

ESCUELA DE INGENIERÍA DE TELECOMUNICACIÓN Y ELECTRÓNICA



TRABAJO FIN DE GRADO

APLICACIÓN Y EVALUACIÓN DE TÉCNICAS DE PANSARPENING EN IMÁGENES WORLDVIEW-2/3: IMPACTO EN LA CLASIFICACIÓN DE ZONAS NATURALES Y URBANAS

Titulación: Grado en Ingeniería en Tecnologías de la Telecomunicación

Mención: Sonido e imagen

Autor/a: Quintero Espinosa, Jishar

Tutores: Rodríguez Esparragón, Dionisio / Marcello Ruiz, Francisco Javier

Fecha: Julio 2022

Resumen

La teledetección hoy en día tiene multitud de aplicaciones en diversos escenarios. La información es captada por sensores integrados en diferentes dispositivos y mediante la aplicación de técnicas de procesado de datos e imágenes, permite su interpretación eficiente y avanzada.

Los sensores de alta resolución embarcados en plataformas espaciales proporcionan usualmente una imagen multiespectral y otra pancromática de mejor resolución espacial de la misma zona de adquisición. Las técnicas de pansharpening permiten la fusión de la imagen multiespectral de baja resolución espacial y la pancromática de alta resolución espacial para obtener una única imagen multiespectral de alta resolución espacial e intentando conservar la fidelidad espectral con relación a las bandas multiespectrales.

Este trabajo se centra en la aplicación de técnicas de pansharpening en imágenes de cubiertas heterogéneas; en otras palabras, se utilizará una imagen del Parque Nacional de Garajonay y otra de la ciudad de Las Palmas de Gran Canaria, proporcionada la primera por el satélite Worldview-2 y la segunda por el satélite Worldview-3, y se aplicarán técnicas de fusión que ayudarán a mejorar la resolución espacial sin alterar significativamente la resolución espectral. A continuación, se pretende comparar las clasificaciones de ambas imágenes antes y después de la aplicación de las técnicas de pansharpening.

En conclusión, se pretende analizar la mejora en la clasificación cuando se emplea una imagen fusionada con respecto a las bandas originales, abordando primero un análisis para identificar qué técnica de fusión es la más apropiada para cada cubierta.

Abstract

Nowadays Remote Sensing techniques have multiple uses in different situations. The information is captured by sensors that are integrated in different devices. Using image and data processing techniques is possible to have an efficient and advanced interpretation.

High-resolution sensors onboard space platforms usually provide a multispectral and a panchromatic image of the same acquisition area. The panchromatic image provides higher spatial resolution while the multispectral provides higher spectral resolution. Pansharpening techniques allow the fusion of the low spatial resolution multispectral image and the high spatial resolution panchromatic image, producing a single high spatial resolution multispectral image while attempting to preserve spectral fidelity with respect to the multispectral bands.

This project focuses on the application of pansharpening techniques to images covering heterogeneous surfaces; in other words, an image of the Garajonay National Park and an image of the city of Las Palmas de Gran Canaria, the former provided by the Worldview-2 satellite and the latter by the Worldview-3 satellite, will be used and fusion techniques will be applied to help improve the spatial resolution without significantly altering the spectral resolution. Then, the aim is to compare the classifications of both images before and after the application of pansharpening techniques.

In conclusion, the purpose of this work is to analyze the improvement in classification when a merged image is used in comparison to the original bands. For that, first we address the problem of determining which fusion technique is the most appropriate for each surface.

Índice

MEMORIA	15
Capítulo 1. Introducción	17
C.1.1 Contexto	17
C.1.2 Objetivos.....	19
C.1.3 Estructura memoria.....	20
Capítulo 2. Los satélites WorldView-2/3	23
C.2.1 Introducción a la teledetección.....	23
C.2.2 Satélites WorldView	27
C.2.2.1 Satélite WorldView 2	28
C.2.2.2 Satélite WorldView 3	29
C.2.2.3 Diferencias entre cada satélite	29
Capítulo 3. Fusión de imágenes o pansharpening.....	31
C.3.1 Introducción	31
C.3.2 Pansharpening.....	31
C.3.3 Técnicas de fusión CS, MRA, VO	33
C.3.4 Medidas de calidad de imágenes fusionadas.....	45
Capítulo 4. Áreas de estudio.....	49
C.4.1 Áreas de estudio.....	49
C.4.2 Imágenes de entrada y sus parámetros	51
Capítulo 5. Resultados de la evaluación de las técnicas de fusión	53
C.5.1 Metodología	53
C.5.2 Evaluación de calidad	54
C.5.2.1 Evaluación subjetiva	54
C.5.2.2 Evaluación objetiva (índices de calidad).....	64
C.5.3 Discusión.....	68
Capítulo 6. Evaluación en la clasificación de cubierta vegetal y urbana al utilizar imágenes fusionadas (pansharpened)	69
C.6.1 Metodología	69
C.6.2 Evaluación de calidad	75
C.6.2.1 Evaluación subjetiva	76
C.6.2.2 Evaluación objetiva:.....	80
C.6.2.2.1 Resultados de la evaluación de la calidad de las clasificaciones	81
C.6.3 Discusión.....	82
C.6.4 Índices NDVI y NDWI	83
C.6.4.1 Índice de vegetación (NDVI)	83

C.6.4.2 Índice de agua (NDWI).....	86
Capítulo 7. Conclusiones	89
C.7.1 Revisión de los objetivos	89
C.7.2 Análisis de los resultados	90
C.7.3 Líneas futuras	91
Bibliografía.....	93
PLIEGO DE CONDICIONES	97
Pliego de condiciones	99
PC.1 Requisitos hardware.....	99
PC.2 Requisitos software.....	99
PC.3 Imágenes utilizadas	100
PRESUPUESTO	101
Presupuesto.....	103
P.1 Recursos materiales	103
P.2 Trabajo tarifado por tiempo empleado.....	105
P.3 Material fungible	106
P.4 Costes de redacción del TFG.....	106
P.5 Derechos de visado del COITT	107
P.6 Gastos de tramitación y envío	108
P.7 Aplicación de impuestos.....	108
ANEXOS.....	111
A.1 Imágenes	113
A.2 Resultados obtenidos.....	116

Índice de figuras

Figura 1.1 Archipiélago de Canarias [3].....	17
Figura 1.2 a) Isla de Gran Canaria y b) Isla de La Gomera [3].....	18
Figura 1.3 a) Logo Matlab y b) Logo ENVI [9].	18
Figura 2.1 Satélite teledetección [13].....	24
Figura 2.2 Diferentes resoluciones espaciales en distintos satélites [14].....	25
Figura 2.3 Espectro electromagnético [14].	26
Figura 2.4 Tipos de sensores espectrales [16].	26
Figura 2.5 Diferentes resoluciones radiométricas [14].....	27
Figura 2.6 Satélite WorldView-2 [17].	28
Figura 2.7 Satélite WorldView-3 [18].	29
Figura 3.1 Pansharpening [21].....	32
Figura 3.2 Diagrama de flujo proceso de fusión general de la clase CS [10].	35
Figura 3.3 Diagrama de flujo proceso de fusión general de la clase MRA [10].	39
Figura 4.1 Mapa de España [22].....	49
Figura 4.2 Mapa de La Gomera [23].....	49
Figura 4.3 Mapa de la zona del Parque Nacional de Garajonay a estudiar.	50
Figura 4.4 Mapa de Gran Canaria [23].	50
Figura 4.5 Mapa de la zona de Las Palmas de Gran Canaria a estudiar.	51
Figura 4.6 Recortes 1, 2, 3 del Parque Nacional de Garajonay.	52
Figura 4.7 Recortes 1, 2, 3 de Las Palmas de Gran Canaria.	52
Figura 5.1 Metodología para la realización y evaluación de las imágenes fusionadas.	53
Figura 5.2 Recortes 1, 2, 3 del Parque Nacional de Garajonay.	54
Figura 5.3 Comparación métodos con la imagen MS del recorte 2 del Parque Nacional de Garajonay.	56
Figura 5.4 Mapa de error de la técnica PRACS tomando como referencia la imagen original MS del recorte 2 del Parque Nacional de Garajonay.	57
Figura 5.5 Comparación de los mapas de error de los métodos con la imagen MS del recorte 2 del Parque Nacional de Garajonay.	59
Figura 5.6 Recortes 1, 2, 3 de Las Palmas de Gran Canaria.	59
Figura 5.7 Comparación métodos con la imagen MS del recorte 1 de la ciudad de Las Palmas de Gran Canaria.	61
Figura 5.8 Mapa de error de la técnica C-MTF-GLP-CBD tomando como referencia la imagen original MS del recorte 1 de la ciudad de Las Palmas de Gran Canaria.	62
Figura 5.9 Comparación de los mapas de error de los métodos con la imagen MS del recorte 1 de la ciudad de Las Palmas de Gran Canaria.	64
Figura 6.1 Metodología para la realización y evaluación de la clasificación.....	69
Figura 6.2 Asignación de píxeles por el clasificador ML [25].....	71
Figura 6.3 Máxima separación de clases por hiperplanos. (a) Muestras separables sin superposición. (b) Muestras separables con medida del costo de superposición. (c) Separación de muestras en un espacio de mayor dimensión [25].	72
Figura 6.4 ROIs de entrenamiento del Parque Nacional de Garajonay (recorte 2).	74
Figura 6.5 ROIs de test del Parque Nacional de Garajonay (recorte 2).	74
Figura 6.6 ROIs de entrenamiento de la ciudad de Las Palmas de Gran Canaria (recorte 1). ..	75
Figura 6.7 ROIs de test de la ciudad de Las Palmas de Gran Canaria (recorte 1).....	75
Figura 6.8 Comparación entre las clasificaciones del Parque Nacional de Garajonay (recorte 2).	76
Figura 6.9 Comparación con zoom entre las clasificaciones del Parque Nacional de Garajonay (recorte 2).	77
Figura 6.10 Comparación entre las clasificaciones de la ciudad de Las Palmas de Gran Canaria (recorte 1).	78
Figura 6.11 Comparación con zoom entre las clasificaciones de la ciudad de Las Palmas de Gran Canaria (recorte 1).....	79
Figura 6.12 Índice de vegetación (NDVI) del Parque Nacional de Garajonay (recorte 2).	85
Figura 6.13 Índice de vegetación (NDVI) con paleta de color (Rainbow) del Parque Nacional de	

Garajonay (recorte 2).....	85
Figura 6.14 Índice de agua (NDWI) de la ciudad de Las Palmas de Gran Canaria (recorte 1) ..	87
Figura 6.15 Índice de agua (NDWI) con paleta de color (Rainbow) de la ciudad de Las Palmas de Gran Canaria (recorte 1).....	87
Figura A.1 Imagen multiespectral del Parque Nacional del Garajonay.	113
Figura A.2 Imagen pancromática del Parque Nacional del Garajonay.	113
Figura A.3 Imagen multiespectral de la ciudad de Las Palmas de Gran Canaria.	114
Figura A.4 Imagen pancromática de la ciudad de Las Palmas de Gran Canaria.	115

Índice de tablas

Tabla 2.1 Especificaciones de diseño WorldView-2/3 [19] [20].	30
Tabla 3.1 Técnicas de Pansharpening.	33
Tabla 3.2 Leyenda de símbolos utilizados en los capítulos 3.3 y 3.4 [10].	33
Tabla 4.1 Características de los recortes, imágenes de entrada.	52
Tabla 5.1 Evaluación objetiva (Índices de Calidad) del Parque Nacional de Garajonay.	65
Tabla 5.2 Evaluación objetiva (Índices de Calidad) de la ciudad de Las Palmas de Gran Canaria.	67
Tabla 6.1 ROIs del Parque Nacional de Garajonay (recorte 2).	73
Tabla 6.2 ROIs de la ciudad de Las Palmas de Gran Canaria (recorte 1).	74
Tabla 6.3 Escala del índice Kappa [28].	81
Tabla 6.4 Matriz de confusión (índices de calidad) del Parque Nacional de Garajonay (recorte 2).	81
Tabla 6.5 Matriz de confusión (índices de calidad) de la ciudad de Las Palmas de Gran Canaria (recorte 1).	82
Tabla 6.6 Escala del índice NDVI [29].	84
Tabla 6.7 Escala del índice NDWI [30].	86
Tabla P.1.1 Cálculo de amortización del recurso hardware.	104
Tabla P.1.2 Cálculo de amortización del recurso software.	104
Tabla P.1.3 Cálculo de amortización de las imágenes satelitales.	105
Tabla P.2.1 Factor de corrección en función del número de horas invertidas.	106
Tabla P.4.1 Presupuesto (Recursos materiales, tiempo empleado y material fungible).	107
Tabla P.7.1 Presupuesto total del TFG.	108
Tabla A.1 Evaluación objetiva (Índices de Calidad) del Parque Nacional de Garajonay.	116
Tabla A.2 Evaluación objetiva (Índices de Calidad) de la ciudad de Las Palmas de Gran Canaria.	117
Tabla A.3 Matriz de confusión (índices de calidad) del Parque Nacional de Garajonay (recorte 2).	118
Tabla A.4 Matriz de confusión (índices de calidad) de la ciudad de Las Palmas de Gran Canaria (recorte 1).	118

Índice de ecuaciones

Ecuación (3.1).....	34
Ecuación (3.2).....	34
Ecuación (3.3).....	35
Ecuación (3.4).....	35
Ecuación (3.5).....	36
Ecuación (3.6).....	36
Ecuación (3.7).....	37
Ecuación (3.8).....	38
Ecuación (3.9).....	39
Ecuación (3.10).....	41
Ecuación (3.11).....	41
Ecuación (3.12).....	41
Ecuación (3.13).....	42
Ecuación (3.14).....	43
Ecuación (3.15).....	44
Ecuación (3.16).....	44
Ecuación (3.17).....	44
Ecuación (3.18).....	44
Ecuación (3.19).....	44
Ecuación (3.20).....	45
Ecuación (3.21).....	46
Ecuación (3.22).....	46
Ecuación (3.23).....	47
Ecuación (3.24).....	48
Ecuación (3.25).....	48
Ecuación (6.1).....	80
Ecuación (6.2).....	80
Ecuación (6.3).....	83
Ecuación (6.4).....	86
Ecuación (P.1.1).....	103
Ecuación (P.2.1).....	105
Ecuación (P.4.1).....	106
Ecuación (P.5.1).....	107

MEMORIA

Capítulo 1. Introducción

C.1.1 Contexto

La gestión de espacios urbanos y naturales se apoya habitualmente en datos de teledetección remota para el análisis del grado de conservación, expansión, contaminación u otras aplicaciones. Por ejemplo, el procesado de imágenes de teledetección puede proporcionar información relevante sobre la evolución temporal de la cubierta urbana o vegetal [1], la distribución del terreno en una ciudad [2], la distribución de especies vegetales e, incluso, su estado fenológico.



Figura 1.1 Archipiélago de Canarias [3].

Los sensores de alta resolución embarcados en plataformas espaciales proporcionan una imagen multiespectral y otra pancromática de mejor resolución espacial. Las técnicas de pansharpening permiten la fusión de la imagen multiespectral de menor resolución espacial y la pancromática de alta resolución para obtener una única imagen multiespectral de alta resolución espacial que intenta conservar la fidelidad espectral a las bandas de la imagen multiespectral. [4] El objetivo de las técnicas de pansharpening es que la imagen fusionada (pansharpened) conserve la fidelidad espectral original, permitiendo mejorar la visualización e interpretación para el uso de diferentes aplicaciones, análisis de territorio, clasificaciones vegetales, etc.

Este trabajo se centra en la aplicación de técnicas de pansharpening en imágenes de cubiertas heterogéneas. Por un lado, aborda el procesado de una imagen para el estudio de la vegetación en el Parque Nacional de Garajonay. Este espacio ocupa un 10% de la superficie de la isla y fue declarado como tal en 1981. Posteriormente, en 1986, la Unesco lo catalogó Patrimonio de la Humanidad. [5] Por otro lado, en el procesado de una imagen urbana. Concretamente, de la cobertura marítimo terrestre

de la ciudad de Las Palmas de Gran Canaria. [6]



a)

b)

Figura 1.2 a) Isla de Gran Canaria y b) Isla de La Gomera [3].

Adicionalmente, se pretende comparar las clasificaciones de ambas imágenes antes y después de la aplicación de las técnicas de pansharpening.

El procesado se realizará con el software de programación Matlab [7] con el que se podrá visualizar las imágenes originales, diferencias e imágenes finales con la ayuda de una librería específica de pansharpening. En cuanto a la clasificación, se empleará el software ENVI. [8]



a)



b)

Figura 1.3 a) Logo Matlab y b) Logo ENVI [9].

Consecuentemente, para la elaboración de este TFG es necesario abordar distintos temas: en primer lugar, se tratarán las características del sensor utilizado por el satélite WorldView-2/3, así como aspectos relevantes de este satélite de imágenes comerciales.

En segundo lugar, se estudiarán diferentes técnicas de pansharpening o fusión de

imágenes con las que se obtendrá una mejora de la resolución de la imagen de satélite multiespectral usando como referencia una banda pancromática de alta resolución [10]. Una vez elegido la técnica que mejor se ajuste a las necesidades de este TFG se realizará una clasificación de éstas [11].

Finalmente, se pretende analizar la mejora en la clasificación cuando se emplea una imagen fusionada con respecto a las bandas originales.

C.1.2 Objetivos

El objetivo general de este TFG será la aplicación de diferentes técnicas de pansharpening a dos imágenes WorldView-2/3 de diferentes cubiertas, para evaluar cómo afecta a la clasificación, una del Parque Nacional de Garajonay que se encuentra en La Gomera y la otra de la ciudad de Las Palmas en Gran Canaria. Los objetivos específicos serán:

- O1. Conocer las características del sensor del satélite WorldView-2/3 para una correcta utilización de sus parámetros en el procesado de la imagen.
- O2. Estudio, análisis y aplicación de las técnicas de pansharpening aplicadas a imágenes WorldView-2/3. Evaluación de resultados.
- O3. Estudio, análisis y aplicación de técnicas de clasificación de cubiertas naturales y urbanas. Evaluación de resultados.

C.1.3 Estructura memoria

Este documento se divide en cuatro apartados: Memoria, Pliego de Condiciones, Presupuesto y Anexos. El apartado de la Memoria se subdivide, a su vez, en los siguientes siete capítulos y la bibliografía:

- Capítulo 1. Introducción

En este capítulo se contextualiza el Trabajo Fin de Grado, especificando los objetivos propuestos y las partes que componen la memoria.

- Capítulo 2. Los satélites WorldView-2/3

En el capítulo 2 se estudian las características de los sensores de los satélites WorldView-2 y WorldView-3, además de exponer sus diferencias.

- Capítulo 3. Fusión de imágenes o pansharpening

En este capítulo se introducen las técnicas de pansharpening o fusión de imágenes y se estudian las diferentes técnicas que se utilizarán en este trabajo, también se estudiarán las diferentes medidas de calidad para evaluar la imagen fusionada (pansharped).

- Capítulo 4. Áreas de estudio

En esta parte del trabajo se detallan las áreas de estudio, así como las imágenes de entrada al Matlab y sus parámetros.

- Capítulo 5. Resultados de la evaluación de las técnicas de fusión

En el capítulo 5 se realiza una evaluación subjetiva y otra objetiva (utilizando los índices de calidad) de las técnicas de fusión, acabando con una discusión en la que se elegirá la más favorable para cada zona.

- Capítulo 6. Evaluación en la clasificación de cubierta vegetal y urbana al utilizar imágenes fusionadas (pansharpened)

En este apartado se realiza una evaluación subjetiva y otra objetiva (utilizando los índices de calidad, índice de vegetación, firmas espectrales y mapas clasificados) para esta última, de la clasificación de la cubierta vegetal y urbana al utilizar la imagen fusionada y la original.

- Capítulo 7. Conclusiones

Capítulo final en el que se exponen las conclusiones del trabajo haciendo hincapié en los objetivos iniciales. Finalmente se describen las posibles líneas futuras de continuación o mejora de este Trabajo Fin de Grado.

- Bibliografía

Está compuesta por las referencias utilizadas en el trabajo.

Capítulo 2. Los satélites WorldView-2/3

C.2.1 Introducción a la teledetección

La teledetección es la técnica que permite obtener datos de la superficie terrestre desde sensores instalados en diversas plataformas espaciales, drones, etc. La interacción electromagnética entre el terreno y el sensor genera una serie de datos que son procesados posteriormente para obtener información interpretable de la Tierra.

El primer satélite de observación de la Tierra fue el Landsat 1, lanzado al espacio por EE. UU. en el año 1972, iniciándose entonces las técnicas de Teledetección, poco utilizadas hasta hace unos años debido al alto coste que suponía trabajar con imágenes de satélite.

Actualmente, la disponibilidad de imágenes y el desarrollo de nuevas tecnologías han permitido que cada vez más empresas y organismos públicos incorporen el uso sistemático de imágenes en sus distintos proyectos, ya que son útiles para un gran número de aplicaciones: extracción de información, detección de cambios, agricultura (rendimiento de cultivos), vulcanología, monitorización de desastres naturales...etc. [12]

Existen varios sistemas de teledetección que se pueden dividir principalmente en dos tipos, los sensores activos y los pasivos: [13]

- **Sensores activos.** Se encargan de emitir la energía necesaria para poder escanear los objetos de estudio. Gracias a esta energía el sensor es capaz de medir la radiación reflejada en el objeto. Un ejemplo de sensor activo es un radar que mide el tiempo que tarda una emisión en ir y volver a un punto, esto le permite conocer la localización, velocidad, altura y dirección de un objeto.
- **Sensores pasivos.** Son los que se encargan de captar la energía reflejada del Sol.

En general, todo sistema de teledetección tiene los mismos elementos capaces de llevar a cabo las tareas de medición y observación. Estos elementos son:

- **Sensor:** Dispositivo, generalmente con cámara, con la cual se capta, codifica y transmite las imágenes o los datos del objeto de estudio.
- **Centro de recepción:** La información se recibe en el centro de recepción que puede estar situado a muchos kilómetros del sensor. Aquí se decodifica, se procesa y se corrige.
- **Canal de distribución:** Una vez la información está perfectamente procesada y corregida se puede llevar a su canal de distribución para que sea compartida y que sean los expertos o los usuarios, depende del tipo información, los que le den una interpretación y conclusión.



Figura 2.1 Satélite teledetección [13].

Los sensores utilizados en los satélites presentan una serie de características específicas dependiendo de la aplicación para la que fueron fabricados. Las imágenes resultantes tienen unas características determinadas por: [14] [15]

- **Resolución espacial:** El parámetro GSD (Ground Sample Distance), nos dice la resolución espacial de la imagen, es decir, el área real que representa un píxel en el terreno, en otras palabras, la resolución espacial designa al objeto más pequeño que se puede distinguir en una imagen de satélite.

La relación entre el valor de GSD y el detalle espacial de la imagen es inversa, es decir, que a mayor GSD menor detalle espacial; esto es así, porque en cada imagen un píxel, representa más área y como el píxel es la unidad mínima de una imagen, es imposible ver en detalle lo que hay dentro del píxel.

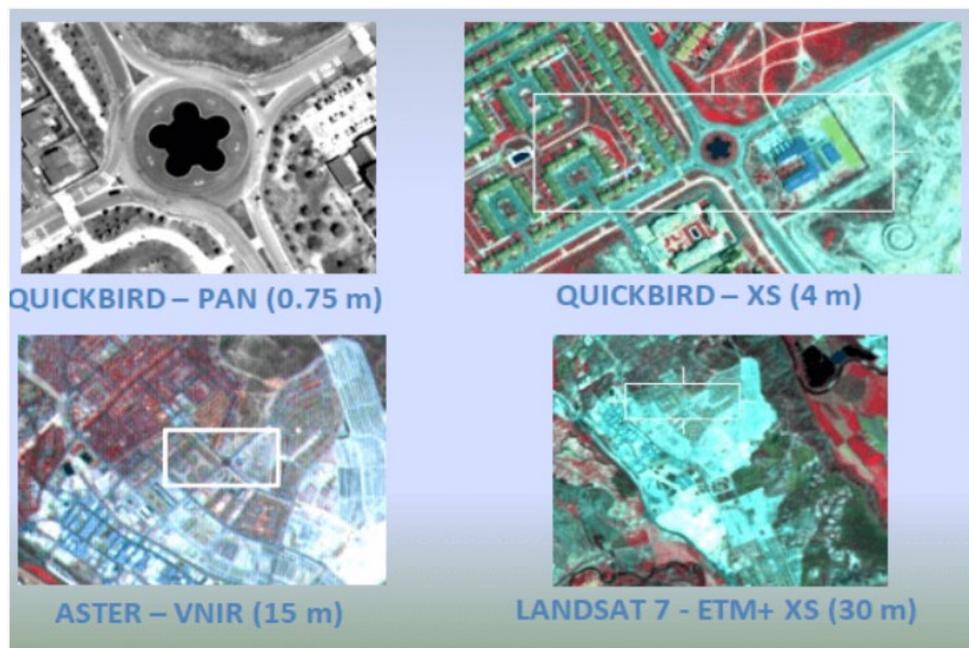


Figura 2.2 Diferentes resoluciones espaciales en distintos satélites [14].

- **Resolución espectral:** Este parámetro hace referencia al número y ancho de las bandas en las que el sensor puede captar radiación electromagnética.

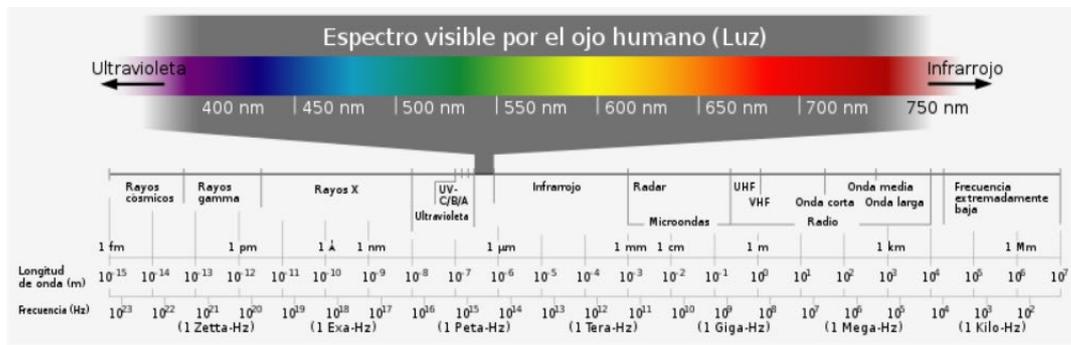


Figura 2.3 Espectro electromagnético [14].

Existen sensores capaces de captar una única banda, un ejemplo es un radar; sensores que captan tres bandas (RGB) como el que encontramos en la mayoría de las cámaras digitales; sensores capaces de captar varias bandas denominados sensores multispectrales y otros que captan un mayor número de bandas llamados hiperespectrales.

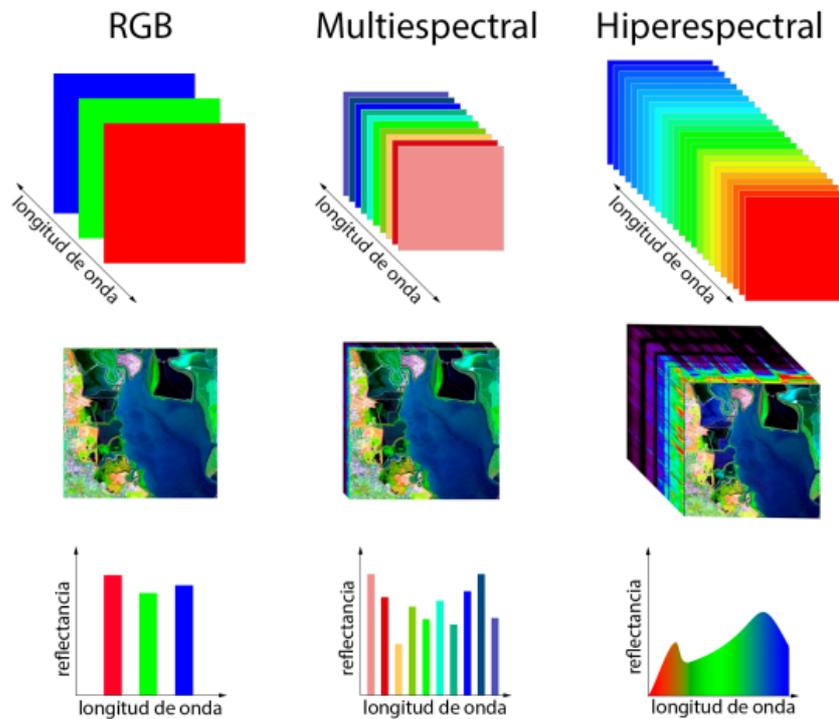


Figura 2.4 Tipos de sensores espectrales [16].

- **Resolución radiométrica:** Este concepto también llamado resolución dinámica hace referencia a la cantidad de niveles digitales de gris en que se divide la radiación recibida para ser almacenada y posteriormente procesada.

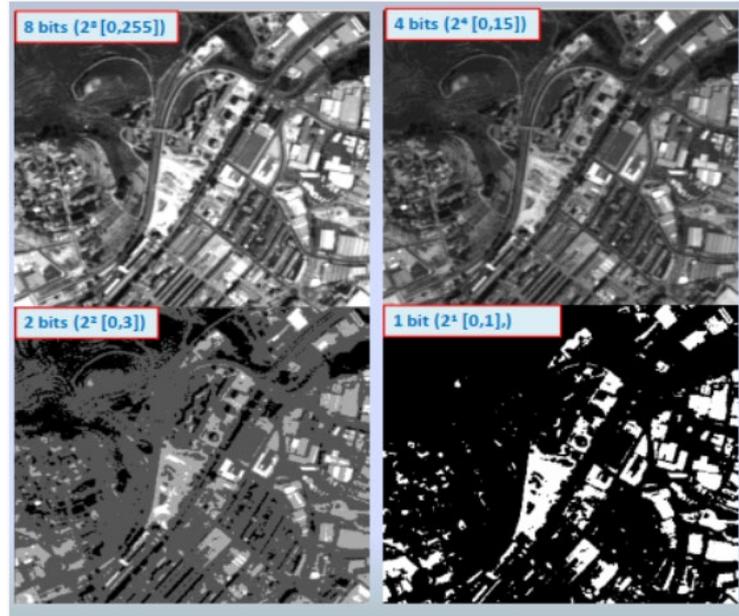


Figura 2.5 Diferentes resoluciones radiométricas [14].

- **Resolución temporal:** Es la frecuencia de paso del satélite por un mismo punto de la superficie terrestre, es decir, cada cuanto tiempo pasa el satélite por la misma zona de la Tierra. Este tipo de resolución depende de las características de la órbita del satélite.

A continuación, se estudiarán las características de los sensores de los satélites WorldView-2 y WorldView-3 debido a que son los sensores utilizados para captar las imágenes que se emplean en este trabajo.

C.2.2 Satélites WorldView

Los satélites WorldView son una serie de satélites comerciales capaces de obtener imágenes de una banda pancromáticas, es decir, una imagen que emplea una sola banda que es combinación de las bandas roja, verde y azul, esto permite que la imagen tenga una mayor resolución espacial. Además, WorldView obtiene varias bandas multiespectrales de grandes extensiones de La Tierra, en este trabajo se ha utilizado una imagen proporcionada por el sensor del satélite WorldView-2 y otra imagen

proporcionada por el satélite WorldView-3.

Ambos satélites son muy parecidos en términos de sus características de rendimiento, sus principales aplicaciones son análisis espectral, mapeo de minerales, cambio climático, defensa, monitoreo de vida silvestre, socorro en caso de desastre, todo tipo de planificación del uso del suelo terrestre. [17] [18]

C.2.2.1 Satélite WorldView 2

El sensor satelital utilizado en WorldView-2 de MAXAR, lanzado en octubre de 2009, proporciona datos de imágenes satelitales mono y estéreo con una resolución pancromática (B&N) de 46 cm y una resolución multiespectral de 1,85m. El sensor de WorldView-2 proporciona una banda pancromática de alta resolución y ocho (8) bandas multiespectrales; cuatro (4) colores estándar (rojo, verde, azul e infrarrojo cercano 1) y otras cuatro (4) bandas no estándar (costera, amarilla, borde rojo e infrarrojo cercano 2).



Figura 2.6 Satélite WorldView-2 [17].

WorldView-2 puede monitorear áreas muy grandes de imágenes multiespectrales únicamente con una sola pasada. Puede obtener casi un millón de Km² por día. [17]

C.2.2.2 Satélite WorldView 3

El sensor satelital utilizado en WorldView-3 de MAXAR, lanzado en agosto de 2014, proporciona una resolución pancromática de 30 cm y una resolución multiespectral de 1,24m. WorldView-3 recopila, además de las bandas pancromáticas y multiespectrales estándar, imágenes infrarrojas de onda corta (SWIR) de ocho bandas. Además, tiene un sensor llamado CAVIS que proporciona 12 bandas espectrales para correcciones atmosféricas. [18]

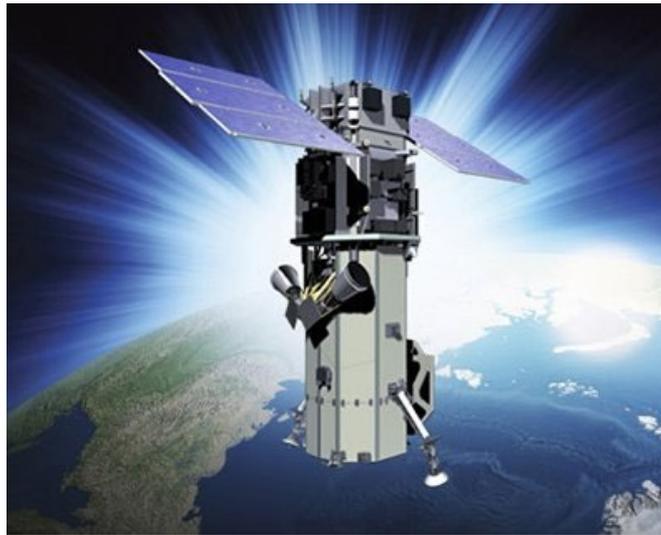


Figura 2.7 Satélite WorldView-3 [18].

En el siguiente subapartado veremos las características técnicas de los satélites WorldView-2 y WorldView-3.

C.2.2.3 Diferencias entre cada satélite

Las principales diferencias entre cada satélite las observamos en la siguiente tabla de especificaciones de diseño: [19] [20]

Especificaciones de diseño	WorldView-2	WorldView-3
Órbita	Altitud: 770 km. Tipo: sincrónica con el sol, 10:30 a.m. nodo descendente. Período: 100 min.	Altitud: 617 km. Tipo: sincrónica con el sol, 1:30 p.m. nodo descendente. Período: 97 min.
Duración de la misión	De 10 a 12 años, incluidos todos los consumibles y degradables (p. ej., propelente).	Vida útil de la misión 7.25 años. Vida estimada del servicio de 10 a 12 años
Tamaño, masa y potencia de la nave espacial	5.7 m (18,7 pies) de alto x 2.5 m (8 pies) de ancho. 7.1 m (23 pies) de ancho con los grupos solares desplegados. 2615 kg (5765 lb). Grupo solar de 3.2 kW, batería de 100 Ahr.	5.7 m (18,7 pies) de alto x 2.5 m (8 pies) de ancho. 7.1 m (23 pies) de ancho con los grupos solares desplegados. 2800 kg (6200 lb). Grupo solar de 3.1 kW, batería de 100 Ahr.
Bandas de sensores	Pancromático: 450 - 800 nm 8 multiespectrales: Costero: 400 - 450 nm Rojo: 630 - 690 nm Azul: 450 - 510 nm Banda espectral en el borde del rojo: 705 - 745 nm Verde: 510 - 580 nm IR cercano 1: 770 - 895 nm Amarillo: 585 - 625 nm IR cercano 2: 860 - 1040 nm	Pancromático: 450 - 800 nm 8 multiespectrales: Igual que WorldView-2 8 Bandas SWIR: SWIR-1: 1195 - 1225 nm; SWIR-5: 2145 - 2185 nm SWIR-2: 1550 - 1590 nm; SWIR-6: 2185 - 2225 nm SWIR-3: 1640 - 1680 nm; SWIR-7: 2235 - 2285 nm SWIR-4: 1710 - 1750 nm; SWIR-8: 2295 - 2365 nm 12 Bandas CAVIS: Desert Clouds: 405 - 420 nm; Water-3: 930 - 965 nm Aerosol-1: 459 - 509 nm; NDVI-SWIR: 1220 - 1252 nm Green: 525 - 585 nm; Cirrus: 1350 - 1410 nm Aerosol-2: 620 - 670 nm; Snow: 1620 - 1680 nm Water-1: 845 - 885 nm; Aerosol-3: 2105 - 2245 nm Water-2: 897 - 927 nm; Aerosol-3: 2105 - 2245 nm
Resolución del sensor	Pancromático: GSD de 0.46 m en el nadir; GSD de 0.52 m 20° fuera del nadir. Multiespectral: GSD de 1.85 m en el nadir, GSD de 2.07 m 20° fuera del nadir.	Pancromático: GSD de 0.31 m en el nadir; GSD de 0.34 m 20° fuera del nadir. Multiespectral: GSD de 1.24 m en el nadir, GSD de 1.38 m 20° fuera del nadir. SWIR: GSD de 3.70 m en el nadir; GSD de 4.10 m 20° fuera del nadir. CAVIS: GSD de 30.00 m en el nadir.
Rango dinámico	11 bits por píxel.	11 bits por píxel en PAN y MS, 14 bits por píxel para SWIR.
Ancho de barrido	16.4 km en el nadir.	13.1 km en el nadir.
Determinación de posición y control	Estabilizada en los 3 ejes. Accionadores: giroscopio de control de momento (Control Moment Gyros, CMG). Sensores: rastreadores estelares, unidad de referencia inercial (inertial reference unit, IRU) en estado sólido, GPS.	Estabilizada en los 3 ejes. Accionadores: giroscopio de control de momento (Control Moment Gyros, CMG). Sensores: rastreadores estelares, unidad de referencia inercial (inertial reference unit, IRU) en estado sólido, GPS.
Precisión de dirección y conocimiento	Precisión: <500 m al comenzar y finalizar la imagen. Conocimiento: compatible con la precisión de geolocalización que figura a continuación.	Precisión: <500 m al comenzar y finalizar la imagen. Conocimiento: compatible con la precisión de geolocalización que figura a continuación.
Agilidad para la nueva determinación de objetivos	Tiempo de rotación a 200 km: 10 s.	Tiempo de rotación a 200 km: 12 s.
Almacenamiento a bordo	2199 Gb de estado sólido con detección y corrección de errores (error detection and correction, EDAC).	2199 Gb de estado sólido con detección y corrección de errores (error detection and correction, EDAC).
Comunicaciones	Datos de imágenes y auxiliares: banda X de 800 Mbps. Datos de gestión interna: 4, 16 o 32 kbps en tiempo real, 524 kbps almacenado, banda X. Comando: banda S de 2 o 64 kbps.	Datos de imágenes y auxiliares: banda X de 800 y 1200 Mbps. Datos de gestión interna: 4, 16, 32 o 64 kbps en tiempo real, 524 kbps almacenado, banda X. Comando: banda S de 2 o 64 kbps.
Máxima superficie contigua recolectada en un solo paso (ángulo de 30° fuera del nadir)	Mono: 138 x 112 km (8 tiras [strips]). Estéreo: 63 x 112 km (4 pares) .	Mono: 66.5 x 112 km (5 tiras [strips]). Estéreo: 26.6 x 112 km (2 pares) .
Frecuencia de la revisita (a 40° latitud N)	1.1 días a GSD de 1 m o menos. 3.7 días 20° fuera del nadir o menos (GSD de 0.52 m) .	<1.0 día a GSD de 1m. 4.5 días 20° fuera del nadir o menos.
Precisión de la geolocalización (error circular del 90 % [circular error of 90%, CE90])	CE90 <3.5 m demostrado sin control terrestre.	CE90 <3.5 m demostrado sin control terrestre.
Capacidad	1 millón de km2 por día.	680,000 km2 por día.

Tabla 2.1 Especificaciones de diseño WorldView-2/3 [19] [20].

Capítulo 3. Fusión de imágenes o pansharpening

C.3.1 Introducción

Los satélites ofrecen distintos tipos de imágenes, en este trabajo al utilizar imágenes proporcionadas por los satélites WorldView 2 y 3 tenemos una imagen pancromática (PAN) y otra multiespectral de varias bandas (MS).

La imagen pancromática presenta una resolución espacial muy alta en comparación con la multiespectral, pero la MS tiene una mayor resolución espectral, esto indica que tenemos que utilizar algún método para mejorar la imagen para que tenga una buena resolución espacial y espectral, este tipo de técnica se denomina fusión o, más concretamente, pansharpening. Para determinar la calidad de la imagen fusionada se realiza un estudio cualitativo, este tipo de estudio se denomina medida o índice de calidad.

C.3.2 Pansharpening

Como se mencionó anteriormente, el pansharpening o fusión de imágenes consiste en la mezcla entre una imagen multiespectral y otra pancromática, dando como resultado una imagen fusionada (pansharpened) que tiene la misma resolución espacial que la PAN y la resolución espectral de la MS.

Al realizar este proceso la imagen fusionada tendrá el mismo número de bandas que la imagen MS, esto permite realizar un estudio con mayor precisión de las distintas bandas o combinación de ellas, útil para estudios como el de la vegetación a través de la generación de índices. Por ejemplo, el índice normalizado de vegetación (NDVI) [21].

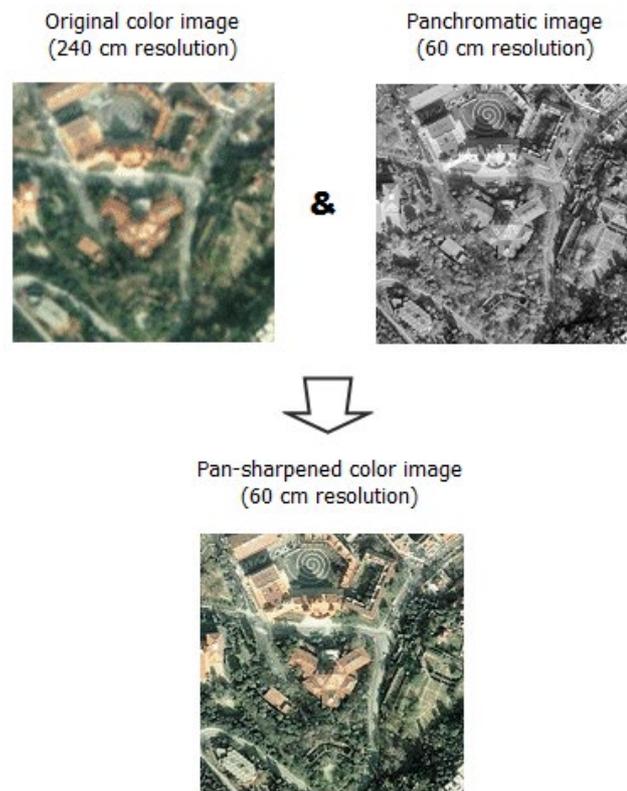


Figura 3.1 Pansharpening [21].

Existen multitud de técnicas pansharpening, unas producen una mejora de la calidad espectral a costa de peor calidad espacial o viceversa, utilizando parámetros diferentes y distintos algoritmos que emplean mayor o menor tiempo computacional.

En este Trabajo Final de Grado se aplicaron 20 técnicas distintas, clasificadas en tres grupos, sustitución de componentes (CS) 8 técnicas, análisis en multiresolución (MRA) 9 técnicas y optimización variacional (VO) 3 técnicas.

En las siguientes secciones se relacionan y describen las técnicas de pansharpening empleadas en el trabajo.

C.3.3 Técnicas de fusión CS, MRA, VO

Técnicas de Pansharpening					
CS methods	BT-H	MRA methods	AWLP	VO methods	FE-HPM
	BDS		MTF-GLP		PWMBF
	C-BDS		MTF-GLP-FS		RR
	BDS-PC		MTF-GLP-HPM		
	GS		MTF-GLP-HPM-H		
	GSA		MTF-GLP-HPM-R		
	C-GSA		MTF-GLP-CBD		
	PRACS		C-MTF-GLP-CBD		
			MF		

Tabla 3.1 Técnicas de Pansharpening.

Leyenda de símbolos (C.3.3-C.3.4)	
Símbolo	Descripción
MS	Imagen multiespectral
\widetilde{MS}	Imagen multiespectral interpolada a la escala PAN
P	Imagen PAN
\widehat{MS}	Imagen pansharpened
R	Ratio resolución espacial entre MS y PAN
N	Número de bandas MS

Tabla 3.2 Leyenda de símbolos utilizados en los capítulos 3.3 y 3.4 [10].

- **Sustitución de componentes (CS) [10]**

Los métodos pertenecientes a la clase CS se basan en la proyección de la imagen de la MS en un nuevo espacio, donde la estructura espacial está bien separada de la información espectral. Posteriormente, se puede obtener la imagen MS a la resolución escalar de la pancromática reemplazando el componente que contiene la estructura espacial con la imagen PAN. Finalmente, se obtiene la imagen fusionada que se completa por la transformación inversa aplicada a los datos, trayéndolos de vuelta al espacio original.

El paso de sustitución generalmente introduce distorsión espectral debido a (posibles) cambios en las bajas frecuencias espaciales de la imagen MS. Para solucionar este problema, a menudo se aplican procedimientos de coincidencia espectral antes de sustituir la estructura espacial de la imagen MS con la imagen PAN. Estos métodos producen un buen resultado espacial. Además, estos métodos suelen ser fácil de

implementar y con baja carga computacional, lo que les permite ser utilizados cuando una gran cantidad de los datos deben fusionarse.

Bajo las hipótesis de transformación lineal y la sustitución de un único componente, el proceso de fusión CS se puede simplificar fuertemente sin el cálculo explícito de las transformaciones directas e inversas.

Esto lleva a una implementación más rápida que se puede describir generalmente, para cada $k = 1, \dots, N$, por la siguiente ecuación:

$$\widehat{\mathbf{MS}}_k = \widetilde{\mathbf{MS}}_k + \mathbf{G}_k \times (\mathbf{P} - \mathbf{I}_L)$$

Ecuación (3.1)

en el que el subíndice k indica la k -ésima banda espectral; $\mathbf{G}_1, \dots, \mathbf{G}_k, \dots, \mathbf{G}_N$ son las matrices de ganancias de inyección, típicamente recogidas en una matriz multidimensional, \mathbf{G} ; y la multiplicación de la matriz se entiende por puntos. Finalmente, \mathbf{I}_L es el llamado componente de intensidad, definido como:

$$\mathbf{I}_L = \sum_{i=1}^N w_i \widetilde{\mathbf{MS}}_i$$

Ecuación (3.2)

en el que el vector de peso $w = [w_1, \dots, w_i, \dots, w_N]$ es la primera fila de la matriz de transformación directa.

En la siguiente figura 3.2 se presenta un diagrama de flujo que describe el proceso de fusión general para las técnicas basadas en CS. Se señala bloques relacionados con la interpolación, el cálculo de la componente de intensidad por (2), la coincidencia espectral entre \mathbf{P} e \mathbf{I}_L , y detalles agregados de acuerdo con (1).

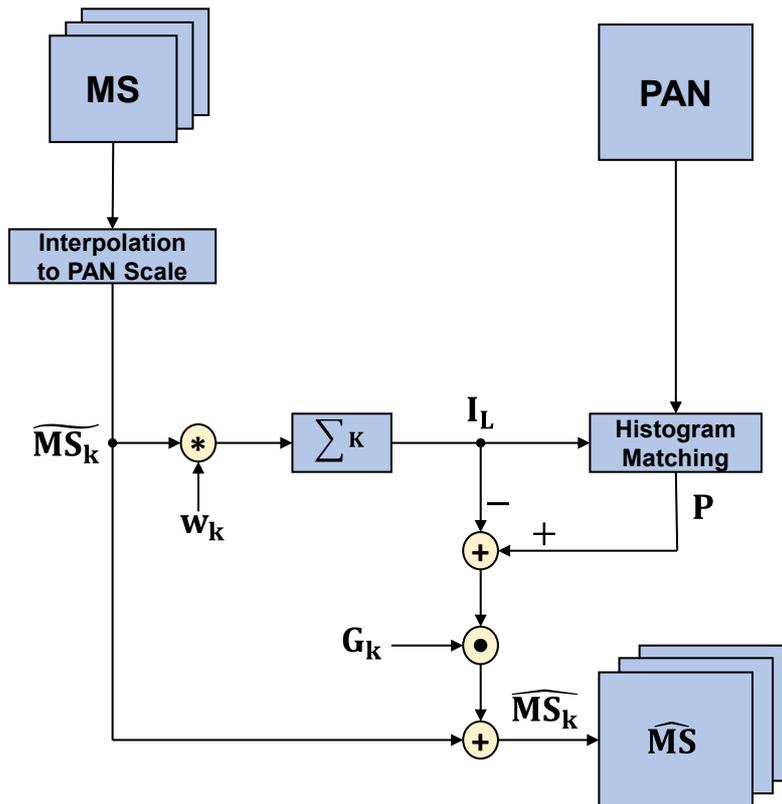


Figura 3.2 Diagrama de flujo proceso de fusión general de la clase CS [10].

En este trabajo se han utilizado 8 técnicas de pansharpening del grupo CS; son las siguientes:

Brovey Transform with Haze correction (BT-H):

Fijando las ganancias de inyección para cada $k = 1, \dots, N$ en (1) como:

$$G_k = \frac{\widehat{MS}_k}{I_L}$$

Ecuación (3.3)

donde la división está pensada en píxeles, tenemos:

$$\widehat{MS}_k = \widehat{MS}_k + \frac{\widehat{MS}_k}{I_L} \times (P - I_L) = \widehat{MS}_k \times \frac{P}{I_L}$$

Ecuación (3.4)

Esta técnica de pansharpening se conoce como transformada Brovey (BT). BT se ajusta al modelo general (1), con ganancias de inyección (3), esta técnica representa un método basado en un esquema de inyección multiplicativa (4). En BT la I_L se puede calcular de varias maneras; una versión optimizada se basa en el cálculo de I_L aplicando un promedio ponderado a los valores obtenidos del error

cuadrático medio (MSE) de las bandas MS, respecto a los valores obtenidos aplicando un filtrado paso bajo a la imagen PAN.

Una interpretación del modelo de inyección multiplicativa en (4) en términos del modelo de transferencia radiativa conduce a la consideración de la radiación de la trayectoria de cada banda MS, que es energía no deseada dispersada de la atmósfera. La radiación aparece como un brillo en una pantalla de color verdadero; esta debe estimarse y restarse de cada banda antes de la modulación y reinsertarse después para restaurar la imagen original. Por lo tanto, recientemente se ha propuesto una versión corregida para mejorar el brillo de BT en (4), llamada BT-H. La ecuación (4) se modifica como sigue:

$$\widehat{MS}_k = \widetilde{MS}_k + \frac{\widetilde{MS}_k - H_k}{I_L - H_p} \times (P - I_L) = \frac{\widetilde{MS}_k - H_k}{I_L - H_p} \times (P - H_p) + H_k$$

Ecuación (3.5)

donde H_k denota la distorsión provocada por el brillo constante para la k -ésima banda de MS y H_p es la turbidez tanto del componente de intensidad como de la PAN.

Band-Dependent Spatial-Detail (BDS):

Las técnicas basadas en BDS parten de una versión de la formulación genérica (1) para todo $k = 1, \dots, N$. Así, tenemos:

$$\widehat{MS}_k = \widetilde{MS}_k + g_k \left(P - \sum_{i=1}^N w_{k,i} \widetilde{MS}_i \right)$$

Ecuación (3.6)

La estimación conjunta MSE mínima óptima de los pesos, $w_{k,i}$, y las ganancias escalares, g_k , en (6) abarcarían el uso de la imagen objetivo-desconocida, \widetilde{MS}_k . Por lo tanto, el problema se resuelve en resolución reducida (RR) explotando la imagen original de MS como una imagen de referencia.

Clustered Band-Dependent Spatial-Detail (C-BDS):

Aplicando la técnica BDS por separado a cada agrupamiento (clustering) k -means sobre la imagen MS nace otra técnica llamada contexto-adaptativo BDS (C-BDS).

Band-Dependent Spatial-Detail model solving an optimization Constrained Problem

(BDS-PC):

Una optimización limitada físicamente (BDS-PC), mejorando la calidad del producto de fusión, particularmente para conjuntos de datos MS de ocho bandas.

Gram-Schmidt (GS):

Esta técnica llamada Gram-Schmidt (GS) es un proceso de ortogonalización para pansharpening. Este método utiliza el componente de intensidad I_L para realizar dicha ortogonalización. La imagen pansharpened se completa sustituyendo I_L con el P correspondiente con el histograma antes de realizar la transformación inversa.

El procedimiento se puede reformular en el diagrama de flujo en Figura 3.2. Así, el proceso de fusión está descrito por (1) con las siguientes ganancias de inyección para $k = 1, \dots, N$:

$$\mathbf{G}_k = \mathbf{g}_k \mathbf{1} = \frac{\text{cov}(\overline{MS}_k, I_L)}{\text{var}(I_L)} \mathbf{1}$$

Ecuación (3.7)

en la que $\mathbf{1}$ es una matriz todo uno; $\text{cov}(X, Y)$ indicando la covarianza entre dos imágenes, X y Y ; y $\text{var}(X)$ que es la varianza de X .

Gram-Schmidt Adaptive (GSA):

Varias versiones de GS se consiguen cambiando la forma de generar I_L : promediando los componentes de MS (es decir, $w_i = 1/N$, para todo $i = 1, \dots, N$) en el GS original; por un promedio ponderado de las bandas MS minimizando el MSE con respecto a una versión filtrada de paso bajo de una imagen PAN en GSA.

Segmentation Gram-Schmidt Adaptive (C-GSA):

Aplicando GSA por separado a cada grupo obtenido a través del agrupamiento (clustering) k-means aplicado a la imagen de MS nace otra técnica llamada contexto-adaptativo GSA (CGSA).

Partial Replacement Adaptive Component Substitution (PRACS):

En la técnica de sustitución parcial del componente adaptativo la imagen PAN no es

directamente utilizado para CS. En su lugar, el algoritmo utiliza una suma ponderada de la imagen PAN y la k-ésima banda MS para calcular la k-ésima banda fusionada (1). Por esta razón, este método se denomina como PRACS.

- **Análisis en multiresolución (MRA) [10]**

Los métodos MRA extraen los detalles de la imagen PAN explotando la diferencia entre P y su versión espacial de paso bajo, PL. Es decir, la imagen fusionada se obtiene para cada $k = 1, \dots, N$ como sigue:

$$\widehat{MS}_k = \widetilde{MS}_k + G_k \times (P - P_L)$$

Ecuación (3.8)

Las diferentes técnicas pertenecientes a esta clase se caracterizan por la forma de calcular PL y la ganancia de inyección $\{G_k\} k= 1, \dots, N$. En un entorno muy general, PL se logra a través de un esquema de descomposición iterativa llamado análisis en multiresolución (MRA) que tiene como objetivo construir una secuencia de señales 2D con información progresivamente reducida a través de la aplicación repetida de algunos operadores de análisis.

El esquema de fusión general para las técnicas MRA se muestra en la siguiente figura 3.3. Podemos observar bloques dedicados a la interpolación de la imagen MS para alcanzar la escala PAN; el cálculo de la versión de paso bajo PL de la imagen PAN dependiendo de la relación de resolución, R; el cómputo de las ganancias de inyección dependientes de la banda $\{G_k\} k= 1, \dots, N$; la fusión según (3).

Hay que señalar una diferencia si PL es diezmado-interpolado (recuadro punteado) o no. La primera solución suele ser mucho más apreciada debido a la posibilidad de compensar el aliasing de la imagen de MS mediante el proceso de fusión.

Finalmente, los métodos MRA obtienen buen rendimiento espectral a costa de distorsión espacial.

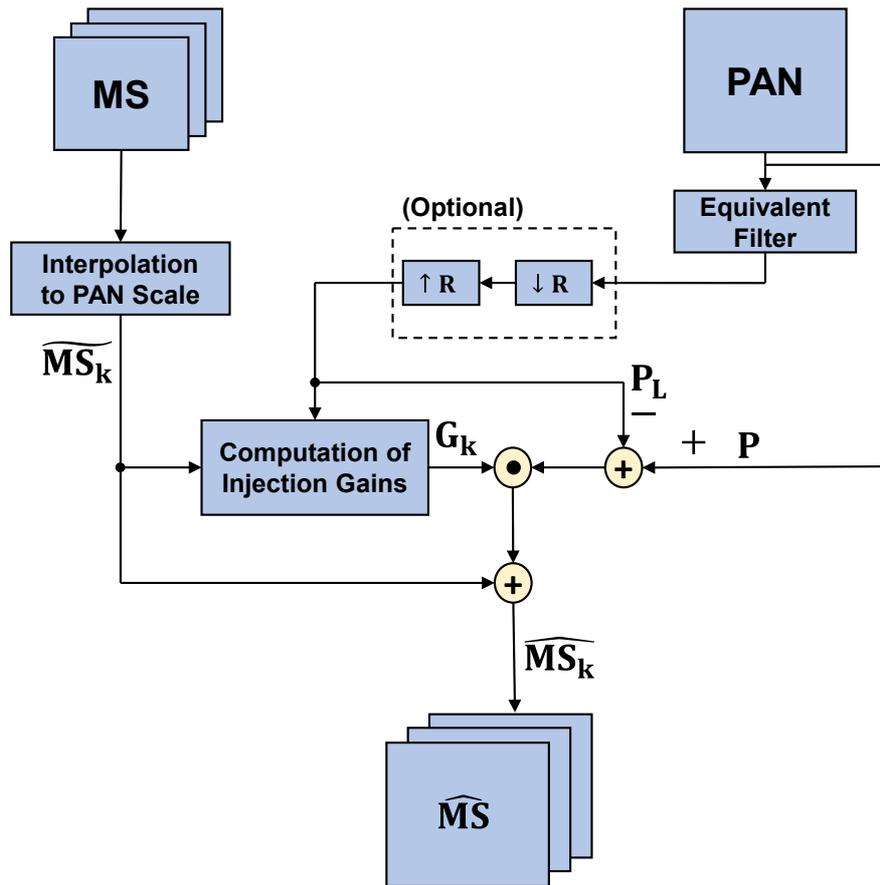


Figura 3.3 Diagrama de flujo proceso de fusión general de la clase MRA [10].

En este trabajo se han utilizado 9 técnicas de pansharping del grupo MRA; son las siguientes:

Additive Wavelet Luminance Proportional (AWLP):

El método no diezmado “à trous” ha surgido como un método muy efectivo para extraer detalles de la imagen PAN. Sin embargo, la no ortogonalidad podría comprometer la calidad espectral de la imagen pansharpined, pero los beneficios de este método hacen que merezca la pena la pérdida de calidad espectral, los principales beneficios son: la invariancia en el cambio de propiedades y la capacidad de ser emparejado fácilmente con la función de transferencia de modulación (MTF) del sensor, esto produce un procesado de imágenes pancromático preciso. El AWLP, originalmente, explota la onda “à trous” para la extracción de detalles de la Imagen PAN usando la regla de fusión en (8) y coeficientes de inyección estimados como:

$$G_k = \frac{\widetilde{MS}_k}{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \widetilde{MS}_i}$$

Ecuación (3.9)

Para obtener un alto rendimiento, se realiza un preprocesado de ajuste de histogramas.

Modulation Transfer Function-Generalized Laplacian Pyramid (MTF-GLP):

Para obtener la imagen PAN de baja resolución (PL) en la resolución MS original es necesario realizar varios pasos intermedios. Este método se conoce comúnmente como descomposición piramidal, este método utiliza filtros de paso bajo Gaussianos para realizar la imagen pansharpened. La representación diferencial correspondiente, lograda mediante el cálculo de las diferencias entre los niveles de la pirámide Gaussiana, se denomina pirámide Laplaciana. Los autores demostraron que un solo filtro de paso bajo Gaussiano con una frecuencia de corte igual a $1/R$ (donde R es la resolución o ratio entre PAN y MS) y luego diezmar por R es suficiente para obtener un alto rendimiento. Al utilizar estos filtros Gaussianos es posible extraer de la imagen PAN detalles muy concretos. Dado que la máscara Gaussiana está definida por un parámetro único, su desviación estándar, la respuesta en frecuencia responde de forma específica completamente fijando ese parámetro. Para ello, se utiliza el valor de la respuesta de amplitud en la frecuencia de Nyquist, ya que es comúnmente proporcionada por el fabricante.

Existen muchos casos de técnicas de pirámide Laplaciana generalizada (GLP), que se basan en filtros que explotan el MTF del sensor MS, se han propuesto cambiando la forma de estimar los coeficientes de inyección. Por lo general, estos métodos presentan un alto rendimiento.

El MTF-GLP clásico se basa en filtros Gaussianos MTF para la extracción de detalles y un modelo de inyección aditiva, es decir, $G_k = 1$ para cada $k = 1, \dots, N$. Para obtener un alto rendimiento, un procedimiento de coincidencia de histogramas entre PL y cada MS se requiere para cada banda.

Modulation Transfer Function-Generalized Laplacian Pyramid High Pass Modulation (MTF-GLP-HPM):

MTF-GLP-HPM, donde HPM significa modulación de paso alto, adopta el modelo de inyección explotado en BT (3) sustituyendo PL por IL, es decir:

$$G_k = \frac{\overline{MS_k}}{P_L}$$

Ecuación (3.10)

donde la división se entiende como píxel. Incluso en este caso, se requiere una coincidencia de histograma preliminar. Las versiones mejoradas son las veremos a continuación.

Modulation Transfer Function-Generalized Laplacian Pyramid High Pass Modulation Regression (MTF-GLP-HPM-R):

MTF-GLP-HPM-R adopta un procedimiento de emparejamiento espectral basado en la regresión lineal multivariante entre cada banda de MS y una versión de paso bajo de la imagen PAN.

Modulation Transfer Function-Generalized Laplacian Pyramid High Pass Modulation Haze corrected. (MTF-GLP-HPM-H):

MTFGLP-HPM-H es una versión corregida por neblina como en BT-H, cuya regla de fusión se modifica de la siguiente manera:

$$\overline{MS_k} = \overline{MS_k} + \frac{\overline{MS_k} - H_k}{P_L - H_p} \times (P - P_L)$$

Ecuación (3.11)

Gram-Schmidt Modulation Transfer Function-Generalized Laplacian Pyramid (MTF-GLP-CBD):

MTF-GLP-CBD es una técnica MTF-GLP con un contexto basado en la decisión que adopta un modelo de inyección proyectivo o basado en regresión junto con el marco MTF-GLP. Los coeficientes de inyección se estiman mediante regresión lineal multivariada sobre $\overline{MS_k}$ y P_L :

$$G_k = g_k \mathbf{1} = \frac{\text{cov}(\overline{MS_k}, P_L)}{\text{var}(P_L)} \mathbf{1}$$

Ecuación (3.12)

Clustered Gram-Schmidt Modulation Transfer Function-Generalized Laplacian Pyramid (C-MTF-GLP-CBD):

De una manera similar a la de los enfoques basados en GS, pero considerando P_L en lugar de IL . Una versión local basada en el uso de un agrupamiento k-means para

segmentar la imagen MS en partes espectralmente coherente se define como contexto-adaptativo MTF-GLP-CBD (C-MTF-GLP-CBD).

Modulation Transfer Function-Generalized Laplacian Pyramid Full Resolution (MTF-GLP-FS):

MTF-GLP-FS presenta una nueva regla de fusión a escala completa (FS) considerando un esquema de inyección proyectiva que elimina la hipótesis de invariancia entre escalas. Su solución asintótica conduce a:

$$\mathbf{G}_k = \mathbf{g}_k \mathbf{1} = \frac{\text{cov}(\widetilde{\mathbf{MS}}_k, \mathbf{P})}{\text{var}(\mathbf{P}_L, \mathbf{P})} \mathbf{1}$$

Ecuación (3.13)

Morphological Pyramid Decomposition using Half-Gradient (MF):

Recientemente se ha investigado un esquema de descomposición no lineal en imágenes pansharpening MS. Se implementó un esquema de MRA no lineal con una pirámide morfológica basada en medios gradientes morfológicos; es decir, es la diferencia entre la dilatación y la erosión de una imagen dada. El enfoque puede reformularse en la fusión general de MRA esquema (8) usando un modelo de inyección HPM (10). Debido al uso de filtros morfológicos (MF) para la fase de extracción de detalles, este método, será llamado MF.

- **Optimización variacional (VO) [10]**

Las técnicas de VO son métodos de pansharpening que se basan en la solución de un problema de optimización. Han ganado popularidad en los últimos años gracias a los avances en la optimización convexa y los problemas inversos en la creación de imágenes, como la superresolución, la deconvolución ciega y la restauración de imágenes.

Todas las técnicas de esta familia se basan en un modelo que, por ejemplo, puede describir el proceso de adquisición realizado por un sensor o la representación de una imagen. Tales modelos conducen a la definición de una función objetivo que será tratada en general por una técnica de optimización variacional para encontrar una solución adecuada. Más específicamente, en varias técnicas de VO, la relación entre la imagen PAN observada, las imágenes de MS de baja resolución (LRMS), y la imagen de MS de

alta resolución (HRMS) se establece de acuerdo con un modelo de sensor.

El problema que resolver es estimar las imágenes HRMS de las imágenes PAN y LRMS. El problema es que al aplicar directamente las transformadas provocarán una amplificación del ruido. Para mitigar el mal condicionamiento, algunos tipos necesitan una regularización específica. El problema de estimación en un ajuste variacional implica una función de costo que generalmente consta de dos términos, es decir, el término de fidelidad que describe la relación entre las imágenes HRMS y las imágenes observadas y un término de regularización que incorpora algunas creencias previas sobre las imágenes HRMS en el proceso de optimización. **Las imágenes HRMS son la solución a este problema de optimización.**

En este trabajo se han utilizado 3 técnicas de pansharpening del grupo VO; son las siguientes:

Estimated Filter High Pass Modulation injection model (FE-HPM):

Esta técnica variacional estima un filtro de degradación espacial que vincula las adquisiciones de resolución espacial a escala reducida. Este filtro espacial a menudo se asocia con el MTF del sensor MS, cuyo valor en la frecuencia de Nyquist suele estar disponible. Sin embargo, si esta información no está disponible o no es precisa, se debe estimar el filtro \mathbf{h} . Esto se puede hacer confiando en el modelo donde una imagen PAN de baja resolución puede ser aproximada a una combinación lineal de las bandas MS. El problema variacional correspondiente se puede expresar como:

$$\hat{\mathbf{h}} = \underset{\mathbf{h}, \mathbf{w}}{\operatorname{argmin}} \{ \|\mathbf{PcH} - \mathbf{Yw}^T\|^2 + \lambda \mathbf{R}(\mathbf{h}) \}$$

Ecuación (3.14)

donde \mathbf{Y} es la imagen MS interpolada a la escala PAN, es decir, con r píxeles, representados en formato matricial ($\mathbf{Y} \in R^{r \times N}$); \mathbf{PcH} representa la convolución lineal en forma de matriz entre la imagen PAN \mathbf{p} (ordenada lexicográficamente) y la matriz de desenfoque \mathbf{h} ; \mathbf{w} es el vector de fila de los valores para proyectar MS en el dominio PAN; y T indica el operador de transposición. El filtro de degradación \mathbf{h} está representado por la matriz de bloques \mathbf{h} , y $\mathbf{R}(\mathbf{h})$, es un término de regularización sobre \mathbf{h} , ponderada por el coeficiente λ . Una vez que el filtro de degradación se ha estimado, se puede utilizar en técnicas MRA convencionales.

Principal component analysis/Wavelet Model Based Fusion (PWMBF):

El método de fusión basado en el modelo de análisis de componentes principales (PCA)/wavelet (PWMBF) asume el siguiente modelo:

$$\mathbf{Y} = \mathbf{WZ} + \mathbf{N}$$

Ecuación (3.15)

donde \mathbf{Y} contiene las bandas MS vectorizadas observadas en sus columnas, \mathbf{W} es un operador de degradación (borrosidad y diezmado), \mathbf{Z} son las bandas MS vectorizadas pansharpened en sus columnas, y \mathbf{N} es ruido. Se supone que \mathbf{Z} y la imagen PAN son conjuntamente Gaussianas. La suposición principal detrás este método es que \mathbf{Y} y \mathbf{Z} comparten PC para que el modelo pueda ser reescrito como:

$$\mathbf{B} = \mathbf{WG} + \mathbf{N}$$

Ecuación (3.16)

donde \mathbf{B} contiene las puntuaciones de PC correspondientes a \mathbf{Y} y \mathbf{G} es una matriz $r \times q$ correspondiente a \mathbf{Z} , siendo r el número de píxeles de la imagen PAN y q el número de PC utilizado en el modelo. El pansharpening se basa en resolver los máximos problemas a posteriori:

$$\hat{\mathbf{g}} = \operatorname{argmax} \rho(\mathbf{g}|\mathbf{b}, \mathbf{y}_{\text{PAN}})$$

Ecuación (3.17)

donde \mathbf{g} y \mathbf{b} representan la transformada wavelet y matrices \mathbf{G} y \mathbf{B} vectorizadas por wavelet. Haciendo ciertas suposiciones, como la independencia espacial de wavelet coeficientes, se puede derivar un algoritmo eficiente.

Reduced-Rank-based pansharpening (RR):

La idea principal de esta técnica de pansharpening de rango reducido es explotar las correlaciones espectrales entre las imágenes MS y PAN. Esto se hace definiendo una matriz, \mathbf{X} , que tiene la imagen PAN en su primera columna y la imagen pansharpened MS en la columna 2 a $N + 1$. Se asume que tiene una representación de bajo rango:

$$\mathbf{X} = [\mathbf{x}_i]_{i=1}^{N+1} = \mathbf{GF}^T$$

Ecuación (3.18)

Donde, $\mathbf{G} = [\mathbf{g}_j]_{j=1}^l$, $\mathbf{F} = [\mathbf{f}_i^T]_{i=1}^l$,

Ecuación (3.19)

es una matriz ortonormal y $l < N + 1$ es el rango bajo. Las bandas individuales pueden recuperarse de esta representación de bajo rango como $\mathbf{x}_i = \mathbf{G}\mathbf{f}_i$. El problema del pansharpening es minimizar el coste de la siguiente función:

$$J(\mathbf{F}, \mathbf{G}) = \sum_{i=1}^{N+1} \frac{1}{2} \|\mathbf{y}_i - \mathbf{M}_i \mathbf{B}_i \mathbf{G} \mathbf{f}_i\|^2 + \sum_{j=1}^l \lambda_j \phi_w(\mathbf{g}_j)$$

Ecuación (3.20)

donde \mathbf{B}_i y \mathbf{M}_i son las matrices de desenfoque y diezmado correspondientes a la banda i , respectivamente; $\lambda_j > 0$ son los valores; y $\phi_w(\mathbf{g}_j)$ es una penalización por rugosidad ponderada. La función de costo se minimiza mediante el uso de un algoritmo de descenso cíclico que alterna entre minimizar con respecto a \mathbf{F} y \mathbf{G} . El problema de optimización con respecto a \mathbf{G} es un problema convexo y se resuelve de manera eficiente mediante el uso del gradiente conjugado. El problema de optimización con restricciones de ortonormalidad con respecto a \mathbf{F} se resuelve de manera eficiente utilizando la optimización múltiple.

C.3.4 Medidas de calidad de imágenes fusionadas

Las medidas de calidad de los métodos y datos de pansharpening son fruto de múltiples investigaciones, después de una primera generación de métodos y medidas subjetivas se introdujo una definición objetiva de la calidad y un protocolo de medición relacionado.

Para medir de forma objetiva la calidad de una imagen fusionada los índices de calidad se centran en dos características fundamentales, la primera es la resolución espacial y la segunda es la resolución espectral; ambas características se comparan entre la imagen pansharpened y las imágenes originales PAN y MS.

Los valores ideales de la imagen fusionada deben ser valores cercanos a los de la resolución espacial de la imagen PAN y valores cercanos a los de la resolución espectral de la imagen MS.

En este trabajo se han utilizado 6 índices de calidad que se describirán a continuación:

[10]

- Spectral Angle Mapper (**SAM**):

El Spectral Angle Mapper (SAM) se introdujo originalmente para la discriminación de materiales a partir de sus espectros de reflectancia. Dados dos vectores espectrales, \mathbf{v} y $\hat{\mathbf{v}}$, ambos con N componentes, en los que $\mathbf{v} = [v_1, v_2, \dots, v_N]$ es el vector de píxeles espectrales de referencia y $\hat{\mathbf{v}} = [\hat{v}_1, \hat{v}_2, \dots, \hat{v}_N]$ es el vector de píxeles espectrales de prueba, SAM denota el valor absoluto del ángulo espectral entre los dos vectores como:

$$\mathbf{SAM}(\mathbf{v}, \hat{\mathbf{v}}) = \arccos \left(\frac{\langle \mathbf{v}, \hat{\mathbf{v}} \rangle}{\|\mathbf{v}\|_2 \cdot \|\hat{\mathbf{v}}\|_2} \right)$$

Ecuación (3.21)

SAM generalmente se expresa en grados y es igual a cero sí y solo si el vector de prueba es espectralmente idéntico al vector de referencia; es decir, los dos vectores son paralelos y pueden diferir sólo por sus módulos. Una disimilitud espectral global, o distorsión; este índice se obtiene promediando (21) sobre toda la escena.

- Erreur Relative Globale Adimensionnelle de Synthèse (**ERGAS**):

El índice ERGAS, cuyas siglas del francés significa síntesis del error relativo global adimensional, es un error normalizado índice de disimilitud que ofrece una indicación global de la distorsión hacia la referencia de una imagen multibanda de prueba:

$$\mathbf{ERGAS} = 100 \frac{d_h}{d_l} \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \left(\frac{\mathbf{RMSE}(n)}{\mu(n)} \right)^2}$$

Ecuación (3.22)

Donde d_h/d_l es la relación o ratio entre los tamaños de píxel de PAN y MS, típicamente 1/4 para muchos sensores utilizados en pansharpening; $\mu(l)$ es el promedio de la n-ésima banda de la imagen de referencia; y N es el número de bandas. Los valores bajos de ERGAS indican una gran similitud entre los datos de MS fusionados y de referencia.

- Extensión multibanda de la imagen universal índice de calidad (**Q8**):

Q^{2^n} es la extensión multibanda del índice de calidad de imagen universal (UIQI) y se introdujo para la evaluación de la calidad de las imágenes de MS pansharpened, primero durante cuatro bandas y luego ampliado a 2^n bandas. Cada píxel de una

imagen con N bandas espectrales se recoge en un número hipercomplejo (HC) con una parte real y N - 1 partes imaginarias.

Sean $\mathbf{z} = \mathbf{z}(m,n)$ y $\hat{\mathbf{z}} = \hat{\mathbf{z}}(m,n)$ la representación HC de los vectores espectrales de referencia y prueba en el píxel (m,n). Análogamente a UIQI, es decir, $Q2^0 = Q$, $Q2^n$ puede ser escrito como el producto de tres términos:

$$Q2^n = \frac{|\sigma_{z\hat{z}}|}{\sigma_z \sigma_{\hat{z}}} \cdot \frac{2\sigma_z \sigma_{\hat{z}}}{\sigma_z^2 + \sigma_{\hat{z}}^2} \cdot \frac{2|\bar{z}|\bar{z}|}{|\bar{z}|^2 + |\bar{\hat{z}}|^2}$$

Ecuación (3.23)

El primero término es el módulo del coeficiente de correlación HC entre z y \hat{z} . El segundo y el tercer término miden los cambios de contraste y el valor medio, simultáneamente en todas las bandas.

Las estadísticas se calculan en bloques N x N, típicamente, 32 x 32 y $Q2^n$ se promedia sobre los bloques del total de la imagen para obtener el índice de puntuación global. $Q2^n$ toma valores entre [0, 1] y es igual a uno si y sólo si $\mathbf{z} = \hat{\mathbf{z}}$ para todos los píxeles.

- Índice de distorsión espectral (**Dλ**):

La distorsión espectral, $D\lambda$, se calcula entre las imágenes LRMS y las imágenes MS fusionadas. Dos conjuntos de los valores de UIQI interbanda se calculan por separado a baja y alta resolución. Las diferencias correspondientes de UIQI presentan valores en las dos escalas produciendo la distorsión espectral introducida por el proceso de nitidez.

- Índice de distorsión espacial (**Ds**):

La distorsión espacial, Ds , combina los valores UIQI calculados entre cada banda MS y la imagen PAN degradada a la resolución de MS y nuevamente entre fusionada MS y PAN a resolución completa. La diferencia absoluta, promediada sobre todas las bandas, entre los valores UIQI correspondientes producen la distorsión espacial Ds . La alineación espacial entre los datos MS originales y la imagen PAN es de crucial importancia para tener una evaluación precisa de este índice de distorsión. Este último tema se considera ser resuelto por el sobremuestreo de la imagen MS al PAN escala. Por lo tanto, la implementación de este índice se puede realizar considerando

el problema a escala PAN, es decir, explotando la imagen de MS sobremuestreada en lugar de la imagen original LRMS.

- Hybrid Quality with No Reference (**HQNR**):

El HQNR utiliza el índice de distorsión espacial D_s del índice QNR y el índice de distorsión espectral de Khan protocolo, es decir,

$$D_{\lambda}^{(K)} = 1 - Q2^n(\widehat{MS} \downarrow, \widetilde{MS}) ,$$

Ecuación (3.24)

donde $\widehat{MS} \downarrow$ es la imagen de MS pansharpened filtrada por M TF considerando una relación de resolución igual a R y \widetilde{MS} es la imagen MS original interpolada a la escala PAN, R veces menor que la escala de la MS. De nuevo, esta implementación se realiza explotando la imagen de MS sobremuestreada, es decir, trabajando en la escala PAN.

Cabe señalar que $D_{\lambda}^{(K)}$ sigue estrictamente la propiedad de consistencia y evita posibles inconvenientes producidos por D_{λ} , que calcula índices de similitud a diferentes resoluciones. Las dos distorsiones se combinan finalmente para producir el índice de calidad único:

$$HQNR = (1 - D_{\lambda}^{(K)})^{\alpha} \cdot (1 - D_s)^{\beta} ,$$

Ecuación (3.25)

donde normalmente $\alpha = \beta = 1$.

Capítulo 4. Áreas de estudio

C.4.1 Áreas de estudio

Las áreas de estudio donde está centrado este Trabajo Fin de Grado son por un lado el Parque Nacional de Garajonay, situado en la isla de La Gomera y por otro lado la ciudad de Las Palmas, situada en la isla de Gran Canaria; ambas áreas pertenecen a la comunidad autónoma de Canarias, España, tal como se observa en la figura 4.1.



Figura 4.1 Mapa de España [22].

El Parque Nacional de Garajonay es una zona natural de gran interés turístico, que presenta varios lugares de interés medioambiental. En la siguiente figura 4.2 se observa la localización de esta primera zona de estudio.



Figura 4.2 Mapa de La Gomera [23].

Para cumplir los objetivos propuestos se ha elegido 3 recortes del Parque Nacional

de Garajonay para el estudio de la vegetación. Este espacio ocupa un 10% de la superficie de la isla y fue declarado como tal en 1981. Posteriormente, en 1986, la Unesco lo catalogó Patrimonio de la Humanidad. Los tres recortes se muestran en la siguiente figura 4.3:

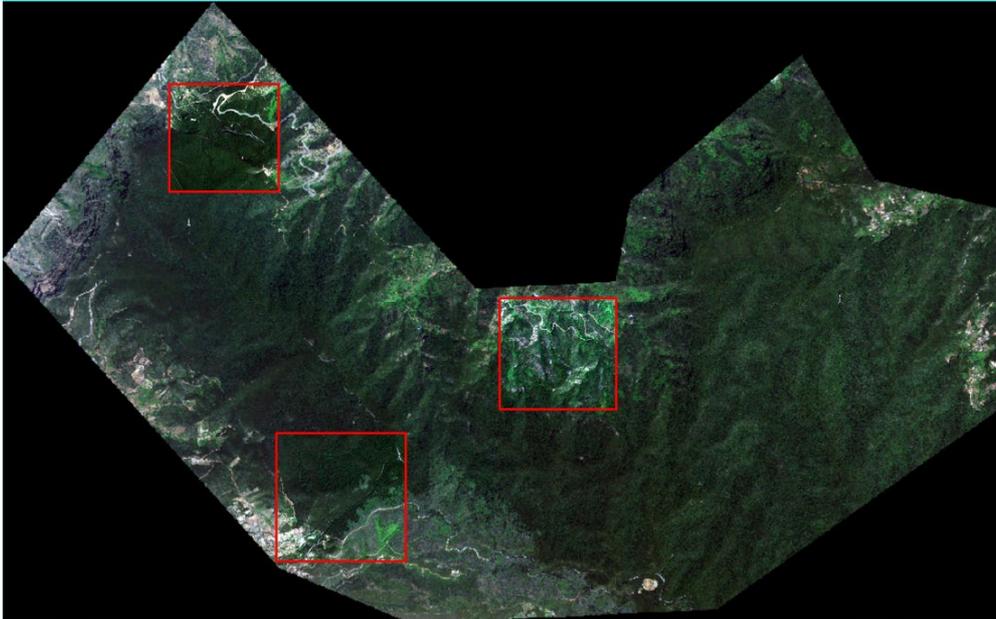


Figura 4.3 Mapa de la zona del Parque Nacional de Garajonay a estudiar.

La segunda área de interés es la ciudad de Las Palmas es una zona urbana de gran interés turístico, que presenta una gran diversidad de lugares como son: edificaciones, playas, vegetación. En la figura 4.4 siguiente se observa la localización de esta segunda zona de estudio.



Figura 4.4 Mapa de Gran Canaria [23].

Para cumplir los objetivos propuestos se ha elegido 3 recortes de la ciudad de Las Palmas para el estudio de la diversidad espectral que presenta. Los tres recortes se muestran en la siguiente figura 4.5:



Figura 4.5 Mapa de la zona de Las Palmas de Gran Canaria a estudiar.

C.4.2 Imágenes de entrada y sus parámetros

En la realización de este Trabajo Fin de Grado, se ha partido, de dos imágenes, una obtenida por el sensor del satélite WorldView 2 (Parque Nacional de Garajonay) el 3 de junio de 2019 y otra del sensor del satélite WorldView 3 (Las Palmas) el 28 de febrero de 2020; estas imágenes se encuentran en el Anexo 1 de este documento. Para realizar el estudio hemos utilizado 3 recortes de cada imagen, las características de estas imágenes se reflejan a continuación:

Recortes del Parque Nacional de Garajonay:

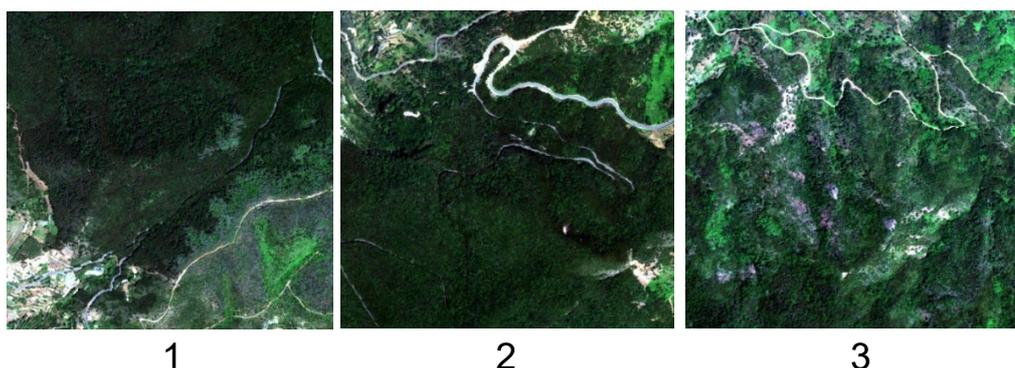


Figura 4.6 Recortes 1, 2, 3 del Parque Nacional de Garajonay.

Se han elegido estos 3 recortes debido a su amplia variación espectral que presentan, lo que permitirá realizar una clasificación más eficiente de las distintas regiones.

Recortes de Las Palmas de Gran Canaria:



Figura 4.7 Recortes 1, 2, 3 de Las Palmas de Gran Canaria.

Se han elegido estos 3 recortes debido a su amplia variación espectral que presentan, lo que permitirá realizar una clasificación más eficiente de las distintas regiones. Las características de los recortes se muestran en la siguiente tabla 4.1.

Características de los recortes:

Zona	Sensor	Bandas de las imágenes	Resolución espectral	Resolución espacial	Recorte
Natural (Parque Nacional de Garajonay)	WorldView-2	8 Multiespectrales	400 - 1040 nm	1.85 m	1 (512x512x8) 2 (512x512x8) 3 (512x512x8)
		Pancromática	450 - 800 nm	0.46 m	1 (2048x2048x1) 2 (2048x2048x1) 3 (2048x2048x1)
Urbana (Las Palmas de Gran Canaria)	WorldView-3	8 Multiespectrales	400 - 1040 nm	1.24 m	1 (512x512x8) 2 (512x512x8) 3 (512x512x8)
		Pancromática	450 - 800 nm	0.31 m	1 (2048x2048x1) 2 (2048x2048x1) 3 (2048x2048x1)

Tabla 4.1 Características de los recortes, imágenes de entrada.

Capítulo 5. Resultados de la evaluación de las técnicas de fusión

C.5.1 Metodología

A los recortes indicados en las figuras 4.6 y 4.7, se les han aplicado, usando el software Matlab, las técnicas de pansharpeneo descritas en el capítulo 3 en el subcapítulo 3. Para determinar el mejor resultado de la técnica de fusión para cada imagen, se aplicaron técnicas de evaluación de la calidad de imágenes tal y como se detalla en el capítulo 3 en el subcapítulo 4. Los resultados obtenidos aparecen en las figuras 5.2, 5.4 y tablas 5.1, 5.2.

La metodología empleada para la realización y evaluación de las imágenes fusionadas tanto para la cubierta vegetal como para la urbana es la que aparece en la siguiente figura 5.1:

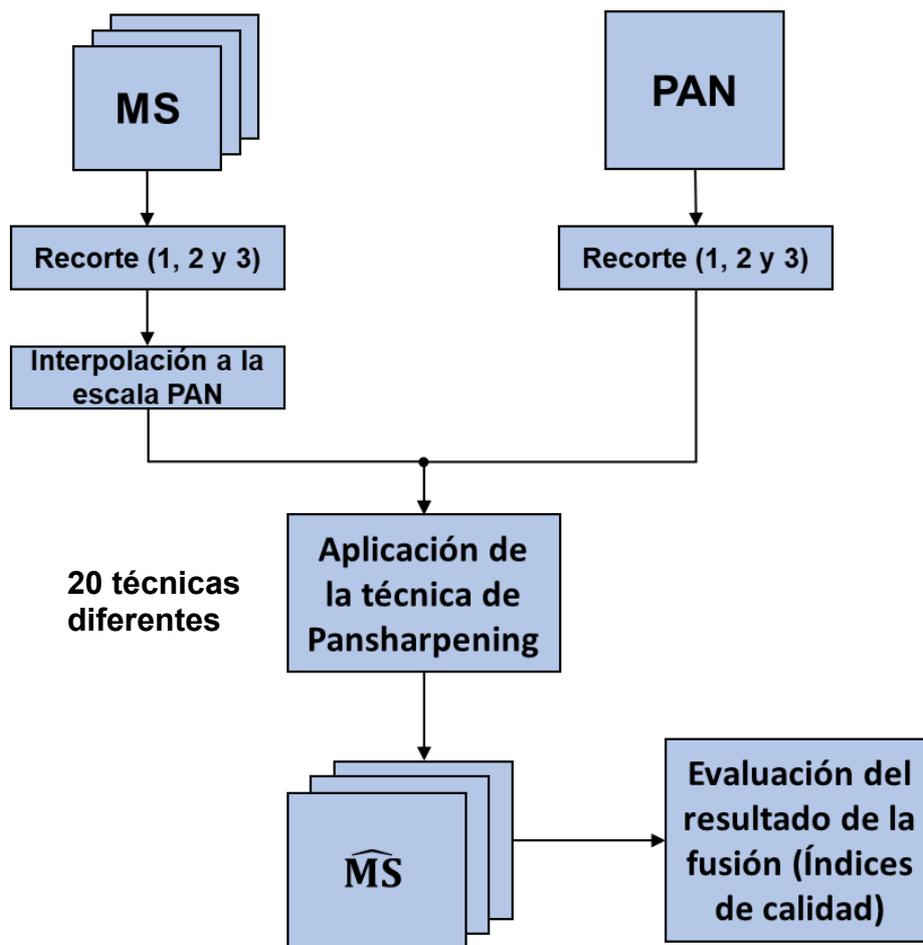


Figura 5.1 Metodología para la realización y evaluación de las imágenes fusionadas.

C.5.2 Evaluación de calidad

La evaluación de calidad de las imágenes fusionadas en este trabajo se divide en dos tipos, la evaluación subjetiva (cualitativa) y la evaluación objetiva (cuantitativa); a continuación, se exponen:

C.5.2.1 Evaluación subjetiva

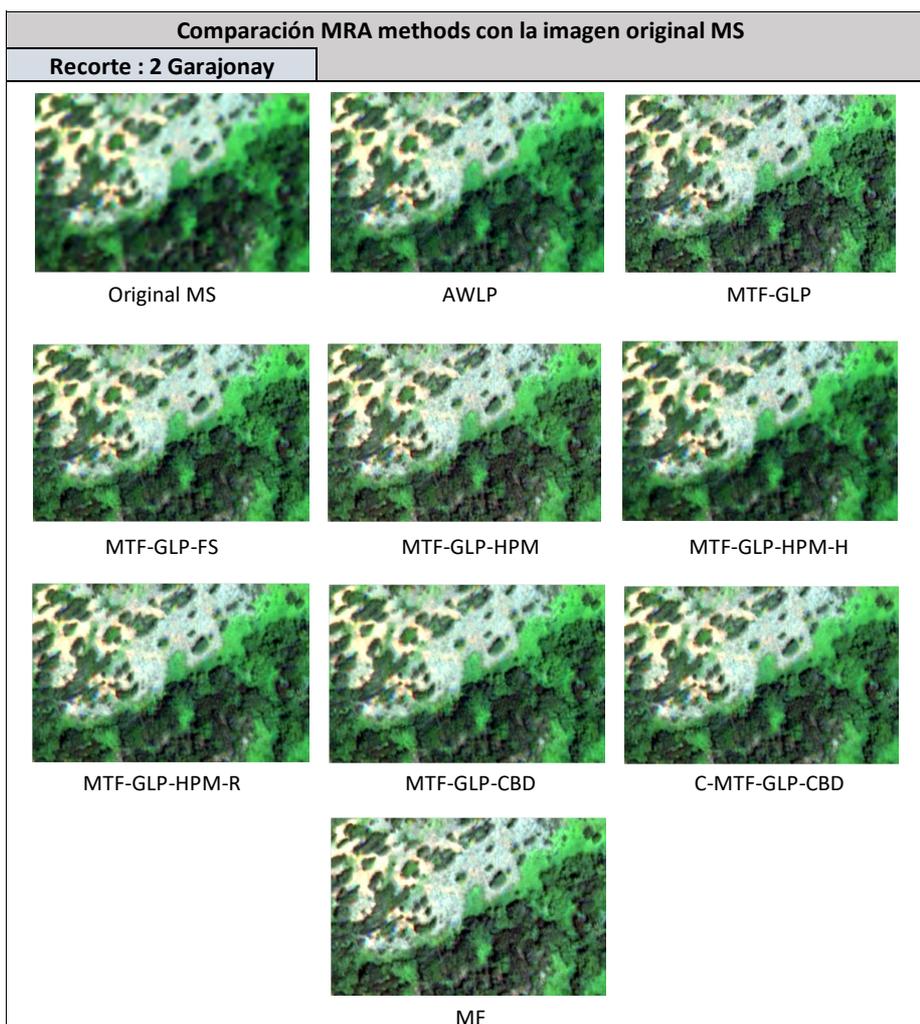
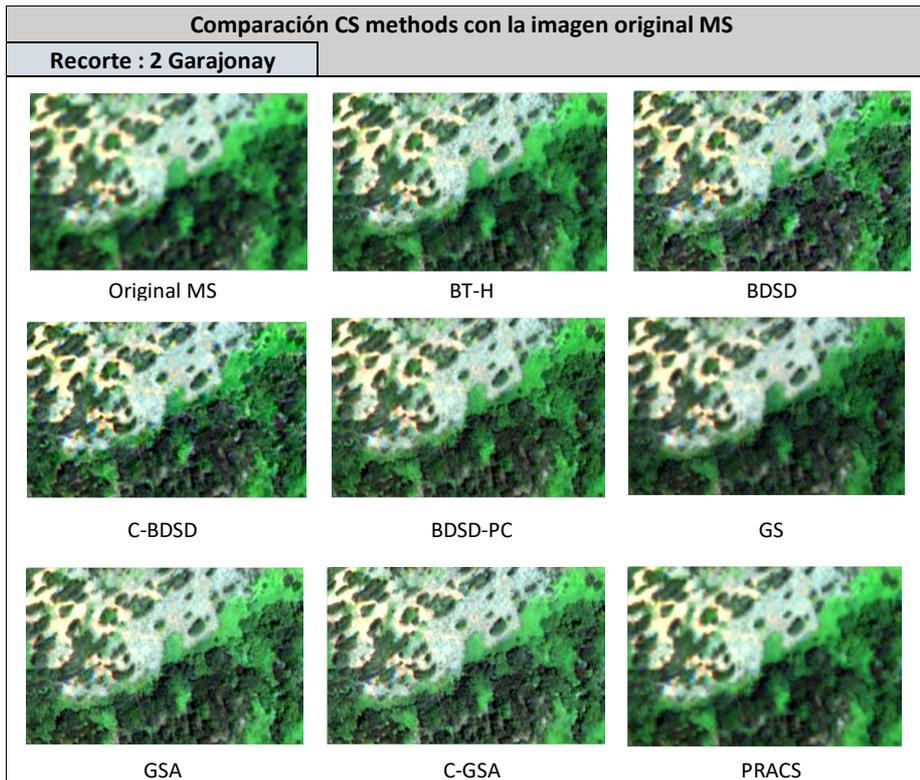
La evaluación subjetiva se realizó en dos pasos. En primer lugar, se aplicó un zoom a las imágenes fusionadas con el fin de observar el detalle del proceso de pansharpening. En segundo lugar, se generaron los mapas de error o diferencia, empleando para ello scripts desarrollados en Matlab.

Parque Nacional de Garajonay:



Figura 5.2 Recortes 1, 2, 3 del Parque Nacional de Garajonay.

De los tres recortes del Parque Nacional de Garajonay hemos decidido utilizar el recorte 2 debido a los datos existentes de la vegetación en esa zona.



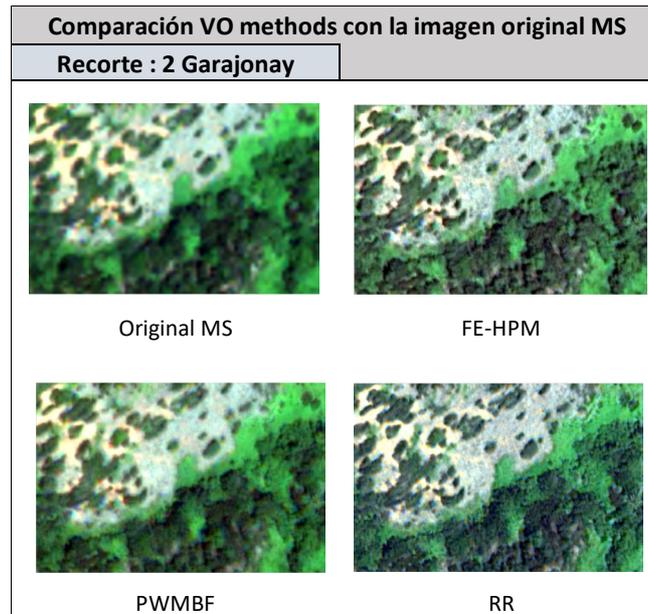


Figura 5.3 Comparación métodos con la imagen MS del recorte 2 del Parque Nacional de Garajonay.

De forma subjetiva se observa que los **métodos CS** presentan una mejor respuesta para la zona natural del Parque Nacional de Garajonay; en concreto la técnica **BT-H** parece tener una mayor resolución espacial y una alta fidelidad espectral respecto a la imagen original MS.

El segundo paso, ha sido realizar todos los mapas de error global para cada imagen pansharpened, contrastando los mapas de error con la información visual; a continuación, en la siguiente figura 5.4 observamos el mapa de error para la técnica de pansharpening **PRACS**:

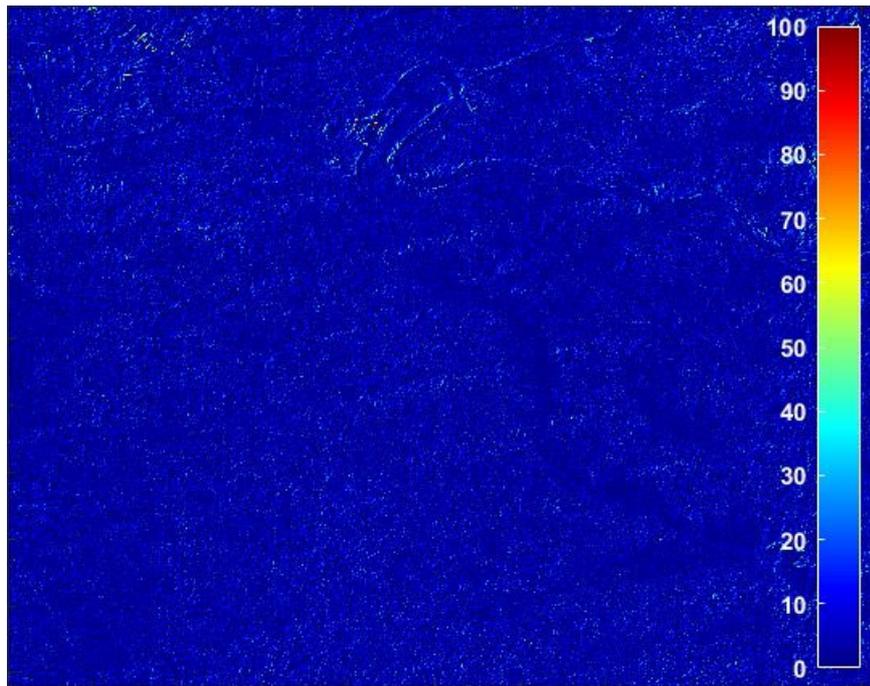
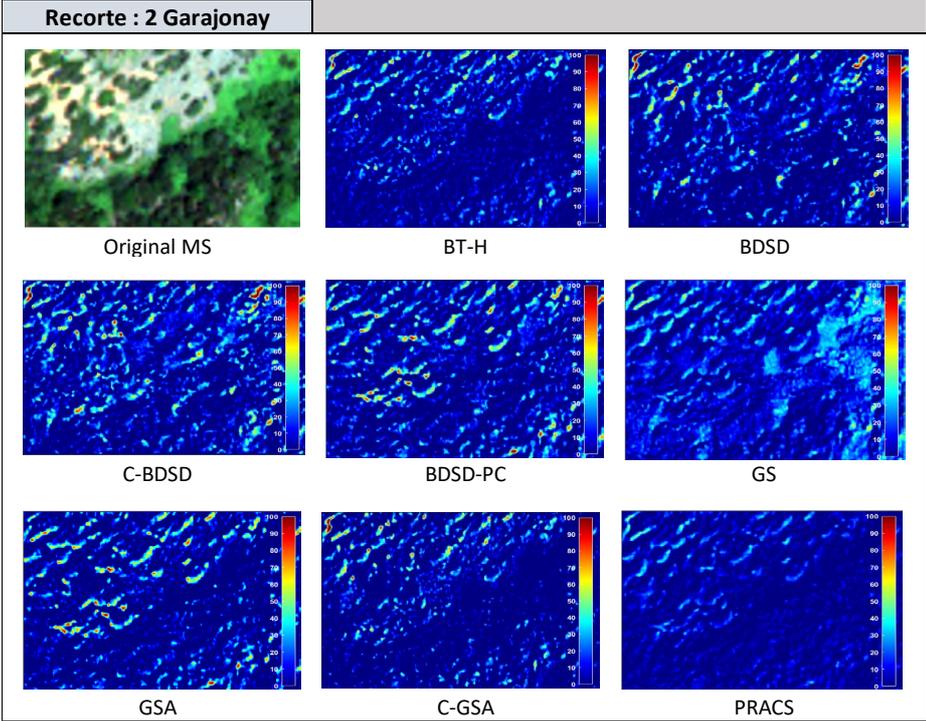


Figura 5.4 Mapa de error de la técnica PRACS tomando como referencia la imagen original MS del recorte 2 del Parque Nacional de Garajonay.

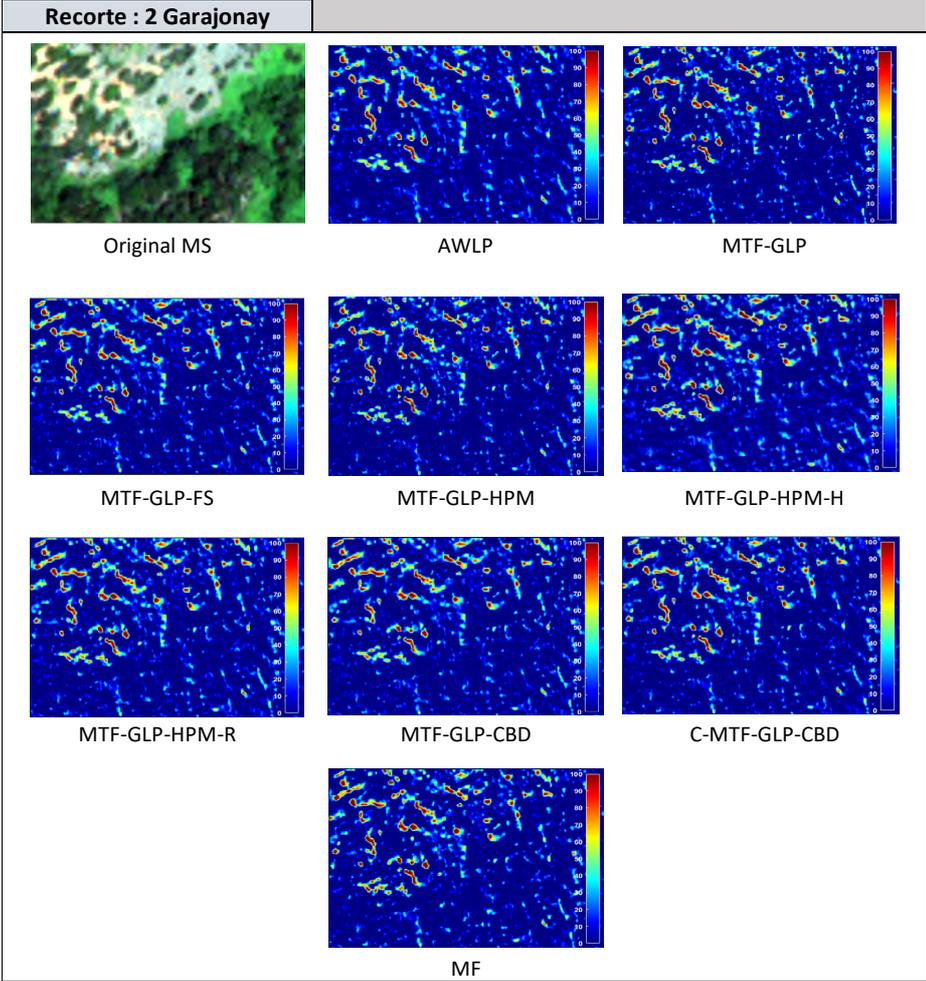
Para entender este mapa de forma correcta se ha insertado una leyenda que indica el grado de error producido en la imagen pansharpened en lo que a la resolución espectral se refiere, teniendo como referencia la imagen original MS. El valor 0 representado por el color azul oscuro indica que no hay error en la imagen pansharpened; mientras que al aumentar ese valor el error en la imagen pansharpened va aumentando hasta llegar al máximo error producido representado en rojo con un valor de 100.

Para observar las diferencias entre los mapas de error de las distintas técnicas de pansharpening se ha procedido a realizar un zoom en los mapas de error y en la imagen original MS, en la figura 5.5 se observa la comparación de estos mapas de error.

Comparación CS methods con la imagen original MS



Comparación MRA methods con la imagen original MS



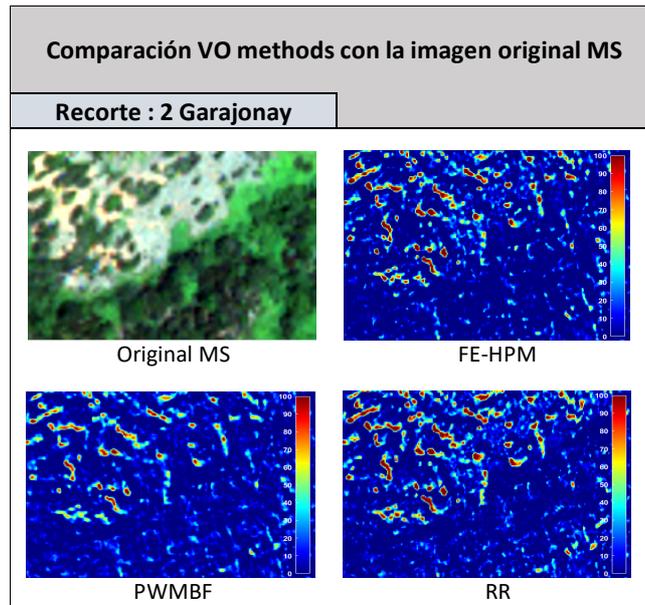


Figura 5.5 Comparación de los mapas de error de los métodos con la imagen MS del recorte 2 del Parque Nacional de Garajonay.

De forma subjetiva aplicando los mapas de error se observa que los **métodos CS** presentan una mejor respuesta para la zona natural del Parque Nacional de Garajonay; en concreto la técnica **PRACS** es la que presenta un menor error al tener una alta fidelidad espectral respecto a la imagen original MS.

Las Palmas de Gran Canaria:

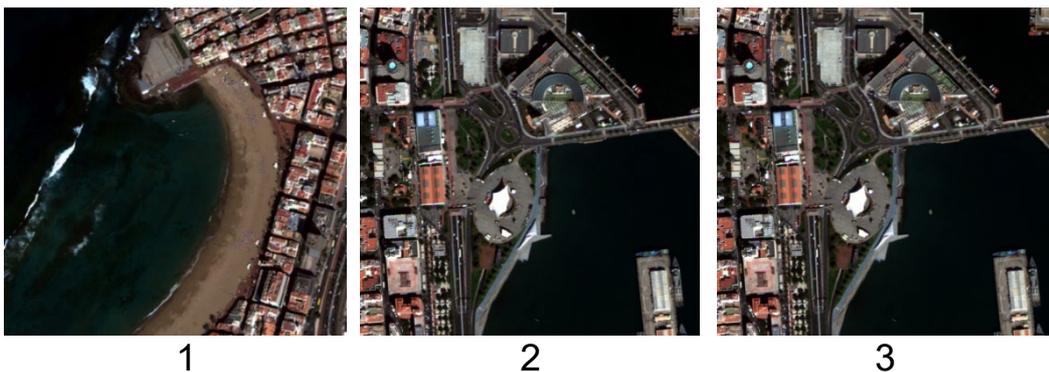


Figura 5.6 Recortes 1, 2, 3 de Las Palmas de Gran Canaria.

De los tres recortes de la ciudad de Las Palmas de Gran Canaria hemos decidido utilizar el recorte 1 debido a la amplia diversidad espectral que presenta esa zona.

Comparación CS methods con la imagen original MS

Recorte : 1 Las Palmas



Original MS



BT-H



BDSD



C-BSDS



BDSD-PC



GS



GSA



C-GSA



PRACS

Comparación MRA methods con la imagen original MS

Recorte : 1 Las Palmas



Original MS



AWLP



MTF-GLP



MTF-GLP-FS



MTF-GLP-HPM



MTF-GLP-HPM-H



MTF-GLP-HPM-R



MTF-GLP-CBD



C-MTF-GLP-CBD



MF

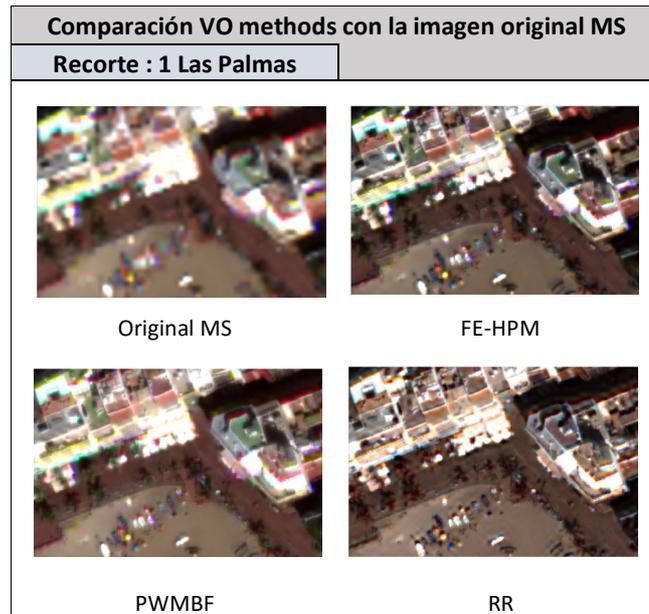


Figura 5.7 Comparación métodos con la imagen MS del recorte 1 de la ciudad de Las Palmas de Gran Canaria.

De forma subjetiva se observa que los **métodos MRA** presentan una mejor respuesta para la zona urbana de la ciudad de Las Palmas de Gran Canaria; en concreto la técnica **AWLP** parece tener una mayor resolución espacial y una alta fidelidad espectral respecto a la imagen original MS.

El segundo paso, ha sido realizar todos los mapas de error global para cada imagen pansharpened, contrastando los mapas de error con la información visual; a continuación, en la siguiente figura 5.8 observamos el mapa de error para la técnica de pansharpening **C-MTF-GLP-CBD**:

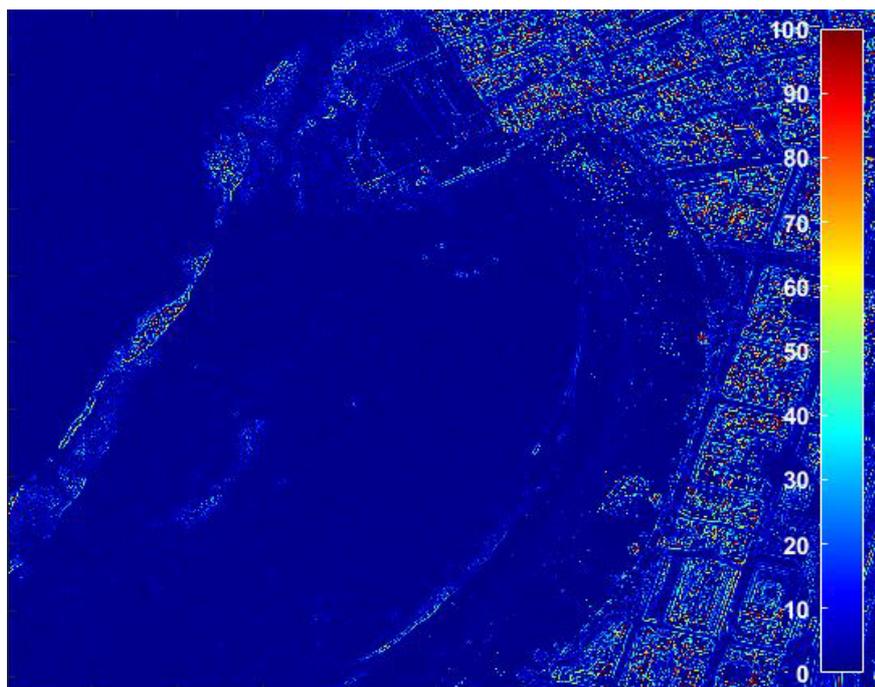
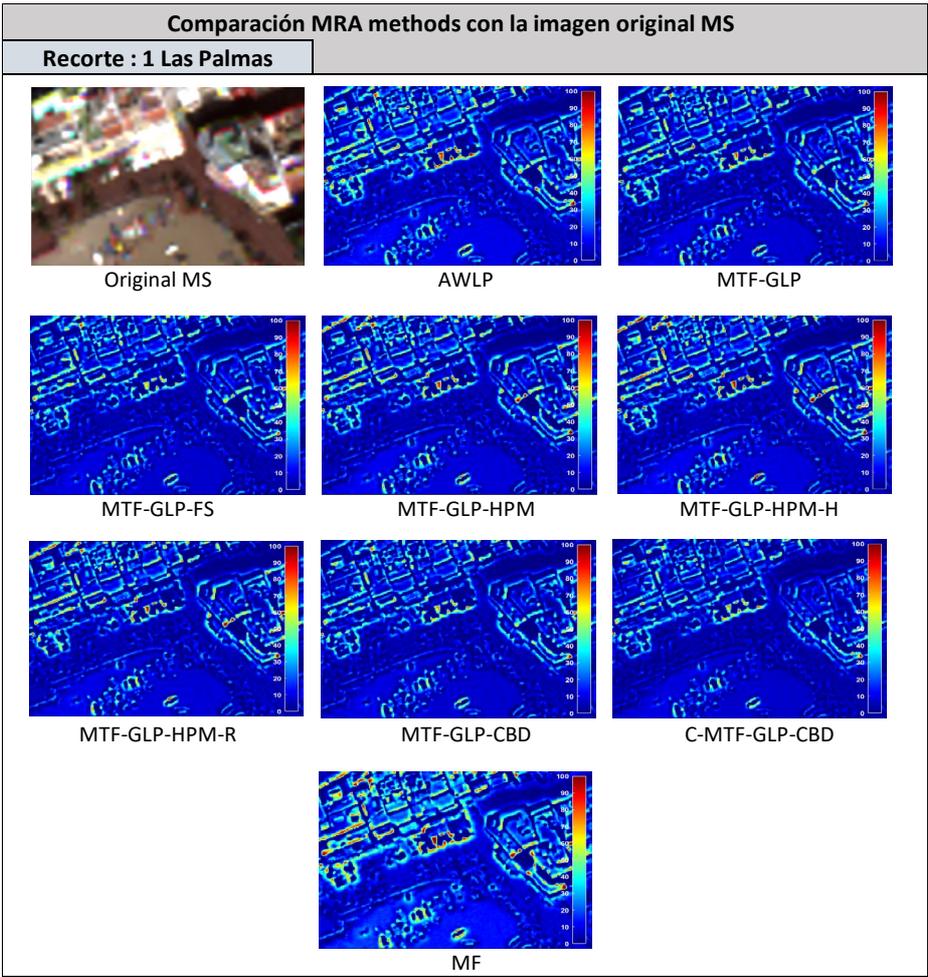
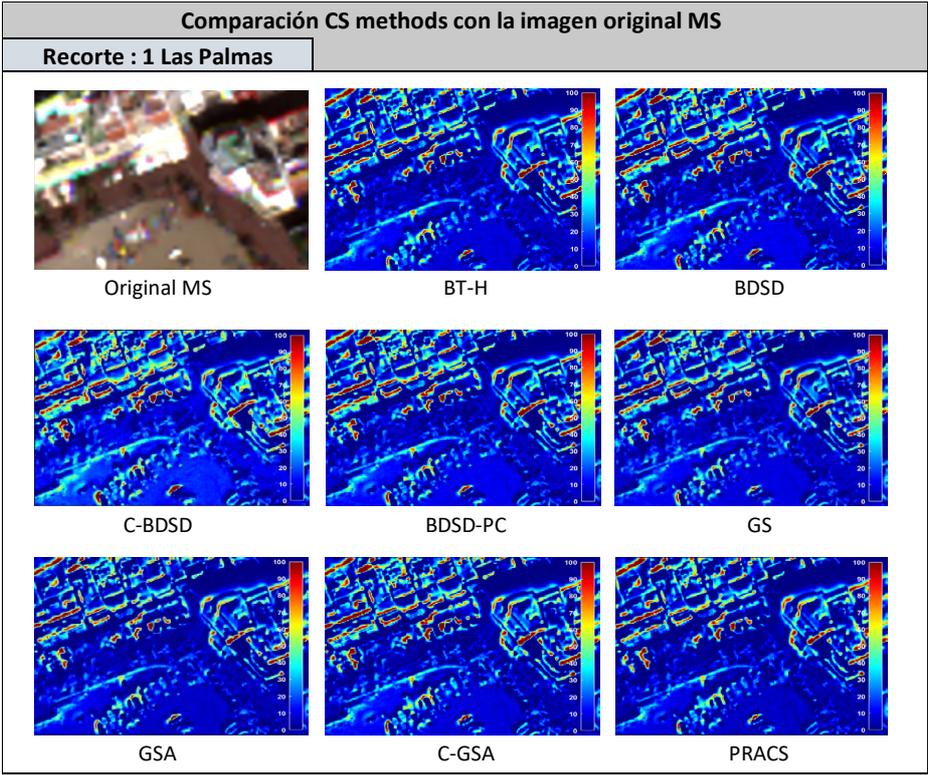


Figura 5.8 Mapa de error de la técnica C-MTF-GLP-CBD tomando como referencia la imagen original MS del recorte 1 de la ciudad de Las Palmas de Gran Canaria.

La leyenda de este mapa de error indica lo mismo que la utilizada para el recorte 2 del Parque Nacional de Garajonay; para observar las diferencias entre los mapas de error de las distintas técnicas de pansharpning se ha procedido a realizar un zoom en los mapas de error y en la imagen original MS, en la figura 5.9 se observa la comparación de estos mapas de error.



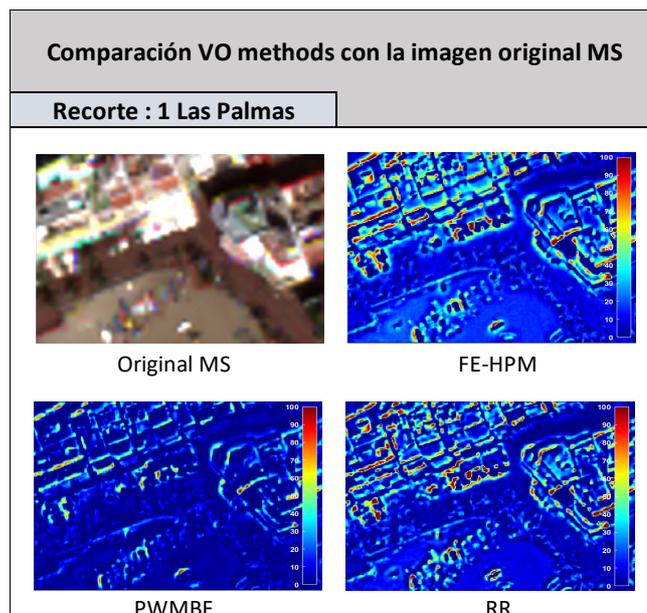


Figura 5.9 Comparación de los mapas de error de los métodos con la imagen MS del recorte 1 de la ciudad de Las Palmas de Gran Canaria.

De forma subjetiva aplicando los mapas de error se observa que los **métodos MRA** presentan una mejor respuesta para la zona urbana de la ciudad de Las Palmas de Gran Canaria; en concreto la técnica **C-MTF-GLP-CBD** es la que presenta un menor error al tener una alta fidelidad espectral respecto a la imagen original MS.

C.5.2.2 Evaluación objetiva (índices de calidad)

A continuación, se observa la evaluación objetiva realizada para todos los recortes de cada imagen en las tablas 5.1 y 5.2. Para llevar a cabo esta evaluación se han utilizado los índices de calidad explicados en el capítulo 3 en el subcapítulo 4. Por un lado, tenemos los valores de los índices de calidad más eficientes de cada grupo de métodos de pansharpening que se encuentran subrayados y en negrita; por otro lado, el valor de cada índice de calidad más próximo al valor ideal se encuentra marcado en verde y el valor más alejado del valor ideal se encuentra marcado en naranja.

Recorte:		Garajonay 1					
Índice de Calidad:		SAM [°]	ERGAS	Q8	DA	Ds	HQNR
Valor Ideal		0	0	1	0	0	1
CS methods	BT-H	1.3803	1.6539	0.8219	0.0605	0.0018	0.9982
	BDS	2.3808	2.1596	0.6939	0.0415	0.0018	0.9982
	C-BDS	2.9881	2.3958	0.7303	0.03	0.0025	0.9975
	BDS-PC	1.6598	1.8525	0.7411	0.0542	0.0019	0.9981
	GS	1.2339	1.7934	0.7824	0.0587	2.80E-04	0.9997
	GSA	0.8209	1.5854	0.7433	0.0864	9.33E-04	0.9991
	C-GSA	1.035	1.7546	0.6902	0.0898	0.0011	0.9989
	PRACS	0.7873	0.8677	0.921	0.0272	5.18E-04	0.9995
MRA methods	AWLP	1.9437	1.6405	0.8227	0.0711	0.0026	0.9974
	MTF-GLP	0.9718	1.606	0.7489	0.1022	0.0015	0.9985
	MTF-GLP-FS	0.6881	1.2166	0.8187	0.0771	6.83E-04	0.9993
	MTF-GLP-HPM	0.9308	1.6288	0.7495	0.1004	0.0015	0.9985
	MTF-GLP-HPM-H	1.2551	1.3642	0.8697	0.0595	0.0016	0.9984
	MTF-GLP-HPM-R	0.633	1.2455	0.8199	0.0761	6.66E-04	0.9993
	MTF-GLP-CBD	0.6777	1.2214	0.8161	0.0779	6.57E-04	0.9993
	C-MTF-GLP-CBD	0.7685	1.2562	0.7827	0.0803	9.88E-04	0.999
MF	0.9458	1.7523	0.743	0.1118	0.0018	0.9982	
VO methods	FE-HPM	1.1088	2.0889	0.6995	0.129	0.0026	0.9974
	PWMBF	1.1623	1.2759	0.8043	0.0628	4.83E-04	0.9995
	RR	2.4009	1.8704	0.6345	0.0805	0.0015	0.9985

Recorte:		Garajonay 2					
Índice de Calidad:		SAM [°]	ERGAS	Q8	DA	Ds	HQNR
Valor Ideal		0	0	1	0	0	1
CS methods	BT-H	1.3831	1.6679	0.8097	0.0648	0.0022	0.9978
	BDS	2.3955	2.1984	0.6619	0.0605	0.0021	0.9979
	C-BDS	2.866	2.4096	0.7175	0.0369	0.0027	0.9973
	BDS-PC	1.7037	1.8687	0.7296	0.0615	0.0022	0.9978
	GS	1.6749	1.8741	0.823	0.0565	5.42E-04	0.9995
	GSA	0.952	1.5787	0.7311	0.0968	0.0014	0.9986
	C-GSA	0.8796	1.6805	0.6891	0.1066	7.52E-04	0.9992
	PRACS	0.8823	0.8471	0.9415	0.0189	5.90E-04	0.9994
MRA methods	AWLP	2.4062	1.9082	0.784	0.0766	0.0037	0.9963
	MTF-GLP	1.1496	1.7538	0.6982	0.1211	0.002	0.998
	MTF-GLP-FS	0.7945	1.2146	0.8092	0.0827	0.001	0.999
	MTF-GLP-HPM	1.0833	1.7719	0.6994	0.1193	0.0021	0.9979
	MTF-GLP-HPM-H	1.2544	1.3901	0.8586	0.0612	0.0019	0.9981
	MTF-GLP-HPM-R	0.7115	1.2449	0.8119	0.0819	0.001	0.999
	MTF-GLP-CBD	0.782	1.2197	0.8061	0.084	0.001	0.999
	C-MTF-GLP-CBD	0.6007	1.1609	0.7958	0.0865	6.22E-04	0.9994
MF	1.0679	1.8567	0.7011	0.1289	0.0024	0.9976	
VO methods	FE-HPM	1.2591	2.2813	0.6541	0.1456	0.0034	0.9966
	PWMBF	1.1949	1.2444	0.805	0.059	7.09E-04	0.9993
	RR	2.2477	1.8657	0.6038	0.1083	0.0017	0.9983

Recorte:		Garajonay 3					
Índice de Calidad:		SAM [°]	ERGAS	Q8	DA	Ds	HQNR
Valor Ideal		0	0	1	0	0	1
CS methods	BT-H	1.5114	1.7867	0.8075	0.0564	0.0023	0.9977
	BDS	2.4168	2.3176	0.7265	0.0216	0.0025	0.9975
	C-BDS	2.7179	2.5017	0.7137	0.0182	0.0028	0.9972
	BDS-PC	1.9575	2.0353	0.7768	0.0385	0.0026	0.9974
	GS	1.9242	1.9065	0.8503	0.0423	0.0015	0.9985
	GSA	1.5685	1.7851	0.8059	0.054	0.0024	0.9976
	C-GSA	1.5063	2.282	0.6651	0.0775	0.0012	0.9988
	PRACS	1.8195	1.4486	0.9244	0.0112	0.002	0.998
MRA methods	AWLP	2.9658	2.1201	0.8449	0.0414	0.0041	0.9959
	MTF-GLP	1.4506	1.7103	0.7966	0.0702	0.0024	0.9976
	MTF-GLP-FS	1.223	1.2964	0.8844	0.0426	0.0017	0.9983
	MTF-GLP-HPM	1.4342	1.7388	0.7977	0.0694	0.0024	0.9976
	MTF-GLP-HPM-H	1.3316	1.4392	0.8678	0.0516	0.0021	0.9979
	MTF-GLP-HPM-R	1.1772	1.3154	0.8869	0.0419	0.0018	0.9982
	MTF-GLP-CBD	1.2269	1.3039	0.883	0.0431	0.0017	0.9983
	C-MTF-GLP-CBD	0.9701	1.4324	0.7871	0.0662	9.32E-04	0.9991
MF	1.4022	1.7965	0.7983	0.0767	0.0027	0.9973	
VO methods	FE-HPM	1.6608	2.1732	0.7531	0.0894	0.0037	0.9963
	PWMBF	1.3285	1.2737	0.8386	0.0438	0.0011	0.9989
	RR	2.2078	1.9459	0.6317	0.0906	0.002	0.998

Tabla 5.1 Evaluación objetiva (Índices de Calidad) del Parque Nacional de Garajonay.

Estudiando los resultados de la tabla 5.1 anterior se obtiene que la mejor técnica de pansharpening para una cubierta natural se encuentra en el grupo de **métodos CS** llamada **PRACS**, porque presenta unos valores de los índices de calidad cercanos a los ideales. Mientras que las peores técnicas son C-BDSD y AWLP al presentar varios valores alejados de los ideales.

Recorte:		Las Palmas 1					
Índice de Calidad:		SAM [°]	ERGAS	Q8	Dλ	Ds	HQNR
Valor Ideal		0	0	1	0	0	1
CS methods	BT-H	1.1193	5.3676	0.747	0.0906	6.61E-04	0.9993
	BDS	1.7728	5.1452	0.7132	0.0565	4.81E-04	0.9995
	C-BDS	1.7452	5.373	0.7821	0.028	5.82E-04	0.9994
	BDS-PC	1.3727	5.1156	0.7173	0.0922	4.97E-04	0.9995
	GS	1.8781	5.4355	0.7139	0.115	3.72E-04	0.9996
	GSA	1.4893	5.5367	0.7042	0.1144	4.22E-04	0.9996
	C-GSA	1.1103	4.4856	0.7305	0.1014	5.54E-04	0.9994
	PRACS	1.088	4.7881	0.7994	0.0619	4.60E-04	0.9995
MRA methods	AWLP	0.7317	3.7604	0.8486	0.0709	4.81E-04	0.9995
	MTF-GLP	1.0099	3.973	0.7698	0.1204	3.03E-04	0.9997
	MTF-GLP-FS	0.962	3.7301	0.7859	0.1125	2.79E-04	0.9997
	MTF-GLP-HPM	1.035	128.0796	0.7773	0.11	3.23E-04	0.9992
	MTF-GLP-HPM-H	0.8274	44.0746	0.8069	0.091	6.03E-04	0.9992
	MTF-GLP-HPM-R	0.9431	13.5331	0.805	0.1008	2.68E-04	0.9997
	MTF-GLP-CBD	0.9764	3.7638	0.7843	0.1129	2.83E-04	0.9997
	C-MTF-GLP-CBD	0.6222	1.6894	0.8532	0.0845	1.36E-04	0.9999
MF	1.1251	4.8	0.7819	0.116	3.57E-04	0.9996	
VO methods	FE-HPM	1.2344	33.7408	0.7631	0.1254	5.12E-04	0.9995
	PWMBF	0.8664	3.1418	0.8069	0.1023	2.18E-04	0.9998
	RR	3.0907	4.8499	0.6469	0.1337	4.65E-04	0.9995

Recorte:		Las Palmas 2					
Índice de Calidad:		SAM [°]	ERGAS	Q8	Dλ	Ds	HQNR
Valor Ideal		0	0	1	0	0	1
CS methods	BT-H	1.177	4.3295	0.7567	0.1111	0.001	0.999
	BDS	1.8956	4.2518	0.752	0.0632	6.82E-04	0.9993
	C-BDS	2.064	4.3374	0.8529	0.0328	2.55E-04	0.9997
	BDS-PC	1.633	4.2048	0.7532	0.0931	6.85E-04	0.9993
	GS	2.1013	4.3098	0.7525	0.1203	5.79E-04	0.9994
	GSA	1.3092	4.2298	0.7452	0.1237	6.57E-04	0.9993
	C-GSA	1.1889	3.9438	0.7505	0.1142	5.47E-04	0.9995
	PRACS	0.9429	3.5464	0.8135	0.0718	7.32E-04	0.9993
MRA methods	AWLP	0.7944	3.0307	0.8466	0.091	7.28E-04	0.9993
	MTF-GLP	1.0153	3.2164	0.8021	0.1335	5.53E-04	0.9994
	MTF-GLP-FS	0.9021	2.9426	0.8208	0.1251	4.91E-04	0.9995
	MTF-GLP-HPM	0.9779	231.8355	0.808	0.1273	5.80E-04	0.9992
	MTF-GLP-HPM-H	0.8897	21.283	0.8245	0.1075	8.42E-04	0.9989
	MTF-GLP-HPM-R	0.8375	7.09	0.8416	0.1106	4.91E-04	0.9995
	MTF-GLP-CBD	0.9104	2.9579	0.8199	0.1254	4.94E-04	0.9995
	C-MTF-GLP-CBD	0.9957	2.0765	0.8619	0.0791	2.06E-04	0.9998
MF	1.1192	3.828	0.8087	0.1296	6.21E-04	0.9994	
VO methods	FE-HPM	1.2863	16.7358	0.7886	0.1394	7.71E-04	0.999
	PWMBF	1.0392	2.7954	0.8164	0.1191	3.39E-04	0.9997
	RR	2.8646	4.0721	0.6415	0.1339	7.16E-04	0.9993

Recorte:		Las Palmas 3					
Índice de Calidad:		SAM [°]	ERGAS	Q8	Dλ	Ds	HQNR
Valor Ideal		0	0	1	0	0	1
CS methods	BT-H	1.3265	5.1791	0.7796	0.0686	5.78E-04	0.9994
	BDS	3.1258	4.993	0.8108	0.0211	5.57E-04	0.9994
	C-BDS	3.4955	5.0123	0.8186	0.0296	5.83E-04	0.9994
	BDS-PC	2.6078	4.9825	0.8137	0.0194	5.92E-04	0.9994
	GS	2.4148	5.0812	0.7799	0.0193	3.24E-04	0.9997
	GSA	2.2083	5.4279	0.7881	0.0558	6.61E-04	0.9993
	C-GSA	2.4018	5.2328	0.806	0.0461	6.48E-04	0.9994
	PRACS	1.7069	4.1252	0.8698	0.0282	4.25E-04	0.9996
MRA methods	AWLP	1.3102	3.6052	0.8984	0.0371	4.84E-04	0.9995
	MTF-GLP	1.4848	3.7116	0.8798	0.0555	4.46E-04	0.9996
	MTF-GLP-FS	1.156	3.0368	0.9133	0.0416	3.30E-04	0.9997
	MTF-GLP-HPM	1.2168	3.9295	0.8829	0.0527	4.60E-04	0.9995
	MTF-GLP-HPM-H	0.9351	20.7803	0.8787	0.0625	4.22E-04	0.9993
	MTF-GLP-HPM-R	0.9718	3.2078	0.9127	0.0393	3.48E-04	0.9997
	MTF-GLP-CBD	1.1743	3.0915	0.9106	0.0427	3.39E-04	0.9997
	C-MTF-GLP-CBD	0.785	1.7067	0.9671	0.0197	1.39E-04	0.9999
MF	1.3603	4.1496	0.8741	0.0645	5.65E-04	0.9994	
VO methods	FE-HPM	1.3982	4.4814	0.8577	0.0654	6.83E-04	0.9993
	PWMBF	1.4656	2.7952	0.9063	0.0331	1.47E-04	0.9999
	RR	4.6383	4.8321	0.7839	0.063	4.98E-04	0.9995

Tabla 5.2 Evaluación objetiva (Índices de Calidad) de la ciudad de Las Palmas de Gran Canaria.

Estudiando los resultados de la tabla 5.2 anterior se obtiene que la mejor técnica de pansharpening para una cubierta urbana se encuentra en el grupo de **métodos MRA** llamada **C-MTF-GLP-CBD**, porque presenta unos valores de los índices de calidad cercanos a los ideales. Mientras que la peor técnica es RR al presentar varios valores alejados de los ideales.

C.5.3 Discusión

Es necesario llegar a una conclusión efectiva para poder elegir las técnicas que más se aproximen a los valores deseados para realizar la clasificación de cada cubierta de una forma eficaz y cumplir los objetivos planteados para este trabajo.

De forma subjetiva, en la inspección visual se observa que los **métodos CS** presentan una mejor respuesta para la zona natural del Parque Nacional de Garajonay; en concreto la técnica **BT-H** parece tener una mayor resolución espacial y una alta fidelidad espectral respecto a la imagen original MS. Mientras que los **métodos MRA** presentan una mejor respuesta para la zona urbana de la ciudad de Las Palmas de Gran Canaria; en concreto la técnica **AWLP** parece tener una mayor resolución espacial y una alta fidelidad espectral respecto a la imagen original MS.

El análisis de la comparación de los mapas de error coincide con la evaluación objetiva indicando que la mejor técnica para la cubierta natural es **PRACS**, perteneciente a los **métodos CS**. Mientras que para la cubierta urbana la mejor técnica es **C-MTF-GLP-CBD**, perteneciente a los **métodos MRA**.

Como discusión final, se ha elegido la evaluación objetiva porque son valores exactos y no una aproximación visual debido a que se realiza el cálculo de cada índice en las 8 bandas que tiene la imagen fusionada, además la evaluación objetiva coincide con la comparación de los mapas de error.

Capítulo 6. Evaluación en la clasificación de cubierta vegetal y urbana al utilizar imágenes fusionadas (pansharpened)

C.6.1 Metodología

Una vez realizada la elección de la mejor técnica de fusión para cada cubierta ya se puede realizar la clasificación de cada imagen fusionada con el objetivo de comparar el resultado de la clasificación con el resultado obtenido de la clasificación utilizando la imagen original MS; para realizar esta clasificación se utilizó el software ENVI. [8]

La metodología empleada para la realización y evaluación de la clasificación tanto para la cubierta vegetal como para la urbana es la que aparece en la siguiente figura 6.1:

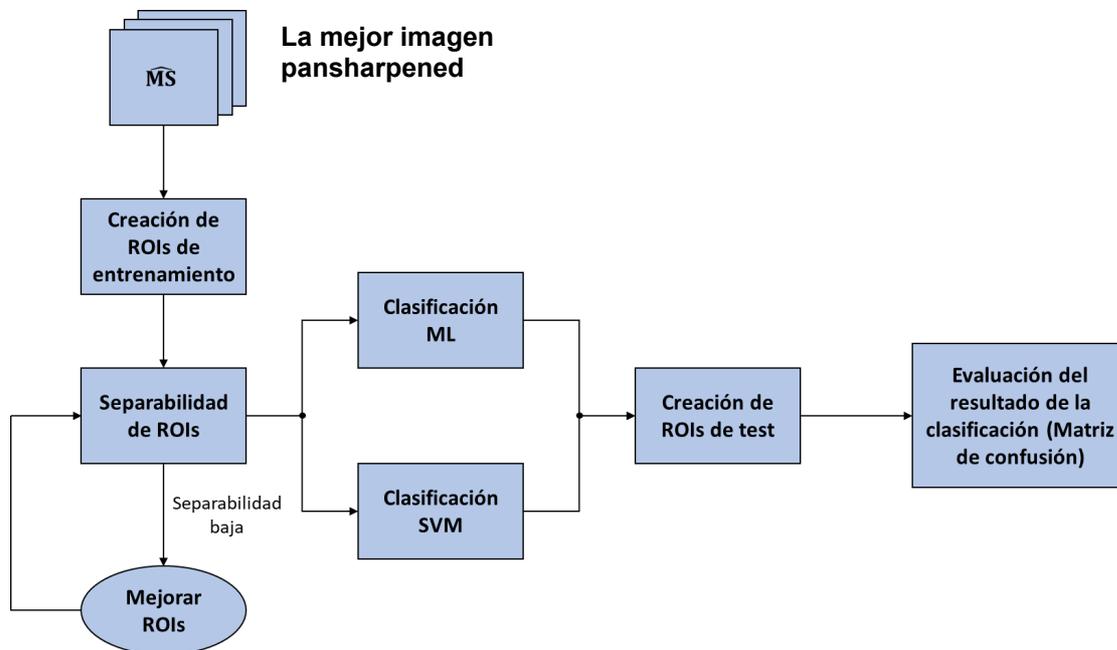


Figura 6.1 Metodología para la realización y evaluación de la clasificación.

El método de clasificación seleccionado se denomina clasificación supervisada. Para realizar la comparación se han seleccionado dos tipos de clasificación supervisada llamadas Maximum Likelihood Classification (**ML**) y Support Vector Machine Classification (**SVM**). El siguiente paso es realizar una evaluación a cada tipo de clasificación para obtener la mejor clasificación para cada cubierta (natural y urbana). Las expectativas teóricas serían obtener que la clasificación realizada a la imagen fusionada sea mejor que la clasificación realizada a la imagen original MS.

En primer lugar, una clasificación en teledetección consiste en establecer límites precisos entre las respuestas espectrales de unos píxeles y otros, siendo estos límites

los que definen las clases.

La clasificación en teledetección presenta un conjunto de variables compuesto por la reflectividad en cada una de las bandas de la imagen a estudiar. Pero, además de esta información espectral se puede utilizar información textural e información contextual para mejorar la clasificación.

La información textural hace referencia a las características en la proximidad de un píxel. Se definen una serie de variables (varianza, reflectividad media, autocorrelación, etc.). Estas variables tratan de cuantificar algunas de las propiedades cualitativas que se estudian en fotointerpretación. Mientras que la información contextual hace referencia a la coherencia en cuanto a la clasificación de píxeles próximos. La incorporación de ambos tipos de información (textural y contextual) presenta el inconveniente de introducir variables que no siguen una distribución gaussiana.

La determinación de las clases puede hacerse básicamente mediante dos métodos:

Clasificación no supervisada: No se establece ninguna clase, sólo es necesario determinar el número de clases totales a establecer. Luego un proceso automático estadístico se encarga de realizar dicha separación de clases en la imagen.

Clasificación supervisada: Es necesario establecer un conjunto de clases. Estas clases deben caracterizarse en función del conjunto de variables mediante la medición de estas en diferentes píxeles de la imagen cuya pertenencia a una de las clases no presente dudas (áreas de entrenamiento). [24]

En este trabajo se han elegido dos tipos de clasificación denominados como se mencionó anteriormente Maximum Likelihood Classification (**ML**) y Support Vector Machine Classification (**SVM**), a continuación, se explica el funcionamiento de cada una:

Maximum Likelihood Classification (ML): [25]

El clasificador ML considera que los valores radiométricos de cada clase se ajustan a una distribución normal. Esto permite que cada clase sea descrita por una función de probabilidad a partir de su vector medio y su matriz de varianza y covarianza. Esta función es similar a la distribución de los valores radiométricos de cada categoría; por lo tanto, se puede calcular la probabilidad de que un valor radiométrico sea miembro de una clase específica. El cálculo se realiza para cada clase involucrada, asignando el píxel al que maximiza la función de probabilidad.

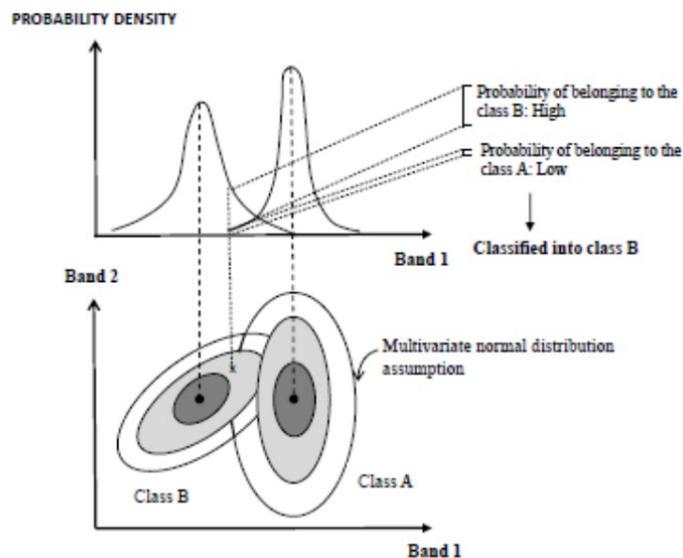


Figura 6.2 Asignación de píxeles por el clasificador ML [25].

Support Vector Machine Classification (SVM): [25]

El método SVM consiste en minimizar la probabilidad de clasificación errónea de un conjunto de datos extraídos aleatoriamente de una distribución de probabilidad fija pero desconocida. El funcionamiento básico de SVM consiste en construir un hiperplano de separación, es decir, un límite de decisión basado en la distribución de muestras de entrenamiento en espacios de características, buscando el margen de separación entre pares de clases maximizado. No todas las muestras de entrenamiento contribuyen a la construcción del hiperplano, por lo que normalmente solo se elige un subconjunto como vector de soporte.

En la siguiente figura se observa que solo las muestras más oscuras tienen suficientes vectores de soporte para definir el hiperplano de separación de las dos clases con la distancia máxima. Las clases de información se derivan de datos de teledetección, por lo que no siempre presentan la separación lineal que se muestra en la figura (a). Por tanto, es necesario flexibilizar el criterio de separación total entre clases, permitiendo su superposición introduciendo una medida de costo de superposición. Esto debe minimizarse supervisándolo como se muestra en la figura (b).

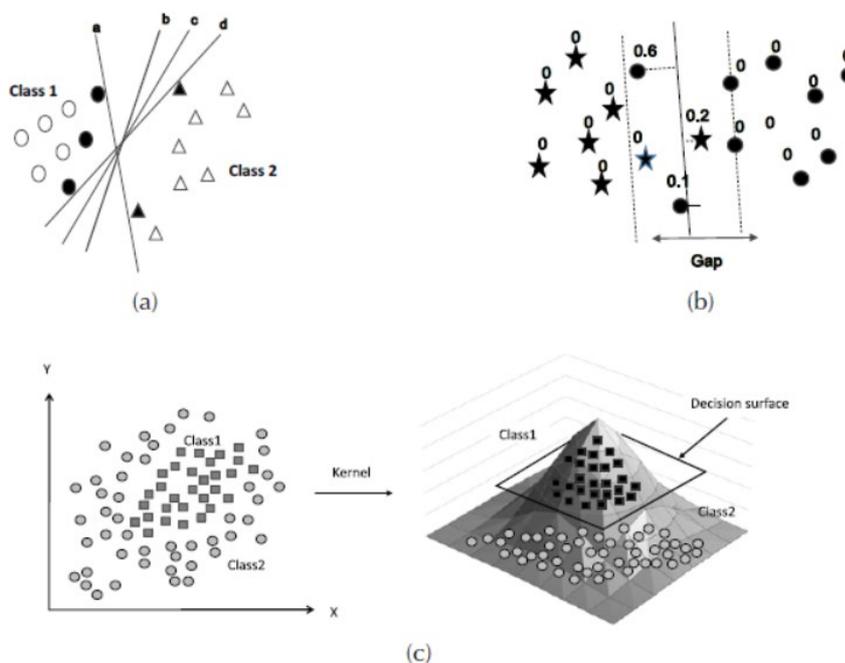


Figura 6.3 Máxima separación de clases por hiperplanos. (a) Muestras separables sin superposición. (b) Muestras separables con medida del costo de superposición. (c) Separación de muestras en un espacio de mayor dimensión [25].

En el caso de superficies de decisión no lineales, se propone que un vector de atributos se transforme en un espacio euclidiano con una dimensión mayor que el espacio euclidiano original; es decir, se pasa de un espacio 2D a otro 3D. De este modo, la distribución de las muestras de entrenamiento se separa, lo que permite definir un hiperplano de separación lineal como se muestra en la figura (c).

Regiones de interés (ROIs):

Las ROIs son áreas de interés que el usuario define para procesos de extracción de estadísticas de la imagen o para operaciones como clasificación y crear máscaras que pueden ser usadas para recortar zonas dentro de una imagen. [26]

Es necesario elegir ROIs de entrenamiento para realizar la clasificación supervisada y otras ROIs que deben ser iguales que las de entrenamiento, pero los píxeles elegidos tienen que ser áreas distintas; a este tipo se le conoce como ROIs de test, son necesarios para realizar la evaluación objetiva de la clasificación final.

En este trabajo se han seleccionado las siguientes ROIs para realizar la clasificación. Es necesario realizar la elección con una correcta separabilidad espectral para que las regiones se diferencien correctamente:

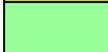
Color	ROI
	Fayal-brezal
	Monteverde
	Sabinar
	Vegetación herbácea
	Suelo construido
	Suelo desnudo
	Asfalto

Tabla 6.1 ROIs del Parque Nacional de Garajonay (recorte 2).

- ROIs de entrenamiento:

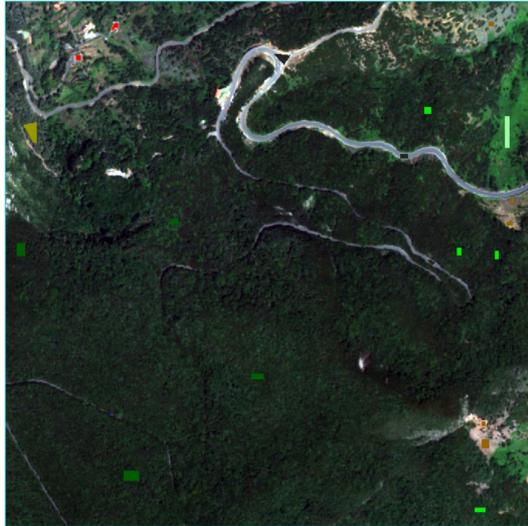


Figura 6.4 ROIs de entrenamiento del Parque Nacional de Garajonay (recorte 2).

- ROIs de test:

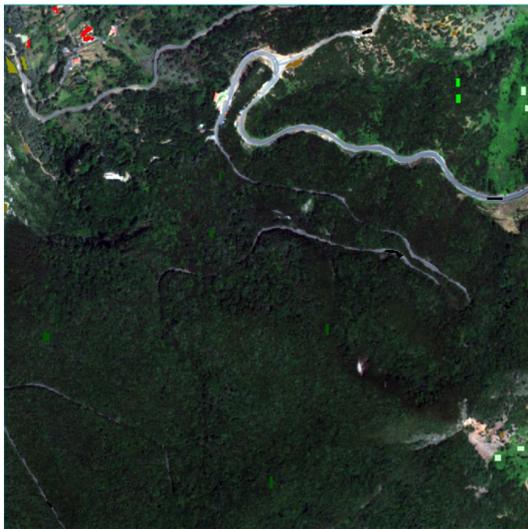


Figura 6.5 ROIs de test del Parque Nacional de Garajonay (recorte 2).

Color	ROI
Green	Vegetación
Red	Suelo construido
White	Olas
Yellow	Suelo desnudo
Grey	Asfalto
Blue	Agua

Tabla 6.2 ROIs de la ciudad de Las Palmas de Gran Canaria (recorte 1).

- ROIs de entrenamiento:



Figura 6.6 ROIs de entrenamiento de la ciudad de Las Palmas de Gran Canaria (recorte 1).

- ROIs de test:



Figura 6.7 ROIs de test de la ciudad de Las Palmas de Gran Canaria (recorte 1).

C.6.2 Evaluación de calidad

La evaluación de calidad de las clasificaciones supervisadas se divide en dos tipos, la evaluación subjetiva (cualitativa) y la evaluación objetiva (cuantitativa); a continuación, se exponen:

C.6.2.1 Evaluación subjetiva

En primer lugar, la evaluación subjetiva se basará en la visualización de las clasificaciones para ver los errores de clasificación y apreciar las diferencias, para ello a continuación en las figuras 6.8 y 6.10 observaremos la comparación del recorte completo y en las figuras 6.9 y 6.11 específicamente, se ha realizado un zoom a una zona de la imagen para observar con detalle los resultados.

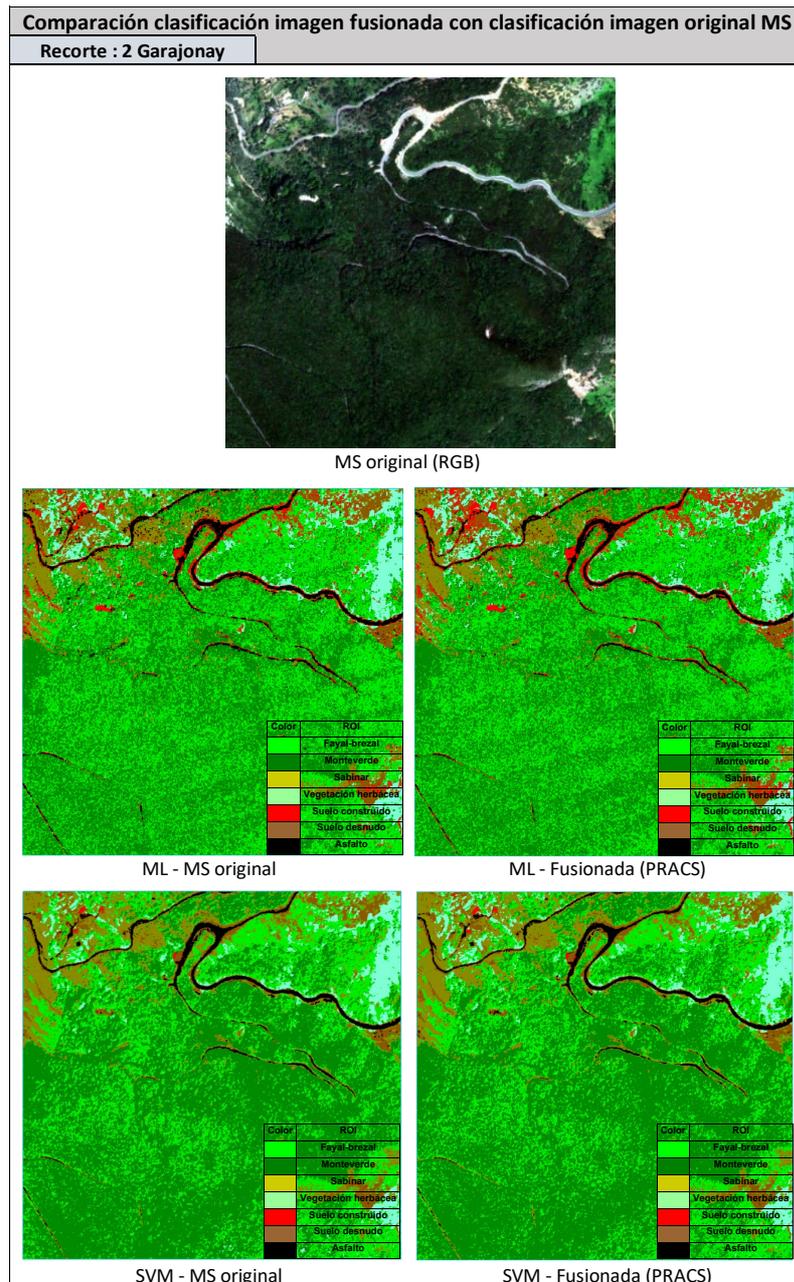


Figura 6.8 Comparación entre las clasificaciones del Parque Nacional de Garajonay (recorte 2).

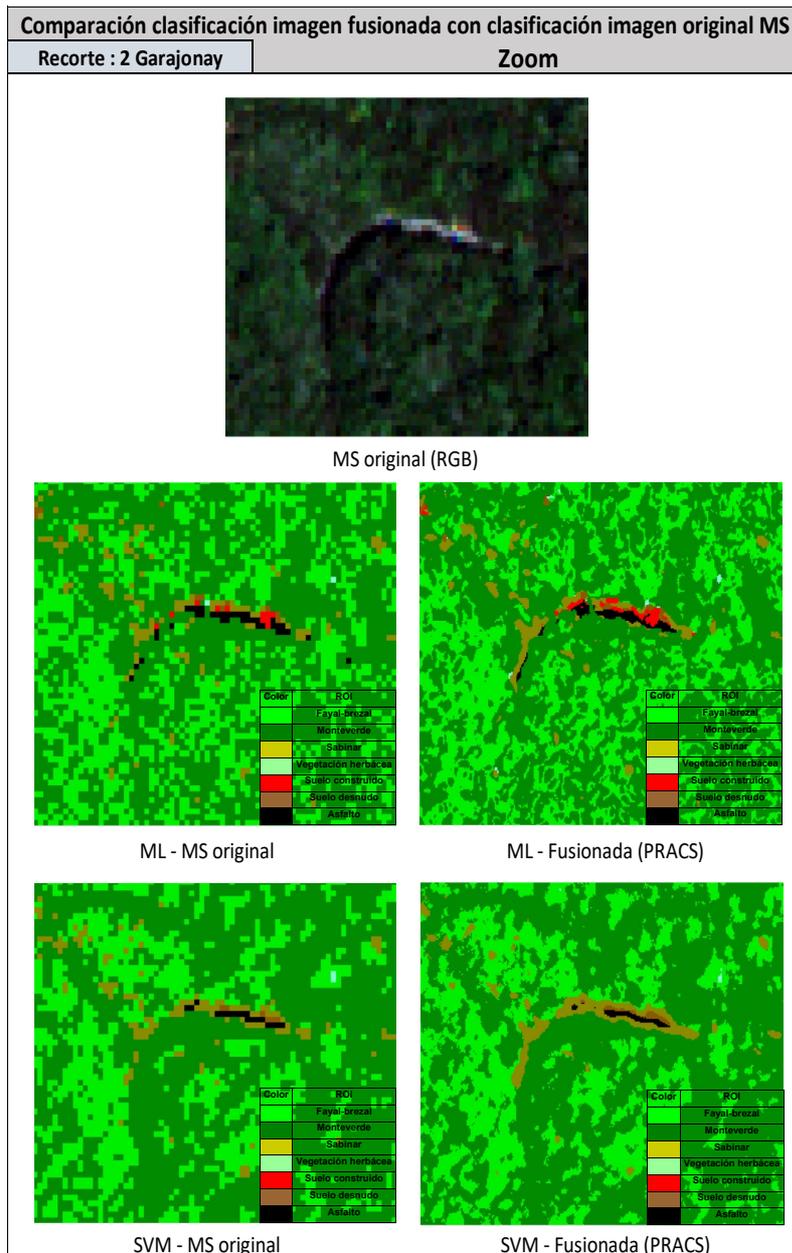


Figura 6.9 Comparación con zoom entre las clasificaciones del Parque Nacional de Garajonay (recorte 2).

Como se observa en las figuras 6.8 y 6.9 anteriores del Parque Nacional de Garajonay, la clasificación que mejor hace la separación de clases en una cubierta natural es la **SVM**, apreciando una pequeña mejora en la clasificación realizada con la imagen fusionada (**PRACS**), principalmente entre las clases Fayal-brezal, Monteverde y Vegetación herbácea.

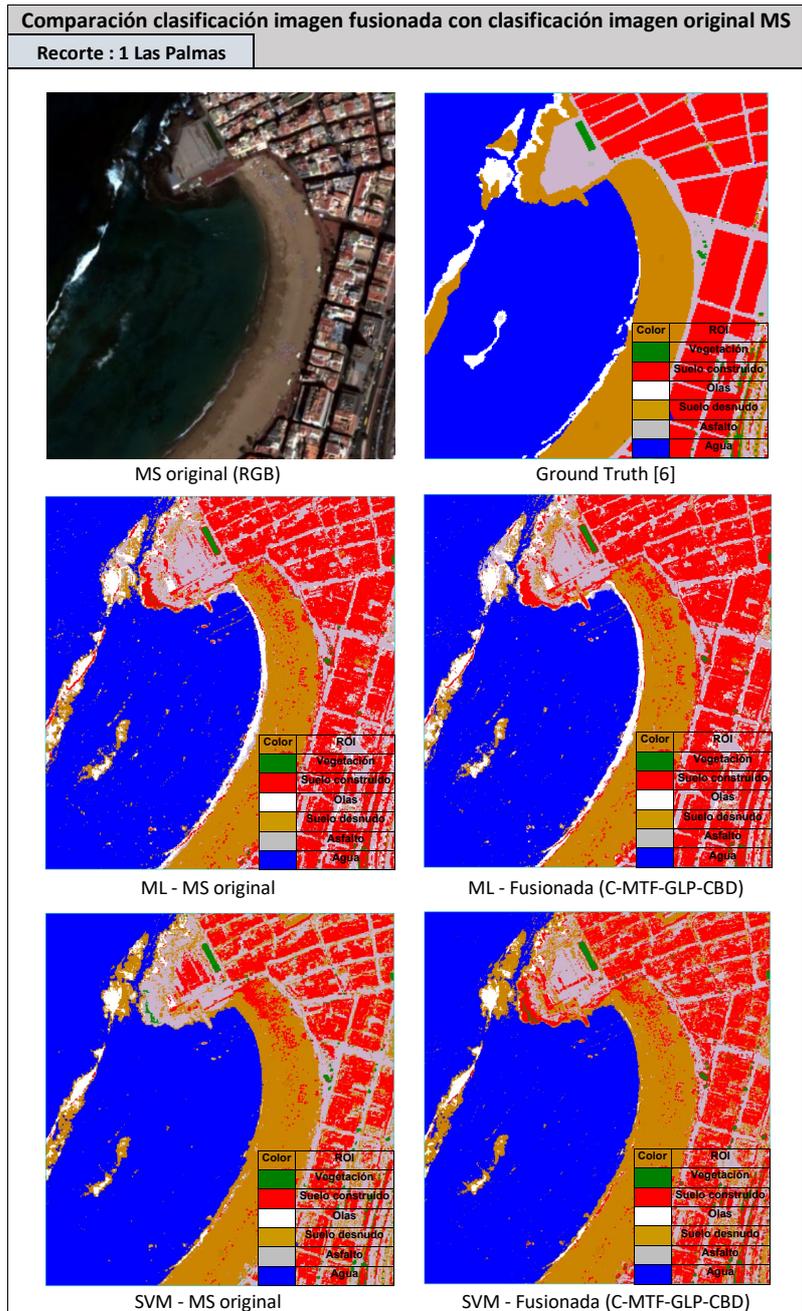


Figura 6.10 Comparación entre las clasificaciones de la ciudad de Las Palmas de Gran Canaria (recorte 1).

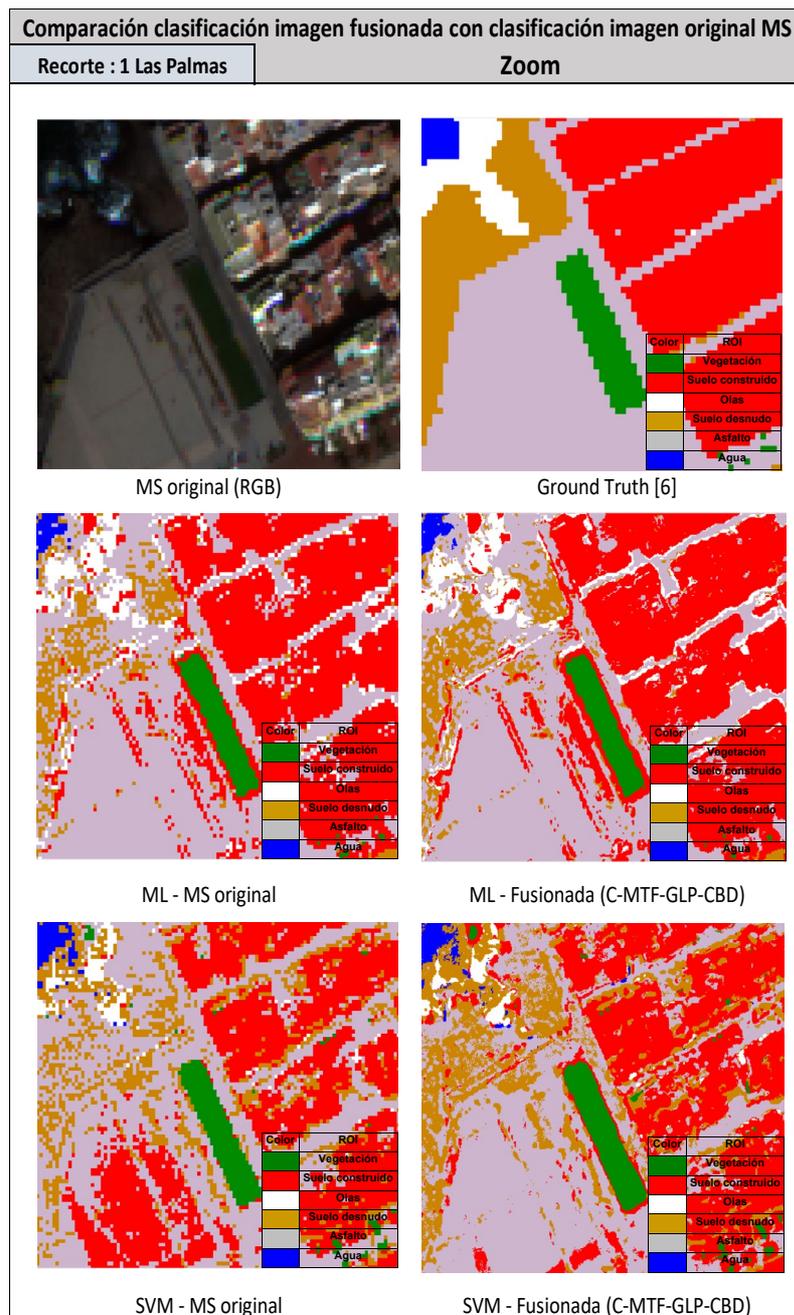


Figura 6.11 Comparación con zoom entre las clasificaciones de la ciudad de Las Palmas de Gran Canaria (recorte 1).

Sin embargo, en las figuras 6.10 y 6.11 anteriores de la ciudad de Las Palmas de Gran Canaria se observa que, la clasificación que mejor hace la separación de clases en una cubierta urbana es la **ML**, apreciando una pequeña mejora en la clasificación realizada con la imagen fusionada (**C-MTF-GLP-CBD**), principalmente entre las clases Suelo construido y Asfalto.

C.6.2.2 Evaluación objetiva:

A continuación, se presentan los resultados de la evaluación objetiva realizada a cada clasificación. Para realizar esta evaluación se han utilizado los índices de calidad que presenta la matriz de confusión; estos son la precisión general o global (overall accuracy) y el coeficiente Kappa.

La precisión general es un índice que hace referencia a la cantidad de resultados correctos entre el número total de casos examinados; se suele representar en porcentaje; el caso ideal es el 100% y el más desfavorable el 0%.

El índice Kappa (\hat{k}) es otra medida de la exactitud de una clasificación; mide la diferencia entre el mapa-realidad y el mapa esperado por el azar; es decir, este coeficiente intenta delimitar el grado de ajuste únicamente con la exactitud de la clasificación, sin tener en cuenta el causado por factores aleatorios.[27]

El coeficiente Kappa se puede describir matemáticamente como: [28]

$$\hat{k} = \frac{N \sum_{i=1}^r x_{ii} - \sum_{i=1}^r (x_{i+} \times x_{+i})}{N^2 - \sum_{i=1}^r (x_{i+} \times x_{+i})} \approx \frac{\text{Pr}(\mathbf{a}) - \text{Pr}(\mathbf{e})}{1 - \text{Pr}(\mathbf{e})}$$

Ecuación (6.1)

- Donde, r es el número de columnas (y filas) de la matriz de confusión, x_{ii} es la entrada (i, i) de la matriz de confusión, x_{i+} y x_{+i} son los totales marginales de la fila i y la columna j, respectivamente, y N es el número total de observaciones.
- Donde Pr(a) es la probabilidad real del mapa-realidad, y Pr(e) es la probabilidad hipotética aleatoria del mapa esperado.

El índice Kappa puede calcularse de forma individual para cada clase como Kappas condicionales, como lo indica la ecuación siguiente:

$$\hat{k}_{\text{cond}} = \frac{N x_{ii} - x_{i+} x_{+i}}{N x_{i+} - x_{i+} x_{+i}}$$

Ecuación (6.2)

De acuerdo con la escala de valoración del índice Kappa descrita por Landis y Koch en 1977, los grados de acuerdo son:

Escala índice Kappa	
$K < 0.00$	Sin acuerdo
$0.00 \leq K \leq 0.20$	Insignificante
$0.20 \leq K \leq 0.40$	Mediano
$0.40 \leq K \leq 0.60$	Moderado
$0.60 \leq K \leq 0.80$	Sustancial
$0.80 \leq K \leq 1.00$	Casi perfecto

Tabla 6.3 Escala del índice Kappa [28].

C.6.2.2.1 Resultados de la evaluación de la calidad de las clasificaciones

A continuación, se encuentran las tablas de los índices de calidad de cada tipo de cubierta; el método de clasificación y sus correspondientes índices de calidad remarcados en naranja son el más desfavorable, mientras que los remarcados en verde hacen referencia al método más favorable de cada tipo de cubierta:

Confusion Matrix			
Recorte:		Garajonay 2	
Índice de Calidad:		Overall Accuracy	Kappa Coefficient
Valor Ideal		100%	1
Clasificación Supervisada	ML - MS original	77.95%	0.7428
	ML - Fusionada (PRACS)	79.56%	0.7613
	SVM - MS original	80.93%	0.7765
	SVM - Fusionada (PRACS)	83.68%	0.809

Tabla 6.4 Matriz de confusión (índices de calidad) del Parque Nacional de Garajonay (recorte 2).

Como se observa en la tabla 6.4 anterior del Parque Nacional de Garajonay, la clasificación que mejor hace la separación de clases en una cubierta natural es la SVM, apreciando una mejora en la clasificación realizada con la imagen fusionada (PRACS). La peor separación entre clases es entre la clase **Suelo desnudo** y **Suelo construido** con un porcentaje de error del **43,11%**; mientras que la mejor separación entre clases es la clase **Vegetación herbácea** con un porcentaje de error del **0%**.

Confusion Matrix			
Recorte:		Las Palmas 1	
Índice de Calidad:		Overall Accuracy	Kappa Coefficient
Valor Ideal		100%	1
Clasificación Supervisada	ML - MS original	80.03%	0.7417
	ML - Fusionada (C-MTF-GLP-CBD)	81.79%	0.7617
	SVM - MS original	76.57%	0.7006
	SVM - Fusionada (C-MTF-GLP-CBD)	78.76%	0.7236
	Ground Truth [6]	100%	1

Tabla 6.5 Matriz de confusión (índices de calidad) de la ciudad de Las Palmas de Gran Canaria (recorte 1).

Sin embargo, en la tabla 6.5 anterior correspondiente a los resultados de la imagen de la ciudad de Las Palmas de Gran Canaria se observa que, la clasificación que mejor hace la separación de clases en una cubierta urbana es la ML, apreciando una mejora en la clasificación realizada con la imagen fusionada (C-MTF-GLP-CBD). La peor separación entre clases es entre la clase **Suelo construido** y **Asfalto** con un porcentaje de error del **27,89%**; mientras que la mejor separación entre clases es la clase **Agua** con un porcentaje de error del **0%**.

En el siguiente subapartado se discutirá sobre los resultados obtenidos en cada evaluación (subjetiva y objetiva).

C.6.3 Discusión

Ambas evaluaciones (subjetiva y objetiva) coinciden. Destacar que para una cubierta natural el mejor método de clasificación es el **SVM**, mientras que para una cubierta urbana el método **ML** presenta resultados más precisos; además en ambos tipos de cubierta la imagen fusionada presenta una mejora considerable con respecto a la imagen original MS.

A continuación, se definen los dos índices utilizados que ayudaron a mejorar la clasificación supervisada (NDVI) y (NDWI).

C.6.4 Índices NDVI y NDWI

Estos índices se desarrollaron con el software ENVI, realizando una mejora en la clasificación supervisada, principalmente en la clasificación urbana. Como aplicación final se usa la mejor imagen fusionada de cada cubierta para obtener los productos NDVI y NDWI que se definen a continuación:

C.6.4.1 Índice de vegetación (NDVI)

El índice de vegetación utilizado en este trabajo se llama Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada (NDVI); se utiliza para el seguimiento global de la vitalización de la vegetación, predicción de zonas de incendios, vigilar sequías, predecir la producción agrícola, entre otras aplicaciones.

La ecuación matemática para el cálculo del NDVI es la siguiente: [29]

$$NDVI = \frac{(NIR - Red)}{(NIR + Red)}$$

Ecuación (6.3)

NIR – Reflectancia en el Infrarrojo Cercano.

Red – Reflectancia de la parte Roja Visible.

Según la ecuación anterior, la densidad de la vegetación (NDVI) en un píxel determinado de una imagen es igual a la diferencia en las intensidades de la luz reflejada en el rango de rojo e infrarrojo dividido por la suma de estas intensidades.

Este índice tiene una escala de valores entre -1.0 y 1.0, donde los valores negativos están formados principalmente por agua, nubes y nieve, y los valores negativos cercanos a cero están formados principalmente por rocas y suelo descubierto. Los valores muy pequeños (0,2 o menos) de la función NDVI corresponden a áreas sin rocas o arena. Los valores moderados (de 0,2 a 0,5) representan arbustos y praderas, mientras que los valores grandes (de 0,5 a 1) indican bosques frondosos. Los valores del NDVI se aproximan a la siguiente escala:

Escala índice NDVI	
-1 - 0	Agua, nubes y nieve
0 - 0,2	Rocas y suelo descubierto
0,2 - 0,5	Sin rocas o arena
0,5 - 1	Bosques frondosos

Tabla 6.6 Escala del índice NDVI [29].

Una explicación breve del NDVI es, una medida del estado de la vitalidad basada en la forma en que la vegetación refleja la luz en ciertas frecuencias. La clorofila es un claro indicador de salud de la planta, esta absorbe una gran cantidad de luz visible, principalmente absorbe una gran cantidad de rojo y la estructura celular de las hojas refleja intensamente la luz infrarroja cercana. La observación de cómo cambia la NIR en comparación con la luz roja proporciona una indicación precisa de la presencia de clorofila, que está vinculada con la salud de las plantas. [29]

En este trabajo el índice NDVI es muy importante porque ayuda a conocer la salud de la vegetación que se ha clasificado, además este índice sirve para visualizar de una forma óptima las zonas que no tienen vegetación como pueden ser carreteras, rocas, zonas construidas, etc.

A continuación, se observan dos figuras 6.12, 6.13 del NDVI del recorte 2 del Parque Nacional de Garajonay; la primera presenta el color original del NDVI y a la segunda se le ha aplicado una paleta de color rainbow al índice NDVI.

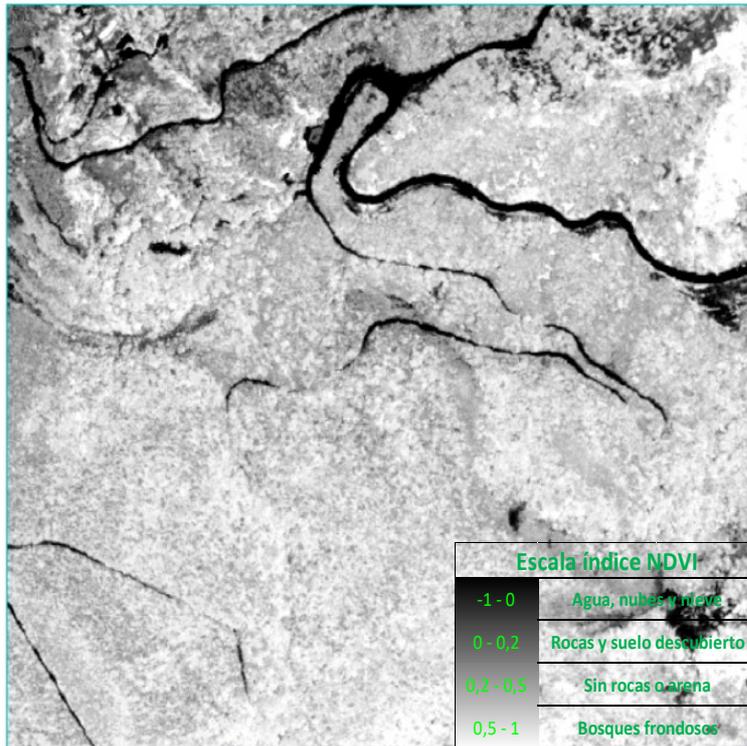


Figura 6.12 Índice de vegetación (NDVI) del Parque Nacional de Garajonay (recorte 2).

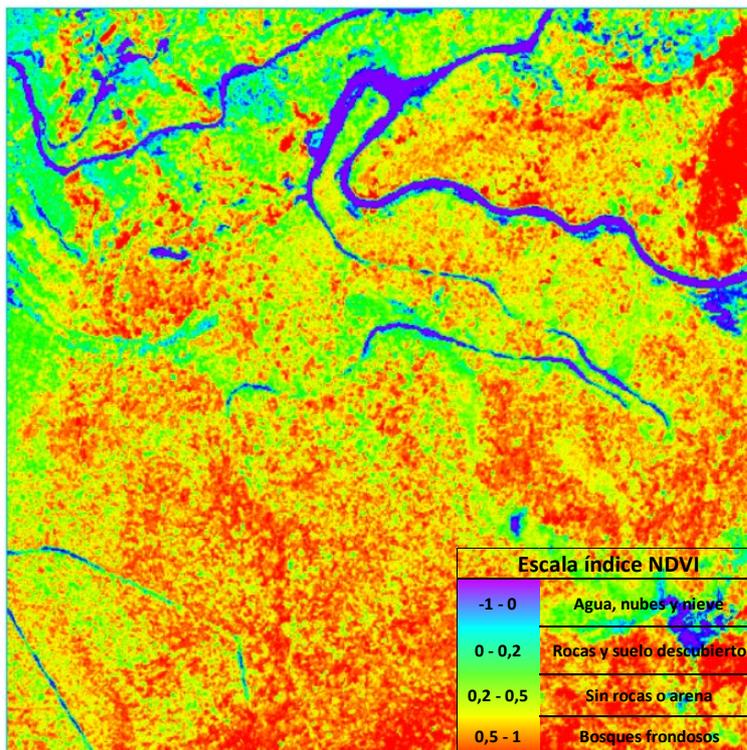


Figura 6.13 Índice de vegetación (NDVI) con paleta de color (Rainbow) del Parque Nacional de Garajonay (recorte 2).

C.6.4.2 Índice de agua (NDWI)

El Índice de Agua de Diferencia Normalizada (NDWI) se utiliza para resaltar el aspecto de las masas de agua en teledetección. Se reduce considerablemente la reflectancia del suelo y la vegetación, de esta forma se consigue observar las zonas de agua de una forma más clara y precisa.

La ecuación matemática para el cálculo del NDWI es la siguiente: [30]

$$\text{NDWI} = \frac{\text{Green} - \text{NIR}}{\text{Green} + \text{NIR}}$$

Ecuación (6.4)

Green – Reflectancia de la parte Verde Visible.

NIR – Reflectancia en el Infrarrojo Cercano.

El resultado de la ecuación NDWI obtiene valores positivos para los elementos de agua y negativos o cero para el suelo y la vegetación terrestre. Los valores del NDWI se aproximan a la siguiente escala:

Escala índice NDWI	
-1 - -0,3	Sequía, sin agua
-0,3 - 0	Sequía moderada, sin agua
0 - 0,2	Inundación, humedad
0,2 - 1	Superficie del agua

Tabla 6.7 Escala del índice NDWI [30].

En este trabajo el índice NDWI es muy útil porque permite abordar el problema de la separación del agua con el asfalto y las sombras, mejorando el resultado de la clasificación.

A continuación, se observan dos figuras 6.14, 6.15 del NDWI del recorte 1 de la ciudad de Las Palmas de Gran Canaria; la primera presenta el color original del NDWI y a la segunda se le ha aplicado una paleta de color rainbow al índice NDWI.



Figura 6.14 Índice de agua (NDWI) de la ciudad de Las Palmas de Gran Canaria (recorte 1).

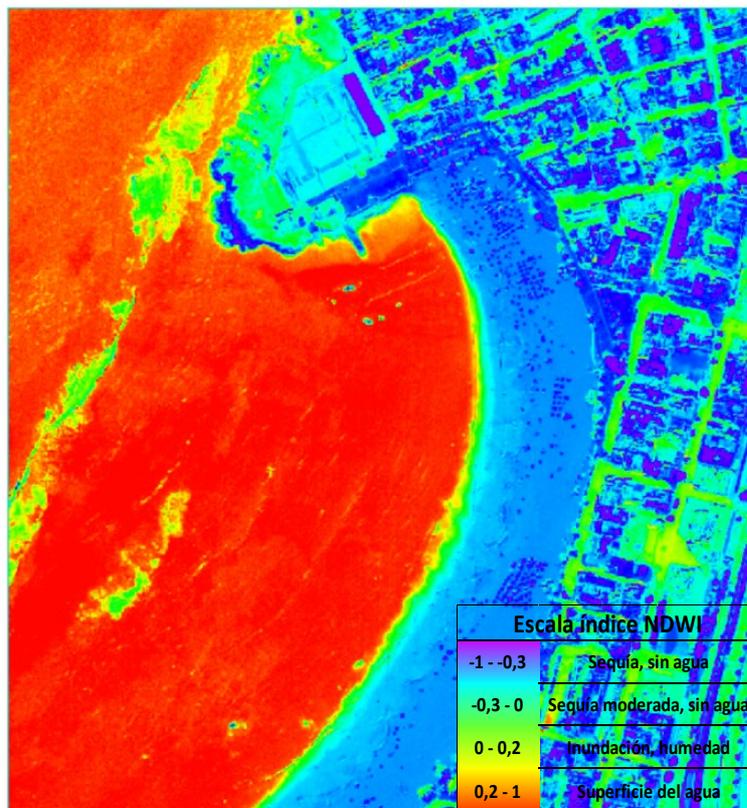


Figura 6.15 Índice de agua (NDWI) con paleta de color (Rainbow) de la ciudad de Las Palmas de Gran Canaria (recorte 1).

Capítulo 7. Conclusiones

C.7.1 Revisión de los objetivos

El objetivo inicial de este TFG fue la aplicación de diferentes técnicas de pansharpening a dos imágenes WorldView-2/3 de diferentes cubiertas, para evaluar cómo afecta a la clasificación. Se emplearon dos imágenes: una del Parque Nacional de Garajonay que se encuentra en La Gomera y la otra de la ciudad de Las Palmas en Gran Canaria. Para cumplir dicho objetivo principal se establecieron objetivos específicos que se han ido cumpliendo a lo largo del TFG y que se detallan a continuación:

- O1. En primer lugar, se han estudiado las características del sensor del satélite WorldView-2/3 para una correcta utilización de sus parámetros en el procesado de la imagen.
- O2. En segundo lugar, se ha realizado un estudio, análisis y aplicación de las técnicas de pansharpening aplicadas a imágenes WorldView-2/3. Finalizando este objetivo con una evaluación de resultados obtenidos. Para realizar dicho objetivo se ha utilizado y modificado el código del software Matlab proporcionado en [10]. Además, se ha usado para obtener los valores de los índices de calidad de las imágenes fusionada (SAM, ERGAS, Q8, D λ , D s , HQNR); finalmente se desarrolló un código para guardar las imágenes fusionadas y para la generación de los mapas de error.
- O3. Finalmente, se ha realizado un estudio, análisis y aplicación de técnicas de clasificación de cubiertas naturales y urbanas. Terminando con una evaluación de resultados obtenidos. Para realizar dicho objetivo se ha utilizado el software ENVI después de realizar un entrenamiento en el uso de este software que desconocía. En el mismo se han realizado las clasificaciones ML y SVM eligiendo zonas de interés de entrenamiento y de test (ROIs) de las imágenes pansharpened; además, este software se ha usado para obtener los valores de los índices de calidad para las clasificaciones (Kappa y overall accuracy) a través de la matriz de confusión; finalmente se utilizó para obtener los índices de vegetación (NDVI) y de agua (NDWI).

C.7.2 Análisis de los resultados

Al concluir este Trabajo Fin de Grado, se han obtenido diversos resultados en cada parte de este, se puede concluir que:

En cuanto al estudio realizado sobre las imágenes fusionadas, obtenido de aplicar las distintas técnicas de pansharpening, cabe destacar los siguientes resultados: por un lado, de **forma subjetiva** los **métodos CS** presentan una mejor respuesta para la zona natural del Parque Nacional de Garajonay; en concreto la técnica **BT-H**; mientras que los **métodos MRA** presentan una mejor respuesta para la zona urbana de la ciudad de Las Palmas de Gran Canaria; en concreto la técnica **AWLP**. Ambas técnicas parecen tener una mayor resolución espacial y una alta fidelidad espectral respecto a la imagen original MS. Por otro lado, de **forma objetiva** y en coincidencia con los **mapas de error** la mejor técnica de pansharpening para una cubierta natural se encuentra en el grupo de **métodos CS** llamada **PRACS**; mientras que la mejor técnica de pansharpening para una cubierta urbana se encuentra en el grupo de **métodos MRA** llamada **C-MTF-GLP-CBD**. Ambas técnicas presentan unos valores de resolución espacial y espectrales cercanos a los ideales.

Para la clasificación supervisada de las imágenes fusionadas, resultados de las evaluaciones objetivas elegidas en el apartado anterior, se han obtenido como conclusión los siguientes resultados: por un lado, para el Parque Nacional de Garajonay, la clasificación que mejor hace la separación de clases en una cubierta natural es la **SVM**, apreciando una pequeña mejora en la clasificación realizada con la imagen fusionada (**PRACS**); mientras que para la ciudad de Las Palmas de Gran Canaria se observa que, la clasificación que mejor hace la separación de clases en una cubierta urbana es la **ML**, apreciando una pequeña mejora en la clasificación realizada con la imagen fusionada (**C-MTF-GLP-CBD**).

Finalmente, la evaluación del índice de vegetación (**NDVI**) es muy importante porque ayuda a conocer la salud de la vegetación que se ha clasificado, además este índice sirve para visualizar de una forma óptima las zonas que no tienen vegetación como pueden ser carreteras, rocas, zonas construidas, etc. También, la evaluación del índice de agua (**NDWI**) es muy útil porque ayuda a resolver el problema que hay en la separabilidad espectral entre las ROIs de la clasificación de la ciudad de Las Palmas de Gran Canaria; se ha incorporado para facilitar las clasificaciones separando de una forma correcta el agua del asfalto y sombras de la ciudad para un correcto análisis. En definitiva, los índices NDVI y NDWI mejoran la clasificación.

Como conclusión, hay que remarcar que se han conseguido todos los objetivos propuestos. Se han aplicado 20 técnicas de fusión sobre dos imágenes de diferente cubierta, obteniéndose 20 nuevas imágenes fusionadas de cada imagen. Estas se han evaluado subjetiva y objetivamente mediante 6 algoritmos de calidad. Luego teniendo estos resultados se ha seleccionado la mejor técnica de fusión para cada cubierta y se han clasificado con otras dos técnicas de clasificación supervisada. Finalmente, se han evaluado los resultados de la clasificación determinando una mejora en la clasificación realizada con la imagen fusionada con respecto a la no fusionada.

C.7.3 Líneas futuras

Algunas líneas futuras para continuar con el estudio realizado en este TFG podrían ser:

- Abordar otras cubiertas distintas a las empleadas en este TFG.
- Emplear otras técnicas de pansharpning, por ejemplo, basadas en redes neuronales.
- Proceder a clasificar con otros sensores.
- Emplear distintos métodos de clasificación para observar si mejorara el resultado de este trabajo.
- Abordar el desarrollo de una aplicación con una interface gráfica que permita fusionar imágenes independientemente de la resolución espacial original de cada imagen y muestre los resultados de forma gráfica y numérica utilizando los índices de calidad.

Bibliografía

- [1] Guacimara Quintana Santiago, “Evolución de las praderas marinas mediante imágenes de teledetección de alta resolución”, trabajo de fin de grado, Universidad de Las Palmas de Gran Canaria, 2020.
- [2] La utilización de los Sensores Remotos para la planificación Urbana y la ordenación territorial (I). (n.d.). Researchgate.Net. Retrieved February 8, 2022, from https://www.researchgate.net/publication/309231783_Aplicaciones_Urbanas_de_los_Sensores_Remotos
- [3] IDECanarias visor 4.5.1. (n.d.). Grafcan.es. Retrieved May 3, 2022, from <https://visor.grafcan.es/visorweb/>
- [4] Francisco Javier Díaz Cabrera, “Análisis de técnicas de fusión de datos de alta resolución CASI y DRON para obtención de mapas de vegetación en el Parque Nacional del Teide”, trabajo de fin de grado, Universidad de Las Palmas de Gran Canaria, 2018.
- [5] Javier Verona Robaina. “Análisis de la vegetación del Parque Nacional de Garajonay mediante satélites de teledetección”, trabajo fin de máster, Universidad de Las Palmas de Gran Canaria, 2022.
- [6] Alejandro Moreno García. “Aplicación de técnicas de superresolución y clasificación para imágenes sentinel-2”, trabajo fin de máster, Universidad de Las Palmas de Gran Canaria, 2022.
- [7] Programador clic. (n.d.). Programmerclick.Com. Retrieved January 31, 2022, from <https://programmerclick.com/article/71161387839/>
- [8] ENVI. SIGSA. (n.d.). Sigsa.Info. Retrieved February 9, 2022, from <https://www.sigsa.info/productos/envi>
- [9] Imágenes de Google. (n.d.). Google.es. Retrieved May 3, 2022, from <https://www.google.es/imghp?hl=es&authuser=0&ogbl>
- [10] Vivone, G., Dalla Mura, M., Garzelli, A., Restaino, R., Scarpa, G., Ulfarsson, M. O., Alparone, L., & Chanussot, J. (2021). A new benchmark based on recent advances in multispectral pansharpening: Revisiting pansharpening with classical and emerging pansharpening methods. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Magazine*, 9(1), 53–81. [Online]. Available: <https://openremotesensing.net/wp-content/uploads/2020/11/A-New-Benchmark-Based-on-Recent-Advances-in-Multispectral-Pansharpening-Revisiting-pansharpening-with-classical-and-emerging-pansharpening-methods.pdf> [Accessed: Feb 01,2021]

- [11] Jin, Z.-R., Zhuo, Y.-W., Zhang, T.-J., Jin, X.-X., Jing, S., & Deng, L.-J. (2022). Remote sensing pansharpening by full-depth feature fusion. *Remote Sensing*, 14(3), 466. [Online]. Available: <https://doi.org/10.3390/rs14030466> [Accessed: Feb 01,2021]
- [12] Instituto, ©., & Nacional, G. (n.d.). Ign.Es. Retrieved May 3, 2022, from <https://www.ign.es/web/resources/docs/IGNCnig/OBS-Teledeteccion.pdf#:~:text=La%20teledetecci%C3%B3n%20es%20la%20t%C3%A9cnica,informaci%C3%B3n%20interpretable%20de%20la%20Tierra.>
- [13] (N.d.). Ingeoexpert.Com. Retrieved May 3, 2022, from <https://ingeoexpert.com/2018/07/06/que-es-la-teledeteccion/>
- [14] Tipos de resolución en imágenes geoespaciales. (2019, September 14). Alfa Geomatics. <https://alfageomatics.com/2019/09/tipos-de-resolucion-en-imagenes-geoespaciales/>
- [15] Resolución de las imágenes satélite. (N.d.). Mec.Es. Retrieved May 5, 2022, from http://concurso.cnice.mec.es/cnice2006/material121/unidad1/i_resolucion.htm
- [16] David Municio Duran, “Técnicas de oversampling aplicadas al análisis de imágenes hiperespectrales”, trabajo de fin de grado, Universidad de Extremadura, 2019. https://dehesa.unex.es/bitstream/10662/8811/1/TFGUEx_2019_Municio_Duran.pdf
- [17] WorldView-2 satellite sensor. (n.d.). Satimagingcorp.Com. Retrieved May 3, 2022, from <https://www.satimagingcorp.com/satellite-sensors/worldview-2/>
- [18] WorldView-3 satellite sensor. (n.d.). Satimagingcorp.Com. Retrieved May 3, 2022, from <https://www.satimagingcorp.com/satellite-sensors/worldview-3/>
- [19] (N.d.-b). Com.Ve. Retrieved May 3, 2022, from http://www.sigis.com.ve/images/satelites_digitalglobe/WorldView2_Folleto.pdf
- [20] Design and Specifications. (n.d.). Amazonaws.Com. Retrieved May 3, 2022, from <http://content.satimagingcorp.com.s3.amazonaws.com/media/pdf/WorldView-3-PDF-Download.pdf>
- [21] Principios básicos del fusión de imágenes—Ayuda. (n.d.). Arcgis.Com. Retrieved May 8, 2022, from <https://desktop.arcgis.com/es/arcmap/10.3/manage-data/raster-and-images/fundamentals-of-panchromatic-sharpening.htm>
- [22] Mapa de España, incluso las Islas Canarias en su relación a la Península ibérica. (n.d.). Pinterest. Retrieved May 11, 2022, from <https://www.pinterest.es/pin/50243352063006667/>
- [23] IDECanarias visor 4.5.1. (n.d.). Grafcan.es. Retrieved May 11, 2022, from <https://visor.grafcan.es/visorweb/>
- [24] (N.d.). Www.Um.Es. Retrieved May 24, 2022, from <https://www.um.es/geograf/sigmur/teledet/tema09.pdf>

- [25] Valero Medina, J. A., & Alzate Atehortúa, B. E. (2019). Comparison of maximum likelihood, support vector machines, and random forest techniques in satellite images classification. *Tecnura*, 23(59), 13–26. <https://doi.org/10.14483/22487638.14826>
- [26] (N.d.-b). Platicar.Go.Cr. Retrieved May 24, 2022, from <http://www.platicar.go.cr/images/buscador/documents/pdf/02/00212-manualprocesosfotografias.pdf>
- [27] Arenas, S., Haeger, J. F., & Jordano, D. (n.d.). Aplicación de técnicas de teledetección y GIS sobre imágenes Quickbird para identificar y mapear individuos de peral silvestre (*Pyrus bourgeana*) en bosque esclerófilo mediterráneo. *Org.Es*. Retrieved May 27, 2022, from http://www.aet.org.es/revistas/revista35/Numero35_07.pdf
- [28] Rojas, S., & Medina, J. (n.d.). Supervised Markov contextual classification using LandSat 8 OLI and Sentinel 2A multispectral images. <https://revistas.udistrital.edu.co/index.php/UDGeo/article/download/15269/16399/5135>
- [29] NDVI. (2021, September 27). EARTH OBSERVING SYSTEM. <https://eos.com/es/make-an-analysis/ndvi/>
- [30] Índice De Agua De Diferencia Normalizada. (2021, September 29). EARTH OBSERVING SYSTEM. <https://eos.com/es/make-an-analysis/ndwi/>

Las Palmas de Gran Canaria a 5 de julio de 2022

Firma:

Jishar Quintero Espinosa

PLIEGO DE CONDICIONES

Pliego de condiciones

En este apartado, se indican los requisitos hardware de los equipos empleados, requisitos software utilizados e imágenes satelitales que se han usado en el desarrollo de este Trabajo Fin de Grado.

PC.1 Requisitos hardware

En el desarrollo de este TFG el único equipo hardware utilizado ha sido un ordenador portátil, con las siguientes características:

- Ordenador portátil MSI GE63VR 7RF Raider de 2017: ordenador portátil en el que se ha instalado el software Matlab para realizar el procesamiento de las imágenes satelitales, también se instaló el software ENVI para realizar las clasificaciones. Además, fue dónde se redactó la documentación de este TFG.

Características principales:

- Fabricante: MSI.
- Sistema Operativo: Windows 10
- Procesador: Intel® Core™ i7- 7700HQ CPU @ 2.80 GHz.
- Almacenamiento: 500 GB SDD + 1 TB HDD.
- Memoria RAM: 16 GB.
- Tarjeta gráfica: NVIDIA GeForce® GTX 1070 8GB GDDR5.

PC.2 Requisitos software

Las herramientas software utilizadas en este TFG son las siguientes:

- Sistema operativo Windows 10 pro: Sistema operativo en el que se ha realizado todo el Trabajo Final de Grado.
- MATLAB 2021a: Software utilizado para el procesamiento de las imágenes y sus métricas de calidad.
- ENVI 5.3: Programa de procesado de imágenes de teledetección usado para la creación de las clasificaciones e índices de vegetación y de agua.
- Microsoft Office: Paquete de programas (Word, Excel, Power Point) con los que se ha elaborado la memoria, creación de tablas, exposiciones.

PC.3 Imágenes utilizadas

Las imágenes utilizadas para el desarrollo de este TFG proceden de los sensores que se encuentran a bordo de los satélites WorldView-2 y WorldView-3, estas son las siguientes:

- WorldView-2 del 3 de junio de 2019:
 - 19JUN03120926-M2AS-014034657010_01_P001
 - 19JUN03120926-P2AS-014034657010_01_P001
- WorldView-3 del 28 de febrero de 2020:
 - 20FEB28115537-M2AS-013375973020_01_P001
 - 20FEB28115537-P2AS-013375973020_01_P001

Las Palmas de Gran Canaria a 5 de julio de 2022

Firma:

Jishar Quintero Espinosa

PRESUPUESTO

Presupuesto

El presupuesto de este Trabajo Fin de Grado se ha realizado siguiendo como referencia el procedimiento establecido por el Colegio Oficial de Ingenieros Técnicos de Telecomunicaciones (COITT).

El presupuesto está formado por los siguientes apartados:

1. Recursos materiales.
2. Trabajo tarifado por tiempo empleado.
3. Material fungible.
4. Costes de redacción del TFG.
5. Derechos de visado del COITT.
6. Gastos de tramitación y envío.
7. Aplicación de impuestos.

P.1 Recursos materiales

Los recursos materiales utilizados en este TFG hacen referencia al hardware, software, e imágenes satelitales empleadas para la realización de este. Además, es necesario estimar el coste de amortización de los elementos empleados, para conocer el coste final de los recursos materiales se aplica la siguiente expresión:

$$C_f = \frac{V_i - V_r}{V_u}$$

Ecuación (P.1.1)

Donde:

- Cf es el coste final de amortización.
- Vi es el valor inicial del producto.
- Vr es el valor residual del producto.
- Vu es la vida útil del producto.

- Recursos hardware:

El recurso hardware utilizado en este trabajo es el ordenador portátil MSI GE63VR 7RF Raider.

Recurso Hardware	Valor inicial	Vida útil	Total
Ordenador portátil MSI GE63VR 7RF Raider	3.399€	5 años	680€
Total			680€

Tabla P.1.1 Cálculo de amortización del recurso hardware.

El coste de amortización asociado al recurso hardware asciende a **seiscientos ochenta euros (680€)**.

- Recursos software:

Los recursos software utilizados en este TFG son:

- Sistema operativo Windows 10 pro.
- MATLAB 2021^a.
- ENVI 5.3.
- Microsoft Office.

Recurso Software	Valor inicial	Vida útil	Total
Sistema operativo Windows 10 pro	259€	5 años	52€
MATLAB 2021 ^a	800€	1 año	800€
ENVI 5.3	1.400€	1 año	1.400€
Microsoft Office	69€	1 año	69€
Total			2.321€

Tabla P.1.2 Cálculo de amortización del recurso software.

El coste de amortización asociado a los recursos software asciende a **dos mil trescientos veintiún euros (2.321€)**.

- Imágenes satelitales:

Las imágenes satelitales utilizadas en este TFG son:

WorldView-2 del 3 de junio de 2019:

- 19JUN03120926-M2AS-014034657010_01_P001
- 19JUN03120926-P2AS-014034657010_01_P001

WorldView-3 del 28 de febrero de 2020:

- 20FEB28115537-M2AS-013375973020_01_P001
- 20FEB28115537-P2AS-013375973020_01_P001

Imágenes satelitales	Valor inicial	Vida útil	Total
WorldView-2	374,40€	1 año	374,40€
WorldView-3	481,80€	1 año	481,80€
Total			856,20€

Tabla P.1.3 Cálculo de amortización de las imágenes satelitales.

El coste de amortización asociado a las imágenes satelitales asciende a **ochocientos cincuenta y seis euros con veinte céntimos (856,20€)**.

El coste de amortización asociado a los recursos materiales asciende a **tres mil ochocientos cincuenta y siete euros con veinte céntimos (3.857,20€)**.

P.2 Trabajo tarifado por tiempo empleado

El tiempo empleado en el desarrollo de este Trabajo Fin de Grado ha sido de 300 horas, distribuidas en 4 meses en los que se ha realizado formación, especificación y redacción necesarias para la ejecución de este. Para hacer una aproximación de los honorarios que debe recibir el ingeniero se ha seguido las directrices del COITT; el importe de las horas de trabajo empleadas se calcula como:

$$H = C_t \times 74,88 \times H_n + C_t \times 96,72 \times H_e$$

Ecuación (P.2.1)

Donde:

- H son los honorarios totales por el tiempo dedicado.
- Ct es un factor de corrección función del número de horas trabajadas.
- Hn son las horas normales trabajadas (dentro de la jornada laboral).

- He son las horas especiales.

En el desarrollo de este TFG se han empleado 300 horas en horario normal y el coeficiente Ct tiene un valor que depende del número de horas empleadas en función de la tabla siguiente P.2.1:

Horas empleadas	Factor de corrección Ct
Hasta 36 horas	1,00
Desde 36 horas a 72 horas	0,90
Desde 72 horas a 108 horas	0,80
Desde 108 horas a 144 horas	0,70
Desde 144 horas a 180 horas	0,65
Desde 180 horas a 360 horas	0,60
Desde 360 horas a 540 horas	0,55
Desde 540 horas a 720 horas	0,50

Tabla P.2.1 Factor de corrección en función del número de horas invertidas.

Como el tiempo empleado al TFG ha sido de 300 horas, el factor de corrección Ct es de 0,60. La ecuación P.2 con el factor de corrección y las horas de trabajo empleadas queda así:

$$H = 0,60 \times 74,88 \times 300 + 0,60 \times 96,72 \times 0 = \mathbf{13.478,40€}$$

Esto da como resultado que, los honorarios totales por tiempo dedicado libres de impuestos ascienden a la cuantía de **trece mil cuatrocientos setenta y ocho euros con cuarenta céntimos** (13.478,40€).

P.3 Material fungible

No se han empleado otros recursos, únicamente los recursos hardware y software mencionados en el P.1 de este presupuesto.

P.4 Costes de redacción del TFG

El importe de la redacción del TFG se calcula con la siguiente la ecuación P.4.1:

$$R = 0,07 \times P \times C_n$$

Ecuación (P.4.1)

Donde:

- R es el importe de la redacción del TFG.
- P es el presupuesto del trabajo antes de impuestos.
- Cn es el coeficiente de ponderación en función del presupuesto.

El coeficiente Cn lo determina el presupuesto del TFG antes de impuestos, por ahora, el presupuesto actual se observa en la siguiente tabla P.4.1:

Descripción	Total
P.1 Recursos materiales	3.857,20€
P.2 Trabajo tarifado por tiempo empleado	13.478,40€
P.3 Material fungible	0€
Total	17.335,60€

Tabla P.4.1 Presupuesto (Recursos materiales, tiempo empleado y material fungible).

El coeficiente de ponderación para presupuestos menores de 30.050,00€ es de 1,00, así que el coste derivado a la redacción del documento es de:

$$R = 0,07 \times 17.335,6 \times 1,00 = \mathbf{1.213,50€}$$

Por lo tanto, el coste libre de impuestos derivado a la redacción de este TFG es de **mil doscientos trece euros con cincuenta céntimos** (1.213,50€).

P.5 Derechos de visado del COITT

El coste del visado del COITT se tarifa mediante la siguiente ecuación P.5.1:

$$V = 0,006 \times P \times C_v$$

Ecuación (P.5.1)

Donde:

- V es el coste del visado del COITT.
- P es el presupuesto del trabajo antes de impuestos.
- Cv es el coeficiente reductor en función del presupuesto del trabajo.

El presupuesto calculado hasta el momento asciende a la suma de los costes de ejecución material, redacción, al no tener costes asociados al material fungible.

$$P = 17.335,60€ + 1.213,50€ = \mathbf{18.549,10€}$$

El coeficiente de ponderación para presupuestos menores de 30.050,00€ definido por el COITT tiene un valor de 1,00, por lo que el coste de los derechos de visado del trabajo asciende a:

$$V = 0,006 \times 18.549,10\text{€} \times 1,00 = \mathbf{111,30\text{€}}$$

Por lo tanto, el coste de los derechos de visado del trabajo asciende a **ciento once euros con treinta céntimos** (111,30€).

P.6 Gastos de tramitación y envío

Los gastos de tramitación y envío están fijados en **seis euros con un céntimo** (6,01€).

P.7 Aplicación de impuestos

Al presupuesto calculado hasta el momento, hay que añadirle el valor del Impuesto General Indirecto Canario (IGIC) que es de un 7%. En la siguiente tabla P.7.1 se observa el presupuesto total de este TFG.

Descripción	Costes
P.1 Recursos materiales	3.857,20€
P.2 Trabajo tarifado por tiempo empleado	13.478,40€
P.3 Material fungible	0€
P.4 Costes de redacción del TFG	1.213,50€
P.5 Derechos de visado del COITT	111,30€
P.6 Gastos de tramitación y envío	6,01€
Subtotal	18.666,41€
P.7 Aplicación de impuestos (7% IGIC)	1.306,65€
Total de costes	19.973,06€

Tabla P.7.1 Presupuesto total del TFG.

El presupuesto total de este Trabajo Fin de Grado asciende a la cuantía de **diecinueve mil novecientos setenta y tres euros con seis céntimos** (19.973,06€).

Las Palmas de Gran Canaria a 5 de julio de 2022

Firma:

Jishar Quintero Espinosa

ANEXOS

A.1 Imágenes

Imágenes originales en las que se ha basado todo el estudio de este Trabajo Fin de Grado:

WorldView-2 del 3 de junio de 2019:

- 19JUN03120926-M2AS-014034657010_01_P001

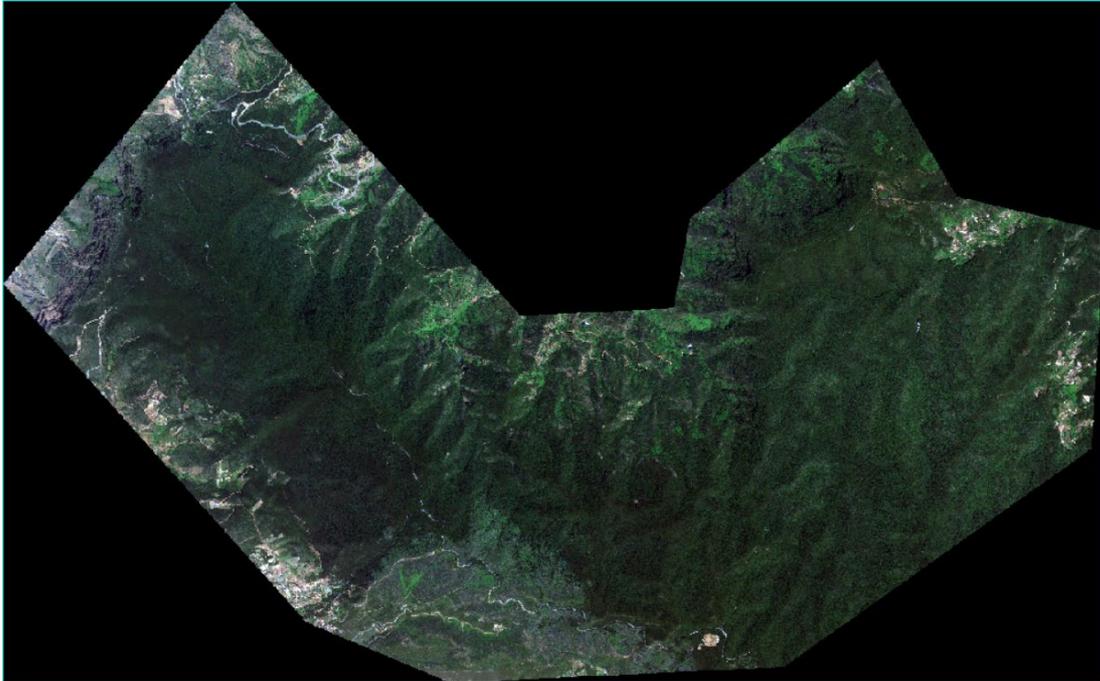


Figura A.1 Imagen multiespectral del Parque Nacional del Garajonay.

- 19JUN03120926-P2AS-014034657010_01_P001

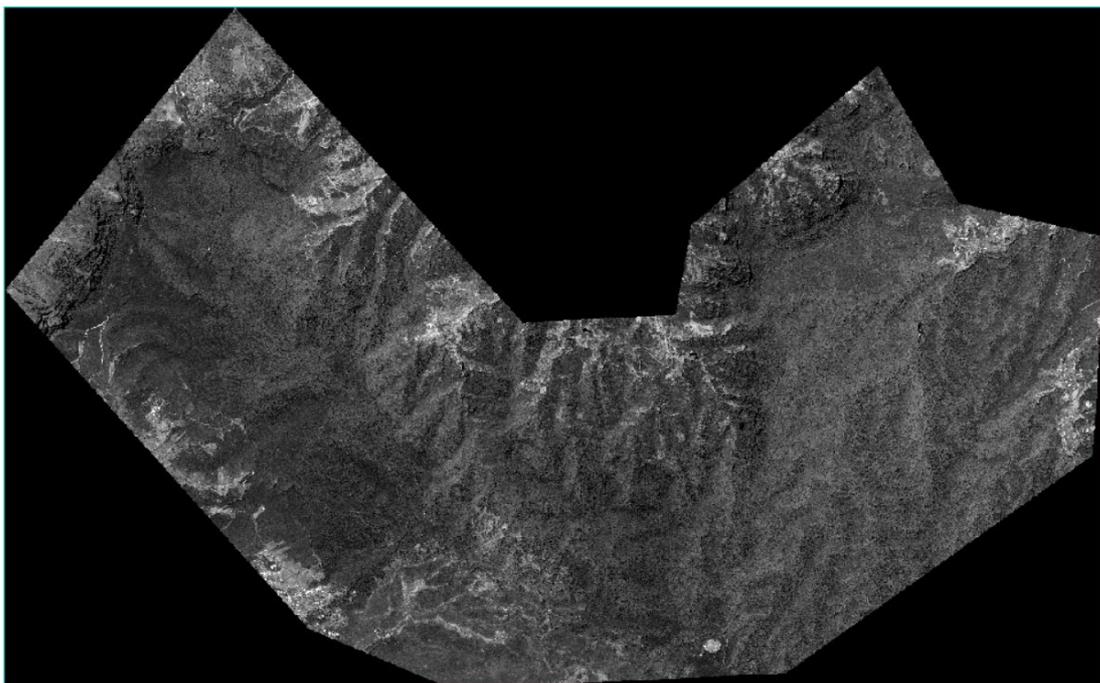


Figura A.2 Imagen pancromática del Parque Nacional del Garajonay.

WorldView-3 del 28 de febrero de 2020:

- 20FEB28115537-M2AS-013375973020_01_P001



Figura A.3 Imagen multiespectral de la ciudad de Las Palmas de Gran Canaria.

- 20FEB28115537-P2AS-013375973020_01_P001

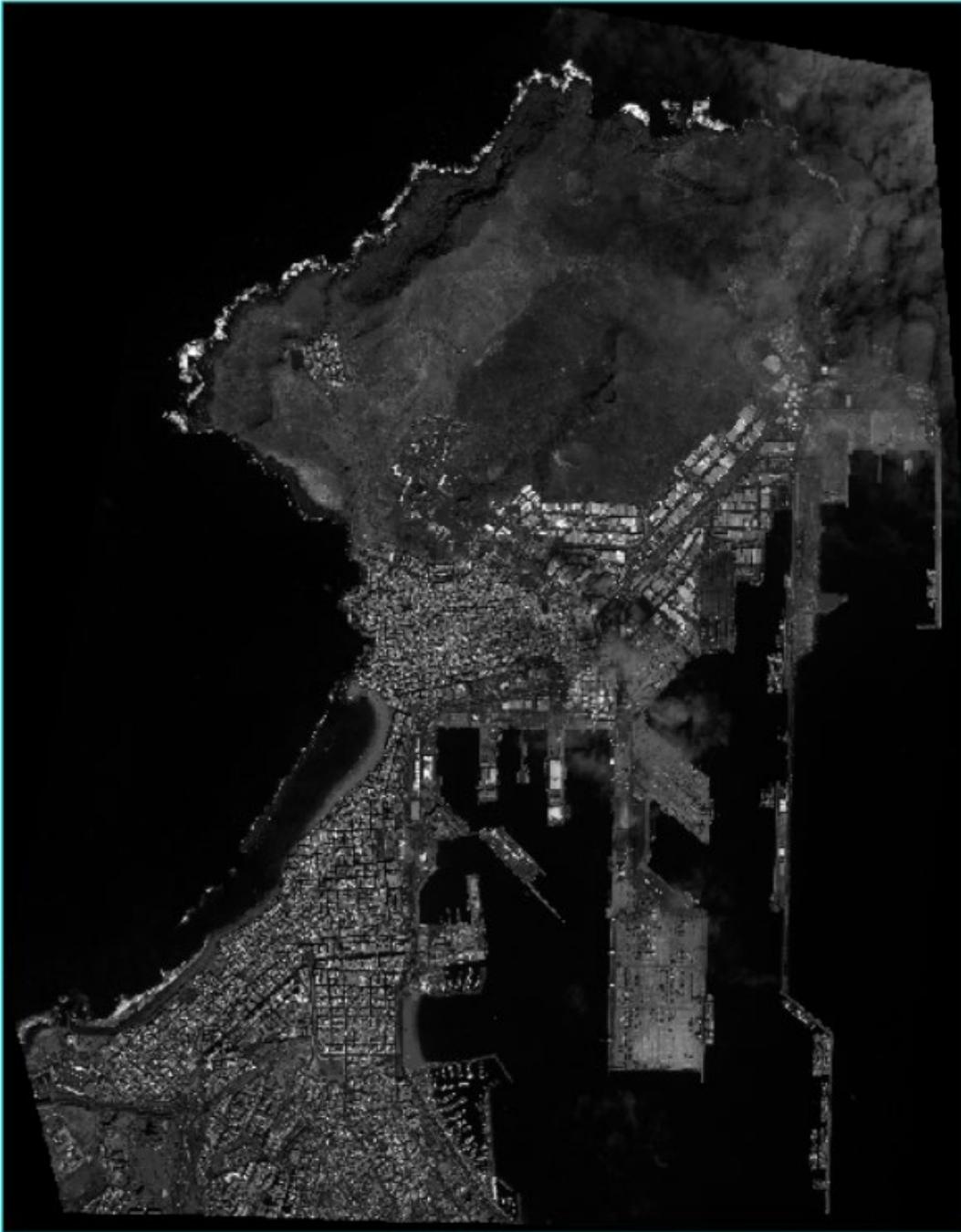


Figura A.4 Imagen pancromática de la ciudad de Las Palmas de Gran Canaria.

A.2 Resultados obtenidos

Recorte:		Garajonay 1					
Índice de Calidad:		SAM [°]	ERGAS	Q8	Dλ	Ds	HQNR
Valor Ideal		0	0	1	0	0	1
CS methods	BT-H	1.3803	1.6539	0.8219	0.0605	0.0018	0.9982
	BDS	2.3808	2.1596	0.6939	0.0415	0.0018	0.9982
	C-BDS	2.9881	2.3958	0.7303	0.03	0.0025	0.9975
	BDS-PC	1.6598	1.8525	0.7411	0.0542	0.0019	0.9981
	GS	1.2339	1.7934	0.7824	0.0587	2.80E-04	0.9997
	GSA	0.8209	1.5854	0.7433	0.0864	9.33E-04	0.9991
	C-GSA	1.035	1.7546	0.6902	0.0898	0.0011	0.9989
	PRACS	0.7873	0.8677	0.921	0.0272	5.18E-04	0.9995
MRA methods	AWLP	1.9437	1.6405	0.8227	0.0711	0.0026	0.9974
	MTF-GLP	0.9718	1.606	0.7489	0.1022	0.0015	0.9985
	MTF-GLP-FS	0.6881	1.2166	0.8187	0.0771	6.83E-04	0.9993
	MTF-GLP-HPM	0.9308	1.6288	0.7495	0.1004	0.0015	0.9985
	MTF-GLP-HPM-H	1.2551	1.3642	0.8697	0.0595	0.0016	0.9984
	MTF-GLP-HPM-R	0.633	1.2455	0.8199	0.0761	6.66E-04	0.9993
	MTF-GLP-CBD	0.6777	1.2214	0.8161	0.0779	6.57E-04	0.9993
	C-MTF-GLP-CBD	0.7685	1.2562	0.7827	0.0803	9.88E-04	0.999
MF	0.9458	1.7523	0.743	0.1118	0.0018	0.9982	
VO methods	FE-HPM	1.1088	2.0889	0.6995	0.129	0.0026	0.9974
	PWMBF	1.1623	1.2759	0.8043	0.0628	4.83E-04	0.9995
	RR	2.4009	1.8704	0.6345	0.0805	0.0015	0.9985

Recorte:		Garajonay 2					
Índice de Calidad:		SAM [°]	ERGAS	Q8	Dλ	Ds	HQNR
Valor Ideal		0	0	1	0	0	1
CS methods	BT-H	1.3831	1.6679	0.8097	0.0648	0.0022	0.9978
	BDS	2.3955	2.1984	0.6619	0.0605	0.0021	0.9979
	C-BDS	2.866	2.4096	0.7175	0.0369	0.0027	0.9973
	BDS-PC	1.7037	1.8687	0.7296	0.0615	0.0022	0.9978
	GS	1.6749	1.8741	0.823	0.0565	5.42E-04	0.9995
	GSA	0.952	1.5787	0.7311	0.0968	0.0014	0.9986
	C-GSA	0.8796	1.6805	0.6891	0.1066	7.52E-04	0.9992
	PRACS	0.8823	0.8471	0.9415	0.0189	5.90E-04	0.9994
MRA methods	AWLP	2.4062	1.9082	0.784	0.0766	0.0037	0.9963
	MTF-GLP	1.1496	1.7538	0.6982	0.1211	0.002	0.998
	MTF-GLP-FS	0.7945	1.2146	0.8092	0.0827	0.001	0.999
	MTF-GLP-HPM	1.0833	1.7719	0.6994	0.1193	0.0021	0.9979
	MTF-GLP-HPM-H	1.2544	1.3901	0.8586	0.0612	0.0019	0.9981
	MTF-GLP-HPM-R	0.7115	1.2449	0.8119	0.0819	0.001	0.999
	MTF-GLP-CBD	0.782	1.2197	0.8061	0.084	0.001	0.999
	C-MTF-GLP-CBD	0.6007	1.1609	0.7958	0.0865	6.22E-04	0.9994
MF	1.0679	1.8567	0.7011	0.1289	0.0024	0.9976	
VO methods	FE-HPM	1.2591	2.2813	0.6541	0.1456	0.0034	0.9966
	PWMBF	1.1949	1.2444	0.805	0.059	7.09E-04	0.9993
	RR	2.2477	1.8657	0.6038	0.1083	0.0017	0.9983

Recorte:		Garajonay 3					
Índice de Calidad:		SAM [°]	ERGAS	Q8	Dλ	Ds	HQNR
Valor Ideal		0	0	1	0	0	1
CS methods	BT-H	1.5114	1.7867	0.8075	0.0564	0.0023	0.9977
	BDS	2.4168	2.3176	0.7265	0.0216	0.0025	0.9975
	C-BDS	2.7179	2.5017	0.7137	0.0182	0.0028	0.9972
	BDS-PC	1.9575	2.0353	0.7768	0.0385	0.0026	0.9974
	GS	1.9242	1.9065	0.8503	0.0423	0.0015	0.9985
	GSA	1.5685	1.7851	0.8059	0.054	0.0024	0.9976
	C-GSA	1.5063	2.282	0.6651	0.0775	0.0012	0.9988
	PRACS	1.8195	1.4486	0.9244	0.0112	0.002	0.998
MRA methods	AWLP	2.9658	2.1201	0.8449	0.0414	0.0041	0.9959
	MTF-GLP	1.4506	1.7103	0.7966	0.0702	0.0024	0.9976
	MTF-GLP-FS	1.223	1.2964	0.8844	0.0426	0.0017	0.9983
	MTF-GLP-HPM	1.4342	1.7388	0.7977	0.0694	0.0024	0.9976
	MTF-GLP-HPM-H	1.3316	1.4392	0.8678	0.0516	0.0021	0.9979
	MTF-GLP-HPM-R	1.1772	1.3154	0.8869	0.0419	0.0018	0.9982
	MTF-GLP-CBD	1.2269	1.3039	0.883	0.0431	0.0017	0.9983
	C-MTF-GLP-CBD	0.9701	1.4324	0.7871	0.0662	9.32E-04	0.9991
MF	1.4022	1.7965	0.7983	0.0767	0.0027	0.9973	
VO methods	FE-HPM	1.6608	2.1732	0.7531	0.0894	0.0037	0.9963
	PWMBF	1.3285	1.2737	0.8386	0.0438	0.0011	0.9989
	RR	2.2078	1.9459	0.6317	0.0906	0.002	0.998

Tabla A.1 Evaluación objetiva (Índices de Calidad) del Parque Nacional de Garajonay.

Recorte:		Las Palmas 1					
Índice de Calidad:		SAM [°]	ERGAS	Q8	Dλ	Ds	HQNR
Valor Ideal		0	0	1	0	0	1
CS methods	BT-H	1.1193	5.3676	0.747	0.0906	6.61E-04	0.9993
	BDS	1.7728	5.1452	0.7132	0.0565	4.81E-04	0.9995
	C-BDS	1.7452	5.373	0.7821	0.028	5.82E-04	0.9994
	BDS-PC	1.3727	5.1156	0.7173	0.0922	4.97E-04	0.9995
	GS	1.8781	5.4355	0.7139	0.115	3.72E-04	0.9996
	GSA	1.4893	5.5367	0.7042	0.1144	4.22E-04	0.9996
	C-GSA	1.1103	4.4856	0.7305	0.1014	5.54E-04	0.9994
	PRACS	1.088	4.7881	0.7994	0.0619	4.60E-04	0.9995
MRA methods	AWLP	0.7317	3.7604	0.8486	0.0709	4.81E-04	0.9995
	MTF-GLP	1.0099	3.973	0.7698	0.1204	3.03E-04	0.9997
	MTF-GLP-FS	0.962	3.7301	0.7859	0.1125	2.79E-04	0.9997
	MTF-GLP-HPM	1.035	128.0796	0.7773	0.11	3.23E-04	0.9992
	MTF-GLP-HPM-H	0.8274	44.0746	0.8069	0.091	6.03E-04	0.9992
	MTF-GLP-HPM-R	0.9431	13.5331	0.805	0.1008	2.68E-04	0.9997
	MTF-GLP-CBD	0.9764	3.7638	0.7843	0.1129	2.83E-04	0.9997
	C-MTF-GLP-CBD	0.6222	1.6894	0.8532	0.0845	1.36E-04	0.9999
MF	1.1251	4.8	0.7819	0.116	3.57E-04	0.9996	
VO methods	FE-HPM	1.2344	33.7408	0.7631	0.1254	5.12E-04	0.9995
	PWMBF	0.8664	3.1418	0.8069	0.1023	2.18E-04	0.9998
	RR	3.0907	4.8499	0.6469	0.1337	4.65E-04	0.9995
Recorte:		Las Palmas 2					
Índice de Calidad:		SAM [°]	ERGAS	Q8	Dλ	Ds	HQNR
Valor Ideal		0	0	1	0	0	1
CS methods	BT-H	1.177	4.3295	0.7567	0.1111	0.001	0.999
	BDS	1.8956	4.2518	0.752	0.0632	6.82E-04	0.9993
	C-BDS	2.064	4.3374	0.8529	0.0328	2.55E-04	0.9997
	BDS-PC	1.633	4.2048	0.7532	0.0931	6.85E-04	0.9993
	GS	2.1013	4.3098	0.7525	0.1203	5.79E-04	0.9994
	GSA	1.3092	4.2298	0.7452	0.1237	6.57E-04	0.9993
	C-GSA	1.1889	3.9438	0.7505	0.1142	5.47E-04	0.9995
	PRACS	0.9429	3.5464	0.8135	0.0718	7.32E-04	0.9993
MRA methods	AWLP	0.7944	3.0307	0.8466	0.091	7.28E-04	0.9993
	MTF-GLP	1.0153	3.2164	0.8021	0.1335	5.53E-04	0.9994
	MTF-GLP-FS	0.9021	2.9426	0.8208	0.1251	4.91E-04	0.9995
	MTF-GLP-HPM	0.9779	231.8355	0.808	0.1273	5.80E-04	0.9992
	MTF-GLP-HPM-H	0.8897	21.283	0.8245	0.1075	8.42E-04	0.9989
	MTF-GLP-HPM-R	0.8375	7.09	0.8416	0.1106	4.91E-04	0.9995
	MTF-GLP-CBD	0.9104	2.9579	0.8199	0.1254	4.94E-04	0.9995
	C-MTF-GLP-CBD	0.9957	2.0765	0.8619	0.0791	2.06E-04	0.9998
MF	1.1192	3.828	0.8087	0.1296	6.21E-04	0.9994	
VO methods	FE-HPM	1.2863	16.7358	0.7886	0.1394	7.71E-04	0.999
	PWMBF	1.0392	2.7954	0.8164	0.1191	3.39E-04	0.9997
	RR	2.8646	4.0721	0.6415	0.1339	7.16E-04	0.9993
Recorte:		Las Palmas 3					
Índice de Calidad:		SAM [°]	ERGAS	Q8	Dλ	Ds	HQNR
Valor Ideal		0	0	1	0	0	1
CS methods	BT-H	1.3265	5.1791	0.7796	0.0686	5.78E-04	0.9994
	BDS	3.1258	4.993	0.8108	0.0211	5.57E-04	0.9994
	C-BDS	3.4955	5.0123	0.8186	0.0296	5.83E-04	0.9994
	BDS-PC	2.6078	4.9825	0.8137	0.0194	5.92E-04	0.9994
	GS	2.4148	5.0812	0.7799	0.0193	3.24E-04	0.9997
	GSA	2.2083	5.4279	0.7881	0.0558	6.61E-04	0.9993
	C-GSA	2.4018	5.2328	0.806	0.0461	6.48E-04	0.9994
	PRACS	1.7069	4.1252	0.8698	0.0282	4.25E-04	0.9996
MRA methods	AWLP	1.3102	3.6052	0.8984	0.0371	4.84E-04	0.9995
	MTF-GLP	1.4848	3.7116	0.8798	0.0555	4.46E-04	0.9996
	MTF-GLP-FS	1.156	3.0368	0.9133	0.0416	3.30E-04	0.9997
	MTF-GLP-HPM	1.2168	3.9295	0.8829	0.0527	4.60E-04	0.9995
	MTF-GLP-HPM-H	0.9351	20.7803	0.8787	0.0625	4.22E-04	0.9993
	MTF-GLP-HPM-R	0.9718	3.2078	0.9127	0.0393	3.48E-04	0.9997
	MTF-GLP-CBD	1.1743	3.0915	0.9106	0.0427	3.39E-04	0.9997
	C-MTF-GLP-CBD	0.785	1.7067	0.9671	0.0197	1.39E-04	0.9999
MF	1.3603	4.1496	0.8741	0.0645	5.65E-04	0.9994	
VO methods	FE-HPM	1.3982	4.4814	0.8577	0.0654	6.83E-04	0.9993
	PWMBF	1.4656	2.7952	0.9063	0.0331	1.47E-04	0.9999
	RR	4.6383	4.8321	0.7839	0.063	4.98E-04	0.9995

Tabla A.2 Evaluación objetiva (Índices de Calidad) de la ciudad de Las Palmas de Gran Canaria.

Confusion Matrix			
Recorte:		Garajonay 2	
Índice de Calidad:		Overall Accuracy	Kappa Coefficient
Valor Ideal		100%	1
Clasificación Supervisada	ML - MS original	77.95%	0.7428
	ML - Fusionada (PRACS)	79.56%	0.7613
	SVM - MS original	80.93%	0.7765
	SVM - Fusionada (PRACS)	83.68%	0.809

Tabla A.3 Matriz de confusión (índices de calidad) del Parque Nacional de Garajonay (recorte 2).

Confusion Matrix			
Recorte:		Las Palmas 1	
Índice de Calidad:		Overall Accuracy	Kappa Coefficient
Valor Ideal		100%	1
Clasificación Supervisada	ML - MS original	80.03%	0.7417
	ML - Fusionada (C-MTF-GLP-CBD)	81.79%	0.7617
	SVM - MS original	76.57%	0.7006
	SVM - Fusionada (C-MTF-GLP-CBD)	78.76%	0.7236
	Ground Truth [6]	100%	1

Tabla A.4 Matriz de confusión (índices de calidad) de la ciudad de Las Palmas de Gran Canaria (recorte 1).