and supra-national policy making. *Mapp. Ecosyst. Serv.*
- Heleno, R., Garcia, C., Jordano, P., Traveset, A., Gómez, J.M., Blüthgen, N., Memmott, J., Moora, M., Cerdeira, J., Rodríguez-Echeverría, S., Freitas, H., Olesen, J.M., 2014. Ecological networks: Delving into the architecture of biodiversity. *Biol. Lett.* 10. <https://doi.org/10.1098/rsbl.2013.1000>
- Hernandez Gonzalez J.Z.; Rios Mesa D.J.; Celorrio Dorta G., 2008. El castaño en Tenerife. Estudio de la situación del cultivo mediante el uso de sistemas de información geográfica.
- Hill, M.J., 2013. Vegetation index suites as indicators of vegetation state in grassland and savanna: An analysis with simulated SENTINEL 2 data for a North American transect. *Remote Sens. Environ.* 137, 94–111. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2013.06.004>
- Hill, R.A., Wilson, A.K., George, M., Hinsley, S.A., 2010. Mapping tree species in temperate deciduous woodland using time-series multi-spectral data. *Appl. Veg. Sci.* 13, 86–99. <https://doi.org/10.1111/j.1654-109X.2009.01053.x>
- Holden, C., 2006. Ecology. Report warns of looming pollination crisis in North America. *Science* (80- ). 314, 397. <https://doi.org/10.1126/science.314.5798.397>
- Huang, C., Davis, L.S., Townshend, J.R.G., 2002. An assessment of support vector machines for land cover classification. *Int. J. Remote Sens.* 23, 725–749. <https://doi.org/10.1080/01431160110040323>
- Hughes, G.F., 1968. On the Mean Accuracy of Statistical Pattern Recognizers. *IEEE Trans. Inf. Theory* 14, 55–63. <https://doi.org/10.1109/TIT.1968.1054102>
- Hunt, E.R., Daughtry, C.S.T., 2018. What good are unmanned aircraft systems for agricultural remote sensing and precision agriculture? *Int. J. Remote Sens.* 39, 5345–5376. <https://doi.org/10.1080/01431161.2017.1410300>
- Immitzer, M., Atzberger, C., Koukal, T., 2012. Tree species classification with Random forest using very high spatial resolution 8-band worldView-2 satellite data. *Remote Sens.* 4, 2661–2693. <https://doi.org/10.3390/rs4092661>

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015.  
 Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <https://sede.ull.es/validacion/>

Identificador del documento: 3131461 Código de verificación: DCcY9LWt

Firmado por: Francesca Marchetti UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 24/12/2020 12:08:46
Manuel Imeldo Arbelo Pérez UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	24/12/2020 12:12:05
Björn Roland Michael Waske Roland UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	26/12/2020 17:28:50
María de las Maravillas Aguiar Aguiar UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	05/04/2021 12:27:46

Francesca Marchetti

- Ismail, R., Mutanga, O., Ahmed, F., 2008. Discriminating sirex noctilio attack in pine forest plantations in south africa using high spectral resolution data, in: Hyperspectral Remote Sensing of Tropical and Sub-Tropical Forests. Taylor & Francis/CRC Press, London, p. 161. <https://doi.org/10.1201/9781420053432.ch7>
- Itres Research, 2020. Home - ITRES Research Limited [WWW Document]. URL <https://www.itres.com/> (accessed 11.24.20).
- Jennings, M.D., 2000. Gap analysis: Concepts, methods, and recent results. Landsc. Ecol. 15, 5–20. <https://doi.org/10.1023/A:1008184408300>
- Jensen, J.R., 2005. Introductory digital image processing: a remote sensing perspective: Pearson Prentice Hall, 3rd Editio. ed, Upper Saddle River, NJ. Upper Saddle River.
- Jia, X., Kuo, B.C., Crawford, M.M., 2013. Feature mining for hyperspectral image classification. Proc. IEEE 101, 676–697. <https://doi.org/10.1109/JPROC.2012.2229082>
- Joelsson, S.R., Benediktsson, J.A., Sveinsson, J.R., 2005. Random forest classifiers for hyperspectral data, in: International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS). p. 4. <https://doi.org/10.1109/IGARSS.2005.1526129>
- Jollineau, M.Y., Howarth, P.J., 2008. Mapping an inland wetland complex using hyperspectral imagery. Int. J. Remote Sens. 29, 3609–3631. <https://doi.org/10.1080/01431160701469099>
- Joy, A.A., Hasan, M.A.M., Hossain, M.A., 2019. A Comparison of Supervised and Unsupervised Dimension Reduction Methods for Hyperspectral Image Classification, in: International Conference on Electrical, Computer and Communication Engineering, ECCE 2019. Cox'sBazar, Bangladesh, pp. 1–6. <https://doi.org/10.1109/ECACE.2019.8679360>
- Kadavi, P.R., Lee, W.J., Lee, C.W., 2017. Analysis of the pyroclastic flow deposits of Mount Sinabung and Merapi using Landsat imagery and the artificial neural networks approach. Appl. Sci. 7, 935. <https://doi.org/10.3390/app7090935>
- Kailath, T., 1967. The Divergence and Bhattacharyya Distance Measures in Signal Selection. IEEE Trans. Commun. Technol. 15, 52–60. <https://doi.org/10.1109/TCOM.1967.1089532>
- Kanning, M., Kühling, I., Trautz, D., Jarmer, T., 2018. High-resolution UAV-based hyperspectral imagery for LAI and chlorophyll estimations from wheat for yield prediction. Remote Sens. 10, 2000. <https://doi.org/10.3390/rs10122000>
- Karlson, M., Ostwald, M., Reese, H., Sanou, J., Tankoano, B., Mattsson, E., 2015. Mapping tree canopy cover and aboveground biomass in Sudano-Sahelian woodlands using Landsat 8 and random forest. Remote Sens. 7, 10017–10041. <https://doi.org/10.3390/rs70810017>

132

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015. Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <https://sede.ull.es/validacion/>

Identificador del documento: 3131461 Código de verificación: DCcY9LWt

Firmado por: Francesca Marchetti UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 24/12/2020 12:08:46
Manuel Imeldo Arbelo Pérez UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	24/12/2020 12:12:05
Björn Roland Michael Waske Roland UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	26/12/2020 17:28:50
María de las Maravillas Aguiar Aguiar UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	05/04/2021 12:27:46

Referencias

- Kerr, J.T., Ostrovsky, M., 2003. From space to species: Ecological applications for remote sensing. *Trends Ecol. Evol.* 18, 299–305. [https://doi.org/10.1016/S0169-5347\(03\)00071-5](https://doi.org/10.1016/S0169-5347(03)00071-5)
- Klein, A.M., Vaissière, B.E., Cane, J.H., Steffan-Dewenter, I., Cunningham, S.A., Kremen, C., Tscharntke, T., 2007. Importance of pollinators in changing landscapes for world crops. *Proc. R. Soc. B Biol. Sci.* 274, 303–313. <https://doi.org/10.1098/rspb.2006.3721>
- Kruse, F., 2002. Comparison of AVIRIS and Hyperion for hyperspectral mineral mapping, in: 11th JPL Airborne Geoscience Workshop. Pasadena, California.
- Kruse, F.A., Boardman, J.W., Huntington, J.F., 2003. Comparison of airborne hyperspectral data and EO-1 Hyperion for mineral mapping. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* 41, 1388–1400. <https://doi.org/10.1109/TGRS.2003.812908>
- Kueffer, C., Daehler, C.C., Torres-Santana, C.W., Lavergne, C., Meyer, J.Y., Otto, R., Silva, L., 2010. A global comparison of plant invasions on oceanic islands. *Perspect. Plant Ecol. Evol. Syst.* 12, 145–161. <https://doi.org/10.1016/j.ppees.2009.06.002>
- Labrador, M.; Guerra, J. A.; Rodríguez, X.; Arbelo, M.; Núñez, L.; Lorenzo, A.; Hernández, Alfonso Alonso, P. A.; Torres, M.; Idbraim, S.; Mammass, D.; Oudra, M., 2014. Caracterización de los agroecosistemas de palmera datilera en marruecos mediante técnicas de teledetección.
- Labrador García, M.; Arbelo, M.; Evora-Brondo, J.A.; Hernandez-Leal, P.; Alonso-Benito, A., 2010. Agricultural land-use mapping using very high resolution satellite images in Canary Islands, in: 38th COSPAR Assembly 2010. 38th COSPAR Assembly.
- Landgrebe, D., 1997. On information extraction principles for hyperspectral data. Purdue Univ. West Lafayette, IN, USA.
- Lawrence, R.L., Wood, S.D., Sheley, R.L., 2006. Mapping invasive plants using hyperspectral imagery and Breiman Cutler classifications (randomForest). *Remote Sens. Environ.* 100, 356–362. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2005.10.014>
- Li, D., Ke, Y., Gong, H., Li, X., 2015. Object-Based Urban Tree Species Classification Using Bi-Temporal WorldView-2 and WorldView-3 Images. *Remote Sens.* 7, 16917–16937. <https://doi.org/10.3390/rs71215861>
- Li, W., Niu, Z., Shang, R., Qin, Y., Wang, L., Chen, H., 2020. High-resolution mapping of forest canopy height using machine learning by coupling ICESat-2 LiDAR with Sentinel-1, Sentinel-2 and Landsat-8 data. *Int. J. Appl. Earth Obs. Geoinf.* <https://doi.org/10.1016/j.jag.2020.102163>
- Liu, Z. yu, Huang, J. feng, Shi, J. jing, Tao, R. xiang, Zhou, W., Zhang, L.L., 2007. Characterizing and estimating rice brown spot disease severity using stepwise

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015.  
Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <https://sede.ull.es/validacion/>

Identificador del documento: 3131461 Código de verificación: DCcY9LWt

Firmado por: Francesca Marchetti UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 24/12/2020 12:08:46
Manuel Imeldo Arbelo Pérez UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	24/12/2020 12:12:05
Björn Roland Michael Waske Roland UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	26/12/2020 17:28:50
María de las Maravillas Aguiar Aguiar UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	05/04/2021 12:27:46

Francesca Marchetti

- regression, principal component regression and partial least-square regression. *J. Zhejiang Univ. Sci. B.* 8, 738–744. <https://doi.org/10.1631/jzus.2007.B0738>
- Lorenzo, S.P.; Díaz, G.; María, A.; Cabrer, R.; Hernández, J.Z.; Rodríguez, R.L.; González, J.G., 2007. Los Castañeros de Canarias.
- Lu, D., Weng, Q., 2007. A survey of image classification methods and techniques for improving classification performance. *Int. J. Remote Sens.* 28, 823–870. <https://doi.org/10.1080/01431160600746456>
- Ma, L., Cheng, L., Li, M., Liu, Y., Ma, X., 2015. Training set size, scale, and features in Geographic Object-Based Image Analysis of very high resolution unmanned aerial vehicle imagery. *ISPRS J. Photogramm. Remote Sens.* 102, 14–27. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2014.12.026>
- Ma, W., Gong, C., Hu, Y., Meng, P., Xu, F., 2013. The Hughes phenomenon in hyperspectral classification based on the ground spectrum of grasslands in the region around Qinghai Lake, in: *International Symposium on Photoelectronic Detection and Imaging 2013: Imaging Spectrometer Technologies and Applications 89101G.* Beijing, China. <https://doi.org/10.1117/12.2034457>
- Mace, G.M., Norris, K., Fitter, A.H., 2012. Biodiversity and ecosystem services: A multilayered relationship. *Trends Ecol. Evol.* 27, 19–26. <https://doi.org/10.1016/j.tree.2011.08.006>
- Madonsela, S., Cho, M.A., Ramoelo, A., Mutanga, O., 2017. Remote sensing of species diversity using Landsat 8 spectral variables. *ISPRS J. Photogramm. Remote Sens.* 133, 116–127. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2017.10.008>
- Malthus, T.J., Madeira, A.C., 1993. High resolution spectroradiometry: Spectral reflectance of field bean leaves infected by *Botrytis fabae*. *Remote Sens. Environ.* 45, 107–116. [https://doi.org/10.1016/0034-4257\(93\)90086-D](https://doi.org/10.1016/0034-4257(93)90086-D)
- Malvern Panalytical Ltd, 2020. ASD Full Range, Portable Spectrometers & Spectroradiometers | Malvern Panalytical [WWW Document]. URL <https://www.malvernpanalytical.com/en/products/product-range/asd-range> (accessed 11.24.20).
- Manfreda, S., McCabe, M.F., Miller, P.E., Lucas, R., Madrigal, V.P., Mallinis, G., Dor, E., Ben, Helman, D., Estes, L., Ciraolo, G., Müllerová, J., Tauro, F., de Lima, M.I., de Lima, J.L.M.P., Maltese, A., Frances, F., Caylor, K., Kohv, M., Perks, M., Ruiz-Pérez, G., Su, Z., Vico, G., Toth, B., 2018. On the use of unmanned aerial systems for environmental monitoring. *Remote Sens.* 10, 641. <https://doi.org/10.3390/rs10040641>
- Mansour, K., Mutanga, O., Everson, T., Adam, E., 2012. Discriminating indicator grass species for rangeland degradation assessment using hyperspectral data resampled to AISA Eagle resolution. *ISPRS J. Photogramm. Remote Sens.* 70, 56–65. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2012.03.006>

134

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015.  
 Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <https://sede.ull.es/validacion/>

Identificador del documento: 3131461

Código de verificación: DCcY9LWt

Firmado por: Francesca Marchetti UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 24/12/2020 12:08:46
Manuel Imeldo Arbelo Pérez UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	24/12/2020 12:12:05
Björn Roland Michael Waske Roland UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	26/12/2020 17:28:50
María de las Maravillas Aguiar Aguiar UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	05/04/2021 12:27:46

Referencias

- Marchetti, F., Arbelo, M., Brito, Y., Alonso, A., Piso, G., Casas, E., 2019. Identification of plant species of interest for beekeeping in a volcanic landscape, in: SPIE 11149, Remote Sensing for Agriculture, Ecosystems, and Hydrology XXI, 111491Q. Strasbourg, France. <https://doi.org/10.1117/12.2537013>
- Marchetti, F., Esteve, A.R., Siani, A.M., Martínez-Lozano, J.A., Utrillas, M.P., 2016. Validación de los datos de radiación solar UV del Ozone Monitoring Instrument (OMI) a partir de medidas con base en tierra en la costa mediterránea. *Rev. Teledetec.* 47, 13–22. <https://doi.org/10.4995/raet.2016.5679>
- Marchetti, M., Vizzarri, M., Lasserre, B., Sallustio, L., Tavone, A., 2014. Natural capital and bioeconomy: Challenges and opportunities for forestry. *Ann. Silv. Res.* 38, 62–73. <https://doi.org/10.12899/ASR-1013>
- Marques, P., Pádua, L., Adão, T., Hruška, J., Peres, E., Sousa, A., Sousa, J.J., 2019. UAV-based automatic detection and monitoring of chestnut trees. *Remote Sens.* 11, 855. <https://doi.org/10.3390/RS11070855>
- Martín-Luis, A., Arbelo, M., Hernández-Leal, P., Arbelo-Bayó, M., 2016. Mapping species distribution of Canarian Monteverde forest by field spectroradiometry and satellite imagery, in: SPIE 9998, Remote Sensing for Agriculture, Ecosystems, and Hydrology XVIII, 99981M. Edinburgh, United Kingdom. <https://doi.org/10.1117/12.2241993>
- Matthew, M.W., Adler-Golden, S.M., Berk, A., Felde, G., Anderson, G.P., Gorodetzky, D., Paswaters, S., Shippert, M., 2002. Atmospheric correction of spectral imagery: Evaluation of the FLAASH algorithm with AVIRIS data. *Proc. - Appl. Imag. Pattern Recognit. Work.* 2002-Janua, 157–163. <https://doi.org/10.1109/AIPR.2002.1182270>
- Maxar Technologies, 2020. Maxar [WWW Document]. URL <https://www.maxar.com/> (accessed 11.24.20).
- Maxwell, A.E., Warner, T.A., Fang, F., 2018. Implementation of machine-learning classification in remote sensing: An applied review. *Int. J. Remote Sens.* 39, 2784–2817. <https://doi.org/10.1080/01431161.2018.1433343>
- Medina Machín, A., Marcello, J., Hernández-Cordero, A.I., Martín Abasolo, J., Eugenio, F., 2019. Vegetation species mapping in a coastal-dune ecosystem using high resolution satellite imagery. *GIScience Remote Sens.* 56, 210–232. <https://doi.org/10.1080/15481603.2018.1502910>
- Millard, K., Richardson, M., 2015. On the importance of training data sample selection in Random Forest image classification: A case study in peatland ecosystem mapping. *Remote Sens.* 7, 8489–8515. <https://doi.org/10.3390/rs70708489>
- Millennium Ecosystem Assessment, 2005. Millennium Ecosystem Assessment.
- Mitchell, J., Glenn, N., Anderson, M., Hruska, R., 2016. Flight Considerations and

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015.  
 Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <https://sede.ull.es/validacion/>

Identificador del documento: 3131461 Código de verificación: DCcY9LWt

Firmado por: Francesca Marchetti UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 24/12/2020 12:08:46
Manuel Imeldo Arbelo Pérez UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	24/12/2020 12:12:05
Björn Roland Michael Waske Roland UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	26/12/2020 17:28:50
María de las Maravillas Aguiar Aguiar UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	05/04/2021 12:27:46

Francesca Marchetti

Hyperspectral Image Classifications for Dryland Vegetation Management from a Fixed-wing UAS. *Environ. Manag. Sustain. Dev.* 5, 41–57. <https://doi.org/10.5296/emsd.v5i2.9343>

Moan, S. Le, Mansouri, A., Voisin, Y., Hardeberg, J.Y., 2011. A constrained band selection method based on information measures for spectral image color visualization. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* 49, 5104–5115. <https://doi.org/10.1109/TGRS.2011.2158319>

Morales-Barquero, L., Lyons, M.B., Phinn, S.R., Roelfsema, C.M., 2019. Trends in remote sensing accuracy assessment approaches in the context of natural resources. *Remote Sens.* 11, 2305. <https://doi.org/10.3390/rs11192305>

Mountrakis, G., Im, J., Ogole, C., 2011. Support vector machines in remote sensing: A review. *ISPRS J. Photogramm. Remote Sens.* 66, 247–259. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2010.11.001>

Mustafa, Y.T., Habeeb, H.N., 2014. Object based technique for delineating and mapping 15 tree species using VHR WorldView-2 imagery, in: *SPIE 9239, Remote Sensing for Agriculture, Ecosystems, and Hydrology XVI*, 92390G. <https://doi.org/10.1117/12.2067280>

Mutanga, O., Skidmore, A.K., Van Wieren, S., 2003. Discriminating tropical grass (*Cenchrus ciliaris*) canopies grown under different nitrogen treatments using spectroradiometry. *ISPRS J. Photogramm. Remote Sens.* 57, 263–272. [https://doi.org/10.1016/S0924-2716\(02\)00158-2](https://doi.org/10.1016/S0924-2716(02)00158-2)

Myers, N., Mittermeyer, R.A., Mittermeyer, C.G., Da Fonseca, G.A.B., Kent, J., 2000. Biodiversity hotspots for conservation priorities. *Nature* 403, 853–858. <https://doi.org/10.1038/35002501>

Nagendra, H., Rocchini, D., 2008. High resolution satellite imagery for tropical biodiversity studies: The devil is in the detail. *Biodivers. Conserv.* 17, 3431. <https://doi.org/10.1007/s10531-008-9479-0>

NASA, 2020a. Landsat Homepage | Landsat Science [WWW Document]. URL <https://landsat.gsfc.nasa.gov/> (accessed 11.24.20).

NASA, 2020b. AVIRIS - Airborne Visible / Infrared Imaging Spectrometer [WWW Document]. URL <https://eur-lex.europa.eu/LexUriServ/LexUriServ.do?uri=COM:2010:0548:FIN:ES:PDF> (accessed 11.24.20).

NASA, 2000. Earth Observing 1 (EO-1) [WWW Document].

Niemeyer, J., Rottensteiner, F., Soergel, U., 2014. Contextual classification of lidar data and building object detection in urban areas. *ISPRS J. Photogramm. Remote Sens.* 87, 152–165. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2013.11.001>

Nunez-Casillas, L., Micand, F., Somers, B., Brito, P., Arbelo, M., 2012. Plant species monitoring in the Canary Island using WorldView-2 imagery. *ISPRS - Int. Arch. Photogramm. Remote Sens. Spat. Inf. Sci.* XXXIX-B8, 301–304.

136

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015. Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <https://sede.ull.es/validacion/>

Identificador del documento: 3131461 Código de verificación: DCcY9LWt

Firmado por: Francesca Marchetti UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 24/12/2020 12:08:46
Manuel Imeldo Arbelo Pérez UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	24/12/2020 12:12:05
Björn Roland Michael Waske Roland UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	26/12/2020 17:28:50
María de las Maravillas Aguiar Aguiar UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	05/04/2021 12:27:46

Referencias

- <https://doi.org/10.5194/isprsarchives-xxxix-b8-301-2012>
- Oldeland, J., Dorigo, W., Wesuls, D., Jürgens, N., 2010. Mapping bush encroaching species by seasonal differences in hyperspectral imagery. *Remote Sens.* 2, 1416–1438. <https://doi.org/10.3390/rs2061416>
- Olesen, J.E., Bindi, M., 2002. Consequences of climate change for European agricultural productivity, land use and policy. *Eur. J. Agron.* 16, 239–262. [https://doi.org/10.1016/S1161-0301\(02\)00004-7](https://doi.org/10.1016/S1161-0301(02)00004-7)
- Ollerton, J., Price, V., Armbruster, W.S., Memmott, J., Watts, S., Waser, N.M., Totland, Ø., Goulson, D., Alarcón, R., Stout, J.C., Tarrant, S., 2012. Overplaying the role of honey bees as pollinators: A comment on Aebi and Neumann (2011). *Trends Ecol. Evol.* 27, 141–142. <https://doi.org/10.1016/j.tree.2011.12.001>
- Olofsson, P., Foody, G.M., Herold, M., Stehman, S. V., Woodcock, C.E., Wulder, M.A., 2014. Good practices for estimating area and assessing accuracy of land change. *Remote Sens. Environ.* 148, 42–57. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2014.02.015>
- Omer, G., Mutanga, O., Abdel-Rahman, E.M., Adam, E., 2015. Performance of Support Vector Machines and Artificial Neural Network for Mapping Endangered Tree Species Using WorldView-2 Data in Dukuduku Forest, South Africa. *IEEE J. Sel. Top. Appl. Earth Obs. Remote Sens.* 8, 4825–4840. <https://doi.org/10.1109/JSTARS.2015.2461136>
- Pádua, L., Hruška, J., Bessa, J., Adão, T., Martins, L.M., Gonçalves, J.A., Peres, E., Sousa, A.M.R., Castro, J.P., Sousa, J.J., 2018. Multi-temporal analysis of forestry and coastal environments using UASs. *Remote Sens.* 10, 24. <https://doi.org/10.3390/rs10010024>
- Pal, M., 2005. Random forest classifier for remote sensing classification. *Int. J. Remote Sens.* 26, 217–222. <https://doi.org/10.1080/01431160412331269698>
- Pal, M., Mather, P.M., 2005. Support vector machines for classification in remote sensing. *Int. J. Remote Sens.* 26, 1007–1011. <https://doi.org/10.1080/01431160512331314083>
- Pal, M., Mather, P.M., 2003. An assessment of the effectiveness of decision tree methods for land cover classification. *Remote Sens. Environ.* 86, 554–565. [https://doi.org/10.1016/S0034-4257\(03\)00132-9](https://doi.org/10.1016/S0034-4257(03)00132-9)
- Palmason, J.A., Benediktsson, J.A., Sveinsson, J.R., Chanussot, J., 2005. Classification of hyperspectral data from urban areas using morphological preprocessing and independent component analysis, in: *Proceedings. 2005 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium, 2005. IGARSS '05. IEEE, Seoul, p. 4.* <https://doi.org/10.1109/IGARSS.2005.1526133>
- Peerbhay, K.Y., Mutanga, O., Ismail, R., 2015. Random Forests Unsupervised Classification: The Detection and Mapping of *Solanum mauritianum*

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015.  
Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <https://sede.ull.es/validacion/>

Identificador del documento: 3131461 Código de verificación: DCcY9LWt

Firmado por: Francesca Marchetti UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 24/12/2020 12:08:46
Manuel Imeldo Arbelo Pérez UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	24/12/2020 12:12:05
Björn Roland Michael Waske Roland UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	26/12/2020 17:28:50
María de las Maravillas Aguiar Aguiar UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	05/04/2021 12:27:46

Francesca Marchetti

- Infestations in Plantation Forestry Using Hyperspectral Data. *IEEE J. Sel. Top. Appl. Earth Obs. Remote Sens.* 8, 3107–3122. <https://doi.org/10.1109/JSTARS.2015.2396577>
- Pereira-Lorenzo, S., Ramos-Cabre, A.M., Díaz-Hernández, B., Ascasíbar-Errasti, J., Sau, F., Ciordia-Ara, M., 2001. Spanish chestnut cultivars. *HortScience* 36, 344–347. <https://doi.org/10.21273/hortsci.36.2.344>
- Pesaresi, M., Benediktsson, J.A., 2001. A new approach for the morphological segmentation of high-resolution satellite imagery. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* 39, 309–320. <https://doi.org/10.1109/36.905239>
- Pontius, R.G., Millones, M., 2011. Death to Kappa: birth of quantity disagreement and allocation disagreement for accuracy assessment. *Int. J. Remote Sens.* 32, 4407–4429. <https://doi.org/10.1080/01431161.2011.552923>
- Post, C.J., DeGloria, S.D., Cherney, J.H., Mikhailova, E.A., 2007. Spectral measurements of alfalfa/grass fields related to forage properties and species composition. *J. Plant Nutr.* 30, 1779–1789. <https://doi.org/10.1080/01904160701626951>
- Potts, S.G., Roberts, S.P.M., Dean, R., Marris, G., Brown, M.A., Jones, R., Neumann, P., Settele, J., 2010. Declines of managed honey bees and beekeepers in Europe. *J. Apic. Res.* 49, 15–22. <https://doi.org/10.3896/IBRA.1.49.1.02>
- Pouteau, R., Stoll, B., Chabrier, S., 2010. Multi-source SVM fusion for environmental monitoring in marquesas archipelago, in: 2010 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium. Honolulu, HI, pp. 2719–2722. <https://doi.org/10.1109/IGARSS.2010.5654463>
- Pu, R., Landry, S., 2012. A comparative analysis of high spatial resolution IKONOS and WorldView-2 imagery for mapping urban tree species. *Remote Sens. Environ.* 124, 516–533. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2012.06.011>
- Puetz, A.M., Lee, K., Olsen, R.C., 2009. WorldView-2 data simulation and analysis results, in: Lewis, S.S.S. and P.E. (Ed.), *Algorithms and Technologies for Multispectral, Hyperspectral, and Ultraspectral Imagery XV*. SPIE, Orlando, Florida, United States, pp. 315–323. <https://doi.org/10.1117/12.818187>
- Räsänen, A., Rusanen, A., Kuitunen, M., Lensu, A., 2013. What makes segmentation good? A case study in boreal forest habitat mapping. *Int. J. Remote Sens.* 34, 8603–8627. <https://doi.org/10.1080/01431161.2013.845318>
- Resonon, 2020. Resonon Pika L Hyperspectral Imaging Camera [WWW Document]. URL <https://resonon.com/Pika-L> (accessed 11.24.20).
- Richards, J.A., 2013. Remote sensing digital image analysis: An introduction, *Remote Sensing Digital Image Analysis: An Introduction*. Springer, Berlin, Heidelberg. <https://doi.org/10.1007/978-3-642-30062-2>
- Richards, J.A., Jia, X., 2006. Remote sensing digital image analysis: An introduction, *Remote Sensing Digital Image Analysis: An Introduction*. Springer, Berlin,

138

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015. Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <https://sede.ull.es/validacion/>

Identificador del documento: 3131461 Código de verificación: DCcY9LWt

Firmado por: Francesca Marchetti UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 24/12/2020 12:08:46
Manuel Imeldo Arbelo Pérez UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	24/12/2020 12:12:05
Björn Roland Michael Waske Roland UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	26/12/2020 17:28:50
María de las Maravillas Aguiar Aguiar UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	05/04/2021 12:27:46

Referencias

- Heidelberg. <https://doi.org/10.1007/3-540-29711-1>
- Richter, K., Atzberger, C., Vuolo, F., Weihs, P., D'urso, G., 2009. Experimental assessment of the Sentinel-2 band setting for RTM-based LAI retrieval of sugar beet and maize. *Can. J. Remote Sens.* 35, 230–247. <https://doi.org/10.5589/m09-010>
- Ríos-Mesa, D., 2004. La Castaña, in: En: Cabildo Insular de Tenerife, Area de Aguas, Agricultura, Ganadería y Pesca, Servicio Técnico de Agricultura y Desarrollo Rural (Ed.). *Cocinando con castañas de Tenerife*, pp. 11–39.
- Rivas-Martinez, S., 1993. Las comunidades vegetales de la Isla de Tenerife, Isla Canarias. *Itinera Geobot.* 7, 5–167.
- Rivas-Torres, G.F., Benítez, F.L., Rueda, D., Sevilla, C., Mena, C.F., 2018. A methodology for mapping native and invasive vegetation coverage in archipelagos: An example from the Galápagos Islands. *Prog. Phys. Geogr.* 42, 83–111. <https://doi.org/10.1177/0309133317752278>
- Robin, M., Chapuis, J.L., Lebouvier, M., 2011. Remote sensing of vegetation cover change in islands of the Kerguelen archipelago. *Polar Biol.* 34, 1689. <https://doi.org/10.1007/s00300-011-1069-z>
- Roces-Díaz, J. V., Díaz-Varela, E.R., Barrio-Anta, M., Álvarez-Álvarez, P., 2018. Sweet chestnut agroforestry systems in north-western Spain: Classification, spatial distribution and an ecosystem services assessment. *For. Syst.* 27, 1–14. <https://doi.org/10.5424/fs/2018271-11973>
- Rodriguez-Galiano, V.F., Ghimire, B., Rogan, J., Chica-Olmo, M., Rigol-Sanchez, J.P., 2012. An assessment of the effectiveness of a random forest classifier for land-cover classification. *ISPRS J. Photogramm. Remote Sens.* 67, 93–104. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2011.11.002>
- Rogan, J., Miller, J., Stow, D., Franklin, J., Levien, L., Fischer, C., 2003. Land-cover change monitoring with classification trees using Landsat TM and ancillary data. *Photogramm. Eng. Remote Sensing* 7, 793–804. <https://doi.org/10.14358/PERS.69.7.793>
- Roy, D.P., Wulder, M.A., Loveland, T.R., C.E., W., Allen, R.G., Anderson, M.C., Helder, D., Irons, J.R., Johnson, D.M., Kennedy, R., Scambos, T.A., Schaaf, C.B., Schott, J.R., Sheng, Y., Vermote, E.F., Belward, A.S., Bindschadler, R., Cohen, W.B., Gao, F., Hipple, J.D., Hostert, P., Huntington, J., Justice, C.O., Kilic, A., Kovalsky, V., Lee, Z.P., Lymburner, L., Masek, J.G., McCorkel, J., Shuai, Y., Trezza, R., Vogelmann, J., Wynne, R.H., Zhu, Z., 2014. Landsat-8: Science and product vision for terrestrial global change research. *Remote Sens. Environ.* 145, 154–172. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2014.02.001>
- Sammataro, D., Gerson, U., Needham, G., 2000. Parasitic mites of honey bees: Life history, implications, and impact. *Annu. Rev. Entomol.* 45, 519–548. <https://doi.org/10.1146/annurev.ento.45.1.519>

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015.  
Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <https://sede.ull.es/validacion/>

Identificador del documento: 3131461 Código de verificación: DCcY9LWt

Firmado por: Francesca Marchetti UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 24/12/2020 12:08:46
Manuel Imeldo Arbelo Pérez UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	24/12/2020 12:12:05
Björn Roland Michael Waske Roland UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	26/12/2020 17:28:50
María de las Maravillas Aguiar Aguiar UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	05/04/2021 12:27:46

Francesca Marchetti

- Satellite Imaging Corporation, 2007. WorldView-2 Satellite Sensor [WWW Document]. URL <https://www.satimagingcorp.com/satellite-sensors/worldview-2/> (accessed 11.29.20).
- Saveraid, E.H., Debinski, D.M., Kindscher, K., Jakubauskas, M.E., 2001. A comparison of satellite data and landscape variables in predicting bird species occurrences in the Greater Yellowstone Ecosystem, USA. *Landsc. Ecol.* 16, 71–83. <https://doi.org/10.1023/A:1008119219788>
- Secretariat of the Convention on Biological Diversity, 2010. Convention on Biological Diversity [WWW Document]. URL <https://www.cbd.int/ecosystem/description.shtml> (accessed 11.24.20).
- Serpico, S.B., Moser, G., 2007. Extraction of spectral channels from hyperspectral images for classification purposes. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* 45, 484–495. <https://doi.org/10.1109/TGRS.2006.886177>
- Shafri, H.Z.M., Anuar, M.I., Seman, I.A., Noor, N.M., 2011. Spectral discrimination of healthy and ganoderma-infected oil palms from hyperspectral data. *Int. J. Remote Sens.* 32, 7111–7129. <https://doi.org/10.1080/01431161.2010.519003>
- Shang, X., Chisholm, L.A., 2014. Classification of Australian native forest species using hyperspectral remote sensing and machine-learning classification algorithms. *IEEE J. Sel. Top. Appl. Earth Obs. Remote Sens.* 7, 2481–2489. <https://doi.org/10.1109/JSTARS.2013.2282166>
- Silva, L., Ojeda Land, E., Rodriguez Luengo, J.L., Borges, P.A. V., Oliveira, P., Jardim, R., 2008. Invasive alien species in Macaronesia, in: Arena (Ed.), *Invasive Terrestrial Flora & Fauna of Macaronesia. TOP 100 in Azores, Madeira and Canaries*. Ponta Delgada, pp. 159–165.
- Singh, K.D., Nansen, C., 2017. Advanced calibration to improve robustness of drone-acquired hyperspectral remote sensing data, in: 2017 6th International Conference on Agro-Geoinformatics, *Agro-Geoinformatics 2017*. Fairfax, VA, pp. 1–6. <https://doi.org/10.1109/Agro-Geoinformatics.2017.8047061>
- Soille, P., Pesaresi, M., 2002. Advances in mathematical morphology applied to geoscience and remote sensing. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* 40, 2042–2055. <https://doi.org/10.1109/TGRS.2002.804618>
- Somers, B., Asner, G.P., 2014. Tree species mapping in tropical forests using multi-temporal imaging spectroscopy: Wavelength adaptive spectral mixture analysis. *Int. J. Appl. Earth Obs. Geoinf.* 31, 57–66. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2014.02.006>
- Song, X., Cherian, G., Fan, G., 2005. A v-insensitive SVM approach for compliance monitoring of the conservation reserve program. *IEEE Geosci. Remote Sens. Lett.* 2, 99–103. <https://doi.org/10.1109/LGRS.2005.846007>
- SPECIM, S.I., 2020. Specim - Hyperspectral imaging cameras and systems [WWW

140

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015.  
Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <https://sede.ull.es/validacion/>

Identificador del documento: 3131461 Código de verificación: DCcY9LWt

Firmado por: Francesca Marchetti UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 24/12/2020 12:08:46
Manuel Imeldo Arbelo Pérez UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	24/12/2020 12:12:05
Björn Roland Michael Waske Roland UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	26/12/2020 17:28:50
María de las Maravillas Aguiar Aguiar UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	05/04/2021 12:27:46

Referencias

- Document]. URL <https://www.specim.fi/> (accessed 11.24.20).
- Stefanski, J., MacK, B., Waske, O., 2013. Optimization of object-based image analysis with random forests for land cover mapping. *IEEE J. Sel. Top. Appl. Earth Obs. Remote Sens.* 6, 2492–2504. <https://doi.org/10.1109/JSTARS.2013.2253089>
- Sun, L., Schulz, K., 2015. The improvement of land cover classification by thermal remote sensing. *Remote Sens.* 7, 8368–8390. <https://doi.org/10.3390/rs70708368>
- Swain, P. H.; Robertson, T. V.; Wacker, A.G., 1971. Comparison of the Divergence and B-distance in the Feature Selection. LARS, Information Note 020871, Purdue University, West Lafayette, Indiana, USA.
- Tan, C.P., Koay, J.Y., Lim, K.S., Ewe, H.T., Chuah, H.T., 2007. Classification of multi-temporal SAR images for rice crops using combined entropy decomposition and support vector machine technique. *Prog. Electromagn. Res.* 71, 19–39. <https://doi.org/10.2528/PIER07012903>
- Tarantino, C., Casella, F., Adamo, M., Lucas, R., Beierkuhnlein, C., Blonda, P., 2019. *Ailanthus altissima* mapping from multi-temporal very high resolution satellite images. *ISPRS J. Photogramm. Remote Sens.* 147, 90–103. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2018.11.013>
- Taskin, G., Kaya, H., Bruzzone, L., 2017. Feature selection based on high dimensional model representation for hyperspectral images. *IEEE Trans. Image Process.* 26, 2918–2928. <https://doi.org/10.1109/TIP.2017.2687128>
- Thomas, C.D., Cameron, A., Green, R.E., Bakkenes, M., Beaumont, L.J., Collingham, Y.C., Erasmus, B.F.N., Ferreira De Siqueira, M., Grainger, A., Hannah, L., Hughes, L., Huntley, B., Van Jaarsveld, A.S., Midgley, G.F., Miles, L., Ortega-Huerta, M.A., Peterson, A.T., Phillips, O.L., Williams, S.E., 2004. Extinction risk from climate change. *Nature* 427, 145–148. <https://doi.org/10.1038/nature02121>
- Tigges, J., Lakes, T., Hostert, P., 2013. Urban vegetation classification: Benefits of multitemporal RapidEye satellite data. *Remote Sens. Environ.* 136, 66–75. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2013.05.001>
- Topouzelis, K., Psyllos, A., 2012. Oil spill feature selection and classification using decision tree forest on SAR image data. *ISPRS J. Photogramm. Remote Sens.* 68, 135–143. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2012.01.005>
- Transon, J., D’Andrimont, R., Maignard, A., Defourny, P., 2018. Survey of hyperspectral Earth Observation applications from space in the Sentinel-2 context. *Remote Sens.* 10, 157. <https://doi.org/10.3390/rs10020157>
- U.S. Geological Survey, 2016. Landsat—Earth observation satellites [WWW Document]. USGS. URL <https://www.usgs.gov/core-science-systems/nli/landsat> (accessed 11.2.20).
- United Nations Framework Convention on Climate Change, 2020. UNFCCC [WWW Document]. URL <https://unfccc.int/> (accessed 11.24.20).

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015.  
Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <https://sede.ull.es/validacion/>

Identificador del documento: 3131461 Código de verificación: DCcY9LWt

Firmado por: Francesca Marchetti UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 24/12/2020 12:08:46
Manuel Imeldo Arbelo Pérez UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	24/12/2020 12:12:05
Björn Roland Michael Waske Roland UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	26/12/2020 17:28:50
María de las Maravillas Aguiar Aguiar UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	05/04/2021 12:27:46

Francesca Marchetti

Vaglio Laurin, G., Del Frate, F., Pasolli, L., Notarnicola, C., Guerriero, L., Valentini, R., 2013. Discrimination of vegetation types in alpine sites with ALOS PALSAR-, RADARSAT-2-, and lidar-derived information. *Int. J. Remote Sens.* <https://doi.org/10.1080/01431161.2013.810823>

Vaglio Laurin, G., Puletti, N., Hawthorne, W., Liesenberg, V., Corona, P., Papale, D., Chen, Q., Valentini, R., 2016. Discrimination of tropical forest types, dominant species, and mapping of functional guilds by hyperspectral and simulated multispectral Sentinel-2 data. *Remote Sens. Environ.* 176, 163–176. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2016.01.017>

Vaiphasa, C., Ongsomwang, S., Vaiphasa, T., Skidmore, A.K., 2005. Tropical mangrove species discrimination using hyperspectral data: A laboratory study. *Estuar. Coast. Shelf Sci.* 65, 371–379. <https://doi.org/10.1016/j.ecss.2005.06.014>

van der Linden, S., Rabe, A., Held, M., Jakimow, B., Leitão, P.J., Okujeni, A., Schwieder, M., Suess, S., Hostert, P., 2015. The EnMAP-box-A toolbox and application programming interface for EnMAP data processing. *Remote Sens.* 7, 11249–11266. <https://doi.org/10.3390/rs70911249>

van der Meer, F.D., van der Werff, H.M.A., van Ruitenbeek, F.J.A., Hecker, C.A., Bakker, W.H., Nooten, M.F., van der Meijde, M., Carranza, E.J.M., de Smeth, J.B., Woldai, T., 2012. Multi- and hyperspectral geologic remote sensing: A review. *Int. J. Appl. Earth Obs. Geoinf.* 14, 112–128. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2011.08.002>

Vapnik, V.N., 1995. *The Nature of Statistical Learning Theory*, The Nature of Statistical Learning Theory. Springer, New York, NY. <https://doi.org/10.1007/978-1-4757-2440-0>

Varanka, D.E., Usery, E.L., 2018. The map as knowledge base. *Int. J. Cartogr.* 4, 201–223. <https://doi.org/10.1080/23729333.2017.1421004>

Vihervaara, P.; Maes, J.; Mononen, L.; Cazacu, C.; Adamescu, M., 2017. *Mapping Ecosystem Services*, Pensoft Pu. ed. Sofia.

Voss, M., Sugumaran, R., 2008. Seasonal effect on tree species classification in an urban environment using hyperspectral data, LiDAR, and an object-oriented approach. *Sensors* 8, 3020–3036. <https://doi.org/10.3390/s8053020>

Wagner, F.H., Ferreira, M.P., Sanchez, A., Hirye, M.C.M., Zortea, M., Gloor, E., Phillips, O.L., de Souza Filho, C.R., Shimabukuro, Y.E., Aragão, L.E.O.C., 2018. Individual tree crown delineation in a highly diverse tropical forest using very high resolution satellite images. *ISPRS J. Photogramm. Remote Sens.* 145, 362–377. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2018.09.013>

Wake, D.B., Vredenburg, V.T., 2008. Are we in the midst of the sixth mass extinction? A view from the world of amphibians. *Proc. Natl. Acad. Sci. U. S. A.* 105, 11466–11473. <https://doi.org/10.1073/pnas.0801921105>

142

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015. Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <https://sede.ull.es/validacion/>

Identificador del documento: 3131461 Código de verificación: DCcY9LWt

Firmado por: Francesca Marchetti UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 24/12/2020 12:08:46
Manuel Imeldo Arbelo Pérez UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	24/12/2020 12:12:05
Björn Roland Michael Waske Roland UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	26/12/2020 17:28:50
María de las Maravillas Aguiar Aguiar UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	05/04/2021 12:27:46

Referencias

- Wang, H., Zhao, Y., Pu, R., Zhang, Z., 2015. Mapping Robinia pseudoacacia forest health conditions by using combined spectral, spatial, and textural information extracted from IKONOS imagery and random forest classifier. *Remote Sens.* 7, 9020–9044. <https://doi.org/10.3390/rs70709020>
- Wang, L., Sousa, W.P., 2009. Distinguishing mangrove species with laboratory measurements of hyperspectral leaf reflectance. *Int. J. Remote Sens.* 30, 1267–1281. <https://doi.org/10.1080/01431160802474014>
- Wang, R., Gamon, J.A., 2019. Remote sensing of terrestrial plant biodiversity. *Remote Sens. Environ.* 231, 111218. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2019.111218>
- Waser, L.T., Küchler, M., Jütte, K., Stampfer, T., 2014. Evaluating the potential of worldview-2 data to classify tree species and different levels of ash mortality. *Remote Sens.* 6, 4515–4545. <https://doi.org/10.3390/rs6054515>
- Waske, B., Braun, M., 2009. Classifier ensembles for land cover mapping using multitemporal SAR imagery. *ISPRS J. Photogramm. Remote Sens.* 64, 450–457. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2009.01.003>
- White, J.C., Wulder, M.A., Hobart, G.W., Luther, J.E., Hermosilla, T., Griffiths, P., Coops, N.C., Hall, R.J., Hostert, P., Dyk, A., Guindon, L., 2014. Pixel-based image compositing for large-area dense time series applications and science. *Can. J. Remote Sens.* 40, 192–212. <https://doi.org/10.1080/07038992.2014.945827>
- Widiatmaka, Ambarwulan, W., Sudarsono, 2016. Spatial multi-criteria decision making for delineating agricultural land in Jakarta metropolitan area's hinterland: Case study of Bogor regency, West Java. *Agrivita* 38, 105–115. <https://doi.org/10.17503/agrivita.v38i2.746>
- Wikimedia Commons, 2020. File:Makaronesia.jpg [WWW Document]. URL <https://commons.wikimedia.org/wiki/File:Makaronesia.jpg> (accessed 11.29.20).
- Xia, J., Yokoya, N., Iwasaki, A., 2017. Hyperspectral Image Classification with Canonical Correlation Forests. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* 55, 421–431. <https://doi.org/10.1109/TGRS.2016.2607755>
- Xian, G., Shi, H., Dewitz, J., Wu, Z., 2019. Performances of WorldView 3, Sentinel 2, and Landsat 8 data in mapping impervious surface. *Remote Sens. Appl. Soc. Environ.* 15, 100246. <https://doi.org/10.1016/j.rsase.2019.100246>
- Yang, C., 2015. Hyperspectral Imagery for Mapping Crop Yield for Precision Agriculture, in: Park B., Lu R. (Eds) *Hyperspectral Imaging Technology in Food and Agriculture*. Food Engineering Series. Springer, New York, NY, pp. 289–304. [https://doi.org/10.1007/978-1-4939-2836-1\\_12](https://doi.org/10.1007/978-1-4939-2836-1_12)
- Yang, C., Everitt, J.H., Bradford, J.M., Murden, D., 2004. Airborne hyperspectral imagery and yield monitor data for mapping cotton yield variability. *Precis. Agric.* 5, pages445–461. <https://doi.org/10.1007/s11119-004-5319-8>

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015. Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <https://sede.ull.es/validacion/>

Identificador del documento: 3131461 Código de verificación: DCcY9LWt

Firmado por: Francesca Marchetti UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 24/12/2020 12:08:46
Manuel Imeldo Arbelo Pérez UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	24/12/2020 12:12:05
Björn Roland Michael Waske Roland UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	26/12/2020 17:28:50
María de las Maravillas Aguiar Aguiar UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	05/04/2021 12:27:46

Francesca Marchetti

---

- Zarco-Tejada, P.J., Miller, J.R., Morales, A., Berjón, A., Agüera, J., 2004. Hyperspectral indices and model simulation for chlorophyll estimation in open-canopy tree crops. *Remote Sens. Environ.* 90, 463–476. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2004.01.017>
- Zhang, X., Nansen, C., Aryamanesh, N., Yan, G., Boussaid, F., 2015. Importance of spatial and spectral data reduction in the detection of internal defects in food products. *Appl. Spectrosc.* 69, 473–480. <https://doi.org/10.1366/14-07672>
- Zhang, Y., Phillips, P., Wang, S., Ji, G., Yang, J., Wu, J., 2016. Fruit classification by biogeography-based optimization and feedforward neural network. *Expert Syst.* 33, 239–253. <https://doi.org/10.1111/exsy.12146>
- Zhu, Z., Gallant, A.L., Woodcock, C.E., Pengra, B., Olofsson, P., Loveland, T.R., Jin, S., Dahal, D., Yang, L., Auch, R.F., 2016. Optimizing selection of training and auxiliary data for operational land cover classification for the LCMAP initiative. *ISPRS J. Photogramm. Remote Sens.* 122, 206–221. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2016.11.004>
- Zoccali, P., Malacrino, A., Campolo, O., Laudani, F., Algeri, G.M., Giunti, G., Strano, C.P., Benelli, G., Palmeri, V., 2017. A novel GIS-based approach to assess beekeeping suitability of Mediterranean lands. *Saudi J. Biol. Sci.* 24, 1045–1050. <https://doi.org/10.1016/j.sjbs.2017.01.062>

---

144

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015.  
Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <https://sede.ull.es/validacion/>

Identificador del documento: 3131461 Código de verificación: DCcY9LWt

Firmado por: Francesca Marchetti UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 24/12/2020 12:08:46
Manuel Imeldo Arbelo Pérez UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	24/12/2020 12:12:05
Björn Roland Michael Waske Roland UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	26/12/2020 17:28:50
María de las Maravillas Aguiar Aguiar UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	05/04/2021 12:27:46

## Anexo I

Se muestran los valores calculados para la distancia de Jeffries-Matusita con las firmas espectrales medidas durante la campaña de campo, dentro del rango espectral de la cámara *Resonon Pika L*. Los cálculos se realizaron considerando dos a dos todas las especies vegetales de interés apícola, presentes en la Reserva Natural del Malpaís de Güímar. Se recuerda que un valor de 2 indica máxima separabilidad espectral.

Bandas	Especies vegetales	Valores distancia J-M
B001	tedera  salado	1,37
B001	tedera  balo	1,12
B001	salado  margarita	1,69
B001	salado  barrilla	1,91
B001	margarita  balo	1,37
B001	incienso  balo	1,03
B001	barrilla  balo	1,41
B002	verode  tedera	0,91
B002	tabaiba amarga  incienso	0,95
B002	margarita  incienso	1,74
B006	tabaiba amarga  barrilla	1,84
B008	incienso  barrilla	1,97
B009	tedera  incienso	1,18
B010	lavándula  incienso	1,71
B011	incienso  cornical	1,48
B014	tedera  tabaiba amarga	1,46
B015	verode  tabaiba amarga	0,42
B015	tabaiba dulce  tabaiba amarga	0,76
B015	tabaiba amarga  margarita	1,73
B021	tedera  margarita	0,40
B024	tabaiba amarga  lavándula	1,79
B025	verode  margarita	1,39
B025	lavándula  cardón	0,41
B025	lavándula  balo	1,24
B033	salado  incienso	0,54
B034	tabaiba amarga  cornical	1,68
B035	cornical  aulaga	0,82
B037	tedera  cornical	0,84
B037	salado  balo	0,69
B040	verode  cornical	1,56
B040	tabaiba dulce  barrilla	1,97
B043	verode  romero	1,94
B043	cornical  balo	1,04
B044	tedera  romero	1,79
B044	romero  cardón	0,85

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015.  
 Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <https://sede.ull.es/validacion/>

Identificador del documento: 3131461 Código de verificación: DCcY9LWt

Firmado por: Francesca Marchetti UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 24/12/2020 12:08:46
Manuel Imeldo Arbelo Pérez UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	24/12/2020 12:12:05
Björn Roland Michael Waske Roland UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	26/12/2020 17:28:50
María de las Maravillas Aguiar Aguiar UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	05/04/2021 12:27:46

Francesca Marchetti

B044	margarita   barrilla	1,63
B045	verode   barrilla	1,86
B045	salado   romero	1,77
B045	romero   balo	1,52
B046	verode   lavándula	1,80
B048	tetera   lavándula	1,41
B062	margarita   lavándula	1,59
B066	verode   aulaga	1,53
B067	salado   aulaga	1,08
B067	balo   aulaga	1,35
B072	romero   aulaga	1,89
B074	verode   tabaiba dulce	0,73
B075	tabaiba dulce   lavándula	1,97
B077	tabaiba dulce   salado	1,17
B077	tabaiba dulce   margarita	1,89
B077	tabaiba dulce   aulaga	1,98
B077	tabaiba amarga   romero	1,88
B078	tabaiba dulce   cornical	1,90
B078	tabaiba amarga   aulaga	1,66
B078	incienso   aulaga	1,45
B080	tetera   aulaga	0,76
B080	tabaiba amarga   cardón	1,54
B080	romero   lavándula	0,96
B081	tabaiba dulce   romero	2,00
B081	romero   incienso	1,79
B081	incienso   cardón	1,32
B082	tabaiba dulce   cardón	1,91
B082	margarita   cornical	1,02
B083	romero   margarita	2,00
B083	margarita   aulaga	1,58
B084	verode   cardón	1,38
B084	tetera   tabaiba dulce	1,71
B084	romero   cornical	1,02
B085	romero   barrilla	2,00
B086	barrilla   aulaga	2,00
B087	tetera   barrilla	1,80
B089	lavándula   barrilla	2,00
B090	cornical   barrilla	1,98
B091	lavándula   cornical	0,72
B095	lavándula   aulaga	1,37
B100	salado   lavándula	1,61
B107	salado   cornical	1,32
B133	tabaiba dulce   incienso	0,63
B139	tabaiba dulce   balo	0,83
B146	verode   incienso	0,73
B146	verode   balo	0,91
B149	verode   salado	1,00

146

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015.  
 Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <https://sede.ull.es/validacion/>

Identificador del documento: 3131461

Código de verificación: DCcY9LWt

Firmado por: Francesca Marchetti UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 24/12/2020 12:08:46
Manuel Imeldo Arbelo Pérez UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	24/12/2020 12:12:05
Björn Roland Michael Waske Roland UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	26/12/2020 17:28:50
María de las Maravillas Aguiar Aguiar UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	05/04/2021 12:27:46

Anexo I

B149	tedera  cardón	1,60
B149	tabaiba amarga  balo	0,64
B149	salado  cardón	1,70
B149	margarita  cardón	1,58
B149	cornical  cardón	0,83
B149	cardón  barrilla	1,96
B149	cardón  balo	1,02
B149	cardón  aulaga	1,58
B150	tabaiba amarga  salado	0,92

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015.  
Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <https://sede.ull.es/validacion/>

Identificador del documento: 3131461 Código de verificación: DCcY9LWt

Firmado por: Francesca Marchetti . UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 24/12/2020 12:08:46
Manuel Imeldo Arbelo Pérez UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	24/12/2020 12:12:05
Björn Roland Michael Waske Roland UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	26/12/2020 17:28:50
María de las Maravillas Aguiar Aguiar UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	05/04/2021 12:27:46



Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015.  
Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <https://sede.ull.es/validacion/>

Identificador del documento: 3131461 Código de verificación: DCcY9LWt

Firmado por: Francesca Marchetti . UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 24/12/2020 12:08:46
Manuel Imeldo Arbelo Pérez UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	24/12/2020 12:12:05
Björn Roland Michael Waske Roland UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	26/12/2020 17:28:50
María de las Maravillas Aguiar Aguiar UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	05/04/2021 12:27:46

## Publicaciones relacionadas con esta Memoria

Se relacionan las principales publicaciones derivadas de esta tesis:

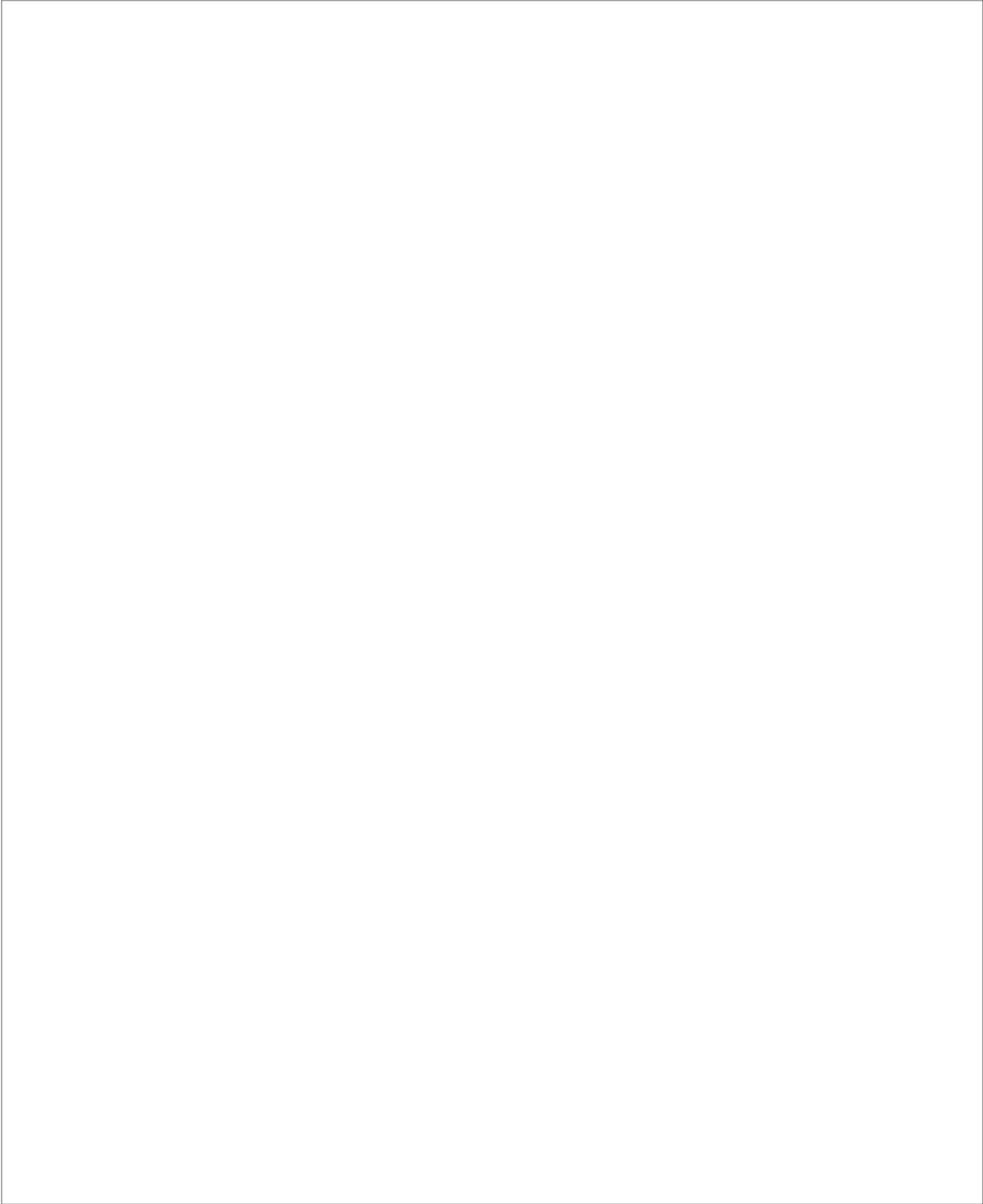
- Marchetti F., Waske B., Arbelo M. , Moreno-Ruíz J.A., Alonso-Benito A. *Mapping Chestnut Stands Using Bi-Temporal VHR Data*, Remote Sensing, 11, 2560, 2019. <https://doi.org/10.3390/rs11212560>
- Marchetti, F.; Brito, Y.; Alonso, A.; Piso, G., Arbelo, M. *Cartografía de la vegetación del Malpaís de Güímar: un estudio preliminar*, XVIII Congreso Nacional de Teledetección, Hacia una visión global del cambio climático, Valladolid, del 24 al 27 de septiembre de 2019. [http://www.aet.org.es/congresos/xviii/Libro ACTAS XVIII AET.pdf](http://www.aet.org.es/congresos/xviii/Libro_ACTAS_XVIII_AET.pdf)
- Marchetti, F.; Arbelo, M.; Brito, Y.; Alonso, A.; Piso, G.; Casas, E. *Identification of plant species of interest for beekeeping in a volcanic landscape*, Proc. SPIE 11149, Remote Sensing for Agriculture, Ecosystems, and Hydrology XXI, 111491Q, 21 October 2019. <https://doi.org/10.1117/12.2537013>
- Marchetti, F.; Arbelo, A.; Alonso-Benito, A.; Arbelo, M., Hernández-Leal, P. A., Moreno Ruíz, J. A. *Evaluación de imágenes multitemporales WorldView 2-3 para la clasificación de castaños en Tenerife*, Teledetección: nuevas plataformas y sensores aplicados a la gestión del agua, la agricultura y el medio ambiente, XVII Congreso de la Asociación Española de Teledetección, 85-88, Murcia, 3-7 octubre 2017. [http://www.aet.org.es/congresos/xvii/XVII Congreso AET actas.pdf](http://www.aet.org.es/congresos/xvii/XVII_Congreso_AET_actas.pdf)
- Marchetti, F.; Arbelo, M.; Moreno-Ruíz, J.A.; Hernández-Leal, P.A.; Alonso-Benito, A. *Multitemporal WorldView satellites imagery for mapping chestnut trees*, Proc. SPIE 10421, Remote Sensing for Agriculture, Ecosystems, and Hydrology XIX, 104211Q, 2 November 2017. <https://doi.org/10.1117/12.2278655>

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015.  
Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <https://sede.ull.es/validacion/>

Identificador del documento: 3131461

Código de verificación: DCcY9LWt

Firmado por: Francesca Marchetti . UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 24/12/2020 12:08:46
Manuel Imeldo Arbelo Pérez UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	24/12/2020 12:12:05
Björn Roland Michael Waske Roland UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	26/12/2020 17:28:50
María de las Maravillas Aguiar Aguiar UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	05/04/2021 12:27:46



Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015.  
Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <https://sede.ull.es/validacion/>

Identificador del documento: 3131461 Código de verificación: DCcY9LWt

Firmado por: Francesca Marchetti . UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 24/12/2020 12:08:46
Manuel Imeldo Arbelo Pérez UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	24/12/2020 12:12:05
Björn Roland Michael Waske Roland UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	26/12/2020 17:28:50
María de las Maravillas Aguiar Aguiar UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	05/04/2021 12:27:46



Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015.  
Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <https://sede.ull.es/validacion/>

Identificador del documento: 3131461 Código de verificación: DCcY9LWt

Firmado por: Francesca Marchetti . UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 24/12/2020 12:08:46
Manuel Imeldo Arbelo Pérez UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	24/12/2020 12:12:05
Björn Roland Michael Waske Roland UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	26/12/2020 17:28:50
María de las Maravillas Aguiar Aguiar UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	05/04/2021 12:27:46