

Universidad de Las Palmas de Gran Canaria

Departamento de Señales y Comunicaciones

Programa de Doctorado

Cibernética y Telecomunicación



Tesis Doctoral

Evaluación y desarrollo de métricas de calidad espacial y espectral para aplicaciones de fusión de imágenes multispectrales de teledetección de alta resolución

AUTOR: Dionisio Rodríguez Esparragón

DIRECTORES: Dr. Javier Marcello Ruiz

Dra. Consuelo Gonzalo Martín

Dr. Francisco Eugenio González

El Director

El Codirector

El Codirector

El Doctorando

Las Palmas de Gran Canaria, Noviembre de 2015

Dedicatoria

A mi hijo, Ale, y a mi pareja, Gina, inspiradores y referencias en mi vida

Agradecimientos

Expreso mi gratitud a mis directores de tesis. Al Dr. Francisco Eugenio González por su acertado análisis y sus muestras de apoyo en los momentos más complicados. Especialmente, a la Dra. Consuelo Gonzalo Martín y al Dr. Javier Marcello por su dedicación incondicional y ejemplo de trabajo. No sólo he tenido la fortuna de que compartieran sus altas habilidades científicas y virtudes investigadoras conmigo, sino también la de constatar sus mayores cualidades humanas. Muchas gracias.

También a todos mis compañeros del departamento de Señales y Comunicaciones de la ULPGC que me han manifestado su afecto, apoyo y ánimo en el tramo final del trabajo de la tesis. Entre ellos, quiero mencionar a Lidia García Rodríguez que se preocupa (y ocupa) siempre, a José Guillermo Viera por el ánimo y la compañía, y a los doctores Eduardo Hernández, Eduardo Rovaris y Jesús Alonso por su interés y aliento constante.

Por último a mis compañeros del Centro de Tecnología Biomédica de la UPM que me hicieron sentir como en casa (a pesar de ser “teleco”). En especial a Ángel Mario García-Pedrero y a la Dra. Ernestina Menasalvas.

Las Palmas de Gran Canaria, noviembre de 2015

Este trabajo ha sido apoyado por el proyecto ARTeMISat (CGL2013-46674-R), financiado por el Ministerio de Economía y Competitividad de España.



ÍNDICE

Índice de Figuras	iii
Índice de Tablas	vii
1 INTRODUCCIÓN	
1.1 Antecedentes y motivación	1
1.2 Objetivos	4
1.3 Estructura de la memoria	6
1.4 Referencias bibliográficas	7
2 FUSIÓN DE IMÁGENES DE SATÉLITES DE OBSERVACIÓN DE LA TIERRA	
2.1 Introducción	9
2.2 Teledetección espacial	10
2.2.1 Características orbitales y espectrales de los satélites de alta resolución Ikonos, QuickBird y GeoEye-1	12
2.3 Procesado de imágenes multiespectrales	15
2.4 Algoritmos de fusión a nivel de píxel	19
2.4.1 Introducción	19
2.4.2 Revisión del estado del arte	21
2.4.3 Descripción de los algoritmos de pansharpening analizados	23
2.5 Resumen	33
2.6 Referencias Bibliográficas	34
3. MEDIDAS DE LA CALIDAD DE IMÁGENES FUSIONADAS	
3.1 Introducción	37
3.2 Revisión del estado del arte	40
3.2.1 Protocolos de medida	40
3.2.2 Índices de calidad espectral	45
3.2.3 Índices de calidad espacial	48
3.2.4 Índices de calidad global	49
3.2.5 Otras aproximaciones	54
3.3 Propuesta de nuevos índices de calidad	60
3.3.1 Introducción	60

3.3.2	Enfoque cualitativo.....	61
3.3.3	Enfoque cuantitativo	63
3.4	Resumen	70
3.5	Referencias bibliográficas.....	72
4	METODOLOGÍA PARA LA EVALUACIÓN DE LA ROBUSTEZ Y SENSIBILIDAD DE LOS ÍNDICES DE CALIDAD	
4.1	Introducción	77
4.2	Datos.....	79
4.3	Descripción de las metodologías propuestas para la evaluación de los índices de calidad.....	85
4.3.1	Evaluación basada en distorsiones espectrales	85
4.3.2	Evaluación basada en distorsiones geométricas	89
4.3.3	Evaluación basada en el sistema visual humano	91
4.3.4	Evaluación basada en imágenes fusionadas	93
4.4	Resumen	94
4.5	Referencias bibliográficas.....	95
5	RESULTADOS DE LA EVALUACIÓN DE LOS ÍNDICES DE CALIDAD	
5.1	Introducción	97
5.2	Análisis de la robustez y sensibilidad de los índices de calidad	98
5.2.1	Evaluación frente a distorsiones espectrales.....	98
5.2.2	Evaluación frente a distorsiones espaciales.....	102
5.3	Resultados de la evaluación de los índices en imágenes fusionadas	107
5.3.1	Evaluación apoyada en el Sistema Visual Humano	109
5.3.2	Evaluación cuantitativa basada en píxel.....	111
5.3.3	Evaluación cuantitativa basada en objeto.....	115
5.4	Resumen	130
6	CONCLUSIONES	
6.1	Contribuciones principales	133
6.2	Líneas futuras de investigación	135
6.3	Publicaciones	136
	ANEXOS	
	Anexo I Mapas de calidad para las fusiones de la imagen QB24	A1.1

ÍNDICE DE FIGURAS

2.1 (a) Imágenes ilustrativas de los satélites QuickBird, GeoEye-1 e Ikonos, (b) ejemplos de composición RGB de las imágenes multiespectrales adquiridas, procesadas y utilizadas en este trabajo, del área de interés (Isla de Gran Canaria, Islas Canarias)	14
2.2 Jerarquía genérica de niveles de procesamiento de imágenes alta resolución	17
2.3 Jerarquía genérica de niveles de procesamiento de imágenes WorldView-2 para la obtención de parámetros de calidad de agua, batimetría, y clasificación bentónica (adaptada de (Eugenio, Marcello et al. 2015))	17
2.4 Composición en color a partir de las bandas del satélite Quickbird: (a) imagen multiespectral original, y, (b) imagen tras la aplicación de técnicas de pansharpening	20
2.5 Diagrama de bloques genérico del proceso de fusión a nivel de píxel entre las bandas MS y PAN	21
2.6 Algoritmo de fusión IHS	25
2.7 Algoritmo de fusión PCA	26
2.8 Representación piramidal del algoritmo de Mallat (González-Audicana 2007)	28
2.9 Estrategia de fusión sustitutiva usando el algoritmo de Mallat (adaptado de González-Audicana 2007)	28
2.10. Procedimiento aditivo de fusión usando el algoritmo À trous adaptado de (adaptado de González-Audicana 2007)	29
2.11 Procedimiento de fusión del esquema À trous-IHS (adaptado de (González-Audicana 2007)	31
2.12 Procedimiento de fusión del esquema À trous-PCA adaptado de (adaptado de González-Audicana 2007)	31
2.13 Ejemplo de algoritmos de fusión: (a) composición RGB original, (b) Brovey, (c) PCA, (d) IHS, (e) eIHS, (e) Mallat (TWD), (f) À trous, (g) À trous-PCA, (h) À trous-IHS e (i) À trous-DF	32
3.1 Protocolo de Wald	41
3.2 Protocolo de Zhou	42
3.3 Protocolo QNR	43
3.4 Esquema del procedimiento de medida basada en la distancia DE	63
3.5 Esquema del procedimiento de medida basada en la modificación del ERGAS espectral	65
3.6 Esquema de procedimiento de medida basada en comparación de frecuencias espaciales	66
3.7 Esquema de procedimiento de medida basada en SSIM	67
3.8 Esquema de procedimiento de medida basada en objetos	68
4.1 Esquema general de procedimiento de evaluación basado en píxeles	78

4.2 Composición a color (rojo, verde y azul) de imágenes reales e imagen sintética: (a) Geoye, (b) Ikonos, (c) Quickbird (QB16), (d) Quickbird (QB24), (e) imagen sintética.....	80
4.3 Imagen Geoye fusionada por el método de (a) Brovey, (b) PCA, (c) IHS, (d) eIHS, (e) TWD, (f) AW, (g) AW-PCA, (h) AW-IHS, (i) AW-DF	81
4.4 Imagen Ikonos fusionada por el método de (a) Brovey, (b) PCA, (c) IHS, (d) eIHS, (e) TWD, (f) AW, (g) AW-PCA, (h) AW-IHS, (i) AW-DF	82
4.5 Imagen Quickbird (QB16) fusionada por el método de (a) Brovey, (b) PCA, (c) IHS, (d) eIHS, (e) TWD, (f) AW, (g) AW-PCA, (h) AW-IHS, (i) AW-DF	83
4.6 Imagen Quickbird (QB24) fusionada por el método de (a) Brovey, (b) PCA, (c) IHS, (d) eIHS, (e) TWD, (f) AW, (g) AW-PCA, (h) AW-IHS, (i) AW-DF	84
4.7 Diagrama de flujo de la ejecución de los test de distorsión de intensidad.....	85
4.8 Imágenes distorsionadas en las iteraciones intermedias generadas desde la composición a color de las bandas MS originales, al ejecutar el test de contraste. Por filas en orden descendente: Imagen Geoye, Ikonos, Quickbird (QB16), Quickbird (QB24) y sintética	87
4.9 Imágenes distorsionadas en las iteraciones intermedias generadas desde la composición a color de las bandas MS originales, al ejecutar el test de brillo. Por filas en orden descendente: Imagen Geoye, Ikonos, Quickbird (QB16), Quickbird (QB24) y sintética	88
4.10 Diagrama de flujo del test de transformaciones geométricas	89
4.11 Ejemplo de transformación geométrica aplicada a cada imagen de referencia.....	91
4.12 Esquema de evaluación basada en el sistema visual humano	92
4.13 Esquema de Evaluación basado en imágenes fusionadas	93
5.1 Resultados del Test de Contraste aplicado a imágenes MS: (a) Imagen Geoye, (b) Imagen Ikonos, (c) Imagen Quickbird (QB16), (d) Imagen Quickbird (QB24) y (e) Imagen Sintética	100
5.2 Resultados del Test de Brillo aplicado a imágenes multiespectrales: (a) Imagen Geoye, (b) Imagen Ikonos, (c) Imagen Quickbird (QB16), (d) Imagen Quickbird (QB24) y (e) Imagen Sintética	101
5.3 Resultados del Test de Transformaciones Geométricas para el índice <i>Zhou</i> : (a) Traslación horizontal, (b) Traslación vertical, (c) Traslación diagonal y (d) Rotación.....	103
5.4 Resultados del Test de Transformaciones Geométricas para el índice <i>S – ERGAS</i> : (a) Traslación horizontal, (b) Traslación vertical, (c) Traslación diagonal y (d) Rotación.....	104
5.5 Resultados del Test de Transformaciones Geométricas para el índice <i>CEC</i> : (a) Traslación horizontal, (b) Traslación vertical, (c) Traslación diagonal y (d) Rotación.....	105
5.6 Resultados del Test de Transformaciones Geométricas para el índice <i>S – RMSE</i> : (a) Traslación horizontal, (b) Traslación vertical, (c) Traslación diagonal y (d) Rotación.....	105
5.7 Resultados del Test de Transformaciones Geométricas para el índice <i>FC</i> : (a) Traslación horizontal, (b) Traslación vertical, (c) Traslación diagonal y (d) Rotación.....	106
5.8 Detalle de una zona de la imagen Quickbird (QB24) y sus distintos productos de fusión. A su derecha se observan la información de bordes extraídos aplicando un filtro Canny	108
5.9 Resultados de aplicación en imágenes fusionadas de los índices espectrales. En rojo (continuo) índice ERGAS IHS, verde (puntos) ERGAS, azul (guion) Q, marrón (guiones cortos) Coeficiente	

de Correlación y negro (punto-guion) SAM: (a) Fusiones de la imagen Geoeeye, (b) Fusiones de la imagen Ikonos, (c) Fusiones de la imagen QB16 y (d) Fusiones de la imagen QB24.....	112
5.10 Resultados de aplicación en imágenes fusionadas de los índices espaciales. En rojo (continuo) índice FC, verde (puntos) Zhou, azul (guion) ERGAS espacial, marrón (guiones cortos) S-RMSE y negro (punto-guion) CEC: (a) Fusiones de la imagen Geoeeye, (b) Fusiones de la imagen Ikonos, (c) Fusiones de la imagen QB16 y (d) Fusiones de la imagen QB24	113
5.11 Resultados de aplicación en imágenes fusionadas del índice SSIM, MSSIM y GSSIM: (a) Fusiones de la imagen Geoeeye, (b) Fusiones de la imagen Ikonos, (c) Fusiones de la imagen QB16 y (d) Fusiones de la imagen QB24.....	114
5.12 Fusiones Brovey y AW-DF de la imagen Geoeeye y mapas de calidad: (a) Imagen MS, (b) Fusión Brovey, (c) Fusión AW-DF, (d) M. Espectral Brovey, (e) M. Espectral AW-DF, (f) M. Espectral Brovey, (g) M. Espectral AW-DF, (h) M. Global Brovey, (i) M. Global AW-DF	116
5.13 Sub-imagen 1 de la imagen Geoeeye. Por columnas: I_fus, I_fus filtrada y bordes para métodos de sustitución y aritméticos	117
5.14 Sub-imagen 1 de la imagen Geoeeye. Por columnas: I_fus, I_fus filtrada y bordes para métodos basados en Transformada Watershed.....	118
5.15 Sub-imagen 1. Mapas espaciales, espectrales y globales para métodos de sustitución y aritméticos	120
5.16 Sub-imagen 1. Mapas espaciales, espectrales y globales para métodos basados en Transformada Wavelet.....	121
5.17 Sub-imagen 2 de la imagen Geoeeye. Por columnas: I_fus, I_fus filtrada y bordes para métodos de sustitución y aritméticos	123
5.18 Sub-imagen 2 de la imagen Geoeeye. Por columnas: I_fus, I_fus filtrada y bordes para métodos basados en Transformada Watershed.....	124
5.19 Sub-imagen 2. Mapas espaciales, espectrales y globales para métodos de sustitución y aritméticos	125
5.20 Sub-imagen 2. Mapas espaciales, espectrales y globales para métodos basados en Transformada Wavelet.....	126
5.21 Resultados de la aplicación en imágenes fusionadas de los índices espaciales como valor medio sobre el conjunto de píxeles u objetos: (a) Fusiones de la Imagen Geoeeye, (b) Fusiones de la Imagen Ikonos, (c) Fusiones de la Imagen QB16, (d) Fusiones de la imagen QB24	128
5.22 Resultados de la aplicación en imágenes fusionadas de los índices espectrales como valor medio sobre el conjunto de píxeles u objetos: (a) Fusiones de la Imagen Geoeeye, (b) Fusiones de la Imagen Ikonos, (c) Fusiones de la Imagen QB16, (d) Fusiones de la imagen QB24	128
5.23 Resultados de aplicación en imágenes fusionadas de los índices espectrales y espaciales combinados como una medida global media por píxel o por objeto: (a) Fusiones de la Imagen Geoeeye, (b) Fusiones de la Imagen Ikonos, (c) Fusiones de la Imagen QB16, (d) Fusiones de la imagen QB24.....	129

ÍNDICE DE TABLAS

2.1 Características orbitales, resoluciones, instrumentos y tipos de datos de los satélites de alta resolución utilizados en este trabajo.	13
2.2 Características espectrales de los satélites de alta resolución utilizados	15
3.1 Resumen de medidas de calidad	54
3.2 Índices adicionales empleados para la evaluación basada en transformaciones geométricas.	55
3.3 Métricas analizadas por Yuhendra et al.	56
3.4 Resumen de Medidas.....	71
4.1 Características de las imágenes reales utilizadas para pruebas	79
4.2 Algoritmos de pan-sharpening utilizados.....	79
4.3 Resumen de medidas de calidad y procedimiento de evaluación aplicado	94
5.1 Porcentaje de series de medidas de índices de calidad sin errores numéricos.....	102
5.2 Resultados de la evaluación cuantitativa y del test MOS: moda y media aplicando un criterio numérico	110
5.3 Correlación entre el promedio del test MOS y medidas cuantitativas.....	110

CAPÍTULO 1

Introducción

1.1 Antecedentes y motivación

La necesidad de modelos de visión precisos y de medidas de calidad ha ido incrementándose a medida que la frontera entre el procesamiento analógico y digital de la información visual se ha acercado hacia el consumidor (Winkler, 2005). Esto es evidente, no sólo en el ámbito de las aplicaciones científicas, como la teledetección o la medicina, sino también en algunos campos de la tecnología como la televisión, la transmisión de vídeo por redes o el retoque fotográfico.

En todos estos sistemas, las imágenes están sujetas a la introducción de distorsiones durante su adquisición, compresión, transmisión, procesamiento y reproducción. Por tanto, y para distintos fines, es necesario ser capaces de identificar y cuantificar las degradaciones así introducidas (Wang, Bovik 2006). Entre ellos, mantener, controlar o mejorar la propia calidad de las imágenes o comprobar el funcionamiento de dichos sistemas y sus algoritmos. Para este propósito, el desarrollo de procedimientos automáticos y eficaces de evaluación se convierte en un objetivo necesario en muchos ámbitos de aplicación.

Recordemos que tradicionalmente la evaluación de la calidad de imagen ha sido realizada por observadores humanos. Este método cualitativo (subjetivo), aunque fiable, es caro y demasiado lento para las aplicaciones del mundo real (Wang, Bovik 2006). Con el fin de buscar una primera aproximación cuantitativa (objetiva), los investigadores utilizaron formulaciones sencillas y ampliamente conocidas de la medida de error, como la relación señal a ruido de pico (PSNR) o el error cuadrático medio (MSE), suponiendo que serían igualmente válidas. Sin embargo, estas expresiones corresponden a un enfoque de píxel y no consideran la influencia importante del contenido de la imagen ni las condiciones de visión en la observación real (Winkler 2005).

Además, su funcionamiento ha sido cuestionado. Por ejemplo, en (Zhou Wang, Bovik 2009), los autores indican que *“durante más de 50 años, el MSE ha sido la medida de funcionamiento dominante en el campo del procesado de señales....a pesar del hecho de que en muchas de esas aplicaciones, el MSE presenta un funcionamiento débil y ha sido ampliamente criticado por serias deficiencias, especialmente cuando se trabaja con señales perceptualmente importantes como el habla y las imágenes”*. Estos problemas han propiciado el estudio intenso de las medidas de calidad y los modelos de visión en los últimos años.

Se puede afirmar que, hoy en día, la investigación en análisis de la calidad de la imagen constituye una sub-disciplina activa del procesado de imágenes (Chandler 2013). Una amplia variedad de aplicaciones se beneficia de las técnicas y algoritmos que se obtienen de su estudio. El empleo de algoritmos de evaluación de la calidad de imagen se extiende a aplicaciones como la codificación de vídeo (Kai, Hongxu 2011), marcas de agua digitales (Karybali, Berberidis 2006), protección contra errores (Lam, Karam et al. 1999), eliminación de ruido (Rehman, Rostami et al. 2012), síntesis de imagen (Walter, Pattanaik et al. 2002) y otras áreas como, por ejemplo, la predicción de la inteligibilidad de la señal de vídeo en lengua de signos (Ciaramello, Hemami 2007).

Los modelos o algoritmos de evaluación utilizados para predecir la calidad de las imágenes se pueden dividir en tres tipos en función de la disponibilidad o el uso de una imagen de referencia: referencia completa (RC), referencia reducida (RR) y sin referencia o ciegos (SR) (Virtanen, Nuutinen et al. 2015). El término "imagen de referencia" en este contexto se refiere a aquella cuya calidad visual o capacidad de información es alta o mayor en comparación con la del conjunto de datos a analizar, o, es simplemente conocida. Un algoritmo del tipo RC requiere una imagen de referencia con valores de píxeles conocidos. Un algoritmo clase RR requiere cierta información de la imagen original o de referencia. Por último, un algoritmo SR no necesita una imagen original de referencia, por tanto, los valores calculados por las medidas SR se basan únicamente en la información que está disponible en la imagen evaluada. La situación más habitual en aplicaciones reales es la inexistencia de una imagen de referencia, por tanto, el desarrollo de algoritmos SR tiene un alto potencial de investigación. Más aún cuando actualmente el rendimiento de las medidas RC y RR sigue siendo limitado.

Por otro lado, desde que el aeronauta francés Gaspard-Félix Tournachon tomara la primera fotografía aérea en 1858, la tecnología de adquirir y procesar imágenes de teledetección ha progresado rápidamente (Lillesand, Kiefer et al. 2014). El interés por emplear imágenes de teledetección en muchas actividades científicas, económicas y sociales ha impulsado el desarrollo del diverso rango de sensores disponibles hoy en día, desde cámaras digitales de alta resolución hasta sistemas térmicos, multispectrales o hiperespectrales y sistemas radar o LIDAR. En consecuencia, los campos de la actividad humana, tanto civiles como militares, dentro de los cuales se puede aplicar la teledetección se han ampliado considerablemente.

En este sentido, la disponibilidad de una gran cantidad de datos de imagen con diversidad espectral (visible, infrarrojo, infrarrojo de onda corta, infrarrojo térmico y microondas) junto a la resolución complementaria espacial-espectral, y con las características peculiares de cada conjunto de imágenes, ha fomentado el desarrollo de técnicas de fusión especialmente adaptadas a las imágenes de teledetección de la Tierra (Alparone, Aiazzi et al. 2015). En este contexto, el objetivo de la fusión de imágenes no es otro que extraer un valor adicional al disponible a partir del análisis por separado de los conjuntos de datos. Aunque los resultados de la fusión son a menudo analizados por expertos humanos para resolver tareas específicas como por ejemplo

cartografía temática, detección de deslizamientos de tierra, inundaciones o áreas quemadas; sistemas parcialmente supervisados y también sistemas completamente automáticos han comenzado a beneficiarse del empleo de las imágenes fusionadas en lugar del conjunto de datos por separado.

El “panchromatic sharpening” o pan-sharpening constituye la metodología más relevante diseñada, específicamente, para la fusión de imágenes ópticas de teledetección a nivel de píxel. Para su empleo se requiere disponer, en general, de una imagen de banda ancha en el espectro visible o visible más infrarrojo cercano (imagen pancromática, *PAN*), con resolución del terreno de 2 a 6 veces mayor que un conjunto de imágenes espectrales de banda estrecha sintonizadas en torno a determinada longitud de onda (imagen multiespectral, *MS*). Como resultado del proceso de pan-sharpening se obtiene una imagen fusionada (*FUS*) o pan-sharpened que, idealmente, combina la alta resolución espacial de la *PAN* con la alta resolución espectral de la *MS*.

En resumen, se puede decir que el proceso de fusión de imágenes de teledetección de muy alta resolución o pan-sharpening consiste en añadir o inyectar la información espacial que contiene la imagen *PAN* a las bandas espectrales de la imagen *MS*, preservando las características espectrales de ésta. Sin embargo, en este proceso se introducen distorsiones, además de las inherentes al registro de los datos *MS* y *PAN*. En este contexto, para intentar evitar este inconveniente, a lo largo de la última década se han desarrollado multitud de algoritmos de pan-sharpening (Vivone, Alparone et al. 2015). Sin embargo, no existe en la actualidad ninguno que se postule como la solución óptima para la fusión de imágenes.

Con el objeto de generar cartografía temática o extraer características, la fusión es un tratamiento previo habitual. Así, las distintas clases que se observan en la escena se pueden distinguir o clasificar mejor debido a la alta resolución espectral de la imagen *MS*. Sin embargo, los mapas creados tendrán una apariencia grosera debido a su baja resolución espacial. Por otro lado, la separación de las diferentes clases presentes en la imagen *PAN* es una tarea complicada debido a la proximidad entre sus niveles de grises, pero su mayor resolución espacial permite una detección más precisa de las estructuras y los bordes que las separan. (Stathaki 2011). La imagen *FUS* ideal debería proporcionar, por tanto, ambas características y, en consecuencia, mejorar procesos como la segmentación o clasificación.

De la discusión previa, se pueden extraer dos conclusiones principales. En primer lugar, que tanto para aplicaciones comerciales como para establecer una escala del funcionamiento de los algoritmos de pan-sharpening, con respecto a la mejora que introducen en la imagen *MS*, y ayudar a su desarrollo, es necesario disponer de medidas cuantitativas de evaluación de la calidad de las imágenes que resultan del proceso de fusión. En segundo lugar, que esta evaluación de la calidad debe analizar tanto la fidelidad espectral de la imagen *FUS* respecto a la imagen *MS* como la cantidad de detalle o información de altas frecuencias de la imagen *PAN* que incorpora la imagen *FUS*.

Estos problemas se enmarcan dentro de un esquema de medida RR, dado que se desconocen los datos espectrales *MS* a la resolución espacial de los datos *PAN* y, por otro lado, la información espacial de la *PAN* no está discriminada por bandas espectrales como sucede con los datos *MS*.

1.2 Objetivos

En la introducción anterior se ha subrayado la importancia de medir tanto la calidad espacial como espectral en imágenes fusionadas a partir de los datos proporcionados por satélites ópticos. Los diferentes métodos de fusión siempre alteran los componentes espaciales y espectrales que contienen las imágenes *PAN* y *MS* originales, lo que puede influir significativamente en la exactitud de la recuperación de la información (Xin Huang, Dawei Wen et al. 2014). Más aún, la calidad espacial es extremadamente sensible a errores de alineamiento entre los datos *MS* y la *PAN* (Baronti, Aiazzi et al. 2011). En otras palabras, los algoritmos de fusión introducen cierta distorsión espacial y, como consecuencia de problemas de registro o mal-alineamiento entre la imagen *MS* y la imagen *PAN*, puede aparecer una imagen borrosa o, incluso, reducirse la calidad espectral de la imagen *FUS* (Jing, Cheng 2011). En este sentido, una buena calidad espacial es importante para la extracción de detalles, mientras que una buena calidad espectral permite una mejor clasificación de objetos, por ejemplo, las diferentes cubiertas terrestres (Leung, Liu et al. 2014, Palsson, Sveinsson et al. 2012, Alparone, Wald et al. 2007).

Sin embargo, el número de publicaciones sobre medidas de calidad de imagen es bajo comparado con el de otras áreas del procesamiento de imagen (Wang, Bovik 2006). Particularmente, hay pocos estudios sobre el funcionamiento de las medidas de calidad y un número mayor de propuestas de medidas espectrales que espaciales.

Como sucede en la mayoría de los problemas de fusión de datos, la ausencia de una imagen de referencia es la primera limitación para la evaluación precisa de los resultados (Vivone, Alparone et al. 2015). Por otro lado, el uso de aproximaciones teóricas a la evaluación de la calidad usando medidas que provenían del procesamiento de imágenes puede conducir a resultados erróneos (Padwick, Deskevich et al. 2010, Palubinskas 2015). Además, la mayor parte de estas medidas no consideran características del sistema visual humano y, por último, evalúan la calidad como un único escalar que, lógicamente, no puede representar la variabilidad zonal de una imagen de teledetección. Finalmente, los estudios que analizan el funcionamiento o idoneidad de los índices de calidad descritos en la literatura son escasos (Vivone, Alparone et al. 2015).

En este sentido, en el ámbito de esta tesis doctoral se pretende avanzar en la resolución de varios problemas relacionados con la calidad de las imágenes fusionadas de teledetección. En primer lugar, se aborda el análisis del comportamiento de las medidas de calidad habitualmente utilizadas en la literatura científica para evaluar imágenes fusionadas frente a distorsiones que pueden aparecer por la aplicación del algoritmo de fusión o la captura de datos por los sensores de los satélites. En otras palabras, se pretende estudiar la fiabilidad de las medidas de calidad existente y su robustez. En segundo lugar, se avanza en la formulación de algoritmos de medida novedosos que aporten una mejora con respecto a los usados con mayor frecuencia. Bien sea desde el punto de vista cualitativo o cuantitativo. En tercer lugar, se propone un esquema conceptual de evaluación alternativo al enfoque a basado en píxeles, desplazando el problema de la medida de calidad en imágenes a una estrategia de comparación de objetos.

De una forma más detallada, los principales objetivos que se han marcado en este trabajo de tesis son los siguientes:

- Proponer una metodología de test para la validación de las medidas de calidad de imágenes que se emplean en la literatura científica. Dado que no existe un marco formal orientado a determinar sus comportamientos frente a artefactos introducidos en el proceso de captura de datos y/o fusión, se plantea la conveniencia del desarrollo de esta metodología de evaluación para determinar de forma precisa la fiabilidad y robustez de cada métrica de calidad. En este contexto, los objetivos específicos serán:
 - Proponer y ensayar una estrategia de evaluación cualitativa de las medidas de calidad.
 - Describir, desarrollar y ensayar una metodología para la evaluación cuantitativa de la sensibilidad y robustez de las medidas de calidad espectral frente a variaciones espectrales de las imágenes de referencia.
 - Establecer un procedimiento, similar al expresado en el objetivo anterior, frente a distorsiones espaciales de las imágenes de referencia.
- Proponer y ensayar algoritmos novedosos de análisis de la calidad de imágenes fusionadas basados en píxeles que permitan una evaluación cuantitativa que se aproxime a los resultados de la evaluación cualitativa por un conjunto de observadores humanos, o que su funcionamiento sea más robusto y/o sensible frente a distorsiones espectrales o espaciales que los algoritmos existentes en la actualidad.
- Diseñar y validar una estrategia de medida que permita una evaluación a un nivel superior al píxel. La intención que subyace en este objetivo es buscar una aproximación a la evaluación por zonas (objetos) en concordancia con la experiencia de evaluación de un observador humano. El análisis de imágenes basado en objetos (OBIA por sus siglas en inglés), es un área de máxima actualidad en el ámbito del procesado de imágenes que está generando un interés creciente en la comunidad científica. En esta tesis, el objetivo que se persigue al abordar este enfoque OBIA es obtener información más detallada sobre el comportamiento de los algoritmos de fusión en cada objeto que integra la imagen. Esta estrategia exige, como paso previo, la aplicación de técnicas de segmentación que, nuevamente, suponen un tema de máxima actualidad investigadora.

1.3 Estructura de la memoria

De acuerdo con lo expuesto, esta memoria de tesis se estructura de la siguiente manera:

En el Capítulo 2 se hace un repaso a la fusión de imágenes en teledetección. Sin pretender ser un tratado sobre esta materia, se introducen los conceptos básicos sobre teledetección espacial, el procesamiento de imágenes multispectrales y los algoritmos de fusión basados en píxeles.

El Capítulo 3 revisa el estado del arte de la medida de calidad en imágenes fusionadas, distinguiendo entre protocolos de medida y algoritmos de evaluación cualitativa de la calidad, espectral, espacial o global. También se describen las propuestas de nuevos índices de calidad desarrolladas en el ámbito de esta investigación, atendiendo a enfoques cualitativos y cuantitativos.

La presentación de la metodología propuesta para la evaluación de la robustez y sensibilidad de los índices de calidad es el objetivo del Capítulo 4. En él, se pueden encontrar las imágenes utilizadas como referencia para esta tesis, así como la descripción de las citadas metodologías propuestas con enfoque cualitativo, espectral, espacial o usando imágenes de fusión.

Los resultados de la metodología propuesta en Capítulo 4, aplicada a los índices de calidad (Capítulo 3), se exponen en el Capítulo 5 con objeto de analizar la validez de los índices propuestos desde el punto de vista de las distorsiones espectrales o espaciales, así como de los resultados obtenidos al aplicarlos al caso de las imágenes fusionadas.

Por último, en el Capítulo 6 se presentan tanto las principales conclusiones y contribuciones, como las líneas futuras de investigación y las publicaciones fruto de este trabajo de tesis doctoral.

1.4. Referencias bibliográficas

- ALPARONE, L., AIAZZI, B., BARONTI, S. and GARZELLI, A., 2015. *Remote Sensing Image Fusion*. CRC Press.
- ALPARONE, L., WALD, L., CHANUSSOT, J., THOMAS, C., GAMBÀ, P. and BRUCE, L.M., 2007. Comparison of Pansharpening Algorithms: Outcome of the 2006 GRS-S Data-Fusion Contest. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, 45(10), pp. 3012-3021.
- BARONTI, S., AIAZZI, B., SELVA, M., GARZELLI, A. and ALPARONE, L., 2011. A Theoretical Analysis of the Effects of Aliasing and Misregistration on Pansharpened Imagery. *Selected Topics in Signal Processing, IEEE Journal of*, 5(3), pp. 446-453.
- CHANDLER, D.M., 2013. Seven challenges in image quality assessment: past, present, and future research. *ISRN Signal Processing*, 2013.
- CIARAMELLO, F.M. and HEMAMI, S.S., 2007. Can you see me now? an objective metric for predicting intelligibility of compressed american sign language video, *Electronic Imaging 2007*, International Society for Optics and Photonics, pp. 64920M-64920M-9.
- JING, L. and CHENG, Q., 2011. An image fusion method for misaligned panchromatic and multispectral data. *International Journal of Remote Sensing*, 32(4), pp. 1125-1137.
- KAI, Y. and HONGXU, J., 2011. Optimized-SSIM based quantization in optical remote sensing image compression, *Image and Graphics (ICIG), 2011 Sixth International Conference on 2011*, IEEE, pp. 117-122.
- KARYBALL, I.G. and BERBERIDIS, K., 2006. Efficient spatial image watermarking via new perceptual masking and blind detection schemes. *Information Forensics and Security, IEEE Transactions on*, 1(2), pp. 256-274.
- LAM, T., KARAM, L.J. and ABOUSLEMAN, G.P., 1999. Robust image coding using perceptually-tuned channel-optimized trellis-coded quantization, *Circuits and Systems, 1999. 42nd Midwest Symposium on 1999*, IEEE, pp. 1131-1134.
- LEUNG, Y., LIU, J. and ZHANG, J., 2014. An Improved Adaptive Intensity–Hue–Saturation Method for the Fusion of Remote Sensing Images.
- LILLESAND, T., KIEFER, R.W. and CHIPMAN, J., 2014. *Remote sensing and image interpretation*. John Wiley & Sons.
- PADWICK, C., DESKEVICH, M., PACIFICI, F. and SMALLWOOD, S., 2010. WorldView-2 pansharpening, *Proceedings of the ASPRS 2010 Annual Conference, San Diego, CA, USA 2010*.
- PALSSON, F., SVEINSSON, J.R., BENEDIKTSSON, J.A. and AANAES, H., 2012. Classification of pansharpened urban satellite images. *Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, IEEE Journal of*, 5(1), pp. 281-297.
- PALUBINSKAS, G., 2015. Joint Quality Measure for Evaluation of Pansharpening Accuracy. *Remote Sensing*, 7(7), pp. 9292-9310.

- REHMAN, A., ROSTAMI, M., WANG, Z., BRUNET, D. and VRSCAY, E.R., 2012. SSIM-inspired image restoration using sparse representation. *EURASIP Journal on Advances in Signal Processing*, 2012(1), pp. 1-12.
- STATHAKI, T., 2011. *Image fusion: algorithms and applications*. Academic Press.
- VIRTANEN, T., NUUTINEN, M., VAAHTERANOKSA, M., OITTINEN, P. and HAKKINEN, J., 2015. CID2013: a database for evaluating no-reference image quality assessment algorithms. *Image Processing, IEEE Transactions on*, 24(1), pp. 390-402.
- VIVONE, G., ALPARONE, L., CHANUSSOT, J., DALLA MURA, M., GARZELLI, A., LICCIARDI, G.A., RESTAINO, R. and WALD, L., 2015. A critical comparison among pansharpening algorithms. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, 53(5), pp. 2565-2586.
- WALTER, B., PATTANAIK, S.N. and GREENBERG, D.P., 2002. Using perceptual texture masking for efficient image synthesis, *Computer Graphics Forum 2002*, Wiley Online Library, pp. 393-399.
- WANG, Z. and BOVIK, A.C., 2006. *Modern image quality assessment*. San Rafael, Calif. Morgan & Claypool Publishers.
- WINKLER, S., 2005. *Digital video quality: vision models and metrics*. John Wiley & Sons.
- XIN HUANG, DAWEI WEN, JUNFENG XIE and LIANGPEI ZHANG, 2014. Quality Assessment of Panchromatic and Multispectral Image Fusion for the ZY-3 Satellite: From an Information Extraction Perspective. *Geoscience and Remote Sensing Letters, IEEE*, 11(4), pp. 753-757.
- ZHOU WANG and BOVIK, A.C., 2009. Mean squared error: Love it or leave it? A new look at Signal Fidelity Measures. *Signal Processing Magazine, IEEE*, 26(1), pp. 98-117.

CAPÍTULO 2

Fusión de Imágenes de Satélites de Observación de la Tierra

2.1 Introducción

La observación sistemática de nuestro planeta es fundamental para entender, monitorizar y predecir los cambios del sistema global terrestre, así como desarrollar herramientas que posibiliten el desarrollo sostenible del planeta. En la actualidad, los sistemas de observación de la Tierra desde el espacio resultan indispensables en la predicción del tiempo, en el modelado y monitorización del clima, en la agricultura, en la gestión de los recursos marinos y terrestres, en la ayuda para la toma de decisiones en los desastres naturales, y en otras múltiples aplicaciones.

Existen multitud de satélites en el espacio observando la Tierra y proporcionando imágenes que contienen cada vez mayor nivel de detalle e información. Dichas imágenes se captan en varias bandas del espectro electromagnético y con diferentes resoluciones espaciales, temporales y radiométricas. En la actualidad, una de las tendencias que ha despertado mayor interés, tanto en la comunidad científica como en la comercial, es la teledetección de alta resolución espacial ya que abre nuevos horizontes y está permitiendo el desarrollo de aplicaciones hasta hace unos años inimaginables.

Sin embargo, debido a las limitaciones hardware de los sensores, las imágenes obtenidas con altas resoluciones espaciales tienden a tener bajas resoluciones espectrales y viceversa. Para solventar este problema tecnológico, muchos de los satélites actuales disponen de dos tipos de sensores, uno pancromático (*PAN*) y otro multiespectral (*MS*). El sensor multiespectral capta señales en varias bandas estrechas sobre un campo de visión amplio (menor resolución espacial), mientras que el sensor pancromático registra la energía en una banda espectral ancha pero proporcionando imágenes de mayor resolución espacial. La mayoría de sensores de muy alta resolución proporcionan una banda pancromática de alta resolución espacial y una imagen

multiespectral compuesta por 4 o 8 bandas abarcando el visible y el infrarrojo, pero con una resolución espacial típicamente 4 veces menor que la pancromática. Así, la teledetección espacial es uno de los ámbitos donde las técnicas de fusión son aplicables.

En este contexto, se presentan, en este capítulo los fundamentos de la observación de la Tierra desde el espacio describiéndose, brevemente, las principales características orbitales de los sensores de muy alta resolución Quickbird, Ikonos y GeoEye, así como sus resoluciones espaciales y temporales, haciendo especial hincapié en las características de las imágenes multiespectrales y pancromática, respectivamente, que han sido los datos fuente empleados para fusionar en este trabajo. Así mismo, se presentan los niveles jerárquicos de procesamiento aplicados, genéricamente, a los principales sistemas de teledetección espacial, específicamente, se analizan, brevemente, aquellos aspectos relacionados con la calibración radiométrica de los datos y las correcciones atmosféricas y del reflejo solar.

Finalmente, se realiza una revisión del estado del arte en cuanto a las técnicas de fusión a nivel de píxel y, en particular, se describen en mayor detalle los diferentes algoritmos evaluados en el contexto de esta tesis.

2.2 Teledetección espacial

La Teledetección es la ‘ciencia’ que permite obtener información de la superficie terrestre y atmósfera circundante adquiriendo y analizando los datos sin que los instrumentos utilizados para ello estén en contacto físico con el medio. Los actuales sistemas espaciales de teledetección, a diferencia de los existentes en 1972, cuando el primer sistema Landsat fue puesto en órbita, exhiben una extraordinaria diversidad. Existen sistemas de satélites operacionales que muestrean prácticamente todas las regiones del espectro electromagnético, con resoluciones espaciales desde 0.5 a 5000 m. y con resoluciones espectrales del orden de nm.

Los sistemas de teledetección, particularmente aquellos ubicados sobre satélites, proporcionan una visión repetitiva y sinóptica de la Tierra de inestimable valor en su monitorización y en el análisis del efecto de las actividades humanas sobre la misma, como puede ser:

- Evaluación y monitorización del entorno: crecimiento urbano, residuos peligrosos, etc.
- Detección y monitorización de cambios globales: reducción del ozono atmosférico, deforestación, calentamiento global, etc.
- Exploración, tanto de recursos no-renovables: minerales, petróleo, gas natural, etc., como de recursos naturales renovables: océanos, bosques, terrenos, etc.
- Meteorología: predicción meteorológica, procesos dinámicos atmosféricos, etc.
- Mapeado: topografía, utilización de tierras, ingeniería civil, etc.

Para atender a las necesidades de los diferentes usuarios de datos, coexisten muchos sistemas de teledetección, ofreciendo un amplio rango de parámetros espaciales, espectrales y temporales. Algunos usuarios pueden requerir coberturas frecuentes, con resoluciones espaciales relativamente bajas (meteorología). Otros usuarios pueden desear la mayor resolución espacial posible con coberturas repetidas sólo infrecuentemente (mapeado); mientras que algunos usuarios necesitan muy alta resolución espacial y cobertura frecuente, además de la disposición

rápida de las imágenes (vigilancia militar). También los datos de teledetección pueden utilizarse para inicializar y validar grandes modelos computacionales, como los modelos climáticos globales (GCMs), con el objetivo de simular y predecir cambios en el entorno de la Tierra. En este caso, puede no ser necesaria una alta resolución espacial debido a los requerimientos computacionales, siendo esencial una calibración del sensor, en espacio y tiempo, precisa y consistente.

La era moderna de la teledetección de la Tierra empezó, tal y como se ha comentado, con el primer sistema Landsat multiespectral (MSS) en 1972, que proporcionaba por primera vez imágenes sinópticas y de alta resolución espacial a la comunidad científica mundial, siendo el primer sistema en suministrar imágenes digitales de satélite en tiempo real. A principios de esa década organizaciones tales como NASA (National Aeronautics and Space Administration), JPL (Jet Propulsion Laboratory) y NOAA (National Oceanic and Atmospheric Administration) desarrollaron los fundamentos para el procesamiento de datos multiespectrales.

Desde 1972, se han diseñado y operado una amplia variedad de diferentes sensores multiespectrales sobre aviones y satélites. Varios libros sobre teledetección proporcionan un análisis de estos sistemas, presentes y futuros (Schowengerdt 2006, Richards, Richards 1999). En esta última década la teledetección espacial de alta resolución se ha consolidado como herramienta indispensable para la monitorización en múltiples aplicaciones terrestres a escala local. Entre los múltiples sensores multiespectrales de alta resolución espacial embarcados en satélites cabe destacar, desde la óptica de este trabajo, los sensores a bordo de los satélites Ikonos, QuickBird y, GeoEye-1 y, por su utilización en el futuro inmediato, los satélites WorldView-2 y 3, éste último lanzado el 13 de agosto del 2015.

Específicamente, los satélites Ikonos, QuickBird y GeoEye-1, con 4 canales multiespectrales y 1 pancromático, con un excelente nivel de detalle, calidad espectral y cobertura global, permiten el análisis e interpretación de la superficie terrestre, especialmente en el ámbito de administración de recursos naturales, evaluación de desastres, planificación urbana, vialidad e infraestructura, telecomunicaciones, agricultura, control del medio ambiente, catastros, cartografía detallada, localización e identificación de zonas urbanas, minería, entre otros.

El lanzamiento del satélite WorldView-2 (WV2) a finales del 2009 aportó un nuevo hito en el estado del arte de los satélites de muy alta resolución al proporcionar una resolución espacial de 0.5 m en la banda pancromática (*PAN*) y 2 m en las ocho canales multiespectrales (*MS*). WV2 introduce nuevos canales en el dominio óptico del espectro permitiendo examinar los factores oceánicos que afectan a los cambios globales y estudios cuantitativos de la productividad primaria de los océanos, como aplicaciones más relevantes en el marco de la monitorización de aguas litorales (Eugenio, Marcello et al. 2015). En esta misma línea, DigitalGlobe ha apostado por dar continuidad de estos servicios al lanzar el nuevo satélite WorldView-3 (WV3). WV3 mantiene el mismo número de bandas en el rango óptico-NIR mejorando su resolución espacial (0.31 m *PAN* y 1.24 m en los ochos canales *MS*).

2.2.1 Características orbitales y espectrales de los satélites de alta resolución Ikonos, QuickBird y GeoEye-1

El **satélite Ikonos**, lanzado el 24 de septiembre de 1999, dispone de sensores pancromáticos y multiespectrales de muy alta resolución capaces de identificar objetos en tierra de menos de un metro cuadrado de tamaño. Esa capacidad, con una altitud orbital de 680 km, representó un incremento importante de la resolución de imágenes respecto a todos los sistemas anteriores de satélites comerciales de detección remota. Específicamente, el sensor multiespectral de 4 metros de resolución con 3 canales visibles y uno cercano a infrarrojo, similar a los embarcados en los satélites Landsat 4 y 5, permite cartografiar el aprovechamiento del suelo. Ikonos es administrado por la compañía GeoEye, gestionando, adicionalmente, las plataformas de las series OrbView y GeoEye. Su módulo de telescopio óptico captura la imagen de una anchura de 11 a 13 km de la superficie de la Tierra y la refleja a los sensores de imagen digital. Las imágenes del Ikonos se encuentran entre las imágenes de satélite de mayor detalle disponibles para usos no militares.

El **satélite QuickBird**, propiedad de DigitalGlobe™, es un satélite comercial que posee una elevada resolución, llegando a ofrecer imágenes con tamaño de píxel de hasta 61 cm. El satélite QuickBird adquiere imágenes de tipo multiespectral y pancromática, de forma simultánea, y una gama de productos procesados, sobre extensas zonas de terreno, que puede alcanzar los 16.5 km de longitud en una única pasada. Este satélite, puesto en órbita el 18 de octubre de 2001, se encuentra a 450 km de altura y realiza un órbita síncrona con el sol que dura 93.5 minutos (paso por el ecuador a las 10:30 hora local) con una inclinación orbital de 97.2°. Los datos obtenidos por el satélite tienen una resolución radiométrica de 11 bits y el tamaño de cada escena es de 16.5 km x 16.5 km en el nadir (punto más cercano al satélite, y que suele coincidir con el centro de la imagen) y es capaz de almacenar 160 Gbits a bordo. Así, el satélite QuickBird proporciona un amplio barrido, gran capacidad de almacenamiento de datos a bordo del satélite, así como una elevada resolución espacial, comparado con cualquiera de los satélites comerciales disponibles en el momento de su lanzamiento. QuickBird está diseñado para adquirir imágenes con una destacada precisión en su localización geográfica. La fusión de imágenes de ambos sensores (pancromático y multiespectral) permite obtener datos multiespectrales con 61 cm de resolución.

El satélite comercial **GeoEye-1**, capaz de proveer imágenes de gran resolución espacial, fue lanzado el 6 de septiembre de 2008 a las 11:50 (hora del Pacífico de los EE.UU) en un cohete Delta II desde la base Vandenberg de la Fuerza Aérea de los EE.UU, en California. Satélite de órbita polar, GeoEye-1 hace 15 órbitas por día a una altitud de 681 kilómetros con una velocidad de órbita de alrededor de 7,5 km/seg o 27.200 km/hora. Su órbita síncrona con el sol le permite pasar sobre una zona determinada alrededor de las 10:30 de la mañana (hora local), cada día. GeoEye-1 está equipado con tecnología muy sofisticada para tratarse de un satélite comercial, así por ejemplo, es capaz de girar rápidamente en su órbita apuntando la cámara en las áreas terrestres que se encuentran directamente debajo del mismo, de lado a lado y de adelante hacia atrás. Esta característica le permite obtener mayor cantidad de imágenes durante la misma pasada. GeoEye-1 ofrece una muy alta resolución espacial, adquiriendo imágenes de 41 cm de resolución espacial en modo pancromático y 165 cm en modo multiespectral. El satélite puede obtener hasta 700.000 Km² de imágenes por día en modo PAN (pancromático) y hasta 350.000 Km² en modo MS (multiespectral). GeoEye-1 puede volver a obtener imágenes sobre cualquier punto de la Tierra una vez cada tres días. Se pueden elegir los siguientes productos de imágenes

disponibles: Geo, Geo Professional y Geo Stereo así como productos derivados de estas imágenes, incluyendo DEMs (modelos de elevación digital) y DSMs (modelos digitales de superficie), mosaicos de grandes áreas y mapas caracterizados. Este satélite ofrece imágenes con un nivel de detalle extraordinario, de alta precisión y con estéreo mejorado para la generación de MDT. Debido a los acuerdos de licencia del Gobierno de EEUU, las imágenes son proporcionadas comercialmente como imágenes de 0.50 metros.

En la Tabla 2.1 se proporcionan, resumidamente, las principales características orbitales/resoluciones de las plataformas Ikonos, QuickBird y GeoEye-1, los instrumentos de interés a bordo de los mismos y los tipos de datos proporcionados por cada uno. Una información detallada de los diferentes satélites y de las principales características de exploración de los sensores se facilitan en la guía de usuarios de datos del operador de los satélites (www.digitalglobe.com) y de los principales proveedores de imágenes (p.e., www.aeroterra.com).

Tabla 2.1 Características orbitales, resoluciones, instrumentos y tipos de datos de los satélites de alta resolución utilizados en este trabajo.

Elementos orbitales/resoluciones			
Parámetro	QUICKBIRD	GEOEYE-1	IKONOS
Fecha lanzamiento	2002	2008	1999
Altitud (Km)	450	681	681
Inclinación orbital (grados)	97.2° sun-synchronous	98.1 sun-synchronous	98.1° sun-synchronous
Ancho de barrido (km)	16.5	15	11.3
Bandas multiespectrales	4	4	4
Resolución multiespectral (metros)	2.4	1.64	3.28
Resolución pancromático (metros)	0.6	0.5	0.82
Resolución radiométrica (bits)	11	11	11
Instrumentos/Tipos de datos			
	QUICKBIRD: BGIS 2000 <ul style="list-style-type: none"> • Sensor Name: QUICKBIRD02 • Product Line: FullSwath • Processing Level: Level-2A • Image Type: Standard/Ortho-ready PAN/MSI Imagery GEOEYE: HRG <ul style="list-style-type: none"> • Sensor Name: GEOEYE-1 • Product Line: Geo¹ • Processing Level: Standard Geometrically Corrected • Image Type: Panchromatic, multi-spectral and pan-sharpened color imagery IKONOS: ETM+ <ul style="list-style-type: none"> • Sensor Name: IKONOS-2 • Product Line: Geo¹ • Processing Level: Standard Geometrically Corrected • Image Type: Panchromatic, multi-spectral and pan-sharpened color imagery 		

¹The Geo is a radiometrically corrected map oriented image. Geo imagery products are available as panchromatic, multi-spectral, bundle and pan-sharpened color imagery.

A modo de ejemplo, en la Figura 2.1 se muestran los tres satélites, QuickBird, GeoEye-1 e Ikonos, e imágenes ortorectificadas de diferentes zonas, dentro del área de estudio, utilizadas en el análisis e implementación de los diferentes algoritmos de fusión de esta tesis.

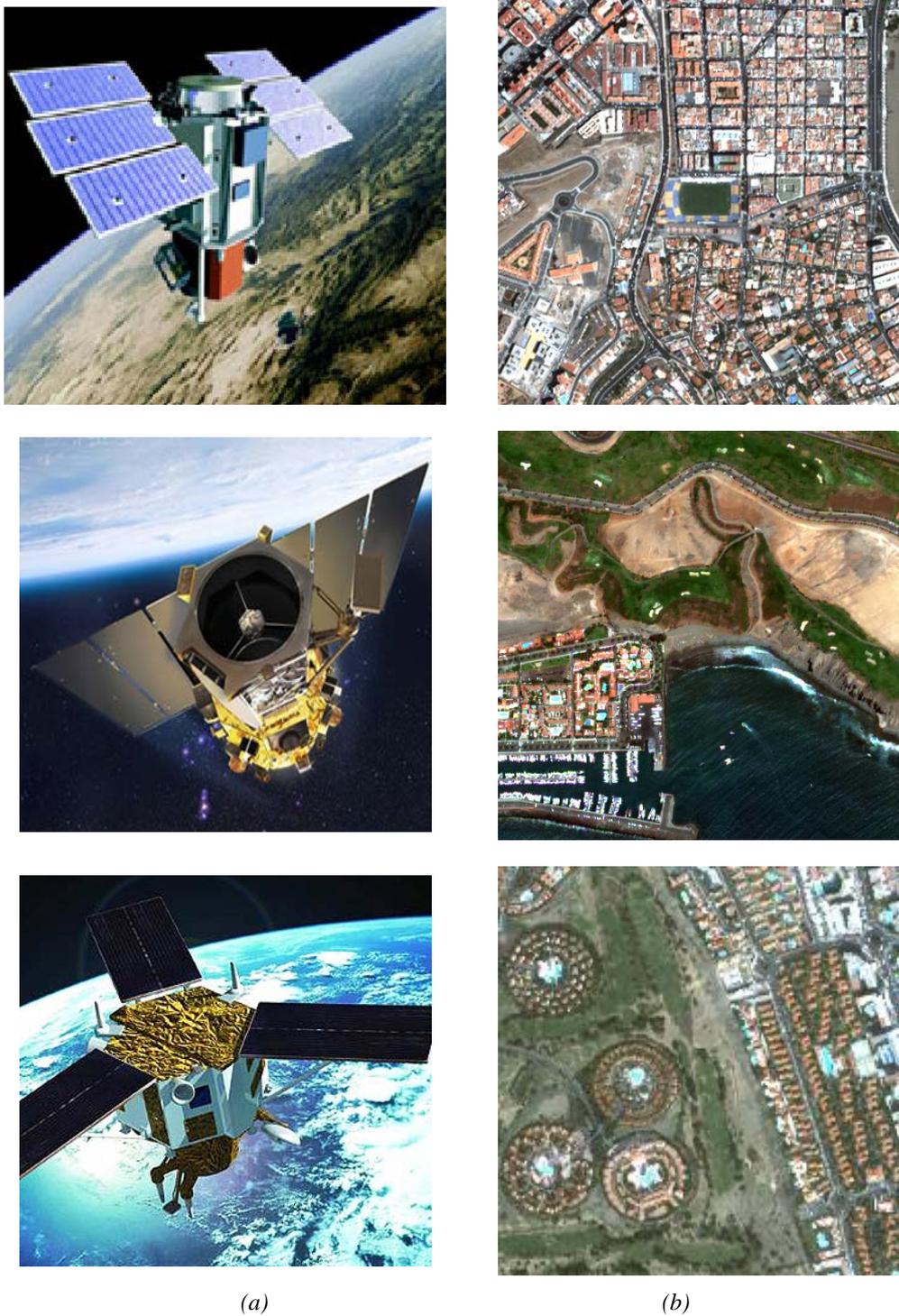


Figura 2.1 (a) Imágenes ilustrativas de los satélites QuickBird, GeoEye-1 e Ikonos, respectivamente, y, (b) ejemplos de composición RGB de las imágenes multiespectrales adquiridas, procesadas y utilizadas en este trabajo, del área de interés (Isla de Gran Canaria, Islas Canarias).

Los cuatro canales multiespectrales de los satélites, tres de ellos localizados en las regiones del visible y el otro en el dominio del infrarrojo cercano, específicamente seleccionados, facilitan el análisis multiespectral de variables terrestres, marinas e hidrológicas. En la Tabla 2.2 se proporcionan las características espectrales de los canales multiespectrales y pancromático de los sensores espaciales utilizados en este trabajo.

Tabla 2.2 Características espectrales de los satélites de alta resolución utilizados.

Satélite	Multiespectral (μm)	Pancromática (μm)
QUICKBIRD	Azul: 0.450 – 0.520 Verde: 0.520 – 0.600 Rojo: 0.630 – 0.690 Infrarrojo cercano: 0.760 – 0.900	0.450 – 0.900
GEOEYE-1	Azul: 0.450 – 0.510 Verde: 0.510 – 0.580 Rojo: 0.665 – 0.690 Infrarrojo cercano: 0.760 – 0.920	0.450 – 0.800
IKONOS	Azul: 0.445 – 0.516 Verde: 0.505 – 0.595 Rojo: 0.632 – 0.698 Infrarrojo cercano: 0.757 – 0.853	0.526 – 0.929

2.3 Procesado de imágenes multiespectrales

La utilización de los datos de teledetección puede ser descrita desde dos enfoques. El primer enfoque, que podemos considerar como el tradicional, se denomina *centrado en la imagen*. En este enfoque el interés primario es la relación espacial entre diferentes características sobre la superficie de la Tierra, permitiendo el análisis de similitudes entre una imagen aérea o de satélite y un mapa cartográfico. De hecho, el objetivo de los análisis centrados en imágenes es la creación de un mapa. Históricamente, las fotografías aéreas eran analizadas mediante fotointerpretación, requiriéndose recursos humanos cualificados y experimentados que localizaban e identificaban las características de interés, utilizando ampliaciones o visores estereoscópicos y transfiriendo las coordenadas espaciales y atributos identificados a un mapa del área (Lillesand, Kiefer et al. 2014). Con la disponibilidad de imágenes digitales de teledetección, es una práctica común la utilización de ordenadores y algoritmos de procesamiento para la extracción de información. Por ejemplo, las imágenes pueden ser realizadas para facilitar la interpretación visual o, clasificadas para producir un mapa temático digital (Richards, Richards 1999, Jensen, Lulla 1987, Schowengerdt 2006). Actualmente, el proceso de extracción de características y creación de mapas o modelos digitales de elevación ha sido parcialmente automatizado mediante la fotogrametría. A pesar de la utilización de instrumentación sofisticada y técnicas computacionales complejas, la interpretación visual no puede ser sustituida completamente.

El segundo enfoque que se denomina *centrado en los datos*, se basa en que el científico está interesado en la dimensión de los datos en sí mismos, preferiblemente a la relación espacial entre características terrestres. Generalmente, para el análisis centrado en los datos, es más importante disponer de precisiones elevadas en la calibración radiométrica absoluta o relativa, es decir, en

la conversión de los valores digitales procedentes del sensor a radiancia de la escena observada, que para el análisis centrado en la imagen requiriéndose, adicionalmente, que los resultados y productos sean presentados en el contexto de un mapa espacial, para ser completamente entendibles. Por ejemplo, la utilización de algoritmos ad-hoc, a partir de datos multiespectrales, para medir características de absorción espectral o para la extracción de parámetros atmosféricos y oceánicos.

El gran interés por parte de la comunidad científica en estudios espacio-temporales de cambios globales, monitorizaciones del entorno y los efectos humanos sobre el mismo, conlleva necesariamente la utilización de datos de teledetección. En este contexto, ambos enfoques, centrado en las imágenes y en los datos, se complementan. La información requerida para la monitorización de los cambios globales implica, que no sólo debemos extraer datos desde las dimensiones espectrales y temporales, sino que también debemos integrar estos en un marco espacial que pueda ser entendido en un sentido global. Consecuentemente, es particularmente importante asegurar que los datos están calibrados radiométricamente, espacialmente y son consistentes en el tiempo, para poder ser utilizados en el análisis secuencial o multitemporal y desde un sensor a otro (estudios multisensoriales). Así, estos datos pueden ser procesados mediante algoritmos capaces de modelar los procesos físicos y derivar variables geofísicas independientes del sensor utilizado.

Actualmente, la disponibilidad de herramientas sofisticadas y de técnicas computacionales complejas facilita la combinación de imágenes de diferentes regiones espectrales o de diferentes sensores, permitiendo mejorar las precisiones del análisis e interpretación de datos. Ejemplos incluyen las composiciones de imágenes térmicas y visibles, imágenes radar y visibles e imágenes hiperespectrales y fotografía aérea (Lillesand, Kiefer et al. 2014, Schowengerdt 2006).

La complejidad técnica de los sistemas actuales de teledetección, el volumen de datos disponibles y los diferentes niveles de procesamiento involucrados en la obtención de parámetros geofísicos, requieren el establecimiento de una jerarquía de procesos que permitan la generación de productos operacionales (alto nivel), de utilidad tanto para usuarios finales específicos como para la comunidad científica en general. Normalmente, cada nivel de procesamiento, dentro de la jerarquía establecida, requiere más datos auxiliares y son más complejos que los niveles precedentes. Típicamente, solo una pequeña relación del total de datos disponibles se procesa al nivel más alto (nivel usuarios) incrementándose, generalmente, el costo de los datos con el nivel de procesamiento.

El tipo y número de niveles jerárquicos de procesamiento depende, obviamente, del sistema de teledetección considerado. Una adecuada estructuración de los niveles jerárquicos en los principales sistemas de teledetección (Landsat, Spot, EOS-NASA, ERS-ESA) ha permitido la creación de bases de datos de imágenes consistentes y fidedignas (Lillesand, Kiefer et al. 2014, Schowengerdt 2006). En la Figura 2.2 se muestra, a título de ejemplo, el diagrama de flujo de los niveles jerárquicos de procesamiento aplicados a los datos procedentes de los satélites de alta resolución que genéricamente son utilizados en los principales sistemas de teledetección. En este contexto, la Figura 2.3 muestra el esquema del procedimiento propuesto para la monitorización de ecosistemas costeros con imágenes del satélites de muy alta resolución WorldView-2 (Eugenio, Marcello et al. 2015).

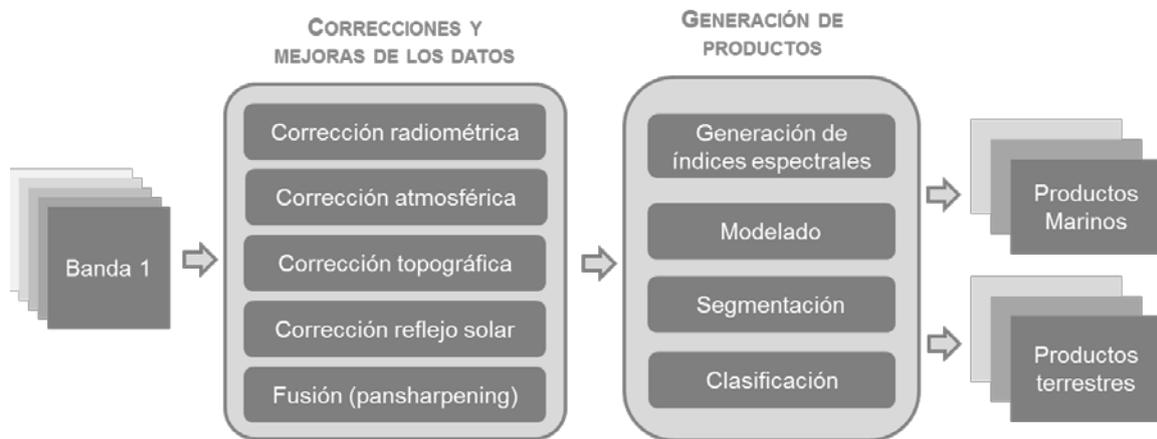


Figura. 2.2 Jerarquía genérica de niveles de procesamiento de imágenes alta resolución.

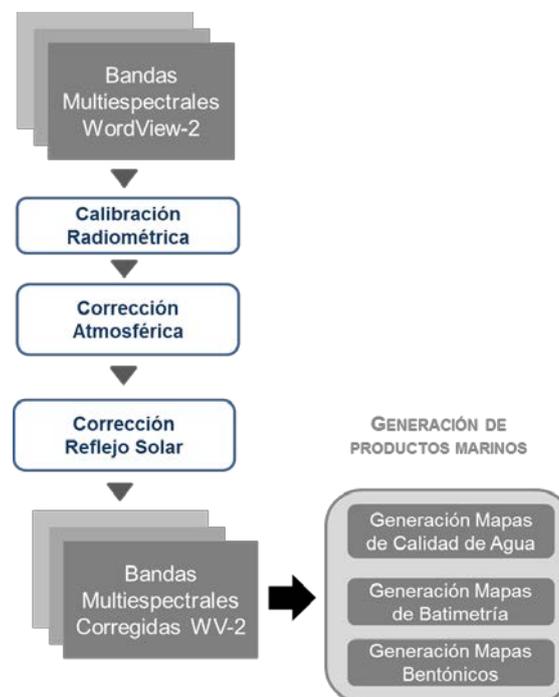


Figura. 2.3 Jerarquía genérica de niveles de procesamiento de imágenes WorldView-2 para la obtención de parámetros de calidad de agua, batimetría, y clasificación bentónica (adaptada de (Eugenio, Marcello et al. 2015)).

Las capacidades, altamente cambiantes, de los ordenadores y las redes de ordenadores de alta velocidad, permiten que las imágenes puedan ser adquiridas, procesadas en sus diferentes niveles y distribuidas a la comunidad científica, según sus requerimientos y aplicaciones operacionales, prácticamente en tiempo real. El incremento en la complejidad de los sistemas de teledetección, el interés en el análisis de imágenes multitemporales y multisensoriales y la demanda creciente de precisión y resolución temporal en las medidas desde satélites, han originado una necesidad continua de algoritmos de procesado precisos, autónomos y eficientes. Brevemente, las principales etapas de preprocesamiento de imágenes de satélites son:

- **Calibración radiométrica de los datos**

Para caracterizar su sensibilidad y respuesta espectral, todos los radiómetros a bordo de los satélites son extensivamente comprobados y radiométricamente calibrados antes del lanzamiento. Uno de los parámetros fundamentales obtenidos durante la calibración prelanzamiento es la función de respuesta espectral de los diferentes canales. Sin embargo, las variaciones térmicas del entorno en la posición orbital del satélite y la degradación de los componentes del instrumento, especialmente la respuesta y sensibilidad de los detectores con el tiempo, requieren de la incorporación de un sistema de calibración dinámico en vuelo.

Las correcciones radiométricas son aquellas técnicas que tienen por objeto modificar los niveles digitales de las imágenes procedentes de los sensores de observación de la Tierra, con el fin de corregir los problemas derivados del funcionamiento de los mismos. Esto no sólo incluye la eficiencia cuántica del detector, sino también las pérdidas de transmisión debidas a la óptica del telescopio y a los filtros multispectrales. La respuesta de radiancia espectral para cada banda se normaliza dividiéndolas por el valor máximo de dicha respuesta en cada banda.

- **Corrección atmosférica**

Entre el sensor y la superficie terrestre se interpone la atmósfera, que interactúa de formas diversas con el flujo radiante. La atmósfera está compuesta de distintos gases que producen la absorción de la energía en determinadas bandas del espectro, la dispersión (o scattering) de determinados flujos en función de su longitud de onda y la emisión, inherente a todo cuerpo caliente. Todos estos procesos producen modificaciones en la radiación originalmente propagada entre la cubierta terrestre y el sensor, concretamente (Schowengerdt 2006):

- **Absorción atmosférica:** La atmósfera se comporta como un filtro selectivo que limita la observación remota a longitudes de onda concretas. Los principales gases causantes de este fenómeno son: oxígeno atómico (O₂), ozono (O₃), vapor de agua y el dióxido de carbónico (CO₂). Estos gases reducen la observación espacial a determinadas bandas, conocidas como ventanas atmosféricas, en donde la transmisividad de la atmósfera es suficientemente alta.
- **Dispersión atmosférica:** El efecto de la dispersión atmosférica resulta un proceso más complejo de resolver, respecto a la absorción atmosférica, ya que está presente en cualquier imagen adquirida por los sensores remotos. Ésta dispersión de la radiación electromagnética es causada por la interacción entre ésta y los gases y partículas atmosféricas en suspensión. Cuando se pretende convertir los valores digitales de una imagen a parámetros físicos, es importante considerar este factor, especialmente en análisis multitemporales.
- **Emisión atmosférica:** Al igual que cualquier cuerpo por encima del cero absoluto, la atmósfera emite energía calorífica, por lo que este parámetro debe considerarse, fundamentalmente, en aquellos trabajos que se realicen dentro del infrarrojo térmico.

Generalmente, en los métodos facilitados para la conversión de las imágenes de niveles digitales a valores de reflectividad, no se suele considerar la influencia de la atmósfera, asumiendo, adicionalmente, que se trata de un terreno plano y una observación vertical. Estas consideraciones limitan considerablemente los resultados en el análisis de parámetros físicos sobre una imagen, ya que no se está midiendo realmente la reflectividad de la superficie. Por

ello, se hace necesario plantear un modelado de la influencia atmosférica. Así, las bases teóricas de las estrategias de corrección atmosférica tienen sus orígenes en la década de los 70. Desde entonces, se han propuesto diferentes técnicas para aplicar correcciones atmosféricas a los datos espaciales (Eugenio, Marcello et al. 2015). Estas pueden ser agrupadas en:

- Utilización de un modelo atmosférico mediante soluciones numéricas de la ecuación de transferencia radiativa.
- Eliminar los efectos atmosféricos por un método multimirada.
- Eliminar los efectos atmosféricos por un método multibanda.

- **Corrección reflejo solar**

Un problema importante que se ha de resolver, específicamente en las aplicaciones marinas mediante satélites de observación de la Tierra, con imágenes de alta resolución, es el brillo reflejado del sol en las olas. Este reflejo, en imágenes de muy alta resolución y en presencia de oleaje, produce una gran cantidad de ruido en la imagen, representado una degradación de la caracterización espectral del lecho marino.

Aunque en las zonas de la imagen donde se detectan el brillo solar parecen estar compuesta casi enteramente por la señal reflejada en la superficie, el componente asociado con la radiancia saliente del agua (reflejada en el fondo marino) puede ser recuperable. En este contexto, han sido desarrollados diferentes métodos conceptualmente sencillo, denominados en la literatura científica “deglinting”, aplicable a imágenes de satélite de alta resolución (Hedley, Harborne et al. 2005).

2.4 Algoritmos de fusión a nivel de píxel

2.4.1 Introducción

La fusión puede definirse como la combinación simultánea de información procedente de fuentes distintas que se complementan y cuyo resultado permite mejorar la calidad y la interpretabilidad de los datos originales. En el contexto de la teledetección, la fusión consiste en la combinación de dos o más imágenes con el fin de obtener una nueva imagen que contenga la información deseada de cada una de ellas. Este proceso de fusión puede llevarse a cabo a distintos niveles: de píxel, de objeto y de decisión (Stathaki 2008, Zhang 2010).

La fusión a nivel de píxel es el nivel de procesamiento más bajo y consiste en generar una imagen fusionada donde la información asociada a cada píxel se obtiene a partir de los píxeles de las imágenes de origen. La fusión a nivel de objeto se basa en la extracción previa de los objetos en las imágenes origen en base a criterios como tamaño, forma o vecindad, empleando técnicas de segmentación. Finalmente, la fusión a nivel de decisión consiste en fusionar la información al nivel más alto de abstracción. Así, las imágenes fuente son procesadas independientemente para extraer la información que a continuación se combina aplicando reglas de decisión para reforzar la interpretación común.

La teledetección espacial es uno de los ámbitos donde las técnicas de fusión son aplicables. En este contexto, hoy en día existen multitud de plataformas espaciales proporcionando

imágenes que contienen cada vez mayor nivel de detalle e información. Como se ha mencionado, debido a las limitaciones hardware de los sensores ópticos de alta resolución, los satélites actuales proporcionan una banda pancromática de alta resolución espacial y varias bandas multiespectrales a menor resolución espacial.

En este escenario, una de las herramientas de procesamiento novedosas, y que presentan gran interés por parte de la comunidad científica, son las técnicas de fusión a nivel de píxel o *pan-sharpening*, que permiten obtener imágenes de varias bandas del espectro con el máximo nivel de detalle espacial. Así, el principal objetivo de la fusión a nivel de píxel consiste en la aplicación de algoritmos de procesamiento para mejorar la resolución espacial de las diferentes bandas multiespectrales sin alterar sus características espectrales (Li, Lixin et al. 2012).

A modo de ejemplo, en la Figura 2.4 se muestra una composición en color verdadero, generada a partir de las bandas del satélite Quickbird, donde se aprecia la mejora espacial obtenida gracias a la aplicación de técnicas de fusión a nivel de píxel.



Figura 2.4. Composición en color a partir de las bandas del satélite Quickbird: (a) imagen multiespectral original, y, (b) imagen tras la aplicación de técnicas de *pansharpening*.

En función del algoritmo de fusión aplicado se obtendrán imágenes con mayor o menor calidad espacial, pero estableciéndose siempre un compromiso entre ésta y la calidad espectral de la imagen fusionada, ya que cuanto mayor será la cantidad de información proveniente de la imagen pancromática que se le inyecta a la multiespectral mejor será su calidad espacial, pero también mayor será la distorsión de las características espectrales de la multiespectral original y viceversa. En la mayoría de los casos, el objetivo es obtener una imagen con una resolución espacial próxima a la de la imagen pancromática, introduciendo la mínima distorsión espectral posible.

De forma genérica, el proceso básico para la fusión de imágenes multiespectrales y pancromáticas de un mismo sensor es el que se muestra en la Figura 2.5. Lógicamente, y como paso previo a la fusión, es importante garantizar la perfecta registración de las diferentes imágenes. Se aprecia que la primera transformación consiste en la interpolación para ajustar el tamaño de la *MS* al de la *PAN*, para seguidamente aplicar el algoritmo de fusión correspondiente.

2.4.2 Revisión del estado del arte

La fusión de imágenes a nivel de píxel es un campo de investigación muy activo. Si bien, es verdad que desde hace bastantes años se habían comenzado a estudiar, es a partir del año 2000 cuando ha despertado un interés creciente asociado a la disponibilidad de datos procedentes de satélites de alta resolución.

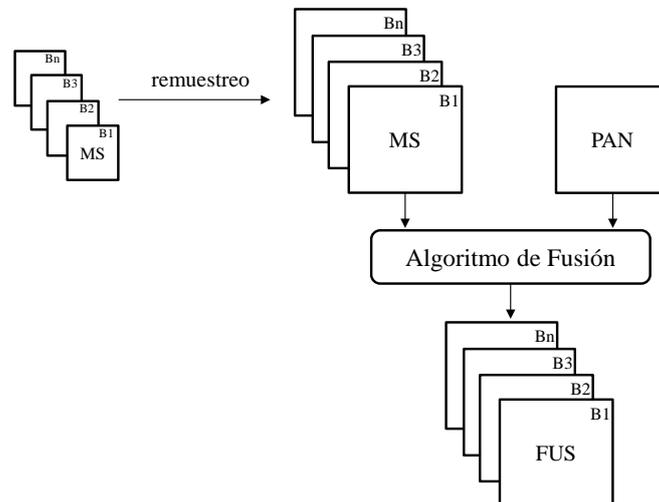


Figura 2.5. Diagrama de bloques genérico del proceso de fusión a nivel de píxel entre las bandas MS y PAN.

Existen diferentes formas de clasificar los distintos algoritmos de fusión (Kpalma, El-Mezouar et al. 2013, Amro, Mateos et al. 2011, Zhang 2010). A continuación se muestra una de ellas atendiendo a los detalles de su implementación:

- *Métodos basados en operaciones algebraicas:* las imágenes fusionadas se obtienen como resultado de operaciones aritméticas entre bandas de la imagen *MS* y la *PAN*.
- *Métodos basados en sustitución de componentes:* el principio teórico de estos métodos es la realización de una transformación de la imagen *MS* original en una serie de componentes transformadas, de tal forma que al sustituir una de dichas componentes por la imagen *PAN* y realizar la operación de transformación inversa se consiga una imagen fusionada de alta resolución espectral y espacial.
- *Métodos basados en la inyección de altas frecuencias:* estos métodos se basan en extraer las componentes de alta frecuencia de la imagen *PAN*, por ejemplo usando un filtrado paso alto, que posteriormente se inyectan a la *MS*.
- *Métodos basados en el análisis multiresolución:* estas técnicas descomponen las bandas *MS* y *PAN* a diferentes escalas para extraer los detalles espaciales que se importan a las bandas *MS* a la escala más fina. Los métodos basados en la transformada wavelet discreta son los algoritmos más empleados en este ámbito de la fusión de imágenes.

Con independencia de la clasificación utilizada por diversos autores, en la actualidad se dispone de un gran número de algoritmos de fusión (Vivone, Alparone et al. 2015, Amro, Mateos et al. 2011, Marcello-Ruiz, Rodríguez-Esparragón et al. 2011, Ehlers, Klonus et al.

2010, Stathaki 2008) principalmente aplicados para la fusión de imágenes ópticas e IR cercanas.

En sus inicios, las técnicas más populares fueron las basadas en operaciones aritméticas, destacando los algoritmos de Brovey, *Synthetic Variable Ratio* o *Ratio Enhancement*, y las basadas en la sustitución de bandas tras la aplicación de un transformada, destacando el Análisis de Componentes Principales (PCA, *Principal Component Analysis*), la transformada Intensidad-Brillo-Saturación (IHS, *Intensity-Hue-Saturation*) o el algoritmo Gram-Schmidt (GS). La utilización de estos algoritmos está muy extendida dada la baja complejidad computacional que presentan. Sin embargo, proporcionan imágenes fusionadas de menor calidad espectral, es decir cuyo color presenta distorsiones respecto al color de las imágenes multispectrales originales. Esto impide su uso en diferentes aplicaciones en el área de la teledetección, como son la clasificación de imágenes o la detección de cambios. Más recientemente, para el tratamiento de datos de satélite de nuevos sensores con mayor número de bandas, como es el caso de Worldview-2 o de los sensores hiperespectrales, se ha desarrollado nuevos algoritmos como, por ejemplo, el *Hyperspectral Colour Sharpening* (HCS) (Li, He et al. 2013, Padwick, Deskevich et al. 2010).

Para solventar las limitaciones espectrales de los algoritmos mencionados, surgieron técnicas que inyectan la información de alta frecuencia, destacando los métodos HPF (*High-Pass-Filtering*), HPM (*High-Pass-Modulation*) o el basado en la aplicación de filtros paso alto en el dominio de Fourier (Lillo -Saavedra, Gonzalo et al. 2005). Sin embargo, los métodos que utilizan el análisis multiresolución, y fundamentalmente la Transformada Wavelet Discreta (TWD), son los más populares para disminuir la distorsión espectral. En particular, para lograr resultados óptimos de fusión, diversos esquemas basados en wavelets han sido propuestos por varios investigadores (Hong, Zhang 2008, Amolins, Zhang et al. 2007, Lillo -Saavedra, Gonzalo 2006), destacando los algoritmos de Mallat y *À trous*, cuya principal diferencia se refiere al sentido en el que se realiza la estrategia multiresolución, pues en el primer caso se diezma la imagen mientras que para *À trous* no se aplica ningún diezmo. Posteriormente, otras transformadas como Curvelets, Ridgelets o Contourlets se han propuesto como alternativas más eficientes, desde el punto de vista de la representación de la información, que la TWD (Lillo -Saavedra, Gonzalo 2007, Nencini, Garzelli et al. 2007, Xiao-Bo, Jing-Wen et al. 2008, Zhang, Guo 2009). Estas nuevas transformadas permiten una extracción eficaz del detalle espacial en diferentes direcciones pero son computacionalmente muy complejas.

Otra estrategia seguida ha sido también la combinación de diferentes esquemas de fusión que puedan lograr una mejor calidad de los resultados, intentando aprovechar los beneficios de cada técnica individual. Así, por ejemplo, algunos investigadores han combinado con éxito la transformada IHS o PCA y la transformada Wavelet para intentar conseguir mejores resultados espaciales y espectrales (González-Audicana, Otazu et al. 2004). De otra parte, también se han desarrollado algoritmos basados en técnicas que permiten controlar el compromiso entre la calidad espacial y la espectral en las imágenes fusionadas, a partir de la medida de una serie de índices de calidad (Lillo -Saavedra, Gonzalo 2006) o utilizando bancos de filtros direccionales (Lillo-Saavedra, Gonzalo 2007).

Otra línea de investigación ha sido la definición de algoritmos de fusión basados en las respuestas espectrales de los sensores. Sin embargo, éstos dependen considerablemente del grado de solapamiento entre los anchos de bandas de las diferentes bandas espectrales del

sensor. Todos estos algoritmos tienen la característica común de que inyectan la misma cantidad de detalle proveniente de la imagen pancromática, independientemente del tipo de cubierta, lo que provoca la aparición de ciertos artefactos en la imagen fusionada. Este efecto se agudiza con la mejora de la resolución espacial de las imágenes fuentes. En la literatura se pueden encontrar diferentes aproximaciones al problema. (Lillo-Saavedra, Gonzalo et al. 2011) propusieron un método de fusión basado en la TWD, en el que se ponderaba de forma local la cantidad de detalle procedente de la imagen pancromática que se inyectaba en cada punto de cada una de las bandas de la imagen multiespectral original.

Como se ha destacado, un aspecto clave, y en permanente investigación, es la evaluación y cuantificación de la calidad de las imágenes fusionadas (Zhang 2008, Makarau, Palubinskas et al. 2012, Marcello, Medina et al. 2013). En este sentido, y como se analizará en el Capítulo 3, recientemente se han desarrollado una serie de métricas o índices de calidad con el objetivo de medir la calidad espacial y espectral de las imágenes fusionadas y para permitir la comparación entre diversos algoritmos de fusión. Sin embargo, varios autores han demostrado que no siempre suponen una comparación fiable y sigue siendo otra línea abierta de investigación en la que se ha centrado este trabajo de tesis.

2.4.3 Descripción de los algoritmos de pan-sharpening analizados

En el ámbito de este trabajo de tesis se han seleccionado los algoritmos de pan-sharpening que a continuación se detallan para llevar a cabo el proceso de evaluación de la calidad espacial y espectral empleando las métricas existentes y las nuevas propuestas. Se han seleccionado algoritmos pertenecientes a diferentes categorías y, en especial, aquellos cuyo comportamiento espectral y espacial es conocido al estar ampliamente documentado en la literatura científica. Hay que destacar que el objetivo es fusionar imágenes para analizar las prestaciones de los índices de calidad.

- **Método de Brovey**

Es un algoritmo de bajo coste computacional basado en operaciones aritméticas y que da como resultado imágenes de buena calidad espacial, pero baja calidad espectral. Utiliza un método que multiplica cada píxel de la imagen multiespectral por la relación entre la intensidad de cada píxel de la pancromática y la suma de las intensidades de todas las bandas de la multiespectral.

Fue originariamente diseñado para imágenes de satélites de tres bandas (composiciones RGB). Así, la transformada de Brovey (Hallada, Cox 1983) inicial puede ser implementada según la expresión matemática siguiente:

$$\begin{aligned} R_{FUS} &= \frac{3 \cdot R}{R + G + B} \cdot PAN \\ G_{FUS} &= \frac{3 \cdot G}{R + G + B} \cdot PAN \\ B_{FUS} &= \frac{3 \cdot B}{R + G + B} \cdot PAN \end{aligned} \tag{2.1}$$

donde R_{FUS} , G_{FUS} y B_{FUS} son las bandas fusionadas y PAN es la pancromática.

Al realizar la implementación del algoritmo ha de tenerse en cuenta que los valores a utilizar deben estar normalizados para evitar desbordamientos de rango.

A continuación se muestra la ecuación extendida del algoritmo para imágenes con N bandas:

$$ND_{FUS,bi} = \frac{NB \cdot ND_{bi}}{ND_{b1} + ND_{b2} + \dots + ND_{bNB}} \cdot ND_{PAN} \quad (2.2)$$

donde: NB es el número de bandas espectrales.

$ND_{FUS,bi}$ es el valor digital de la banda fusionada i .

ND_{bi} es el valor digital de la banda multiespectral i .

ND_{PAN} es el valor digital de la banda PAN .

- **Método IHS**

Esta técnica recibe su nombre de las iniciales en inglés I (*Intensity*), H (*Hue*) y S (*Saturation*) y es una de las más antiguas y eficientes utilizadas actualmente para la fusión de imágenes (Chavez, Sides et al. 1991).

En este algoritmo se parte de la idea de que el color de cada píxel de una imagen se expresa a partir de sus componentes R, G, B, es decir, de su contenido en rojo, verde y azul. Del mismo modo, el color de ese píxel puede expresarse a partir de su intensidad I, brillo H y saturación S. Por tanto, este método de fusión se basa en la representación de las imágenes a través de sus componentes I, H y S, teniendo la ventaja de que la información espacial y espectral de una imagen expresada de este modo puede manipularse de forma independiente, ya que la información espacial está concentrada en la componente I, mientras que las componentes H y S contienen información espectral. Existen distintos modelos de cálculo de las componentes IHS propuestos por distintos autores, cada uno de ellos calcula la componente I de una forma distinta (Sonka et al. 2014).

El algoritmo de fusión IHS se aplica de la siguiente manera (Figura 2.6). Las bandas RGB multiespectrales reescaladas se transforman en componentes IHS. Por otro lado, el histograma de la imagen pancromática se ajusta al de la componente I de la imagen multiespectral, siendo esta componente I sustituida por la banda PAN ajustada. Con esta sustitución se consigue añadir la información espacial de la imagen pancromática a la multiespectral. Por último, aplicando la transformación inversa IHS-RGB se obtienen las nuevas bandas RGB de la imagen fusionada.

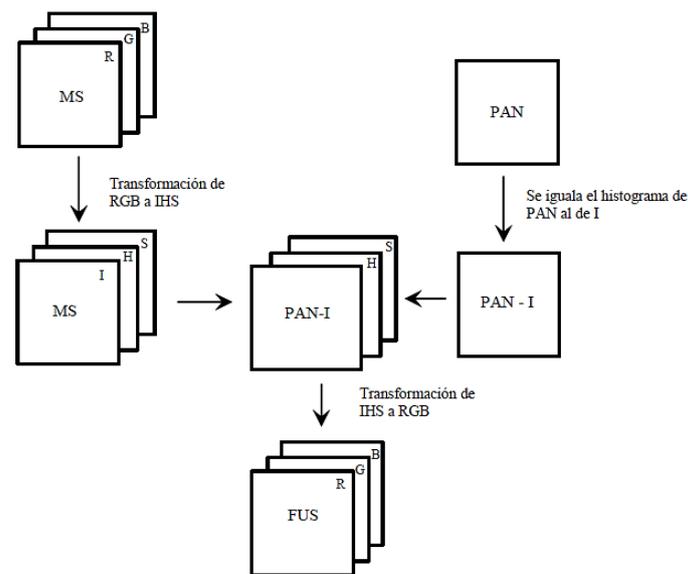


Figura 2.6. Algoritmo de fusión IHS.

Entre las ventajas de este algoritmo de fusión se encuentran su simplicidad y su baja carga computacional. Uno de los principales inconvenientes de este método es su limitación a imágenes multiespectrales de 3 bandas, además de la distorsión de los valores espectrales de la imagen multiespectral original (González-Audicana, García et al. 2002). A pesar de ello, existen ampliaciones del algoritmo que permiten su aplicación a un mayor número de bandas, como es el caso del método de fusión IHS generalizado o extendido (eFIHS) (Tu, Huang et al. 2004). Este método reduce notablemente el coste computacional, además de permitir extender el número de bandas. Si operamos sobre las ecuaciones de la transformada IHS, la transformación puede ser extendida de tres a cuatro bandas, donde las nuevas bandas fusionadas se obtienen como sigue:

$$\begin{bmatrix} R_{FUS} \\ G_{FUS} \\ B_{FUS} \\ NIR_{FUS} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} R + \delta \\ G + \delta \\ B + \delta \\ NIR + \delta \end{bmatrix} \quad (2.3)$$

donde $\delta = PAN - I$ y con $I = (R + G + B + NIR) / 4$.

Con este método de fusión, la diferencia radiométrica obtenida entre la *PAN* y la *I* es menor, siendo menor también el cambio en la componente *S* y consecuentemente la distorsión espectral de la imagen fusionada resultante. Además, como se puede apreciar, el proceso de fusión ha quedado reducido a realizar operaciones de suma y resta.

- **Método PCA**

La mayoría de los sensores *MS* recogen información en bandas adyacentes del espectro electromagnético, lo que habitualmente implica detectar información redundante, ya que muchas de las cubiertas existentes sobre la superficie terrestre tienden a presentar comportamientos similares en regiones próximas del espectro.

El análisis en componente principales, también denominado transformación PCA (de sus siglas en inglés *Principal Component Analysis*) o transformada de Karhunen-Loève o Hotelling (Shettigara 1992), crea nuevas bandas a partir de las originales, llamadas componentes principales (CP), no correlacionadas entre sí, que reorganizan la información original. Con las componentes principales se elimina esa información redundante entre componentes, de forma que la primera CP se define como la dirección a lo largo de la cual la varianza de los datos tiene su máximo. Es decir, la esencia del análisis en componentes principales es la transformación de un conjunto de variables correladas en un nuevo conjunto de variables incorreladas.

El método de fusión PCA (Shettigara 1992) es similar al IHS en cuanto a que se basa en la transformación de las bandas de la imagen multispectral en una serie de componentes, para luego sustituir una de ellas por la imagen pancromática adaptada, buscando de esta manera añadir la información espacial a la espectral.

Tal y como se puede observar en la Figura 2.7, el proceso a seguir para desarrollar este método de fusión es el que se presenta a continuación. En primer lugar se obtienen tantas componentes principales como bandas tenga la imagen multispectral. De este modo, la CP1 contiene información espacial, y las CP restantes la información espectral. A continuación, se iguala el histograma de la imagen pancromática al de la primera componente principal CP1, es decir, a aquella que contiene información relativa al conjunto de las bandas. La imagen pancromática modificada (una vez ajustado su histograma) sustituye a la primera componente principal CP1. Aplicando a estas bandas la transformación inversa se obtienen las bandas de la imagen fusionada.

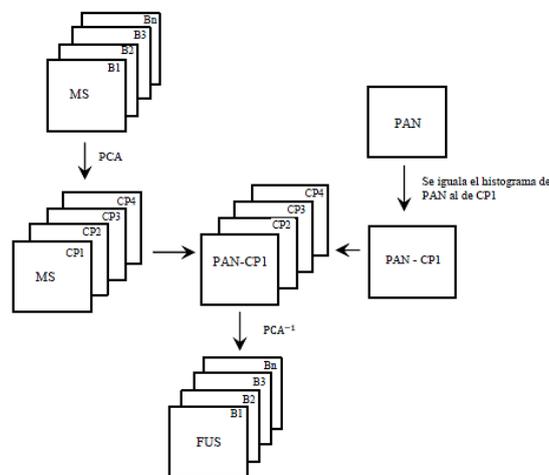


Figura 2.7. Algoritmo de fusión PCA.

Una de las ventajas de este método es que, a diferencia del IHS, no está limitado a imágenes de 3 bandas, sino que puede utilizarse para un número ilimitado de bandas. Sin embargo, introduce distorsión espectral en la imagen fusionada. Esto es así pues se parte de la base de que tras la transformación PCA, la disociación entre información espacial y espectral de la imagen multispectral es total, pero esto no es así.

Computacionalmente este algoritmo de fusión es pesado, ya que implica la realización del cálculo de la matriz de covarianza, el cálculo de los autovalores y autovectores y diversas operaciones algebraicas (producto de matrices, matrices inversas, transposiciones, etc.).

- **Transformada discreta de Wavelet**

El mayor inconveniente de los métodos anteriores es que modifican la información espectral de las bandas MS originales, lo que puede suponer un problema, por ejemplo si las imágenes fusionadas resultantes se van a emplear para la obtención de información temática vía clasificación espectral.

El análisis multirresolución (MRA, por sus siglas en inglés) se basa en la teoría según la cual el análisis de una imagen y la búsqueda de patrones son más eficientes si la imagen es analizada a diferentes niveles de resolución. El MRA permite descomponer datos bidimensionales en componentes de distinta frecuencia para estudiar cada una de estas componentes a una resolución espacial acorde con su tamaño. De esta forma, en cada resolución, la información de detalle (componentes de alta frecuencia) caracteriza distintas estructuras.

Este método se ha convertido en una herramienta de gran aplicación en el desarrollo de nuevos métodos de fusión. A lo largo de los años, se han propuesto nuevos métodos de fusión empleando el MRA basado en las transformaciones wavelet discretas (TWD), que permiten minimizar el problema anteriormente citado. La aproximación discreta de la transformada wavelet puede realizarse a partir de distintos algoritmos. Dos de los más empleados en la fusión de imágenes de teledetección son los algoritmos de Mallat y *À trous*. Cada uno, con diferentes propiedades matemáticas, conduce a distintas descomposiciones y por lo tanto, a distintas imágenes fusionadas.

Algoritmo de Mallat

La base del algoritmo de Mallat (Mallat 1989) es la descomposición de las imágenes en una imagen de aproximación de menos resolución espacial que la original y unos coeficientes de detalle vertical, horizontal y diagonal. Este proceso se lleva a cabo en la llamada fase de análisis. Esta técnica se basa en el uso de dos filtros unidimensionales llamados filtros de cuadratura, uno paso bajo y otro paso alto, seguidos de operaciones de muestreo. Como resultado de esta fase de análisis, se obtienen cuatro nuevas imágenes a menor resolución. La primera se denomina imagen de aproximación y contiene la información espectral de la imagen original y las tres restantes se denominan coeficientes de detalle y recogen la información espacial (horizontal, vertical y diagonal) que la imagen pierde al pasar de la resolución original a la mitad de resolución. A partir de la imagen de aproximación y los tres coeficientes wavelet de detalle, puede reconstruirse exactamente la imagen original, es lo que se denomina la fase de síntesis.

Como se muestra en la Figura 2.8, el algoritmo de Mallat se puede entender como una pirámide cuya base es la imagen original y a medida que se asciende de nivel se hace una aproximación de la imagen con menos resolución espacial, siendo ésta menor cuanto más alto sea el nivel de la pirámide.

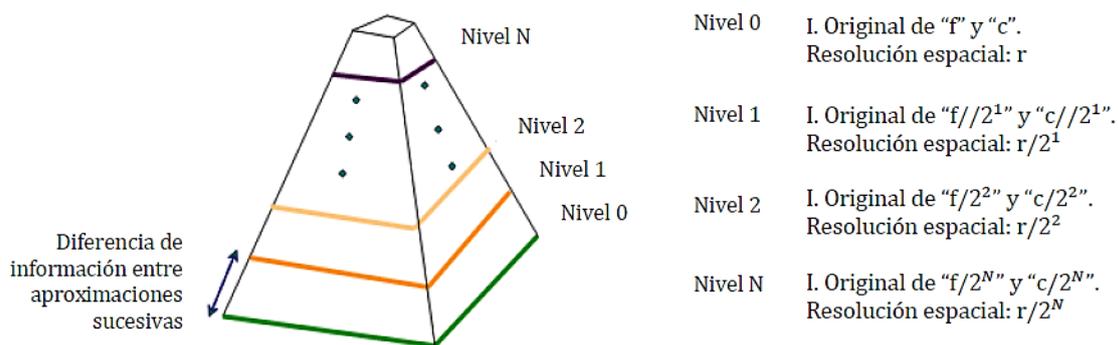


Figura 2.8. Representación piramidal del algoritmo de Mallat (González-Audícana 2007).

Existen diferentes estrategias de fusión usando la TWD de Mallat; sin embargo, una de las más empleadas es la sustitutiva, donde el algoritmo de fusión consiste en aplicar la fase de análisis de la transformación wavelet a las imágenes *PAN* y *MS* (remuestreada al tamaño de la banda pancromática) para obtener los coeficientes de aproximación y detalle correspondientes. A continuación se aplica la fase de síntesis al coeficiente de aproximación de la *MS* y los coeficientes de detalle espacial de la *PAN*. El diagrama del proceso se muestra en la Figura 2.9. Generalmente, antes de aplicar la transformación wavelet a las imágenes *PAN* y *MS*, y con el fin de que los coeficientes de detalle tengan una información espectral lo más parecida posible a la de la *MS*, se equipara el histograma de la *PAN* al de cada una de las bandas de la *MS*.

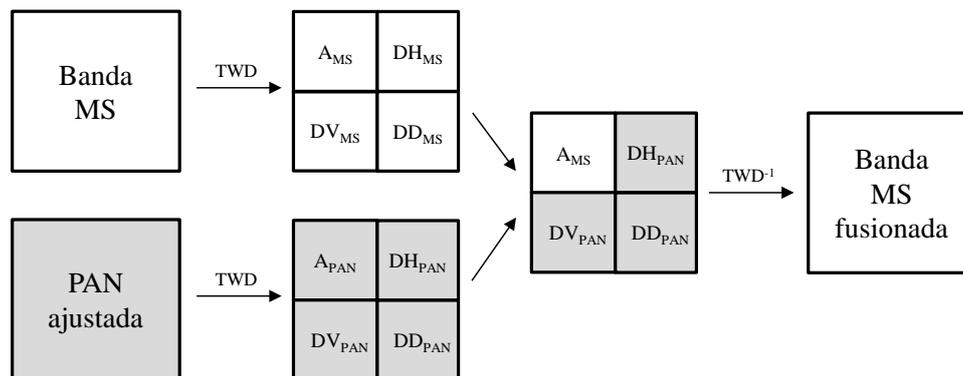


Figura 2.9. Estrategia de fusión sustitutiva usando el algoritmo de Mallat (adaptado de González-Audícana), 2007

La principal característica de este algoritmo de fusión es la buena calidad espectral de la imagen fusionada resultante. Sin embargo, la baja direccionalidad del proceso de filtrado (horizontal, vertical y diagonal) y su carácter decimado, presenta como principal problema la aparición del efecto diente de sierra que deteriora notablemente la calidad espacial de las imágenes fusionadas.

Algoritmo À trous

El algoritmo À trous (Duttilleux 1989) es otra de las posibles aproximaciones de la transformada discreta de Wavelet, en este caso un método no decimado. Por tanto, no se lleva a cabo submuestreo de las imágenes al obtener las imágenes aproximación. El algoritmo À trous

implica menor coste computacional que el de Mallat, y ofrece mejor calidad espacial en las imágenes fusionadas.

Su aplicación es similar al algoritmo de Mallat, pero, al igual que éste se asemeja a una pirámide, el *À trous* se puede representar con un paralelepípedo al no existir submuestreo y tener por tanto todas las imágenes el mismo tamaño (original, aproximación y detalle). La base del paralelepípedo es la imagen original y a medida que se asciende de nivel se hace una aproximación de la imagen original, cada vez con menos resolución espacial. Sin embargo, en vez de 3 coeficientes de detalle direccionales como Mallat, se obtiene un solo plano wavelet, que contiene el detalle espacial que se pierde al pasar de un nivel a otro, resultante de la diferencia entre 2 imágenes de niveles consecutivos.

El diagrama de bloques del algoritmo aditivo de fusión basado en la wavelet *À trous* se muestra en la Figura 2.10. Básicamente, esta metodología consiste en degradar la imagen *PAN* (cuya resolución original es r) en n planos wavelet e integrar la sumatoria de sus coeficientes wavelet a las diferentes bandas de la imagen *MS* original remuestreadas. Previamente se debe igualar el histograma de la *PAN* al de cada una de las bandas.

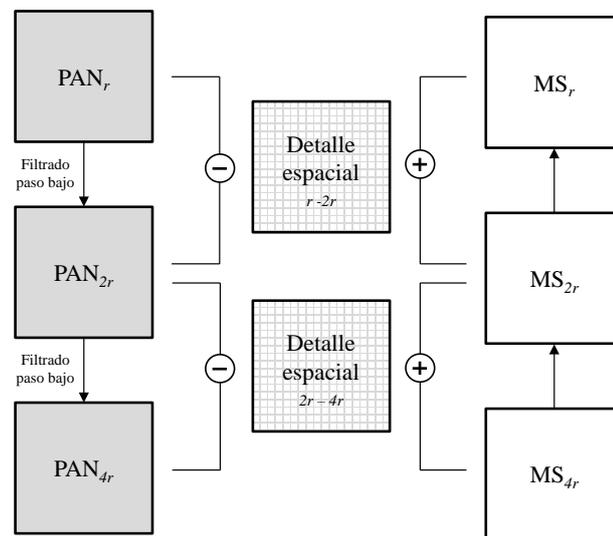


Figura 2.10. Procedimiento aditivo de fusión usando el algoritmo *À trous* (adaptado de González-Audicana, 2007).

Este algoritmo consigue una buena calidad espectral e introduce una distorsión espacial menor que Mallat, por ese motivo se considera una buena elección para muchas aplicaciones. Con posterioridad se han propuesto algunas modificaciones a este algoritmo. En concreto se va a describir a continuación el algoritmo $WAT \otimes \text{FRAC}$ propuesto por (Lillo-Saavedra, Gonzalo et al. 2011). Este algoritmo es una versión ponderada del algoritmo de fusión basado en la transformada Wavelet- *À trous*. La ponderación los coeficientes Wavelet de la imagen pancromática se lleva a cabo mediante mapas de dimensión fractal con objeto de adaptar la información de detalle que se inyecta en cada una de las bandas de la imagen multispectral a los diferentes tipos de cubiertas presentes en la escena a fusionar.

Matemáticamente el algoritmo WAT \otimes FRAC se expresa mediante la ecuación (2.4)

$$FUS^i(x, y) = MS_{j+n}^i(x, y) + \alpha^i(x, y) \cdot \sum_{j=1}^n W_{PAN}^j(x, y) \quad (2.4)$$

Los índices i y n representan las bandas espectrales y las degradaciones de la imagen multiespectral y pancromática, respectivamente. Y $\alpha^i(x, y)$ representa el parámetro de ponderación que puede variar para cada píxel y cada banda. Estos valores particulares son obtenidos a partir de la información aportada por los mapas de dimensión fractal tanto de la imagen pancromática como de cada banda de la imagen multiespectral, mediante la expresión:

$$\alpha^i(x, y) = \frac{\langle \dim_frac(MS^i(x, y)) \rangle + \langle \dim_frac(PAN(x, y)) \rangle}{2} \quad (2.5)$$

Donde $\langle \cdot \rangle$ representa indexación de los valores de las dimensiones fractales de las imágenes fuente. A partir de las ecuaciones (2.4) y (2.5), se puede deducir que este algoritmo de fusión permite integrar una mayor cantidad de información de detalle en la medida en que la dimensión fractal de la cubierta sea alta (cubierta rugosa) en al menos alguna de las imágenes fuente, sin embargo, si la cubierta presenta una dimensión fractal baja en ambas imágenes, la integración de información procedente de la imagen pancromática será baja. Aun cuando esta metodología permite determinar un valor de ponderación diferente para cada píxel, este valor depende también de los niveles de grises de su vecindario, cuyo tamaño es preciso definir, teniendo una influencia considerable en los resultados de fusión.

- **Combinación de esquemas de fusión**

Fusión À trous sobre la componente de Intensidad (À trous-IHS)

El procedimiento seguido para esta metodología de fusión se muestra en la Figura 2.11 (González-Audícana, Otazu et al. 2004). Como se aprecia, primero se realiza la transformación IHS a la imagen MS , para obtener la componente I. De otra parte, se ajusta el histograma de la imagen PAN al de la componente I. Seguidamente, se realizan la transformada wavelet À trous de la imagen PAN ajustada, y se obtienen los dos primeros planos wavelet de la misma. Finalmente, se suman los coeficientes wavelet a la componente I y se realiza la transformada inversa.

Con este método se obtienen menor distorsión espectral porque existe menor diferencia espectral entre la banda PAN y la I, que entre la PAN y el resto de bandas MS .

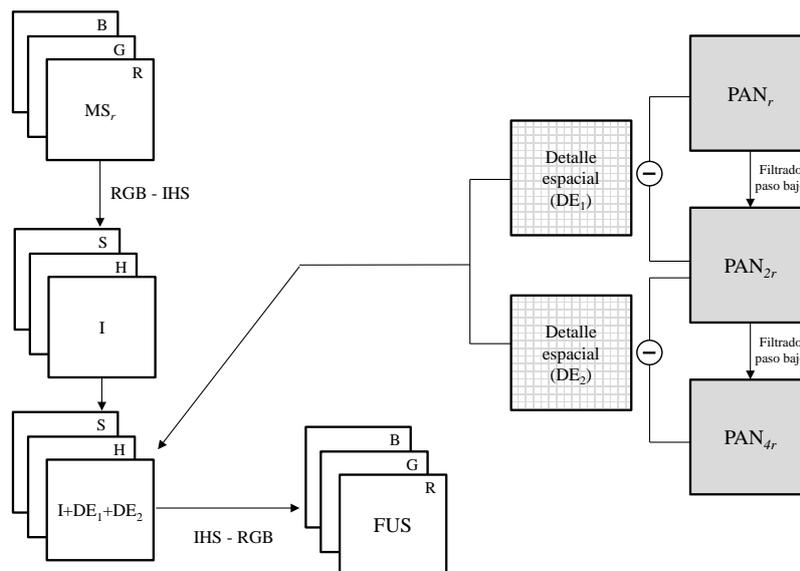


Figura 2.11. Procedimiento de fusión del esquema À trous-IHS (adaptado de González-Audícana, 2007).

Fusión À trous sobre la primera componente principal (À trous-PCA)

Al igual que la transformada IHS, el análisis PCA permite en cierta medida aislar la información espacial de la espectral. Así, en el método de fusión basado en el análisis de componentes principales, se sustituye la CP1 por la banda PAN , introduciendo con ello, tanto la información espacial como espectral de la PAN . Sin embargo, en el método À trous-PCA se le añade a la CP1 la información espacial de la PAN que le falta a la MS . El procedimiento llevado a cabo es similar al descrito en el apartado anterior, sólo que en este caso se utiliza la CP1 en vez de la componente I (Figura 2.12).

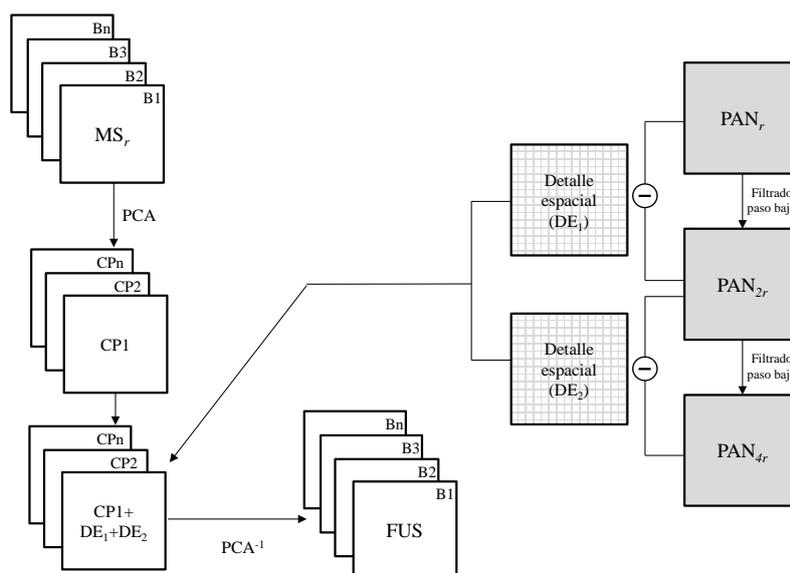


Figura 2.12. Procedimiento de fusión del esquema À trous-PCA (adaptado de González-Audícana, 2007).

A modo de ejemplo, en la Figura 2.13 se muestra el resultado de la aplicación de los diferentes algoritmos de fusión evaluados en el marco de este trabajo de tesis. Puede apreciarse la distorsión espectral introducida por ciertos algoritmos.



Figura 2.13. Ejemplo de algoritmos de fusión: (a) composición RGB original, (b) Brovey, (c) PCA, (d) IHS, (e) eIHS, (e) Mallat (TWD), (f) À trous, (g) À trous-PCA, (h) À trous-IHS e (i) À trous-DF.

2.5 Resumen

En este capítulo se han presentado, de una parte, los fundamentos de la teledetección por satélite, detallando las plataformas de observación de la Tierra desde el espacio utilizadas, así como las diferentes técnicas de procesamiento necesarias para eliminar las distorsiones causadas por el sensor, la Tierra y la atmósfera y, de otra parte, las técnicas de fusión a nivel de píxel y, en particular, los diferentes algoritmos evaluados. Los aspectos más importantes de este capítulo son:

- Para atender las necesidades de los diferentes usuarios de datos coexisten muchos sistemas de teledetección, ofreciendo un amplio rango de parámetros espaciales, espectrales y temporales.
- En esta última década la teledetección espacial de alta resolución se ha consolidado como herramienta indispensable para la monitorización en múltiples aplicaciones terrestres a escala local. De entre los múltiples sensores multiespectrales de alta resolución a bordo de satélites se han proporcionado las características espaciales y espectrales de los sensores a bordo de los satélites QuickBird, GeoEye e Ikonos, cuyas imágenes procesadas a alto nivel han sido las utilizadas en este trabajo.
- La complejidad técnica de los sistemas actuales de teledetección, el volumen de datos disponibles y los diferentes niveles de procesamiento involucrados en la obtención de parámetros geofísicos, requieren el establecimiento de una jerarquía de procesos que permitan la generación de productos operacionales (alto nivel), de utilidad tanto para usuarios finales específicos como para la comunidad científica en general.
- Hoy en día existen multitud de satélites en el espacio observando la Tierra. Sin embargo, debido a las limitaciones hardware de los sensores ópticos, las imágenes obtenidas con altas resoluciones espaciales tienden a tener peores resoluciones espectrales y viceversa. En consecuencia, habitualmente se dispone de dos tipos de imágenes: multiespectrales y pancromáticas. Es en este contexto es donde las técnicas de fusión a nivel de píxel o pan-sharpening son necesarias para extraer la máxima información y a la mejor resolución posible.
- A pesar de los esfuerzos investigadores en el campo del desarrollo de algoritmos de fusión a nivel de píxel y de la variedad de métodos existentes, todavía no existe ningún algoritmo que sea óptimo.
- En general, se puede afirmar que las técnicas basadas en operaciones aritméticas y transformadas IHS o PCA son adecuadas cuando no sea necesaria una excelente calidad espectral. En aquellos casos en los que la información espectral sea prioritaria es necesario emplear técnicas de fusión más sofisticadas, destacando la aproximación wavelet \hat{A} trous al proporcionar un adecuado compromiso entre la calidad espacial y la espectral de la imagen fusionada.

2.6 Referencias Bibliográficas

- AMOLINS, K., ZHANG, Y. and DARE, P., 2007. Wavelet based image fusion techniques — An introduction, review and comparison. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 62(4), pp. 249-263.
- AMRO, I., MATEOS, J., VEGA, M., MOLINA, R. and KATSAGGELOS, A., 2011. A survey of classical methods and new trends in pansharpening of multispectral images. *EURASIP Journal on Advances in Signal Processing*, 2011(1), pp. 1-22.
- CHAVEZ, P., SIDES, S.C. and ANDERSON, J.A., 1991. Comparison of three different methods to merge multiresolution and multispectral data- Landsat TM and SPOT panchromatic. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 57(3), pp. 295-303.
- DUTILLEUX, P., 1989. An implementation of the “algorithme à trous” to compute the wavelet transform. *Wavelets*. Springer, pp. 298-304.
- EHLERS, M., KLONUS, S., JOHAN ÅSTRAND, P. and ROSSO, P., 2010. Multi-sensor image fusion for pansharpening in remote sensing. *International Journal of Image and Data Fusion*, 1(1), pp. 25-45.
- EUGENIO, F., MARCELLO, J. and MARTIN, J., 2015. High-Resolution Maps of Bathymetry and Benthic Habitats in Shallow-Water Environments Using Multispectral Remote Sensing Imagery. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, 53(7), pp. 3539-3549.
- GONZÁLEZ-AUDÍCANA, M., GARCÍA, R. and SECO, A., 2002. Fusión de imágenes multispectrales y pancromáticas: nuevas alternativas metodológicas basadas en las transformaciones wavelet discretas empleando el algoritmo de Mallat. *Revista de Teledetección*, 18, pp. 63-73.
- GONZÁLEZ-AUDÍCANA, M., OTAZU, X., FORS, O., SECO, A. and GARCÍA, R., 2004. Bondad de los algoritmos de descomposición Wavelet de Mallat y ‘à trous’ para la fusión de imágenes QuickBird. *Revista de Teledetección*, 21, pp. 79-84.
- GONZÁLEZ-AUDÍCANA, M., 2007. Métodos clásicos de fusión de Imágenes de satélite, *I Jornadas de Fusión. Asociación Española de Teledetección*. 2007.
- HALLADA, W.A. and COX, S., 1983. Image sharpening for mixed spatial and spectral resolution satellite systems, *International Symposium on Remote Sensing of Environment, 17 th, Ann Arbor, MI* 1983, pp. 1023-1032.
- HEDLEY, J., HARBORNE, A. and MUMBY, P., 2005. Technical note: Simple and robust removal of sun glint for mapping shallow-water benthos. *International Journal of Remote Sensing*, 26(10), pp. 2107-2112.
- HONG, G. and ZHANG, Y., 2008. Comparison and improvement of wavelet-based image fusion. *International Journal of Remote Sensing*, 29(3), pp. 673-691.
- JENSEN, J.R. and LULLA, K., 1987. Introductory digital image processing: a remote sensing perspective.

- KPALMA, K., EL-MEZOUAR, M.C. and TALEB, N., 2013. Recent Trends in Satellite Image Pansharpening techniques, *1st International Conference on Electrical, Electronic and Computing Engineering* 2013.
- LI, X., HE, M. and ZHANG, L., 2013. Hyperspherical color transform based pansharpening method for WorldView-2 satellite images, *Industrial Electronics and Applications (ICIEA), 2013 8th IEEE Conference on* 2013, IEEE, pp. 520-523.
- LI, X., LIXIN, L. and MINGYI, H., 2012. A Novel Pansharpening Algorithm for WorldView-2 Satellite Images, *International Conference on Industrial and Intelligent Information (ICI3 2012)* 2012, pp. 17-18.
- LILLESAND, T., KIEFER, R.W. and CHIPMAN, J., 2014. *Remote sensing and image interpretation*. John Wiley & Sons.
- LILLO-SAAVEDRA, M., GONZALO, C., ARQUERO, A. and MARTINEZ, E., 2005. Fusion of multispectral and panchromatic satellite sensor imagery based on tailored filtering in the Fourier domain. *International Journal of Remote Sensing*, 26(6), pp. 1263-1268.
- LILLO-SAAVEDRA, M. and GONZALO, C., 2007. Multispectral images fusion by a joint multidirectional and multiresolution representation. *International Journal of Remote Sensing*, 28(18), pp. 4065-4079.
- LILLO-SAAVEDRA, M. and GONZALO, C., 2006. Spectral or spatial quality for fused satellite imagery? A trade-off solution using the wavelet à trous algorithm. *International Journal of Remote Sensing*, 27(7), pp. 1453-1464.
- LILLO-SAAVEDRA, M., GONZALO, C. and LAGOS, O., 2011. Toward reduction of artifacts in fused images. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 13(3), pp. 368-375.
- MAKARAU, A., PALUBINSKAS, G. and REINARTZ, P., 2012. Analysis and selection of pansharpening assessment measures. *Journal of Applied Remote Sensing*, 6(1), pp. 063548-1-063548-20.
- MALLAT, S.G., 1989. A theory for multiresolution signal decomposition: the wavelet representation. *Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on*, 11(7), pp. 674-693.
- MARCELLO, J., MEDINA, A. and EUGENIO, F., 2013. Evaluation of Spatial and Spectral Effectiveness of Pixel-Level Fusion Techniques. *Geoscience and Remote Sensing Letters, IEEE*, 10(3), pp. 432-436.
- MARCELLO-RUIZ, J., RODRÍGUEZ-ESPARRAGÓN, D. and EUGENIO-GONZÁLEZ, F., 2011. Identificación y análisis de técnicas de fusión en imágenes de satélites de muy alta resolución, 2011, pp. 525-528.
- NENCINI, F., GARZELLI, A., BARONTI, S. and ALPARONE, L., 2007. Remote sensing image fusion using the curvelet transform. *Information Fusion*, 8(2), pp. 143-156.
- PADWICK, C., DESKEVICH, M., PACIFICI, F. and SMALLWOOD, S., 2010. WorldView-2 pansharpening, *Proceedings of the ASPRS 2010 Annual Conference, San Diego, CA, USA* 2010.
- RICHARDS, J.A. and RICHARDS, J., 1999. *Remote sensing digital image analysis*. Springer.

- SCHOWENGERDT, R.A., 2006. *Remote sensing: models and methods for image processing*. Academic press.
- SHETTIGARA, V., 1992. A generalized component substitution technique for spatial enhancement of multispectral images using a higher resolution data set. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 58(5), pp. 561-567.
- STATHAKI, T., 2008. *Image fusion : algorithms and applications*. London [etc.] : (xxk): Academic Press,.
- TU, T., HUANG, P.S., HUNG, C. and CHANG, C., 2004. A fast intensity-hue-saturation fusion technique with spectral adjustment for IKONOS imagery. *Geoscience and Remote Sensing Letters, IEEE*, 1(4), pp. 309-312.
- VIVONE, G., ALPARONE, L., CHANUSSOT, J., DALLA MURA, M., GARZELLI, A., LICCIARDI, G.A., RESTAINO, R. and WALD, L., 2015. A critical comparison among pansharpening algorithms. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, 53(5), pp. 2565-2586.
- XIAO-BO, Q., JING-WEN, Y., HONG-ZHI, X. and ZI-QIAN, Z., 2008. Image fusion algorithm based on spatial frequency-motivated pulse coupled neural networks in nonsubsampling contourlet transform domain. *Acta Automatica Sinica*, 34(12), pp. 1508-1514.
- ZHANG, Q. and GUO, B., 2009. Multifocus image fusion using the nonsubsampling contourlet transform. *Signal Processing*, 89(7), pp. 1334-1346.
- ZHANG, Y., 2008. Methods for image fusion quality assessment-a review, comparison and analysis. *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 37, pp. 1101-1109.
- ZHANG, J., 2010. Multi-source remote sensing data fusion: status and trends. *International Journal of Image & Data Fusion*, 1(1), pp. 5-24.

CAPÍTULO 3

Medidas de la calidad de imágenes fusionadas

3.1 Introducción

Este capítulo se organiza en dos bloques. En primer lugar, se revisa el estado del arte de las medidas de calidad de imágenes fusionadas. En segundo lugar, se exponen las propuestas de medidas que han resultado de la investigación efectuada durante el desarrollo de esta tesis doctoral.

El estado del arte (apartado 3.2) constituye el marco teórico necesario para centrar este trabajo. En él se repasan las técnicas de evaluación de calidad específicas para el problema de pan-sharpening, así como los procedimientos para aplicarlas. Esta revisión se perfila desde dos perspectivas coordinadas: la evolución histórica de las aproximaciones a la resolución del problema de la calidad y el impacto de estas soluciones en función de sus citaciones en publicaciones de referencia y del empleo de los enfoques que se extraen de ellas. En otras palabras, la pertinente revisión bibliográfica está guiada a la vez por un hilo temporal y de calidad de las publicaciones.

El apartado 3.3 recoge la definición de los nuevos enfoques para este problema que se han planteado y validado durante la fase de investigación de esta tesis doctoral. A pesar de que desde el inicio de este trabajo se plantearon unos objetivos claros, su desarrollo empujó a una aproximación hacia soluciones desde distintas perspectivas tal y como se intentará expresar en este epígrafe.

Lamentablemente, no existe una notación estándar que se emplee en las publicaciones de referencia de este campo del proceso de imágenes. En consecuencia, se considera pertinente empezar este capítulo por una aclaración al respecto.

- **Notación**

Denominaremos imagen de intensidad, x , de dimensiones $M \times N$, a un conjunto de píxeles asociados a una variable bidimensional $x(m, n)$, representando x_i un píxel particular (cuando sea necesario $x(i)$).

Dadas dos imágenes de intensidad $\{x, y\}$ de la misma resolución espacial $M \times N$, definimos sus valores de intensidad media representados por $\{\bar{x}, \bar{y}\}$ como:

$$\begin{aligned}\bar{x} &= \frac{1}{NP} \sum_{i=1}^{NP} x_i, \\ \bar{y} &= \frac{1}{NP} \sum_{i=1}^{NP} y_i\end{aligned}\tag{3.1), (3.2)}$$

donde $NP = M \cdot N$ representa el número total de píxeles de ambas imágenes.

La varianza de una imagen es la variación del valor de intensidad de los píxeles con respecto a su valor medio. Las expresiones de las desviaciones típicas de las imágenes $\{x, y\}$, notadas por $\{\sigma_x, \sigma_y\}$ que corresponden con las raíces cuadradas de las varianzas, son:

$$\begin{aligned}\sigma_x &= \sqrt{\frac{1}{NP-1} \sum_{i=1}^{NP} (x_i - \bar{x})^2}, \\ \sigma_y &= \sqrt{\frac{1}{NP-1} \sum_{i=1}^{NP} (y_i - \bar{y})^2}\end{aligned}\tag{3.3), (3.4)}$$

Se define la covarianza σ_{xy} entre las imágenes $\{x, y\}$ como:

$$\sigma_{xy} = \frac{1}{NP-1} \sum_{i=1}^{NP} (x_i - \bar{x}) \cdot (y_i - \bar{y})\tag{3.5)}$$

La variable de dos dimensiones $PAN(m, n)$, que corresponde a una imagen pancromática se representa abreviadamente como PAN (cuando sea necesario $PAN(i)$)

Del mismo modo las variables tridimensionales $MS(m, n, k)$ y $FUS(m, n, k)$, que corresponden a la imagen multiespectral, remuestreada a la resolución espacial de la pancromática, y a la imagen fusionada aparecerán como MS_k y FUS_k respectivamente (cuando sea necesario $MS_k(i)$, $FUS_k(i)$), donde k representa las bandas espectrales de cada imagen.

Algunos autores enfocan el problema central de las medidas de la calidad al de encontrar una distancia entre las características espectrales y espaciales de la imagen FUS con las de las

imágenes de referencias *MS* y *PAN* (Thomas, Wald 2006). Este cálculo usualmente se obtiene como una distancia de Minkowski (Ec. (3.6)), correlación (Ec. (3.7), (3.8)) u otra combinación de estadísticos o, un cálculo de producto escalar (Ec. (3.9)).

La distancia de Minkowski, $E_p(x, y)$ de orden p entre dos imágenes $\{x, y\}$ queda definida por la expresión (3.6). Obsérvese que $p = 1$ representa la diferencia en valor absoluto de ambas imágenes, y $p = 2$ la distancia euclídea.

$$E_p(x, y) = \sum_{i=1}^{NP} (|x_i - y_i|^p)^{\frac{1}{p}} \quad (3.6)$$

Las ecuaciones (3.7), (3.8) permiten calcular el coeficiente de correlación de Pearson, $CC(x, y)$, entre dos imágenes $\{x, y\}$.

$$CC(x, y) = \frac{\sigma_{xy}}{\sigma_x \cdot \sigma_y},$$

$$CC(x, y) = \frac{\frac{1}{NP-1} \sum_{i=1}^{NP} (x_i - \bar{x}) \cdot (y_i - \bar{y})}{\sqrt{\frac{1}{NP-1} \sum_{i=1}^{NP} (x_i - \bar{x})^2} \cdot \sqrt{\frac{1}{NP-1} \sum_{i=1}^{NP} (y_i - \bar{y})^2}} \quad (3.7), (3.8)$$

Por último, suponiendo que $x(m, n, k)$ y $y(m, n, k)$ son dos imágenes de dimensiones $M \times N$ y con un número de bandas NB , podemos definir un producto escalar $x(i) \cdot y(i)$ entre cada píxel de las imágenes según:

$$x(i) \cdot y(i) = \frac{\sum_{k=1}^{NB} x(i)_k \cdot y(i)_k}{\sqrt{\sum_{k=1}^{NB} x(i)_k^2} \cdot \sqrt{\sum_{k=1}^{NB} y(i)_k^2}} \quad (3.9)$$

Se podrá comprobar que muchas de las medidas utilizadas habitualmente responden a alguno de estos esquemas o a alguna otra combinación de estadísticos de la imagen. Obsérvese que las ecuaciones (3.6), (3.7), (3.8) proporcionan como resultado un único valor numérico, mientras que la ecuación (3.9) un valor por cada píxel de la imagen. Aplicando esta idea a la interpretación de la calidad, en el primer caso quedaría representada por un número, y, en el segundo, por una nueva imagen o mapa de calidad.

3.2 Revisión del estado del arte

Tal y como ya se ha comentado, la medida de la calidad de las imágenes fusionadas no es un problema trivial debido a la inexistencia de imágenes de referencia multiespectrales a la mayor resolución espacial buscada. También, porque el contenido de la información espacial de la imagen *PAN* no se encuentra separado por bandas espectrales.

Durante los últimos años se han propuesto distintos protocolos, índices o medidas (Thomas 2005) que intentan evaluar la calidad de las imágenes fusionadas. En estas propuestas, las distorsiones espaciales (distorsiones geométricas) y espectrales (distorsiones de color y radiométricas) se evalúan usando tanto índices intrabandas como entrebandas.

En esta revisión del estado del arte se distingue entre protocolos y medidas de calidad. Se entiende por protocolo al procedimiento que se ejecuta para evaluar la calidad, que puede ser independiente o no de las medidas que se emplean para ello.

3.2.1 Protocolos de medida

Como se ha mencionado, la necesidad de evaluar tanto la calidad espectral como espacial, así como la ausencia de imágenes de referencia a la escala de la imagen *PAN* y con información de frecuencias espaciales separadas por bandas, ha exigido el desarrollo particular de protocolos de medidas específicos así como métricas de calidad aplicadas a esta área de trabajo.

- **Protocolo de Wald.**

Los primeros trabajos de referencia se deben a Wald et al. quienes propusieron las tres propiedades siguientes para evaluar las prestaciones de los algoritmos de fusión (Wald, Ranchin et al. 1997):

- Cualquier imagen sintética (fusionada), una vez degradada a su resolución original, debería ser lo más parecida posible a la imagen original.
- Cualquier imagen sintética debería ser tan idéntica como sea posible a la imagen que el sensor observaría con la máxima resolución (a la resolución de la *PAN*).
- El conjunto multiespectral de imágenes sintéticas (imagen multiespectral) debería ser tan idéntico como sea posible al conjunto multiespectral de imágenes que el sensor correspondiente observaría con la máxima resolución.

La primera propiedad se suele denominar de consistencia y las dos siguientes de síntesis. La verificación de la segunda y tercera propiedad no es trivial, como consecuencia de que no existen imágenes multiespectrales de referencia con la resolución espacial buscada.

Con la intención de resolver los problemas anteriormente planteados, unido a la ausencia de imágenes multiespectrales de referencia, estos autores propusieron un protocolo (conocido como protocolo Wald), para evaluar la calidad de datos de los resultados de fusión

(Wald, Ranchin et al. 1997). Este protocolo se basa en los tres pasos representados en el esquema en la Figura 3.1:

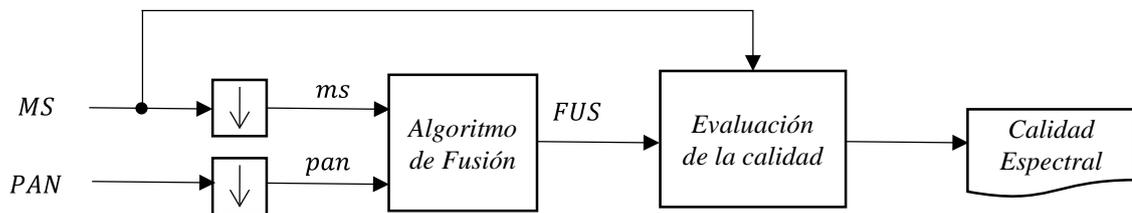


Figura 3.1. Protocolo de Wald.

- Diezmara tanto la imagen *PAN* como la *MS* por el mismo factor.
- Fusionar la imagen *MS* en esta escala.
- Comparar la imagen fusionada con la imagen *MS* original.

En el artículo original de Wald et al. se detalla la medida conocida como *ERGAS* (apartado 3.2.2) como el método a aplicar para la evaluación de la calidad.

Una observación directa de la propuesta anterior es la asunción de que el funcionamiento de los algoritmos de fusión es invariante al escalado espacial de la imagen. Al contrario, podemos pensar que una reducción de la escala espacial puede eliminar detalles de la escena imposibles, por tanto, de reconstruir en la imagen fusionada.

Por otro lado, el protocolo se dirige a la evaluación de la calidad espectral, despreciando la importancia de la componente espacial.

En conclusión, se puede decir que este protocolo es válido para evaluar el buen funcionamiento de los algoritmos de fusión, pero no la calidad de las imágenes fusionadas.

• Protocolo de Zhou

Como una alternativa al protocolo de Wald, Zhou et al. proponen un protocolo de medida de calidad de la fusión a la escala de la imagen fusionada sin ninguna degradación (Zhou, Civco et al. 1998). Este protocolo se basa en los siguientes criterios observables a su vez en el esquema de la Figura 3.2:

- Tanto la calidad espectral como la espacial se evalúan usando métricas distintas a partir de los datos disponibles: en primer lugar desde las bandas *MS* de baja resolución y, en segundo lugar, desde la imagen *PAN* de alta resolución.
- La evaluación de la calidad espectral se realiza para cada banda calculando una diferencia absoluta acumulativa entre las imágenes fusionadas y las imágenes *MS* de partida.

- La evaluación de la calidad espacial se obtiene por el coeficiente de correlación (CC) calculado entre el detalle espacial de la imagen PAN y cada una de las bandas MS fusionadas.

El detalle espacial, según estos autores, se extrae usando un filtro Laplaciano, dando lugar al conocido como índice espacial de Zhou (apartado 3.2.2).

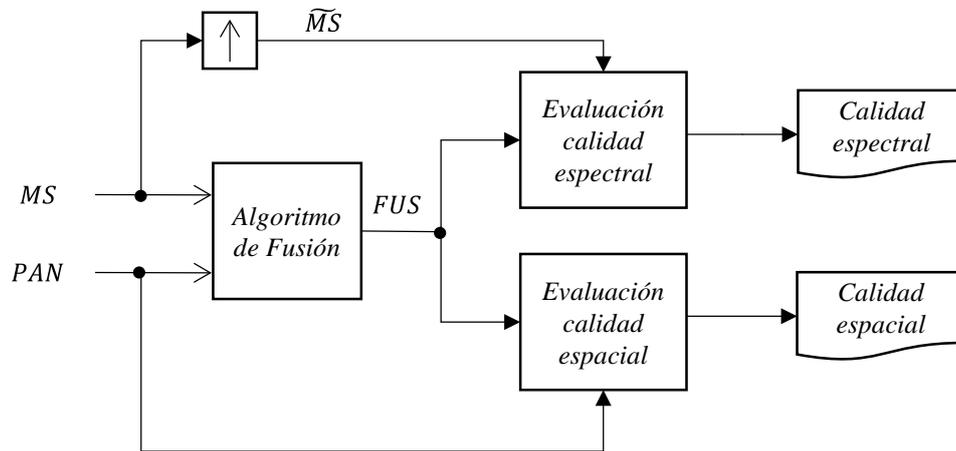


Figura 3.2. Protocolo de Zhou.

• Protocolo QNR

Más recientemente, Alparone et al. propusieron en (Alparone 2008) el índice QNR (Quality with No Reference). Es un índice que trata de medir, a la vez, la calidad espectral y espacial sin aplicar diezmado y pretendía superar las dificultades que encontraron al uso del protocolo de Zhou. En primer lugar, las dos medidas de calidad (espectral y espacial) siguen tendencias opuestas. En segundo lugar, en la escala diezmada, los resultados que se obtienen puede que no coincida con los índices de calidad objetivos.

El QNR computa tanto la distorsión espacial como la espectral a partir del índice Q de Wang and Bovik (Zhou Wang, Bovik 2002). Tal y como se describirá posteriormente, este índice combina el coeficiente de correlación con la distorsión de luminancia y contraste. Las Ec. (3.10), (3.11) y (3.12) describen la formulación del índice QNR .

La Figura 3.3 muestra la secuencia del protocolo de medida de calidad de imagen tras esta propuesta.

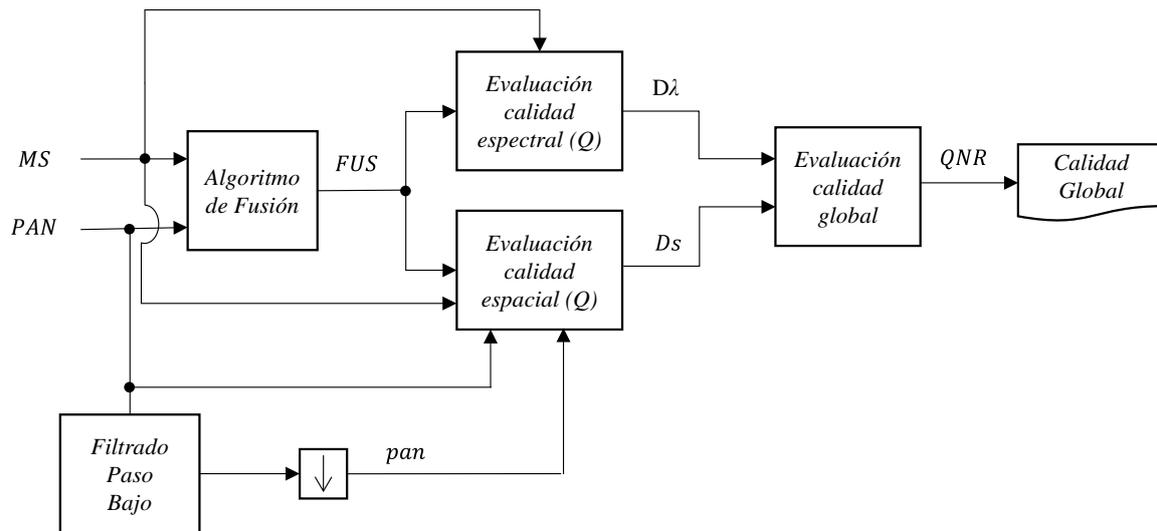


Figura 3.3. Protocolo QNR.

$$QNR = (1 - D_\lambda)^\alpha (1 - D_s)^\beta \quad (3.10)$$

$$D_\lambda = \sqrt[p]{\frac{1}{NB(NB-1)} \sum_{l=1}^{NB} \sum_{r=1}^L |Q(\hat{G}_l, \hat{G}_r) - Q(\tilde{G}_l, \tilde{G}_r)|^p} \quad (3.11)$$

$$D_s = \sqrt[q]{\frac{1}{NB} \sum_{l=1}^{NB} |Q(\hat{G}_l, P) - Q(\tilde{G}_l, \tilde{P})|^p} \quad (3.12)$$

En la Ec. (3.10) α, β son dos exponentes que determinan la contribución de la distorsión espectral, D_λ , y espacial, D_s , a la calidad total. NB , es el número de bandas de la imagen multispectral; y p determina el tipo de distancia que se calcula.

La distorsión espectral, según la Ec. (3.11), se calcula a través de la diferencia de los valores de los índices Q (Ec. (3.37) y (3.38)) calculados entre las bandas fusionadas, primero, $\{\hat{G}_l\}_{l=1}^L$ y, en segundo lugar, entre las bandas de la multispectral de baja resolución $\{\tilde{G}_l\}_{l=1}^L$. P en la Ec. (3.12) representa la imagen PAN y \tilde{P} es una versión degradada de la imagen PAN obtenida tras un filtrado paso bajo con frecuencia normalizada de corte igual a la relación entre las resoluciones de las imágenes MS y PAN , seguido de un diezmo.

• Protocolo de Khan

Khan et al. en (Khan, Alparone et al. 2009) introducen una metodología para la evaluación de la calidad de imágenes fusionadas considerando la respuesta del filtro digital equivalente al del sensor de captura de datos (MTF). Se inspiran en el QNR , que no requiere una imagen MS de referencia de alta resolución (reescalada) y proporciona dos índices separados para la calidad espectral y espacial respectivamente. La calidad espectral es medida de forma análoga a la sugerida por Wald en su primera propiedad (consistencia), mientras que se usa una versión modificada del índice espacial de Zhou.

El proceso que se sugiere para medir la calidad espectral incluye, por tanto, aplicar el filtro MTF adecuado a cada banda de la imagen *FUS* y posteriormente diezmarlas. Con ello se calcula el índice Q_4 entre las bandas *MS* originales y las obtenidas tras el primer proceso. El índice de calidad espectral que cuantifica la distorsión espectral se obtiene como:

$$D_{espectral} = 1 - Q_4 \quad (3.13)$$

En cuanto a la calidad espacial se obtiene a partir de las diferencias entre dos índices Q . El primero calculado entre los detalles de cada banda *MS* y *FUS* y los detalles de la imagen *PAN*. El segundo aplicando el mismo procedimiento partiendo de una imagen *PAN* diezmada a la resolución de la multiespectral original. Las Ec. (3.14), (3.15) y (3.16) describen el proceso.

$$Q_1 = Q(FUS_k - (FUS_k)_{MTF}, PAN - PAN_{LPF}) \quad (3.14)$$

$$Q_2 = Q(MS_k - (MS_k)_{MTF}, pan - pan_{LPF}) \quad (3.15)$$

$$D_{espacial} = Q_2 - Q_1 \quad (3.16)$$

donde $(FUS_k)_{MTF}$ y $(MS_k)_{MTF}$ indican la banda k de la imagen *FUS* y *MS* respectivamente tras ser filtradas, PAN_{LPF} la imagen *PAN* filtrada paso bajo y *pan* una versión de la imagen *PAN* diezmada a la resolución de la imagen *MS*.

- **Joint Quality Measure**

Recientemente, Palubinskas ha publicado un protocolo para una medida única de calidad denominada Joint Quality Measure (*JQM*) (Palubinskas 2015). Básicamente lo que pretende es desarrollar un estrategia de medida similar al protocolo *QNR*, pero apoyándose en su estudio previo sobre las medidas de similitud del propio autor (Palubinskas 2014). En él, aparece detallada la medida de calidad compuesta (*CMSC*) que consiste en una combinación de medias, desviaciones estándares y coeficientes de correlación cuya formulación aparece en las ecuaciones (3.17), (3.18) y (3.19).

$$CMSC(x, y) = (1 - d_1) \cdot (1 - d_2) \cdot CC(x, y) \quad (3.17)$$

$$d_1 = \frac{(\bar{x} - \bar{y})^2}{R^2} \quad (3.18)$$

$$d_2 = \frac{(\sigma_x - \sigma_y)^2}{(R/2)^2} \quad (3.19)$$

donde \bar{x} , \bar{y} y σ_x , σ_y son las medias y las desviaciones estándares para dos imágenes; $CC(x, y)$ es el coeficiente de correlación de Pearson y $R = 2^8 - 1 = 255$ para datos de 8 bits.

A partir del *CMSC*, se crean un índice espectral a baja resolución (*QLR*) y otro espacial de alta resolución (*QHR*) según las siguientes ecuaciones:

$$QLR = \sum_{k=1}^{NB} \omega_k \cdot CMSC(ms_k, msf_{k,lpf}) \quad (3.20)$$

donde ω_k es un coeficiente de peso para la respuesta espectral de la banda k , que se calcula a partir de la funciones de respuesta espectral del proveedor de datos, $msf_{k,lpf}$ es una versión filtrada paso bajo y diezmada de la imagen MS .

$$QHR = CMSC(pan, I_{msf}) \quad (3.21)$$

donde, I_{msf} es una imagen PAN simulada a partir de la suma promediada de las bandas MS .

$$I_{msf} = \sum_{k=1}^{NB} \omega_k \cdot msf_k \quad (3.22)$$

La calidad de la imagen fusionada se calcula con una combinación lineal de los elementos descritos.

$$JQM = v_1 \cdot QLR + v_2 \cdot QHR, v_1 + v_2 = 1 \quad (3.23)$$

donde v_1, v_2 son coeficientes que permiten ponderar el peso de la calidad espectral o espacial en el resultado global.

La aplicación de estos protocolos de medida va ligada al desarrollo de medidas de calidad que se pueden agrupar de forma general en métricas espectrales, espaciales o globales, según evalúen la distancia espectral entre la imagen MS y la FUS , la distancia espacial (altas frecuencias) entre la imagen PAN y la FUS o la distancia global entre la imagen MS y FUS . Un análisis de la literatura científica permite enumerar los más citados y empleados que se describen a continuación.

3.2.2 Índices de calidad espectral

- **Correlación espectral**

La calidad espectral de las imágenes fusionadas puede evaluarse a partir del índice de correlación espectral, que particulariza el índice de correlación lineal de Pearson (Ec. (3.7)) para las imágenes fusionada y multispectral. (Veeraraghavan Vijayaraj, O'Hara et al. 2004). Su expresión para cada una de las bandas espectrales de las imágenes es la siguiente:

$$CC_k(FUS_k, MS_k) = \frac{\sum_{i=1}^{NP} (FUS_k(i) - \overline{FUS_k}) \cdot (MS_k(i) - \overline{MS_k})}{\sqrt{\sum_{i=1}^{NP} (FUS_k(i) - \overline{FUS_k})^2} \cdot \sqrt{\sum_{i=1}^{NP} (MS_k(i) - \overline{MS_k})^2}} \quad (3.24)$$

donde NP es el número de píxeles de la imagen $FUS_k(i)$, intensidad del píxel i de la banda k -ésima de la imagen fusionada, $\overline{FUS_k}$ intensidad media de la banda k -ésima de la imagen

fusionada, $MS_k(i)$ intensidad del píxel i de la banda k -ésima de la imagen multispectral, \overline{MS}_k intensidad media de la banda k -ésima de la imagen multispectral.

Por tanto, el índice de correlación espectral total será la media de su valor para cada una de las bandas espectrales:

$$CC = \frac{1}{NB} \sum_{k=1}^{NB} CC_K(MS_k, FUS_k) \quad (3.25)$$

Que, teniendo en cuenta la Ec. (3.24), equivale a

$$CC = \frac{1}{NB} \sum_{k=1}^{NB} \frac{\sum_{i=1}^{NP} (FUS_k(i) - \overline{FUS}_k) \cdot (MS_k(i) - \overline{MS}_k)}{\sqrt{\sum_{i=1}^{NP} (FUS_k(i) - \overline{FUS}_k)^2} \cdot \sqrt{\sum_{i=1}^{NP} (MS_k(i) - \overline{MS}_k)^2}} \quad (3.26)$$

El valor del índice de correlación espectral está comprendido entre $[-1, 1]$. De este modo, si $CC = 1$ las imágenes comparadas son iguales, es decir, que existe una correlación positiva perfecta. Si $0 < CC < 1$ existe correlación positiva entre las imágenes comparadas, es decir, la intensidad de ambas imágenes aumenta o disminuye simultáneamente. Si $CC = 0$ no existe correlación entre las imágenes. Si $-1 < CC < 0$ la correlación entre las imágenes es negativa, es decir, mientras la intensidad de una aumenta, la de la otra disminuye. Por último, si $CC = -1$ la correlación negativa es perfecta entre las 2 imágenes comparadas, es decir, que una es el negativo de la otra.

- **Spectral Angel Mapper (SAM)**

El índice *SAM* (Kruse 1993) es una medida de calidad espectral definida, para cada píxel, por la siguiente expresión (que se puede obtener partiendo de la Ec. (3.9)):

$$\alpha = \cos^{-1} \left(\frac{\sum_{k=1}^{NB} \overrightarrow{FUS}_k \cdot \overrightarrow{MS}_k}{\sqrt{\sum_{k=1}^{NB} \overrightarrow{FUS}_k^2} \cdot \sqrt{\sum_{k=1}^{NB} \overrightarrow{MS}_k^2}} \right) \quad (3.27)$$

\overrightarrow{FUS} y \overrightarrow{MS} son 2 vectores formados por los valores de las bandas espectrales de la imagen fusionada y multispectral, respectivamente, en cada uno de los píxeles de las imágenes. De modo que, para imágenes de 4 bandas espectrales (R, G, B, NIR), por ejemplo, para cada píxel de la imagen multispectral se formará un vector \overrightarrow{FUS} con 4 componentes, cada uno de ellos correspondiente al valor de intensidad en ese píxel de las bandas R, G, B y NIR fusionadas. Lo mismo ocurrirá con el vector \overrightarrow{MS} en la imagen original.

Este índice calcula, por tanto, el ángulo entre las bandas multispectrales de la imagen de prueba y la imagen de referencia, tratándolos como vectores NB -dimensionales, siendo NB el número de bandas de las imágenes.

El índice *SAM* se calcula para cada uno de los píxeles de la imagen fusionada, obteniéndose finalmente una matriz de valores *SAM*, donde cada elemento indica el ángulo correspondiente a esa posición espacial, medido entre las imágenes referencia y test. Siendo la imagen de referencia la multiespectral (interpolada a la resolución de la fusionada), y la imagen bajo prueba la fusionada.

Valores de ángulo pequeños indican alta similitud entre las imágenes comparadas, mientras que valores altos del índice *SAM* implican poca similitud entre ellas. Por tanto, su valor ideal es 0.

- **ERGAS espectral**

El *ERGAS* espectral (de sus iniciales en francés *Erreur Relative Globale Adimensionnelle de Synthèse*) (Wald 2002) es una medida de calidad espectral, por lo que las imágenes utilizadas para su cálculo son la fusionada y la multiespectral.

La expresión del *ERGAS* espectral es la siguiente

$$ERGAS_{espectral} = 100 \cdot \frac{h}{l} \cdot \sqrt{\frac{1}{NB} \sum_{k=1}^{NB} \frac{(RMSE_k(MS_k, FUS_k))^2}{(\overline{MS}_k)^2}} \quad (3.28)$$

En la Ec. (3.28) h es la resolución espacial de la imagen pancromática, l la resolución espacial de la imagen multiespectral, NB el número de bandas de la imagen fusionada, \overline{MS}_k la intensidad media de la banda k -ésima de la imagen multiespectral, $RMSE_k$ el error cuadrático medio entre las bandas k -ésimas de la imagen fusionada y multiespectral. El *RMSE* (de sus siglas en inglés *Root Mean Square Error*) espectral para cada banda (que se puede derivar desde la Ec. (3.6)) se calcula de la siguiente manera:

$$RMSE_k(MS_k, FUS_k) = \frac{1}{NP} \cdot \sqrt{\sum_{i=1}^{NP} (MS_k(i) - FUS_k(i))^2} \quad (3.29)$$

El valor ideal del índice *ERGAS* es 0, de modo que cuanto menor es su valor, mayor es la calidad espectral de la imagen fusionada, considerándose que la calidad es buena siempre que el *ERGAS* sea menor a 3.

Uno de los principales cuestionamientos a esta medida deriva de los trabajos de Wang et al. En (Zhou Wang, Bovik 2009) estudian el comportamiento del *RMSE* en imágenes con distintas distorsiones introducidas artificialmente. En su estudio demuestran que el *RMSE* puede producir medidas erróneas en el sentido de que pueden no coincidir con una evaluación subjetiva y proponen usar otras medidas de fidelidad alternativas.

3.2.3 Índices de calidad espacial

- Índice Zhou

El índice Zhou (Zhou, Civco et al. 1998) es una medida de correlación espacial que pretende estimar cuánta información de la imagen pancromática contiene la imagen fusionada. Para ello, se calcula la correlación entre ambas imágenes tras aplicarles previamente un filtro paso alto. Se aprovecha así el hecho de que la imagen pancromática concentra su información espacial en las altas frecuencias, que corresponden a los bordes de objetos, es decir, a cambios bruscos de intensidad. Para ello se calcula la convolución entre la imagen FUS , por un lado y PAN , por otro, y un filtro laplaciano definido por la siguiente máscara:

$$h(x, y) = \begin{pmatrix} -1 & -1 & -1 \\ -1 & 8 & -1 \\ -1 & -1 & -1 \end{pmatrix} \quad (3.30)$$

El cálculo del índice Zhou se realiza para cada una de las bandas de la imagen fusionada y luego se obtiene la media, Ec. (3.31)

$$ZI = \frac{1}{NB} \cdot \sum_{k=1}^{NB} CC(PAN_{HP}, FUS_{kHP}) \quad (3.31)$$

donde NB es el número de bandas de la imagen fusionada, PAN_{HP} es la imagen pancromática filtrada paso alto y FUS_{kHP} la banda k-ésima de la imagen fusionada filtrada paso alto.

Combinando Ec.(3.31) con Ec. (3.7), (3.8), la expresión del índice Zhou para cada banda espectral resulta:

$$ZI_k(FUS_k, PAN) = \frac{\sum_{i=1}^{NP} (FUS_{kHP}(i) - \overline{FUS}_{kHP}) \cdot (PAN_{HP}(i) - \overline{PAN}_{HP})}{\sqrt{\sum_{i=1}^{NP} (FUS_{kHP}(i) - \overline{FUS}_{kHP})^2} \cdot \sqrt{\sum_{i=1}^{NP} (PAN_{HP}(i) - \overline{PAN}_{HP})^2}} \quad (3.32)$$

donde NP es el número de píxeles, $FUS_{kHP}(i)$ la intensidad del píxel i de la banda k-ésima de la imagen fusionada y filtrada paso alto, \overline{FUS}_{kHP} la intensidad media de la banda k-ésima de la imagen fusionada y filtrada paso alto, $PAN_{HP}(i)$ la intensidad del píxel i de la imagen pancromática filtrada paso alto y \overline{PAN}_{HP} la intensidad media de la imagen pancromática filtrada paso alto.

Por tanto, se puede escribir una expresión general del índice Zhou como sigue en Ec. (3.33):

$$ZI = \frac{1}{NB} \cdot \sum_{k=1}^{NB} \frac{\sum_{i=1}^{NP} (FUS_{kHP}(i) - \overline{FUS}_{kHP}) \cdot (PAN_{HP}(i) - \overline{PAN}_{HP})}{\sqrt{\sum_{i=1}^{NP} (FUS_{kHP}(i) - \overline{FUS}_{kHP})^2} \cdot \sqrt{\sum_{i=1}^{NP} (PAN_{HP}(i) - \overline{PAN}_{HP})^2}} \quad (3.33)$$

El valor del índice Zhou está acotado en el intervalo $[-1,1]$, siendo su valor ideal 1. Por tanto, cuanto más cercano a 1 sea el valor obtenido, mejor será la calidad espacial de la imagen fusionada y mejor se habrá mantenido la información espacial de la imagen pancromática original en el proceso de fusión.

- **ERGAS espacial**

Debido a que el índice *ERGAS* solo consideraba las características espectrales de la imagen Lillo-Saavedra et al. en (Lillo-Saavedra, Gonzalo et al. 2005) definen un nuevo índice espacial denominado *ERGAS* espacial a partir de un *RMSE* espacial definidos según las Ec. (3.34) y (3.35).

$$ERGAS_{espacial} = 100 \frac{h}{l} \sqrt{\frac{1}{NB} \sum_{k=1}^{NB} \frac{(RMSE_k(PAN_k, FUS_k))^2}{PAN_k}} \quad (3.34)$$

$$RMSE_k(PAN, FUS_k) = \frac{1}{NP} \cdot \sqrt{\sum_{i=1}^{NP} (PAN_k(i) - FUS_k(i))^2} \quad (3.35)$$

donde PAN_k es la imagen obtenida al ajustar el histograma de la imagen *PAN* original, al histograma de la banda k-ésima de la imagen *MS*.

Del mismo modo que el *ERGAS* espectral, el valor ideal del *ERGAS* espacial es 0, de modo que, cuanto menor sea este valor, mayor será la calidad espacial de la imagen fusionada. Se considera aceptable un valor por debajo de 3, suponiendo una mala calidad espacial de la imagen fusionada si el resultado es mayor a este umbral.

3.2.4 Índices de calidad global

- **ERGAS global**

Partiendo de las definiciones del *ERGAS* se puede extender una medida de calidad global denominada, *ERGAS* global. Así, se define como un índice de calidad que tiene en cuenta tanto la calidad espectral como la calidad espacial de la imagen fusionada, midiendo por tanto su calidad global. Combina los resultados del *ERGAS* espectral y espacial según la siguiente expresión general:

$$ERGAS = \frac{|(ERGAS_{espacial} - ERGAS_{espectral}) \cdot (ERGAS_{espacial} + ERGAS_{espectral})|}{2} \quad (3.36)$$

De esta forma, el *ERGAS* global se calcula como la media del valor absoluto del producto entre la diferencia de los *ERGAS* y la suma de los mismos.

Existen otras medidas que pretenden calcular un índice global de *ERGAS*, como el *ERGAS* promedio, que obtiene la media entre los *ERGAS* espectral y espacial, o la diferencia de *ERGAS*, que simplemente los resta.

- **Índices Q y Q_4**

Wang y Bovik propusieron en 2002 un índice de calidad universal llamado índice Q (Zhou Wang, Bovik 2002). Su intención era que la aproximación a la medida de calidad no dependiese de las imágenes que se estaban analizando, las condiciones de visualización o de observadores individuales. Adicionalmente, pretendían que se pudiese utilizar en varias aplicaciones de proceso de imagen y proporcionase una comparación llena de significado a través de diferentes tipos de distorsiones de imágenes. Por último, disponer de un índice que substituyera a los usados extensamente hasta entonces, el error cuadrático medio (*ECM*) y relación señal a ruido de pico (*PSNR*) que pueden inducir a error de medida. Para calcular el índice Q se utiliza la Ec. (3.37):

$$Q = \frac{4 \cdot \sigma_{xy} \cdot \bar{x} \cdot \bar{y}}{(\sigma_x^2 + \sigma_y^2) + [(\bar{x}^2 + \bar{y}^2)]} \quad (3.37)$$

donde x e y son las imágenes entre las que se está evaluando la calidad. \bar{x}, \bar{y} son respectivamente los valores medios de intensidad de las imágenes x e y . Por último σ_{xy} es la covarianza entre x e y , y σ_x^2, σ_y^2 corresponden a la varianza de las imágenes x e y .

La Ec. (3.37) es una métrica RC tal y como se definió anteriormente. No obstante, cuando se aplica a la comparación entre la imagen *FUS* y la *MS* no es así debido a sus diferentes resoluciones. Se puede reescribir como:

$$Q = \frac{\sigma_{xy}}{\sigma_x \sigma_y} \cdot \frac{2\bar{x}\bar{y}}{\bar{x}^2 + \bar{y}^2} \cdot \frac{2\sigma_x \sigma_y}{\sigma_x^2 + \sigma_y^2} \quad (3.38)$$

En la Ec.(3.38) el primer factor representa la pérdida de correlación, el segundo la distorsión de luminancia y el tercero la distorsión de contraste.

Alparone et al. toman el índice Q de Wang y Bovick y lo aplican al problema de la medida de la calidad en imágenes fusionadas multiespectrales (Alparone, Baronti et al. 2004), definiendo el índice de calidad Q_4 y considerando imágenes multiespectrales de cuatro bandas como un cuaternión, esto es, un número hipercomplejo, tal y como se formula en la Ec. (3.39).

$$z_l = a_l + i \cdot b_l + j \cdot c_l + k \cdot d_l \quad (3.39)$$

donde a, b, c y d representan las imágenes de intensidad que corresponden a cada banda multiespectral.

La Ec. (3.40) muestra como queda formulado el índice Q_4 que evaluaría la calidad de una imagen fusionada comparando con la multiespectral. z_1, z_2 representan a la imagen fusionada y la multiespectral o viceversa.

$$Q_4 = \frac{4 \cdot |\sigma_{z_1 z_2}| \cdot |\bar{z}_1| \cdot |\bar{z}_2|}{(\sigma_{z_1}^2 + \sigma_{z_2}^2) + (|\bar{z}_1|^2 + |\bar{z}_2|^2)} \quad (3.40)$$

Garzelli et al. generalizan el índice Q_4 a cualquier número par de bandas, denominando a este índice generalizado Q_{2^n} (Garzelli, Nencini et al. 2007). En Ec. (3.41) se puede observar su expresión. Según los autores, se demuestra que los números hipercomplejos son una herramienta que permite evaluar la calidad de las imágenes fusionadas y, en concreto, el índice propuesto encapsula en una única medida las distorsiones espectrales y espaciales.

$$Q_{N \times N} = \frac{\sigma_{zv}}{\sigma_z \sigma_v} \cdot \frac{2\bar{z}\bar{v}}{\bar{z}^2 + \bar{v}^2} \cdot \frac{2\sigma_z \sigma_v}{\sigma_z^2 + \sigma_v^2} \quad (3.41)$$

En Ec. (3.41), z, v representan a la imagen fusionada y la multiespectral o viceversa como números hipercomplejos. Los tres elementos del producto tienen el mismo significado que los mencionados para la Ec. (3.38).

La Ec. (3.41) se ejecuta en bloques de $m \times n$ elementos. El valor de la calidad de la imagen será el promedio de todos los bloques de la imagen. Una aplicación en bloques de las métricas de calidad permite considerar posibles variaciones zonales de la calidad (Wang, Bovik 2006).

Algunos autores consideran como nuevos protocolos de medida de calidad a estos indicadores. Sin embargo, estas dos aproximaciones, se pueden considerar una modificación del protocolo del Wald, dado que excluyen la información espacial de la PAN como referencia para la medida. En este sentido, se suelen encontrar como índices de carácter global.

- **Índice de similitud estructural (SSIM)**

Wang et al. definieron un nuevo índice de medida de la calidad de imagen basado en el sistema visual humano denominado *SSIM* (de sus iniciales en inglés, *Structural Similarity Index*). Consideraban que el índice propuesto representaba una implementación particular de la filosofía de similitud estructural desde el punto de vista de la formación de una imagen (Zhou Wang, Bovik et al. 2004). El propósito de los autores no era desarrollar un índice específico aplicado a la fusión de imágenes. Básicamente, buscaban una aproximación diferente al problema de la medida de la calidad de imágenes basado en la habilidad del sistema visual humano (SVH) de extraer información estructural de las imágenes que percibe. La Ec. (3.42) corresponde a la formulación original del *SSIM*.

$$SSIM(x, y) = [l(x, y)]^\alpha \cdot [c(x, y)]^\beta \cdot [s(x, y)]^\gamma \quad (3.42)$$

De acuerdo a la Ec. (3.42), el índice *SSIM* se define como el producto de 3 componentes. La primera está relacionada con la luminancia, la segunda con el contraste y la tercera con la estructura de las imágenes. Los superíndices α , β y γ son valores positivos y priorizan una componente frente a otra, es decir, permiten definir la importancia de cada uno de las tres componentes de la expresión.

La aplicación a la fusión de imágenes es inmediata realizando la evaluación entre las imágenes *FUS* y *MS*. En la primera componente, la luminancia se estima a partir de la intensidad media de las imágenes y su expresión es la siguiente:

$$l(MS, FUS) = \frac{2 \cdot \overline{MS} \cdot \overline{FUS} + C_1}{(\overline{MS})^2 + (\overline{FUS})^2 + C_1} \quad (3.43)$$

donde \overline{MS} y \overline{FUS} son la intensidad media de las imágenes *MS* y *FUS* respectivamente. La constante C_1 evita la inestabilidad en el caso de que la intensidad media de las imágenes sea 0. Su expresión es:

$$C_1 = (K_1 \cdot L)^2 \quad (3.44)$$

siendo L el rango dinámico del valor de intensidad de los píxeles (1 si las imágenes están normalizadas, es decir, si el valor de intensidad está entre 0 (negro) y 1 (blanco)), y K_1 una constante $\ll 1$.

En la segunda componente, el contraste se estima a partir de la desviación estándar de las imágenes, y su expresión es:

$$c(MS, FUS) = \frac{2 \cdot \sigma_{MS} \cdot \sigma_{FUS} + C_2}{\sigma_{MS}^2 + \sigma_{FUS}^2 + C_2} \quad (3.45)$$

donde σ_{MS} es la desviación típica de la imagen multiespectral y σ_{FUS} la desviación típica de la imagen fusionada.

La constante C_2 satisface la igualdad $C_2 = (K_2 \cdot L)^2$ y $K_2 \ll 1$ es una constante que previene la inestabilidad de la expresión.

El tercer término consiste en la comparación entre la estructura de las imágenes, y coincide con el coeficiente de correlación. Para ello se sirve de la desviación estándar de cada una de las imágenes y de la covarianza entre ellas. Por tanto, la expresión de la tercera componente es:

$$s(MS, FUS) = \frac{\sigma_{MSFUS} + C_3}{\sigma_{MS} \cdot \sigma_{FUS} + C_3} \quad (3.46)$$

donde σ_{MSFUS} es la covarianza entre la imagen multiespectral y la fusionada, σ_{MS} es la desviación típica de la imagen multiespectral, σ_{FUS} la desviación típica de la imagen fusionada y C_3 es una constante de valor $C_3 = C_2/2$.

Según los autores, estos 3 términos descritos anteriormente son independientes, es decir, un cambio de brillo o de contraste no generará un cambio en la estructura de la imagen.

En cuanto a los superíndices mencionados al comienzo de este apartado, suele asignárseles el valor unidad, de modo que todas las componentes de la expresión tengan asociada la misma relevancia. Si $\alpha = \beta = \gamma = 1$, la expresión del índice *SSIM* resulta:

$$SSIM = \frac{2 \cdot \overline{MS} \cdot \overline{FUS} + C_1}{(\overline{MS})^2 + (\overline{FUS})^2 + C_1} \cdot \frac{2 \cdot \sigma_{MS} \cdot \sigma_{FUS} + C_2}{\sigma_{MS}^2 + \sigma_{FUS}^2 + C_2} \cdot \frac{\sigma_{MSFUS} + C_3}{\sigma_{MS} \cdot \sigma_{FUS} + C_3} \quad (3.47)$$

Sabiendo que $C_3 = C_2/2$, podemos poner Ec. (3.47) en función de C_2 :

$$SSIM = \frac{2 \cdot \overline{MS} \cdot \overline{FUS} + C_1}{(\overline{MS})^2 + (\overline{FUS})^2 + C_1} \cdot \frac{2 \cdot \sigma_{MS} \cdot \sigma_{FUS} + C_2}{\sigma_{MS}^2 + \sigma_{FUS}^2 + C_2} \cdot \frac{2 \cdot \sigma_{MSFUS} + C_2}{2 \cdot \sigma_{MS} \cdot \sigma_{FUS} + C_2} \quad (3.48)$$

Si $C_1 = C_2 = 0$, la expresión del índice *SSIM* coincide con la del índice *Q*.

Para calcular el *SSIM*, primero se obtiene el resultado para cada una de las bandas espectrales, y después se calcula la media, de modo que su expresión final es:

$$SSIM = \frac{1}{NB} \sum_{k=1}^{NB} \frac{2 \cdot \overline{MS}_k \cdot \overline{FUS}_k + C_1}{(\overline{MS}_k)^2 + (\overline{FUS}_k)^2 + C_1} \cdot \frac{2 \cdot \sigma_{MS_k} \cdot \sigma_{FUS_k} + C_2}{\sigma_{MS_k}^2 + \sigma_{FUS_k}^2 + C_2} \cdot \frac{2 \cdot \sigma_{MSFUS_k} + C_2}{2 \cdot \sigma_{MS_k} \cdot \sigma_{FUS_k} + C_2} \quad (3.49)$$

El valor del índice *SSIM* pertenece al intervalo [-1,1], siendo su valor ideal 1, de modo que, cuanto menor es, peor es la calidad de la imagen fusionada. Este índice mide la calidad estructural de la imagen, de modo que será útil para detectar aquellas distorsiones que hayan afectado a la estructura de la imagen (por ejemplo ruido, desenfoco y compresión), además de modificaciones del histograma.

También se consideran índices globales los ya referidos protocolos *QNR* y *JQM*.

En la Tabla 3.1 se puede observar un resumen de los índices abordados en este capítulo así como sus características.

Tabla 3.1. Resumen de medidas de calidad.

Índice	Carácter	Valor Ideal	Ecuación
<i>SC</i>	Espectral	1	Ec. (3.26)
<i>SAM</i>	Espectral	0	Ec. (3.27)
<i>ERGAS espectral</i>	Espectral	0	Ec. (3.28)
<i>Zhou</i>	Espacial	1	Ec. (3.33)
<i>ERGAS espacial</i>	Espacial	0	Ec. (3.34)
<i>Q</i>	Global	1	Ec. (3.38)
<i>Q4</i>	Global	1	Ec. (3.40)
<i>SSIM</i>	Global	1	Ec. (3.49)
<i>QNR</i>	Global	1	Ec. (3.10)
<i>ERGAS Global</i>	Global	0	Ec. (3.36)
<i>JQM</i>	Global	1	Ec. (3.23)

3.2.5 Otras aproximaciones

Los métodos y protocolos de medida ya presentados son los más referenciados en actas de congresos o artículos de revistas en el área de trabajo de esta investigación. No obstante, se puede constatar el uso de otras métricas aplicadas en áreas de investigación afines y desarrollos tangenciales.

- **Otros índices espaciales**

Como se puede deducir de la lectura anterior que detallaba los índices de calidad, el número de indicadores espaciales, aplicados al problema del pan-sharpening, es bajo si se contrasta con los espectrales. Sin embargo, es posible recurrir a formulaciones de comparación de contenido de altas frecuencias empleadas en otros campos del proceso de imágenes.

En la Tabla 3.2 aparecen reflejados dos indicadores que se utilizarán en capítulos posteriores aplicados a la evaluación de los índices de calidad espacial basada en transformaciones geométricas sobre las imágenes de referencia. Se han seleccionado con objeto de disponer de mayor cantidad de observaciones numéricas a partir de las que contrastar las hipótesis de trabajo. Se trata concretamente del Error Cuadrático Medio tras aplicar un filtro de Sobel (*S-RMSE*) y de la Correspondencia de Bordes Canny (*CEC*).

Tabla 3.2. Índices adicionales empleados para la evaluación basada en transformaciones geométricas.

Índice de Calidad	Expresión matemática	Características Dominio Valor Esperado	Referencias
Error cuadrático medio tras filtro Sobel	$S - RMSE = \frac{1}{NB} \sum_{k=1}^{NB} \frac{1}{NP} \sqrt{\sum_{i=1}^{NP} (PAN_S(i) - FUS_{k_S}(i))^2}$ <p style="text-align: right;">(3.50)</p>	Mide la cantidad de distorsión espacial de cada píxel. [0, Inf) Menor valor posible	Witharana-13 Gangkofner-08 Pradhan-06
Correspondencia de Bordes Canny	$CEC = \frac{1}{NB} \sum_{k=1}^{NB} \frac{\sum_{i=1}^{NP} PAN_{CE} \cdot FUS_{k_{CE}}}{\sum_{i=1}^{NP} PAN_{CE}}$ <p style="text-align: right;">(3.51)</p>	Comparación banda a banda de los bordes detectados en la PAN original y en la FUS. [0,100]%) Tan cercano a 100% como sea posible	Witharana-13 Canny-86

- **Medida basada en el *SSIM*.**

Asumiendo que el sistema visual humano se adapta altamente a la extracción de información estructural de una escena, Han presenta una nueva aproximación a partir del *SSIM* para medir la calidad de las imágenes fusionadas en escala de grises y color (Han 2012). El propósito de su trabajo es la medida de la calidad de las imágenes fusionadas RC. Aun así, sus resultados pueden ser trasladados al ámbito de esta investigación.

Específicamente propone una métrica a partir de una función que intenta determinar el peso local de cada una de las imágenes que participan en el proceso de fusión (Han 2012). La formulación de este peso aparece en la Ec. (3.57).

$$\lambda_x(\omega) = \frac{s(x|\omega)}{s(x|\omega) + s(y|\omega)} \quad (3.52)$$

donde $s(x|\omega)$ y $s(y|\omega)$ denotan alguna relevancia de la imagen x e y en la ventana ω , en su caso, proponen una dependencia de la varianza.

Combinado con el índice *SSIM* la métrica propuesta queda formulada por la siguiente ecuación:

$$GFIQM(x, y, f) = \sum_{\omega \in \Psi} \lambda_x(\omega) \cdot SSIM(x, f|\omega) + \lambda_y(\omega) \cdot SSIM(y, f|\omega) \quad (3.53)$$

Así, según el autor, en las regiones donde la imagen x tiene una gran relevancia comparada con y , la medida de la calidad $GFIQM(x, y, f)$ se determina principalmente por la “similitud” de

f y x . Por otro lado, en las regiones donde la relevancia de y es mucho mayor que la de x , la medida de la calidad $GFIQM(x, y, f)$ es determinada principalmente por la “similitud” de f y la imagen de entrada y .

Al final, se realiza una segunda evaluación de $GFIQM(x, y, f)$ a partir del gradiente normalizado de las imágenes notado como $GFIQM_{\omega}(\acute{x}, \acute{y}, \acute{f})$. Combinando estas dos medidas en una métrica final dependiente de los bordes según Ec. (3.59).

$$GFIQM(x, y, f) = [GFIQM_{\omega}(x, y, f)]^{\alpha} \cdot [GFIQM_{\omega}(\acute{x}, \acute{y}, \acute{f})]^{1-\alpha} \quad (3.54)$$

- **Medidas basadas en ruido**

Yuhendra et al. abordan el empleo de medidas basadas en ruido para comparar las imágenes fusionadas antes y después de añadir distorsión (ruido). Su objetivo es diseñar una aproximación cuantitativa basada en la evaluación de distorsión que se produce por el ruido añadido a la imagen fusionada (Yuhendra, Alimuddin et al. 2012). En la Tabla 3.3 se resumen las medidas utilizada por los autores para este estudio.

Tabla 3.3: Métricas analizadas por Yuhendra et al.

Medida	Expresión matemática	Referencia
Error Cuadrático Medio	$MSE = \frac{1}{NP} \sum_{i=1}^{NP} (MS(i) - FUS(i))^2 \quad (3.55)$	(Karathanassi, Kolokousis et al. 2007)
Raíz del Error Cuadrático Medio	$RMSE = \sqrt{MSE} \quad (3.29)$	(Karathanassi, Kolokousis et al. 2007)
Error Absoluto Medio	$MAE = \frac{1}{NP} \sum_{i=1}^{NP} MS(i) + FUS(i) \quad (3.56)$	(Karathanassi, Kolokousis et al. 2007)
Error de Medida de Realce	$EME = \frac{1}{NP} \sum 20 \cdot \log \frac{I_{max}}{I_{min}} \quad (3.57)$	(Arici, Dikbas et al. 2009)
Relación Señal a Ruido	$SNR(dB) = 10 \cdot \log_{10} \left(\frac{\sum FUS_N^2}{(FUS_N - FUS)^2} \right) \quad (3.58)$	(Damera-Venkata, Kite et al. 2000)
Pico de Señal de la Relación Señal a Ruido	$PSNR(dB) = 10 \cdot \log_{10} \left(\frac{I_p}{MSE^2} \right) \quad (3.59)$	(Damera-Venkata, Kite et al. 2000)
Índice de Calidad de Imagen	$Q = \frac{\sigma_{xy}}{\sigma_x \sigma_y} \frac{2\bar{x}\bar{y}}{\bar{x}^2 + \bar{y}^2} \frac{2\sigma_x \sigma_y}{\sigma_x^2 + \sigma_y^2} \quad (3.38)$	(Zhou Wang, Bovik 2002)

- **Medida basada en información mutua.**

La medida de la información mutua y entropía de Tsallis (Guihong Qu, Dali Zhang et al. 2002) se basa en evaluar el grado de dependencia de dos variables aleatorias A y B . Esta dependencia se puede formular como:

$$I_{AB}(a, b) = \sum_{x,y} P_{AB}(a, b) \cdot \log \frac{P_{AB}(a, b)}{P_A(a) \cdot P_B(b)} \quad (3.60)$$

donde $P_{AB}(a, b)$ es la distribución conjunta y $P_A(a) \cdot P_B(b)$ es la distribución asociada con el caso de completa independencia.

A partir de la definición anterior se puede medir la cantidad de información que la imagen FUS contiene de la MS y de la PAN . En efecto, se pueden formular las siguientes ecuaciones:

$$I_{MSFUS}^{\alpha}(MS, FUS) = \frac{1}{1 - \alpha} \left(1 - \sum_{MS, FUS} \frac{(P_{MSFUS}(MS, FUS))^{\alpha}}{(P_{MS}(MS) \cdot P_{FUS}(FUS))^{\alpha-1}} \right) \quad (3.61)$$

$$I_{PANFUS}^{\alpha}(PAN, FUS) = \frac{1}{1 - \alpha} \left(1 - \sum_{PAN, FUS} \frac{(P_{PANFUS}(PAN, FUS))^{\alpha}}{(P_{PAN}(PAN) \cdot P_{FUS}(FUS))^{\alpha-1}} \right) \quad (3.62)$$

donde $\alpha \in K - \{1\}$

Desde Ec. (3.61) y Ec. (3.62) es posible definir una métrica de funcionamiento definida en Ec. (3.63) que refleje la cantidad de información que contiene la imagen FUS de la MS y de la PAN .

$$M_{MSPANFUS}^{\alpha} = I_{MSFUS}^{\alpha}(MS, FUS) + I_{PANFUS}^{\alpha}(PAN, FUS) \quad (3.63)$$

- **Medida basada en fuerza y orientación de los bordes.**

Xideas, en (Xydeas 2005), propone una medida basada en la fuerza y orientación de los bordes de la imagen, a partir de dos imágenes de entrada A y B y una imagen resultante del proceso de fusión F . Primero, se aplica un filtro Sobel para determinar la fuerza de los bordes $g(m, n)$ y orientación $\alpha(m, n)$ para cada píxel $p(m, n)$. Así para una imagen A :

$$g(m, n) = \sqrt{(S_A^x(m, n))^2 + (S_A^y(m, n))^2} \quad (3.64)$$

$$\alpha(m, n) = \tan^{-1} \left(\frac{S_A^y(m, n)}{S_A^x(m, n)} \right) \quad (3.65)$$

Los valores de fuerza relativa, $G^{AF}(m, n)$ y orientación, $A^{AF}(m, n)$ de una imagen de entrada A con respecto a F se definen como:

$$G^{AF}(m, n) = \begin{cases} \frac{g_F(m, n)}{g_A(m, n)} & \text{si } g_A(m, n) > g_F(m, n) \\ \frac{g_A(m, n)}{g_F(m, n)}, & \text{cualquier otro caso} \end{cases} \quad (3.66)$$

$$A^{AF}(m, n) = \frac{\left| |\alpha_A(m, n) - \alpha_F(m, n)| - \frac{\pi}{2} \right|}{\frac{\pi}{2}} \quad (3.67)$$

Las Ec. (3.66) y Ec. (3.67) se usan para derivar los valores de la fuerza de los bordes y la preservación de la orientación de los mismos

$$\begin{aligned} Q_g^{AF}(m, n) &= \frac{\Gamma_g}{1 + e^{K_g(G^{AF}(m, n) - \sigma_g)}} \\ Q_\alpha^{AF}(m, n) &= \frac{\Gamma_\alpha}{1 + e^{K_\alpha(A^{AF}(m, n) - \sigma_\alpha)}} \end{aligned} \quad (3.68)$$

$Q_g^{AF}(m, n)$ y $Q_\alpha^{AF}(m, n)$ modelan la pérdida perceptual de información en F , en términos de lo bien representados que están los valores de fuerza y orientación del píxel $p(n, m)$ de A en la imagen fusionada. Las constantes $\Gamma_{g,\alpha}, K_{g,\alpha}, \sigma_{g,\alpha}$ determinan la forma exacta de las funciones sigmoides usadas para formar los valores de fuerza y orientación de los bordes. Los valores de preservación de información de bordes se define como:

$$Q^{AF}(m, n) = Q_g^{AF}(m, n) \cdot Q_\alpha^{AF}(m, n) \quad (3.69)$$

Teniendo $Q^{AF}(m, n)$ y $Q^{BF}(m, n)$ se puede obtener una métrica de calidad tanto para un proceso de fusión como para una colección de imágenes de dimensiones $M \times N$

$$Q_{AB/F} = \frac{\sum_{n=1}^N \sum_{m=1}^M Q^{AF}(m, n) \cdot \omega^A(m, n) + Q^{BF}(m, n) \cdot \omega^B(m, n)}{\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M \omega^A(i, j) + \omega^B(i, j)} \quad (3.70)$$

donde $\omega^A(m, n), \omega^B(m, n)$ son funciones ponderadoras.

Existen más aproximaciones a la medida de la calidad. Por ejemplo, en (Makarau, Palubinskas et al. 2012b, Makarau, Palubinskas et al. 2012a), los autores plantean el problema de la selección de medidas numéricas apropiadas al método de pan-sharpening. Según estos autores, en muchos casos, varias medidas dan resultados contradictorios. Estos resultados contradictorios pueden

ser debidos a que las medidas empleadas sean inadecuadas para este uso. Añaden, además, que la cuestión de la aplicabilidad de las medidas es un problema abierto y que debe ser analizado.

En su investigación aplican los índices más populares en las publicaciones científicas de fusión de imágenes (*SAM*, *ERGAS*, *SSIM*, *CC*) a un grupo de imágenes fusionadas mediante algoritmos que permiten controlar la calidad del resultado del proceso de fusión. Su objetivo consiste en recomendar el uso de aquellas medidas que, precisamente son más sensibles a los cambios de calidad. Para ello, sugieren que el empleo de métodos de selección estadísticos es la solución a este problema.

Resulta conveniente analizar el uso reciente de los protocolos y medidas revisados en este apartado. Así, el protocolo de Wald para evaluar la calidad de las imágenes fusionadas se puede encontrar en (Vivone, Restaino et al. 2014) y (Vivone, Alparone et al. 2015). También su aplicación en el campo de la fusión hiper-espectral. Del mismo modo, se constata una situación similar de empleo del protocolo de Zhou, citándose en artículos relativos al pan-sharpening multiespectral (Xu, Zhang et al. 2014), (Yang, Zhang et al. 2014) y (Duran, Buades et al. 2014) o hiperespectral (Wei, Dobigeon et al. 2014) y (Wei, Bioucas-Dias et al. 2015).

Por otro lado, el protocolo *QNR* aparece citado en muchas publicaciones recientes, por ejemplo en (Vivone, Restaino et al. 2014), (Aiazzi, Alparone et al. 2014), (Palubinskas 2015), (Vivone, Alparone et al. 2015) y (Kallel 2015). Ciertamente es que, si se exceptúa a (Kallel 2015) donde se aplica y (Palubinskas 2015), donde se incluye en la revisión teórica, el resto de las referencias incluyen a un autor relacionado con la propuesta del protocolo, lo que genera dudas con respecto a su aceptación entre la comunidad científica. Las citaciones al protocolo de Khan aparecen en publicaciones donde se le utiliza como referencia para el marco teórico (Ozendi, Topan et al. 2015, Gomez-Chova, Tuia et al. 2015, Zhang, Huang 2015, Xiao, Fang et al. 2015), pero no se ha encontrado su aplicación para evaluar la calidad. En cuanto a la propuesta de Palubinskas es demasiado reciente para contrastar su éxito como sistema de evaluación de calidad de imágenes fusionadas.

Por último, la citación de los índices repasados como referentes para evaluar la calidad de las imágenes fusionadas se puede constatar en numerosas publicaciones recientes, tanto los índices de calidad espacial (Nikolakopoulos, Oikonomidis 2015, Carlà, Santurri et al. 2015, Ghahremani, Ghassemian 2015, Upla, Joshi et al. 2015, Song, Huang et al. 2015, Wu, He et al. 2015) como los índices de calidad espectral o global (Cheng, Liu et al. 2015, Shahdoosti, Ghassemian 2015, Ozendi, Topan et al. 2015, Shahdoosti, Ghassemian 2016, Dehnavi, Mohammadzadeh 2015).

3.3 Propuesta de nuevos índices de calidad

3.3.1 Introducción

En los siguientes sub-apartados de este capítulo se describen los fundamentos teóricos y formulación matemática de los distintos algoritmos o metodologías de medida de la calidad que se han desarrollado en esta tesis doctoral y que se relacionan a continuación:

- Algoritmo de comparación de frecuencias espaciales (Rodríguez-Esparragon, Marcello-Ruiz et al. 2014).
- Algoritmo basado en una modificación del *ERGAS* espectral (Rodríguez-Esparragón, Marcello-Ruiz et al. 2013).
- Algoritmo basado en la distancia de color *CIEDE2000* (Rodríguez-Esparragón, García-Pedrero et al. 2015).
- Algoritmo basado en modificación del *SSIM*.
- Propuesta de metodología de medida basada en objetos (Rodríguez-Esparragon, Marcello-Ruiz et al. 2015, Rodríguez-Esparragon, García-Pedrero et al. 2015).

Tal y como se indica en el Capítulo 1, la propuesta de nuevos índices de calidad basados en píxel constituía uno de los objetivos de esta tesis doctoral. Con esta idea, el proyecto de trabajo inicial incluía la formulación de dos algoritmos a basados en píxeles, uno de medida de calidad espectral y otro de medida de calidad espacial, que debían evaluarse comparativamente con las medidas más habituales en la literatura, a efectos de determinar su robustez y sensibilidad a las distorsiones introducidas en el proceso de fusión. Los dos primeros algoritmos de la relación anterior, el basado en la comparación de frecuencias espaciales y el basado en una modificación del *ERGAS* espectral se crearon con este propósito. Su estrategia de evaluación se abordará con detalle en el Capítulo 4.

Sin embargo, el devenir de la investigación condujo a la exploración de otros enfoques. En primer lugar, la posibilidad de encontrar una medida que, en aquellas aplicaciones donde la percepción del color fuese importante, tuviese una alta correlación con la respuesta de observadores humanos. El algoritmo basado en la distancia de color *CIEDE2000* responde a este planteamiento. En segundo lugar, definir un índice global empleando la medida *SSIM* que, a priori, junto a su variante, *Q*, parecía el índice con mayor aceptación (por cantidad de uso) entre la comunidad científica como medida perceptual (algoritmo basado en la modificación del *SSIM*).

Por último, otro objetivo de la investigación descrito también en el Capítulo 1 era diseñar y probar una estrategia de medida que permitiese una evaluación de la calidad a un nivel superior al píxel. La idea de que la variedad zonal y el tamaño de una imagen de teledetección impedía una adecuada estimación de la calidad con un único valor escalar, nos llevó a la propuesta de una metodología basada en elementos distintos del píxel, donde el resultado fuese un mapa de calidad por objetos.

Así, el contenido de este capítulo se estructura en torno a dos grupos de índices: propuesta de índice con enfoque cualitativo (*CIEDE200*) y con enfoques cuantitativos. Estos, a su vez, se subdividen en aquellos basados en operaciones sobre píxeles (*ERGAS* modificado, comparación

de frecuencias espaciales y modificación del *SSIM*) y con enfoques globales (metodología basada en objetos).

3.3.2 Enfoque cualitativo

En el ámbito de la teledetección, la fusión de imágenes (pan-sharpening) proporciona recursos para realizar tanto una adecuada interpretación visual de las imágenes como un mejor análisis y extracción de información, por medio de la combinación de la alta resolución espacial de la imagen *PAN* y de las características de la resolución espectral de la correspondiente *MS* (Lillo-Saavedra, Gonzalo 2006). En este aspecto, el color resultante en el proceso de pan-sharpening juega un papel importante para aplicaciones de análisis, tales como la detección de cambios, la identificación de objetos, y vigilancia de los riesgos (Yuhendra, Alimuddin et al. 2012). Es bien sabido que el ojo humano puede percibir sólo unas pocas docenas de niveles de gris; sin embargo, es capaz de distinguir entre miles de colores. Por lo tanto, una buena representación del color permite distinguir entre diferentes cubiertas y, por consiguiente, mejorar el análisis visual de la imagen. Además, la fidelidad de la firma espectral de la imagen fusionada a su referencia multispectral contribuye a que las tareas basadas en esta extracción de información se ejecuten correctamente. Estas ideas nos llevaron a plantearnos una propuesta de índice de calidad con un enfoque cualitativo, es decir, donde lo importante fuese que el resultado de la medida tuviese una alta correlación con la observación subjetiva.

En los últimos años, muchos de los esfuerzos en el área de la colorimetría se han dedicado a desarrollar una métrica de evaluación objetiva de la calidad que pueda reflejar con precisión la calidad subjetiva de la percepción humana (Yang, Ming et al. 2012). Como resultado de estos esfuerzos, se ha formulado la medida *CIEDE2000* como una evaluación de la distancia entre dos colores (Yang, Ming et al. 2012), basado en el conocido espacio de color $L^*a^*b^*$, pero adaptado a la percepción del sistema visual humano. Algunos trabajos previos como el ya citado en este párrafo o el de Razvan (Ghinea 2014), que utilizaba la misma medida aplicada a la evaluación de color para materiales dentales, confirmaban el uso de la medida como un buen índice de diferencia de color. Sin embargo, su aplicación en el ámbito de trabajo de esta investigación no estaba probado. En este sentido, en esta Tesis se planteó la hipótesis de que la distancia *CIEDE2000* podría ser una medida apropiada para comparar el resultado de algoritmos de fusión de imágenes de teledetección, en aplicaciones donde la fidelidad espectral es primordial.

La distancia *CIEDE2000* (también identificada por el acrónimo alemán *DE*) evalúa la diferencia de color entre dos píxeles. Su expresión matemática fue publicada por la CIE en 2001 (Luo, Cui et al. 2001). *DE*, se basa en la transformación del espacio de color $L^*a^*b^*$ (*CIEDE* 1976) a un espacio denominado *LCh* (luminosidad, croma y tono) con el fin de considerar las no uniformidades del sistema de percepción visual humana. La ecuación (3.71) muestra su expresión (Sharma, Wu et al. 2005).

$$DE = \sqrt{\left(\frac{\Delta L}{K_L S_L}\right)^2 + \left(\frac{\Delta C}{K_C S_C}\right)^2 + \left(\frac{\Delta H}{K_H S_H}\right)^2 + R_T \cdot \left(\frac{\Delta C}{K_C S_C}\right)^2 \cdot \left(\frac{\Delta H}{K_H S_H}\right)^2} \quad (3.71)$$

donde, $\Delta L = L'_{FUS} - L'_{MS}$, $\Delta C = C'_{FUS} - C'_{MS}$ y $\Delta H = 2 \cdot \sqrt{C'_{FUS} \cdot C'_{MS}} \cdot \sin\left(\frac{h'_{FUS} - h'_{MS}}{2}\right)$

(3.72)

y donde K_L , K_C y K_H ponderan el entorno de observación (usualmente se toma como valor de cada uno de ellos, la unidad). A su vez, los factores de ponderación de Luminosidad (S_L), croma (S_C) y tono (S_H), describen respectivamente la acción de la percepción visual sobre esos tres atributos.

$$S_L = 1 + \frac{0,015 \cdot (\bar{L}' - 50)^2}{\sqrt{20 + (\bar{L}' - 50)^2}}; S_C = 1 - 0,045 \cdot \bar{C}'; S_H = 1 + 0,015 \cdot \bar{C}' \cdot T$$

(3.73)

En las expresiones anteriores $\bar{L}' = (L'_{FUS} + L'_{MS})/2$, $\bar{C}' = (C'_{FUS} + C'_{MS})/2$, y

$$T = 1 - 0,17 \cdot \cos(\bar{H}' - 30) + 0,24 \cdot \cos(2 \cdot \bar{H}') + 0,32 \cdot \cos(3 \cdot \bar{H}' + 6) - 0,20 \cdot \cos(4 \cdot \bar{H}' - 63)$$

(3.74)

Por último, el elemento de rotación R_T se utiliza para corregir una desviación en la región azul que se ha descrito en la percepción visual (Luo et al., 2001).

$$R_T = -2 \cdot \frac{\sqrt{\bar{C}'^7}}{\sqrt{\bar{C}'^7 + 25^7}} \sin\left(30 \cdot e^{-\left(\frac{\bar{H}' - 275}{25}\right)^2}\right)$$

(3.75)

donde, $\bar{H}' = (h'_{FUS} + h'_{MS})/2$

(3.76)

Como se indica en la Figura 3.4, para ejecutar las ecuaciones anterior, se toman las bandas R , G y B de la imagen FUS y de MS reescalada al tamaño de la FUS y se transforman al espacio $L^*a^*b^*$. Recordemos que este espacio colorimétrico no es sino una transformación lineal desde el espacio RGB . En este punto se aplican las siguientes ecuaciones para obtener las bandas de ambas imágenes en el espacio corregido $L'a'b'$.

$$L' = L^*; a' = a^* \cdot (1 + G); b' = b^*; h' = \tan^{-1} \frac{b'}{a'}$$

(3.77)

donde, G se obtiene a partir de:

$$C'_{ab} = \sqrt{a'^2 + b'^2}$$

(3.78)

$$G = 0,5 \cdot \left(1 - \sqrt{\left(\frac{\bar{C}'_{ab}{}^7}{\bar{C}'_{ab}{}^7 + 25^7}\right)}\right)$$

(3.79)

$$\text{En las ecuaciones anteriores } \bar{C}'_{ab} = (C'_{ab_{FUS}} + C'_{ab_{MS}})/2, \bar{L}' = (L'_{FUS} + L'_{MS})/2. \quad (3.80)$$

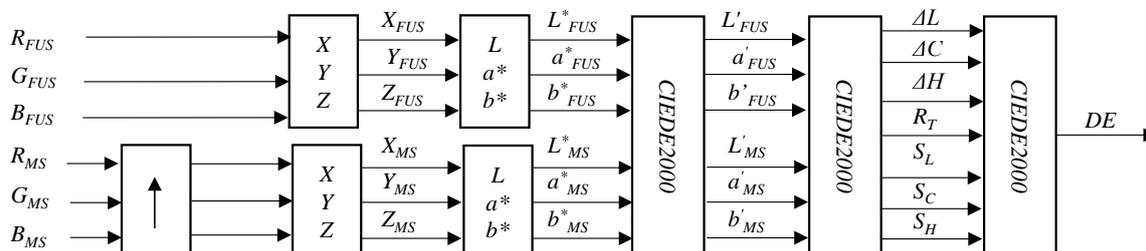


Figura 3.4. Esquema del procedimiento de medida basada en la distancia DE.

3.3.3 Enfoque cuantitativo

Dentro de este enfoque distinguimos dos grupos de propuestas: las basadas en el concepto de medida de píxeles y las basadas en medidas en un enfoque de agrupación de píxeles (objetos). Al primer grupo corresponden el *ERGAS-IHS*, el índice de comparación de frecuencias y la modificación global del índice *SSIM*. Mientras que al segundo, la metodología de evaluación basada en objetos.

- **Algoritmo de calidad espectral *ERGAS-IHS***

Entre los índices más empleados para evaluar la calidad espectral de las imágenes de teledetección se encuentra la medida del *ERGAS* (Ec. (3.28)). Para su cálculo, y de forma similar a otras métricas de calidad, se aplica algún cómputo matemático o estadístico entre las bandas multispectrales de las imágenes *MS* y *FUS* con el fin de obtener una medida del error espectral.

En este sentido, supongamos que B_1 , B_2 , y B_3 son las 3 bandas de las imágenes multispectrales y fusionadas elegidas para formar una composición de color. En este caso, el propósito de la medida de la calidad es evaluar la calidad espectral de la composición de color de una manera similar a la percibida por un ser humano.

Sin embargo, ni B_1 , ni B_2 , ni B_3 representan el color de un píxel. Además, habitualmente las bandas de la imagen presentan alta correlación (en términos de percepción del color). De manera que se planteó la hipótesis de aplicar una transformación a las bandas originales de las imágenes antes de evaluar la calidad. El objetivo era comprobar si una medida a partir de bandas espectrales con menor dependencia entre sí, sería más robusta y sensible en los términos planteados.

Para este propósito, se utilizó la transformada Intensity Hue, Saturation (*IHS*) que proporciona dos características notables que se pueden aprovechar para este objetivo. En primer lugar, cualquier banda tiene su propio sentido en términos de la percepción humana. En segundo lugar, para alterar las cualidades percibidas de la imagen sólo es necesario modificar el valor de píxel dentro de una banda, en contraste con el enfoque B_1 , B_2 , y B_3 .

En consecuencia, se ha desarrollado un índice *ERGAS* modificado, al que se le ha denominado *ERGAS-IHS*. Esta nueva medida de calidad compara las imágenes después de aplicar previamente una transformada *IHS*. Su diseño responde a los criterios ya descritos y se ha validado (Capítulos 4 y 5) con el objetivo de comprobar su sensibilidad frente a pequeños cambios de color en las bandas de la imagen original.

En la Figura 3.5 aparece el esquema de la medida. Supongamos que $MS_{I,H,S}$ y $FUS_{I,H,S}$ son las correspondientes bandas multiespectral y fusionadas tras aplicarles la transformada *IHS*. Entre cada banda homónima de la imagen *MS* y *FUS* se puede definir una función de raíz del error cuadrático medio como:

$$RMSE_{I,H,S} = \frac{1}{NP} \sqrt{\sum_{i=1}^{NP} (FUS_{I,H,S} - MS_{I,H,S})^2} \quad (3.81)$$

donde *NP* representa el número de píxeles de cada banda de la imagen.

La combinación de estos errores por banda constituye la formulación del nuevo índice propuesto como se puede leer en la siguiente ecuación:

$$ERGAS_{IHS} = 100 \cdot \frac{h}{l} \cdot \frac{1}{3} \sqrt{\left[\left(\frac{RMSE_I}{\overline{MS}_I} \right)^2 + \left(\frac{RMSE_H}{\overline{MS}_H} \right)^2 + \left(\frac{RMSE_S}{\overline{MS}_S} \right)^2 \right]} \quad (3.82)$$

donde *h/l* es la relación entre el número de píxeles de las imágenes fusionadas y originales respectivamente y $\overline{MS}_{I,H,S}$ son las radiancias medias de cada banda transformada de la imagen multiespectral.

A priori, uno de los inconvenientes de esta propuesta es que la transformada *IHS* sólo se podría aplicar a imágenes multiespectrales de tres bandas. Sin embargo, (Tu, Huang et al. 2004) proponen y prueba un algoritmo de fusión basado en esta transformada para *n*-bandas, el algoritmo *IHS* extendido (*GIHS*). *GIHS* extiende la transformada *IHS* a un número de bandas generalizado por medio de la computación del término intensidad como (3.83), y luego el cálculo de los componentes H y S utilizando sus expresiones regulares.

$$I = \frac{1}{NB} \sum_{i=1}^{NB} MS_i \quad (3.83)$$

Consecuentemente, esta nueva medida de calidad se podría extender a imágenes multiespectrales *n*-bandas.

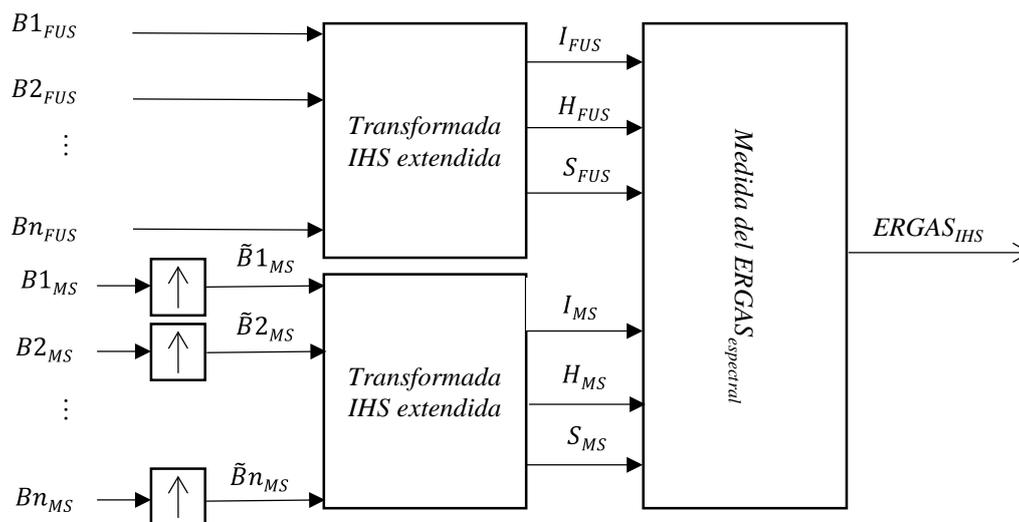


Figura 3.5. Esquema del procedimiento de medida basada en la modificación del ERGAS espectral.

- **Algoritmo de comparación de frecuencias espaciales (FC)**

El propósito del pan-sharpening es mejorar la resolución espacial de la imagen multiespectral original, por medio del realce del detalle estructural y las texturas, y, simultáneamente, conservando la fidelidad espectral. En este sentido, una buena calidad espacial es importante para la extracción de detalles, mientras que una buena calidad espectral permite una mejor clasificación de las diferentes cubiertas terrestres (Leung, Liu et al. 2014, Palsson, Sveinsson et al. 2012, Alparone, Wald et al. 2007).

Sin embargo, el número de publicaciones sobre las medidas de calidad de imagen es bajo comparado con el de otras áreas del procesamiento de imagen (Wang, Bovik 2006). Particularmente, hay pocos estudios sobre el funcionamiento de las medidas de calidad y un número mayor de propuestas de medidas espectrales que espaciales. En este sentido, Civco y Witharana (Civco, Witharana 2012) indican que tras revisar más de 200 “proceedings” de conferencias y revistas con “peer-reviewed” sólo encuentran 3 métricas espaciales frente a 12 espectrales, aunque, obviamente, tanto la calidad espacial como la espectral de las imágenes pan-sharpened son inherentemente importantes (Palsson, Sveinsson et al. 2012).

También en (Civco, Witharana 2012), los autores prueban el uso de la transformada de Fourier como un método de evaluación de la calidad espacial, llegando a la conclusión que su funcionamiento es mejor que la aproximaciones tradicionales basadas en filtrado previo de las imágenes.

Con todo esto, nuestra hipótesis de trabajo fue calcular la correlación entre las frecuencias espaciales de las imágenes de referencia y bajo test, aprovechando las cualidades de la transformada discreta del coseno (*DCT*) y su aproximación al sistema visual humano (Kai, Hongxu 2011). De un lado, investigadores en procesamiento de imagen han usado la *DCT* cuando han necesitado filtros localizados, paso-banda y orientados (Wang, Bovik 2006). De otro, las características de la *DCT* para representar las frecuencias espaciales de la imagen son bien conocidas. Su cálculo se efectúa habitualmente en bloques, donde el píxel (0,0) de cada bloque representa el nivel del valor medio del bloque o nivel de componente de

frecuencia 0. A medida que recorremos en zig-zag el bloque desde ese píxel, se obtienen los valores de amplitud de las diferentes frecuencias espaciales en orden creciente.

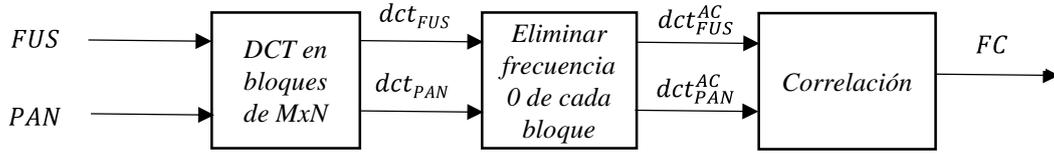


Figura 3.6. Esquema del procedimiento de medida basada en comparación de frecuencias espaciales.

En este contexto, la formulación del índice, que denominamos “*frequency comparison*” (*FC*), basado en la transformada discreta del coseno (*DCT*) que se propone en este trabajo aparece en la ecuación (3.84), comparando el contenido en frecuencias de la imagen *PAN* y *FUS*.

$$FC = \frac{1}{NB} \sum_{i=1}^{NB} CC(dct_{M \times N}^{AC}(PAN), dct_{M \times N}^{AC}(FUS_i)) \quad (3.84)$$

Para su implementación, se siguen los siguientes pasos (que también se pueden observar en el esquema de la Figura 3.6): se calculan, en bloques de $m \times n$ píxeles, las *DCTs* de la imagen a evaluar (*FUS*) y de la imagen de referencia (*PAN*). Substituimos el término (0,0) de cada bloque de las *DCTs* por 0, con objeto de que el valor medio de la intensidad de los píxeles de cada bloque no afecte a la medida de la correlación de las frecuencias espaciales. Por último calculamos la correlación entre la *DCTs* modificadas de esta manera.

El dominio del índice es [-1 1], siendo el valor esperado ideal tan próximo a 1 como sea posible.

- **Algoritmo basado en la modificación del índice *SSIM***

En las secciones anteriores se ha descrito la formulación del índice *SSIM* (Ec. (3.42)), en las que el primer producto hace referencia a la diferencia de intensidad, el segundo a la diferencia de contraste y el tercero a lo que sus autores llaman diferencia estructural.

$$SSIM(x, y) = [l(x, y)]^\alpha \cdot [c(x, y)]^\beta \cdot [s(x, y)]^\gamma \quad (3.42)$$

Abundan las publicaciones donde se utiliza el índice *SSIM* como una medida global de la calidad del proceso de fusión, utilizando la expresión de la ecuación (3.49).

$$SSIM = \frac{1}{NB} \sum_{k=1}^{NB} \frac{2 \cdot \overline{MS}_k \cdot \overline{FUS}_k + C_1}{(\overline{MS}_k)^2 + (\overline{FUS}_k)^2 + C_1} \cdot \frac{2 \cdot \sigma_{MS_k} \cdot \sigma_{FUS_k} + C_2}{\sigma_{MS_k}^2 + \sigma_{FUS_k}^2 + C_2} \cdot \frac{2 \cdot \sigma_{MS_k \cdot FUS_k} + C_2}{2 \cdot \sigma_{MS_k} \cdot \sigma_{FUS_k} + C_2} \quad (3.49)$$

Como se puede observar, la ecuación anterior no incluye ninguna referencia a la imagen *PAN*. Dado que el proceso de fusión implica añadir la máxima información espacial proporcionada por la imagen *PAN* a la imagen *MS*, intentado preservar la fidelidad espectral de las bandas multispectrales originales, aplicar el *SSIM* no parece una metodología adecuada para consideraciones de medida global.

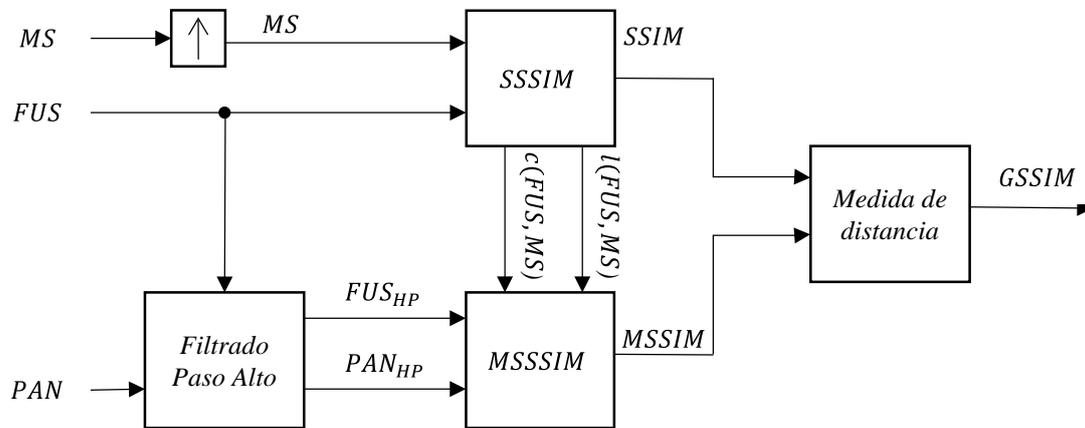


Figura 3.7. Esquema del procedimiento de medida basada en *SSIM*.

Con esta hipótesis se diseñó una modificación del índice *SSIM*, que se denomina *MSSIM*. Para ello se aprovechó el término estructural de las ecuaciones (3.46) y (3.49), introduciendo en ellas la comparación de las “estructuras” de la imagen de referencia *PAN* con la *FUS* (Ec. (3.85))

$$MSSIM = \frac{1}{NB} \sum_{k=1}^{NB} \frac{2 \cdot \overline{MS}_k \cdot \overline{FUS}_k + C_1}{(\overline{MS}_k)^2 + (\overline{FUS}_k)^2 + C_1} \cdot \frac{2 \cdot \sigma_{MS_k} \cdot \sigma_{FUS_k} + C_2}{\sigma_{MS_k}^2 + \sigma_{FUS_k}^2 + C_2} \cdot \frac{2 \cdot \sigma_{PAN_{HP}FUS_{HPk}} + C_2}{2 \cdot \sigma_{FUS_{HPk}} \cdot \sigma_{PAN_{HP}} + C_2} \quad (3.85)$$

Como el rango de ambos índices está dentro del intervalo $[-1, 1]$, podría construirse una medida global como la distancia euclídea a la medida ideal, según la siguiente ecuación:

$$GSSIM = \sqrt{(1 - SSIM)^2 + (1 - MSSIM)^2} \quad (3.86)$$

El procedimiento de medida queda reflejado en la Figura 3.7. El intervalo de medida sería $[0, \sqrt{8}]$. Si se desea un intervalo normalizado entre $[0, 1]$, basta escribir la ecuación (3.86) como:

$$GSSIM = \sqrt{\frac{(1 - SSIM)^2 + (1 - MSSIM)^2}{8}} \quad (3.87)$$

- **Propuesta de metodología de medida basada en objetos.**

Los enfoques planteados hasta ahora consideran como unidad de medida el píxel y tienden a dar un número como indicador de calidad. Sin embargo, dos supuestos subyacen a esta aproximación: en primer lugar, esta perspectiva asume que la calidad de imagen es homogénea a lo largo de la imagen *FUS*. Este hecho es particularmente difícil de cumplir en imágenes de teledetección, debido al gran tamaño de los datos y en consecuencia la variedad de cubiertas que se pueden presentar en la imagen. En segundo lugar, el elemento utilizado para evaluar la calidad, el píxel, carece de significado en términos de la evaluación humana. En otras palabras, no resulta una tarea sencilla aproximar la calidad percibida en términos de una evaluación cuantitativa basada en comparación entre píxeles.

Con el fin de evitar estos inconvenientes, se ha propuesto un procedimiento de evaluación de la calidad basado en objetos. Estos objetos se obtienen mediante la segmentación de la imagen *FUS* y se propagan a través de las imágenes del *PAN* y *MS* a efectos comparativos. Además, se puede derivar un mapa de calidad global como una distancia a las características del objeto ideal.

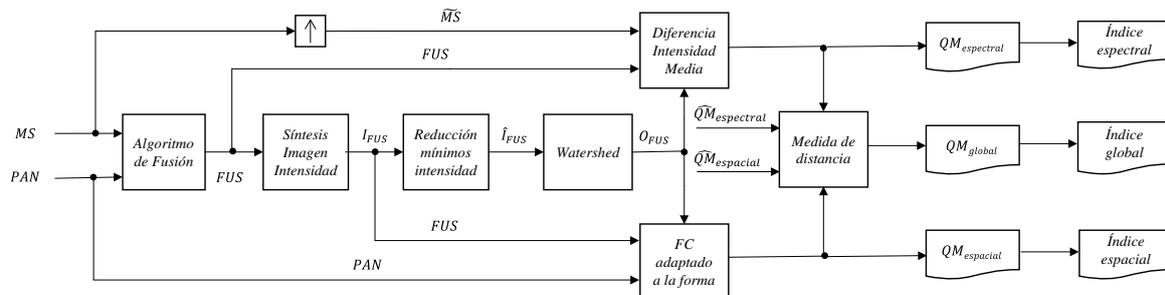


Figura 3.8. Esquema del procedimiento de medida basada en objetos.

La Figura 3.8 muestra con más detalle el esquema propuesto para la evaluación de la calidad basado en objetos. Al principio, las imágenes de referencia *MS* y *PAN* se fusionan mediante un algoritmo de pan-sharpening para generar la imagen *FUS*. Posteriormente, estas tres imágenes se emplearán para generar los mapas de calidad (*QM*) que se pueden observar como resultado al final del proceso: el mapa de calidad espacial que determina la similitud entre las frecuencias espaciales de las imágenes *FUS* y *PAN*, el mapa de calidad espectral que establece la fidelidad espectral a la imagen *MS* de la imagen *FUS*, y el mapa de calidad global que representa la distancia de las características espectrales y espaciales de cada objeto de la imagen fusionada a la de un objeto ideal.

El núcleo de este proceso son los objetos obtenidos después de la segmentación de la imagen *FUS* (fila central de la Figura 3.8). Tres pasos se ejecutan de forma consecutiva para lograr esta tarea:

-Paso 1: Síntesis de imagen de intensidad (I_{FUS}) utilizando la función relativa de respuesta espectral (*SRF*) de los sensores de los satélites como pesos que promedian las bandas espectrales de la imagen de *FUS*. González de Audicana et al. propusieron un enfoque para fusión de imágenes que incorporaba información de la respuesta espectral relativa de los sensores de las imágenes *PAN* y *MS* para estimar la cantidad de detalle espacial de la imagen *PAN* que se debía inyectar en la imagen *MS* (Gonzalez-Audicana, Otazu et al.

2006). Llamaron a este modelo repuesta espectral por ventana (*WISPER* por sus siglas en inglés). Sobre la base de este concepto, la imagen I_{FUS} se calcula utilizando una combinación lineal de las bandas ponderadas de la imagen FUS . Los pesos de los coeficientes se calculan utilizando la metodología *WISPER*.

- Paso 2: Se efectúa una reducción de los valores mínimos de I_{FUS} para evitar la sobresegmentación que genera la transformada watershed. Para esto, se aplica sobre I_{FUS} la transformada H_{min} (Soille 2013) que se encarga de eliminar cualquier mínimo con profundidad menor o igual que un valor umbral. Para nuestros experimentos, se selecciona la desviación estándar de las imágenes I_{FUS} como umbral.

- Paso 3: Se obtienen los objetos (O_{FUS}) aplicando la transformada watershed (Roerdink, Meijster 2000). Esta información de objetos se propagará para evaluar la calidad espacial y espectral.

- Paso 4. La información de los objetos de la imagen se utiliza entonces para generar los mapas de calidad.

Mapa de calidad espacial ($QM_{espacial}$)

El $QM_{espacial}$ es el resultado de la correlación de las frecuencias espaciales entre objetos similares de la imagen PAN y FUS . Para obtenerla, se implementó una variación del índice de FC (Ec. (3.84)): para calcular las frecuencias espaciales, se ejecuta la transformada discreta del coseno adaptada a las formas (shape adaptive discrete cosine transform, $SA - DCT$). Esta es una modificación bien conocida de la DCT utilizada principalmente para la codificación de vídeo. Los coeficientes de componente continua se ponen a cero. La distancia espacial entre objetos es finalmente evaluada por correlación. Todo el proceso se muestra en parte inferior de la Figura 3.8.

La mejor calidad corresponde a alta correlación, esto significa que el objeto se verá blanco. Cuanto más oscuro es la apariencia del objeto significa que peor es la calidad espacial.

Mapa de calidad espectral ($QM_{espectral}$)

Como se puede obtener la intensidad media de cualquier objeto, el mapa calidad espectral puede ser construido a partir de los valores absolutos de esta medida entre cada objeto de la banda MS y FUS , como puede verse en la Figura 3.8 (parte superior).

Dado que, la imagen MS tiene varias bandas, el valor medio entre las bandas constituye el $QM_{espectral}$. En este mapa, la mejor calidad espectral correspondería a las zonas más oscuras (menos diferencias entre los objetos de las imágenes FUS y MS). Para mayor concordancia con la visualización de la $QM_{espacial}$, se calcula el negativo de la $QM_{espectral}$.

Mapa Global de Calidad

Finalmente, un mapa de calidad global (QM_{global}) puede sintetizarse a partir $QM_{espectral}$ y $QM_{espacial}$. Ya que se conocen las características ideales de cualquier objeto (un objeto

blanco), el QM_{global} se puede considerar como una distancia entre las características ideales y las características evaluadas. Para esto propósito, se ha escogido la distancia euclídea.

En QM_{global} , las áreas más oscuras indican menor distancia a las características del objeto ideal. En otras palabras, una mejor calidad global.

Toda esta información local se puede emplear, además, para obtener un valor único de la calidad que se puede sintetizar a partir del promedio sobre el número de objetos de cada mapa. De esta forma se puede derivar, adicionalmente, un índice espectral, espacial y global si se desea.

3.4 Resumen

En los últimos 25 años los investigadores han propuesto diferentes protocolos e indicadores para medir la calidad de las imágenes fusionadas de teledetección. Aun así, no hay un acuerdo en la comunidad científica sobre el procedimiento ideal a ejecutar para una evaluación precisa de la calidad de las imágenes pan-sharpened.

La complejidad asociada a este problema se debe a varios factores. En primer lugar, la evaluación de calidad de imágenes fusionadas de teledetección se encuadra dentro de los esquemas de medida RR, con la dificultad intrínseca de no disponer de una imagen de referencia a la resolución de la imagen bajo test. Además, las altas frecuencias de la banda pancromática no son separables en las distintas bandas multiespectrales. En consecuencia, la evaluación de la calidad debe contemplar tanto la calidad espacial como la espectral de las imágenes fusionadas, factores que siguen tendencias opuestas.

Los protocolos de Wald y de Zhou son los más utilizados para este propósito. Hay dos diferencias importantes entre ellos. El primero realiza la evaluación reduciendo la resolución espacial de las imágenes de referencia, y se centra en la medida de la calidad espectral comparando la imagen fusionada (a la escala de la imagen MS) para determinar la calidad del proceso de fusión. Frente a esto, el protocolo de Zhou considera que es necesaria una evaluación específica de la calidad espacial de la imagen FUS . Por consiguiente, propone tanto la evaluación de la calidad espacial como la espectral usando respectivamente como referencia el detalle de la imagen PAN y la imagen MS interpolada a la resolución espacial de aquella.

A pesar de que se han descrito otros protocolos de evaluación como los abordados en este capítulo (QNR , Khan y JQM), la revisión bibliográfica indica que los dos mencionados en el párrafo anterior son los que se emplean en mayor número de ocasiones.

Las medidas utilizadas en la aplicación de los protocolos anteriores se pueden agrupar según el objeto de la medida sea la calidad espectral, espacial o global o según el tipo de evaluación de distancia en la que se basen (Minkowsky, correlación, cálculo vectorial o estadísticos). La Tabla 3.3 muestra esta clasificación para los índices analizados durante este capítulo.

Las medidas que aparecen en la tabla son las que se encuentran con mayor frecuencia en las publicaciones de referencia, aunque ocasionalmente se utilizan otras. Por ejemplo, las mencionadas en la Tabla 3.2 o la diferencia de entropías para medir la calidad espacial.

De otra parte, en la Tabla 3.3, Global* indica que, a pesar del carácter global que los autores le confieren, se aplican sin usar la imagen *PAN* de referencia por lo que no se puede evaluar qué cantidad de información espacial con respecto a la imagen *PAN* presenta la imagen *FUS*.

Tabla 3.4: Resumen de Medidas

Medida	Carácter	Distancia
Correlación Espectral	Espectral	Correlación
<i>SAM</i>	Espectral	Producto Vectorial
<i>ERGAS</i> espectral	Espectral	Minkowsky de orden 2
Zhou	Espacial	Correlación
<i>ERGAS</i> espacial	Espacial	Minkowsky de orden 2
<i>ERGAS</i> global	Global	Minkowsky de orden 2
<i>Q</i>	Global*	Combinación de estadísticos
<i>Q4</i>	Global*	Combinación de estadísticos
<i>QNR</i>	Global	Combinación de estadísticos
<i>SSIM</i>	Global*	Combinación de estadísticos
<i>JQM</i>	Global	Combinación de estadísticos

Durante la investigación de esta tesis se han propuesto cuatro medidas basadas en píxeles y un esquema para la evaluación de la calidad basado en objetos:

- Desde un enfoque cualitativo se ha descrito un algoritmo basado en la distancia de color *CIEDE2000* buscando una correlación entre la percepción humana y la medida de la calidad espectral en aquellas aplicaciones donde el color sea importante.

- Desde un enfoque cuantitativo basado en píxeles se han presentado los algoritmos basados en el *ERGAS* espectral y en la comparación de frecuencias espaciales persiguiendo una mayor robustez frente a distorsiones espectrales y espaciales que se pueden introducir en el proceso de pan-sharpening o durante el registro de los datos. Con este enfoque, también, se ha propuesto una evaluación global a través de una modificación del índice *SSIM*.

- Por último, se ha desarrollado una metodología basada en objetos (de la imagen) con la intención de evaluar su calidad desde un nivel de superior al píxel, elemento sin significancia desde el punto de vista de la percepción humana. Además, este tipo de estrategias ha permitido la obtención de mapas de calidad que permiten identificar aquellas zonas de la imagen donde el proceso de fusión ha sido mejor o peor en términos de fidelidad espectral o contenido de detalle con respecto a las imágenes originales

3.5 Referencias bibliográficas

- AIAZZI, B., ALPARONE, L., BARONTI, S., CARLÀ, R., GARZELLI, A. and SANTURRI, L., 2014. Full scale assessment of pansharpening methods and data products, *SPIE Remote Sensing 2014*, International Society for Optics and Photonics, pp. 924402-924402-12.
- ALPARONE, L., BARONTI, S., GARZELLI, A. and NENCINI, F., 2004. A global quality measurement of pan-sharpened multispectral imagery. *Geoscience and Remote Sensing Letters, IEEE*, 1(4), pp. 313-317.
- ALPARONE, L., WALD, L., CHANUSSOT, J., THOMAS, C., GAMBA, P. and BRUCE, L.M., 2007. Comparison of Pansharpening Algorithms: Outcome of the 2006 GRS-S Data-Fusion Contest. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, 45(10), pp. 3012-3021.
- ALPARONE, L., 2008. Multispectral and panchromatic data fusion assessment without reference. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 74(2), pp. 193-200.
- ARICI, T., DIKBAS, S. and ALTUNBASAK, Y., 2009. A Histogram Modification Framework and Its Application for Image Contrast Enhancement. *Image Processing, IEEE Transactions on*, 18(9), pp. 1921-1935.
- CARLÀ, R., SANTURRI, L., AIAZZI, B. and BARONTI, S., 2015. Full-Scale Assessment of Pansharpening Through Polynomial Fitting of Multiscale Measurements.
- CHENG, J., LIU, H., LIU, T., WANG, F. and LI, H., 2015. Remote sensing image fusion via wavelet transform and sparse representation. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 104, pp. 158-173.
- CIVCO, D.L. and WITHARANA, C., 2012. Assessing the spatial fidelity of resolution-enhanced imagery using Fourier analysis: a proof-of-concept study, *SPIE Remote Sensing 2012*, International Society for Optics and Photonics, pp. 853805-853805-13.
- DAMERA-VENKATA, N., KITE, T.D., GEISLER, W.S., EVANS, B.L. and BOVIK, A.C., 2000. Image quality assessment based on a degradation model. *Image Processing, IEEE Transactions on*, 9(4), pp. 636-650.
- DEHNAVI, S. and MOHAMMADZADEH, A., 2015. New edge adaptive GIHS-BT-SFIM fusion method and class-based approach investigation. *International Journal of Image and Data Fusion*, 6(1), pp. 65-78.
- DURAN, J., BUADES, A., COLL, B. and SBERT, C., 2014. A nonlocal variational model for pansharpening image fusion. *SIAM Journal on Imaging Sciences*, 7(2), pp. 761.
- GARZELLI, A., NENCINI, F., ALPARONE, L. and BARONTI, S., 2007. A new method for quality assessment of hyperspectral images, *Geoscience and Remote Sensing Symposium, 2007. IGARSS 2007. IEEE International 2007*, pp. 5138-5141.
- GHAHREMANI, M. and GHASSEMIAN, H., 2015. Remote sensing image fusion using ripplet transform and compressed sensing. *Geoscience and Remote Sensing Letters, IEEE*, 12(3), pp. 502-506.

- GHINEA, R.I., 2014. *Evaluation of the CIEDE2000 (KL: KC: KH) Color Difference Metrics and Development of Color Prediction Algorithms: Application to Dental Materials: PhD Thesis.*
- GOMEZ-CHOVA, L., TUIA, D., MOSER, G. and CAMPS-VALLS, G., 2015. Multimodal Classification of Remote Sensing Images: A Review and Future Directions.
- GONZALEZ-AUDICANA, M., OTAZU, X., FORS, O. and ALVAREZ-MOZOS, J., 2006. A low computational-cost method to fuse IKONOS images using the spectral response function of its sensors. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, 44(6), pp. 1683-1691.
- GUIHONG QU, DALI ZHANG and PINGFAN YAN, 2002. Information measure for performance of image fusion. *Electronics Letters*, 38(7), pp. 313-315.
- HAN, Y., 2012. Novel Fused Image Quality Measures Based on Structural Similarity. *Journal of computers*, 7(3), pp. 636.
- KAI, Y. and HONGXU, J., 2011. Optimized-SSIM based quantization in optical remote sensing image compression, *Image and Graphics (ICIG), 2011 Sixth International Conference on 2011, IEEE*, pp. 117-122.
- KALLEL, A., 2015. MTF-Adjusted Pansharpening Approach Based on Coupled Multiresolution Decompositions. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, 53(6), pp. 3124-3145.
- KARATHANASSI, V., KOLOKOUSIS, P. and IOANNIDOU, S., 2007. A comparison study on fusion methods using evaluation indicators. *International Journal of Remote Sensing*, 28(10), pp. 2309-2341.
- KHAN, M.M., ALPARONE, L. and CHANUSSOT, J., 2009. Pansharpening Quality Assessment Using the Modulation Transfer Functions of Instruments. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, 47(11), pp. 3880-3891.
- KRUSE, F., 1993. The Spectral Image-Processing System (SIPS) - Interactive Visualization and Analysis of Imaging Spectrometer Data. *Remote Sensing of Environment*, 44(2-3), pp. 145-163.
- LEUNG, Y., LIU, J. and ZHANG, J., 2014. An Improved Adaptive Intensity-Hue-Saturation Method for the Fusion of Remote Sensing Images.
- LILLO-SAAVEDRA, M., GONZALO, C., ARQUERO, A. and MARTINEZ, E., 2005. Fusion of multispectral and panchromatic satellite sensor imagery based on tailored filtering in the Fourier domain. *International Journal of Remote Sensing*, 26(6), pp. 1263-1268.
- LILLO-SAAVEDRA, M. and GONZALO, C., 2006. Spectral or spatial quality for fused satellite imagery? A trade-off solution using the wavelet à trous algorithm. *International Journal of Remote Sensing*, 27(7), pp. 1453-1464.
- LUO, M.R., CUI, G. and RIGG, B., 2001. The development of the CIE 2000 colour-difference formula: CIEDE2000. *Color Research & Application*, 26(5), pp. 340-350.
- MAKARAU, A., PALUBINSKAS, G. and REINARTZ, P., 2012a. Selection of numerical measures for pan-sharpening assessment, *Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS), 2012 IEEE International 2012a*, pp. 2264-2267.

- MAKARAU, A., PALUBINSKAS, G. and REINARTZ, P., 2012b. Analysis and selection of pan-sharpening assessment measures. *Journal of Applied Remote Sensing*, 6(1), pp. 063548-1.
- NIKOLAKOPOULOS, K. and OIKONOMIDIS, D., 2015. Quality assessment of ten fusion techniques applied on Worldview-2. *European Journal of Remote Sensing*, 48, pp. 141-167.
- OZENDI, M., TOPAN, H., ORUC, M. and CAM, A., 2015. Pan-Sharpener Quality Investigation of PLÉIADES-1A Images. *Geocarto International*, (just-accepted), pp. 1-16.
- PALSSON, F., SVEINSSON, J.R., BENEDIKTSSON, J.A. and AANAES, H., 2012. Classification of pansharpened urban satellite images. *Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, IEEE Journal of*, 5(1), pp. 281-297.
- PALUBINSKAS, G., 2015. Joint Quality Measure for Evaluation of Pansharpening Accuracy. *Remote Sensing*, 7(7), pp. 9292-9310.
- PALUBINSKAS, G., 2014. Mystery behind similarity measures MSE and SSIM, *Image Processing (ICIP), 2014 IEEE International Conference on 2014*, IEEE, pp. 575-579.
- RODRIGUEZ-ESPARRAGON, D., MARCELLO-RUIZ, J., MEDINA-MACHÍN, A., EUGENIO-GONZALEZ, F., GONZALO-MARTIN, C. and GARCIA-PEDRERO, A., 2014. Evaluation of the performance of spatial assessments of pansharpened images, *Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS), 2014 IEEE International 2014*, IEEE, pp. 1619-1622.
- RODRÍGUEZ-ESPARRAGÓN, D., GARCÍA-PEDRERO, Á, MARCELLO-RUIZ, J. and EUGENIO-GONZÁLEZ, F., 2015. Medida de la calidad espectral de imágenes fusionadas usando el algoritmo CIEDE2000, *Libro de Actas del XVI Congreso de la Asociación Española de Teledetección 2015*, pp. 501-504.
- RODRIGUEZ-ESPARRAGON, D., GARCÍA-PEDRERO, Á, MARCELLO-RUIZ, J., GONZALO-MARTÍN, C. and EUGENIO-GONZÁLEZ, F., 2015. Generación basada en objetos de mapas de la medida local de la calidad de imágenes fusionadas de Teledetección, *Libro de Actas del XVI Congreso de la Asociación Española de Teledetección 2015*, pp. 505-508.
- RODRIGUEZ-ESPARRAGON, D., MARCELLO-RUIZ, J., EUGENIO-GONZALEZ, F., GARCIA-PEDRERO, A. and GONZALO-MARTIN, C., 2015. An object approach to the assessment of the spatial quality of pan-sharpened remote sensing images, *Bioinspired Intelligence (IWOB), 2015 4th International Work Conference on 2015*, IEEE, pp. 49-54.
- RODRÍGUEZ-ESPARRAGÓN, D., MARCELLO-RUIZ, J., MEDINA MACHÍN, A. and EUGENIO-GONZÁLEZ, F., 2013. Evaluación de las Métricas de Calidad Espectral de Imágenes Fusionadas frente a variaciones de intensidad en 2013, *Libro de Actas del XV Congreso de la Asociación Española de Teledetección 2013*, pp. 212-215.
- ROERDINK, J.B. and MEIJSTER, A., 2000. The watershed transform: Definitions, algorithms and parallelization strategies. *Fundam.Inform.*, 41(1-2), pp. 187-228.
- SHAHDOOSTI, H.R. and GHASSEMIAN, H., 2016. Combining the spectral PCA and spatial PCA fusion methods by an optimal filter. *Information Fusion*, 27, pp. 150-160.
- SHAHDOOSTI, H.R. and GHASSEMIAN, H., 2015. Fusion of MS and PAN Images Preserving Spectral Quality. *Geoscience and Remote Sensing Letters, IEEE*, 12(3), pp. 611-615.

- SHARMA, G., WU, W. and DALAL, E.N., 2005. The CIEDE2000 color-difference formula: Implementation notes, supplementary test data, and mathematical observations. *Color Research & Application*, 30(1), pp. 21-30.
- SOILLE, P., 2013. *Morphological image analysis: principles and applications*. Springer Science & Business Media.
- SONG, H., HUANG, B., LIU, Q. and ZHANG, K., 2015. Improving the spatial resolution of landsat TM/ETM through fusion with SPOT5 images via learning-based super-resolution. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, 53(3), pp. 1195-1204.
- THOMAS, C., 2005. Assessment of the quality of fused products, *NEW STRATEGIES FOR EUROPEAN REMOTE SENSING 2005*, MILLPRESS SCIENCE PUBLISHERS, pp. 317-325.
- THOMAS, C. and WALD, L., 2006. Analysis of Changes in Quality Assessment with Scale, *Information Fusion, 2006 9th International Conference on* 2006, pp. 1-5.
- TU, T., HUANG, P.S., HUNG, C. and CHANG, C., 2004. A fast intensity-hue-saturation fusion technique with spectral adjustment for IKONOS imagery. *Geoscience and Remote Sensing Letters, IEEE*, 1(4), pp. 309-312.
- UPLA, K.P., JOSHI, M.V. and GAJJAR, P.P., 2015. An Edge Preserving Multiresolution Fusion: Use of Contourlet Transform and MRF Prior. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, 53(6), pp. 3210-3220.
- VEERARAGHAVAN VIJAYARAJ, O'HARA, C.G. and YOUNAN, N.H., 2004. Quality analysis of pansharpened images, *Geoscience and Remote Sensing Symposium, 2004. IGARSS '04. Proceedings. 2004 IEEE International* 2004, pp. 88.
- VIVONE, G., ALPARONE, L., CHANUSSOT, J., DALLA MURA, M., GARZELLI, A., LICCIARDI, G.A., RESTAINO, R. and WALD, L., 2015. A critical comparison among pansharpening algorithms. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, 53(5), pp. 2565-2586.
- VIVONE, G., RESTAINO, R., DALLA MURA, M., LICCIARDI, G. and CHANUSSOT, J., 2014. Contrast and error-based fusion schemes for multispectral image pansharpening. *Geoscience and Remote Sensing Letters, IEEE*, 11(5), pp. 930-934.
- WALD, L., 2002. *Data Fusion: Definitions and Architectures*. Paris: Les Presses de l'École des Mines.
- WALD, L., RANCHIN, T. and MANGOLINI, M., 1997. Fusion of satellite images of different spatial resolutions: Assessing the quality of resulting images. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 63(6), pp. 691-699.
- WANG, Z. and BOVIK, A.C., 2006. *Modern image quality assessment*. [San Rafael, Calif.] : (-us): Morgan & Claypool Publishers,.
- WEI, Q., BIOUCAS-DIAS, J., DOBIGEON, N. and TOURNERET, J., 2015. Hyperspectral and multispectral image fusion based on a sparse representation. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, 53(7), pp. 3658-3668.

- WEI, Q., DOBIGEON, N. and TOURNERET, J., 2014. Bayesian fusion of hyperspectral and multispectral images, *Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP), 2014 IEEE International Conference on* 2014, IEEE, pp. 3176-3180.
- WU, R., HE, X. and WANG, J., 2015. Quality assessment of ZiYuan-3 multispectral and panchromatic images fusion: applied in Jiangsu coastal wetland area, China. *Journal of Applied Remote Sensing*, 9(1), pp. 095089-095089.
- XIAO, Y., FANG, F., ZHANG, Q., ZHOU, A. and ZHANG, G., 2015. Parameter selection for variational pan-sharpening by using evolutionary algorithm. *Remote Sensing Letters*, 6(6), pp. 458-467.
- XU, Q., ZHANG, Y. and LI, B., 2014. Recent advances in pansharpening and key problems in applications. *International Journal of Image and Data Fusion*, 5(3), pp. 175-195.
- XYDEAS, C., 2005. Objective evaluation of signal-level image fusion performance. *Optical engineering*, 44(8), pp. 087003.
- YANG, J., ZHANG, J. and HUANG, G., 2014. A parallel computing paradigm for pan-sharpening algorithms of remotely sensed images on a multi-core computer. *Remote Sensing*, 6(7), pp. 6039-6063.
- YANG, Y., MING, J. and YU, N., 2012. Color image quality assessment based on CIEDE2000. *Advances in Multimedia*, 2012, pp. 11.
- YUHENDRA, ALIMUDDIN, I., SUMANTYO, J.T.S. and KUZE, H., 2012. Assessment of pan-sharpening methods applied to image fusion of remotely sensed multi-band data. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 18(0), pp. 165-175.
- ZHANG, H.K. and HUANG, B., 2015. A New Look at Image Fusion Methods from a Bayesian Perspective. *Remote Sensing*, 7(6), pp. 6828-6861.
- ZHOU WANG and BOVIK, A.C., 2009. Mean squared error: Love it or leave it? A new look at Signal Fidelity Measures. *Signal Processing Magazine, IEEE*, 26(1), pp. 98-117.
- ZHOU WANG and BOVIK, A.C., 2002. A universal image quality index. *Signal Processing Letters, IEEE*, 9(3), pp. 81-84.
- ZHOU WANG, BOVIK, A.C., SHEIKH, H.R. and SIMONCELLI, E.P., 2004. Image quality assessment: from error visibility to structural similarity. *Image Processing, IEEE Transactions on*, 13(4), pp. 600-612.
- ZHOU, J., CIVCO, D.L. and SILANDER, J.A., 1998. A wavelet transform method to merge Landsat TM and SPOT panchromatic data. *International Journal of Remote Sensing*, 19(4), pp. 743-757.

CAPÍTULO 4

Metodología para la evaluación de la robustez y sensibilidad de los índices de calidad

4.1 Introducción

En el Capítulo 3 se describieron los protocolos e índices más extensamente aplicados en teledetección para la medida de la calidad de las imágenes fusionadas de muy alta resolución. También, en respuesta a los objetivos iniciales de esta tesis, se aportaron y formularon aproximaciones originales tanto basadas en píxel para la evaluación de la calidad espectral (índices *ERGAS – IHS*, *CIEDE2000*), espacial (índice *FC*) o global (índice *GSSIM*), como un protocolo novedoso basado en la segmentación previa para obtener los objetos de la imagen que constituirán, entonces, el elemento básico de evaluación.

Por otro lado, se ha destacado la escasez de estudios publicados sobre evaluación de la calidad comparado con otras áreas del proceso de imagen (Wang, Bovik 2006), a pesar de su importancia para el desarrollo de algoritmos y para poder establecer una escala comparativa de su funcionamiento. También, es reseñable la falta de consenso sobre cuáles son los mejores indicadores y protocolos a emplear (Du, Younan et al. 2007) y los retos científicos que, en consecuencia, quedan por resolver en esta área (Chandler 2013).

Corresponde, pues, proponer una metodología para la evaluación de la robustez y sensibilidad de los índices de calidad. Este problema se ha abordado durante el desarrollo de esta investigación desde perspectivas cuantitativas y del sistema visual humano.

La Figura 4.1 muestra un esquema general del procedimiento desarrollado para este propósito basado en píxeles. La evaluación cuantitativa se aborda mediante tres estrategias distintas. En primer lugar desde la generación de un conjunto de imágenes distorsionadas

espectralmente a partir de los datos originales *MS* y el cálculo de los índices de calidad espectral. En segundo lugar, aplicando un proceso similar de carácter espacial. En este caso, desde las imágenes *PAN* iniciales que se someterán a distorsiones geométricas. Por último, empleando distintos algoritmos de pan-sharpening y computando los resultados de los indicadores de calidad espectral, espacial o global según proceda. Adicionalmente, el análisis de los resultados de los índices al aplicarlos sobre las imágenes fusionadas, unido a una evaluación cualitativa de este conjunto de datos, constituirá la base para el desarrollo de la perspectiva desde el sistema visual humano.

En cuanto a la validación de la metodología propuesta de medida basada en objetos, tanto el análisis de los mapas de calidad que proporciona su aplicación a imágenes fusionadas, como el estudio de los índices globales, sintetizables a partir de dichos mapas, constituirán los elementos a estudiar con el fin de certificar su utilidad.

Atendiendo a todo esto, este capítulo se organiza de la siguiente forma: en la sección 4.2 se describe el conjunto de datos utilizados como fuente para las distintas evaluaciones, que son descritas en la sección 4.3. La sección 4.4 contiene un resumen de su contenido y, por último, aparecen las referencias bibliográficas empleadas.

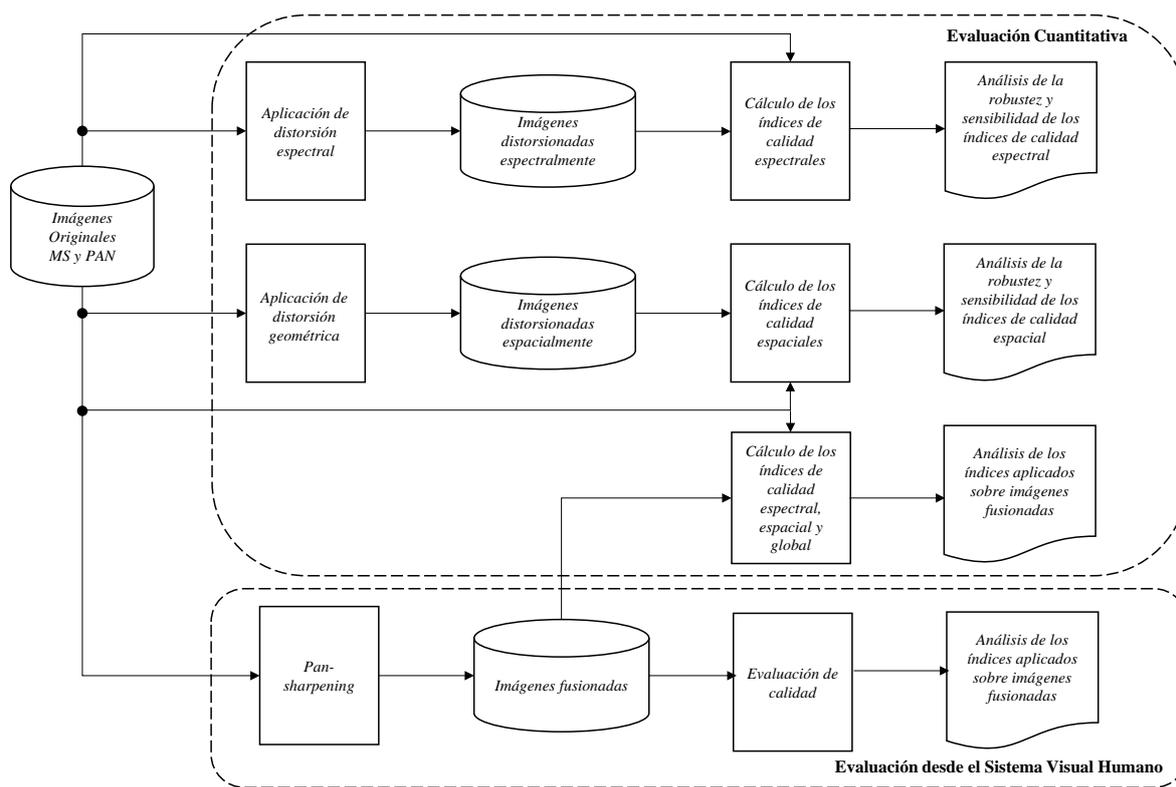


Figura 4.1. Esquema general de procedimiento de evaluación basado en píxeles.

4.2 Datos

El conjunto de datos empleado para los experimentos descritos en esta tesis está compuesto de cuatro imágenes reales y una imagen sintética. Tanto ésta como la composición a color (rojo, verde y azul) de las primeras se pueden observar en la Figura 4.2.

Las imágenes reales se han seleccionado de manera que representan distintos tipos de cubiertas: residencial, vegetación, urbana y costa. Fueron capturadas por los sensores instalados en los satélites Geoeye, Ikonos y QuickBird y se dispone para cada una de las escenas de la imagen *MS* de cuatro bandas (rojo, verde, azul e infrarrojo cercano) y de la *PAN*. En la Tabla 4.1 se describen algunos detalles adicionales de las imágenes reales de la base de datos.

Tabla 4.1. Características de las imágenes reales utilizadas.

Acrónimo	Satélite	Fecha de Captura	Tamaño en píxeles	
			MS	PAN
Geo	Geoeye	16/07/2009	400x400	1600x1600
Iko	Ikonos	1/2/2000	200x200	800x800
QB16	QuickBird	16/12/2006	400x400	1600x1600
QB24	QuickBird	24/07/2003	400x400	1600x1600

La imagen sintética fue propuesta por Medina et al. en (Medina Machín, Marcello Ruiz et al. 2010) y muestra tanto intensidades como tonos de color puros, así como distintas formas geométricas (Figura 4.2).

Además, cada una de las imágenes reales de la base de datos ha sido fusionada con los distintos algoritmos descritos en el Capítulo 2 y especificados en la Tabla 4.2: *Brovey*, análisis en componentes principales (*PCA*), intensidad, tono y saturación (*IHS*), *IHS* extendido (E-*IHS*), Mallat (*TWD*), algoritmo aditivo *À trous* (*AW*), combinación de *À trous* con *IHS* (*AW-IHS*), con *PCA* (*AW-PCA*) y con la dimensión fractal (*AW-DF*) (Lillo-Saavedra, Gonzalo et al. 2011, Marcello, Medina et al. 2013). De esta manera, para cada imagen original se han generado nueve imágenes producto de fusión.

Tabla 4.2. Algoritmos de pan-sharpening utilizados.

Clasificación	Algoritmo	Referencia
Operaciones algebraicas	<i>Brovey</i>	(Hallada, Cox 1983)
Substitución de componentes	<i>PCA</i>	(Shettigara 1992)
	<i>IHS</i>	(Chavez, Sides et al. 1991)
	<i>eIHS</i>	(Tu, Huang et al. 2004)
Transformada Wavelet con diezmado	<i>TWD</i>	(Mallat 1989)
Transformada Wavelet sin diezmado	<i>AW</i>	(Dutilleux 1989)
	<i>AW-PCA</i>	(González-Audicana, Otazu et al. 2004)
	<i>AW-IHS</i>	(González-Audicana, Otazu et al. 2004)
	<i>AW-DF</i>	(Lillo-Saavedra, Gonzalo et al. 2011)



Figura 4.2. Composición a color (rojo, verde y azul) de las imágenes reales e imagen sintética: (a) Geoeeye, (b) Ikonos, (c) Quickbird (QB16), (d) Quickbird (QB24), (e) imagen sintética.

En las Figura 4.3-4.6 se pueden observar las composiciones *RGB* para los productos de fusión con los distintos algoritmos señalados en el párrafo anterior tras su aplicación a los datos *MS* originales.

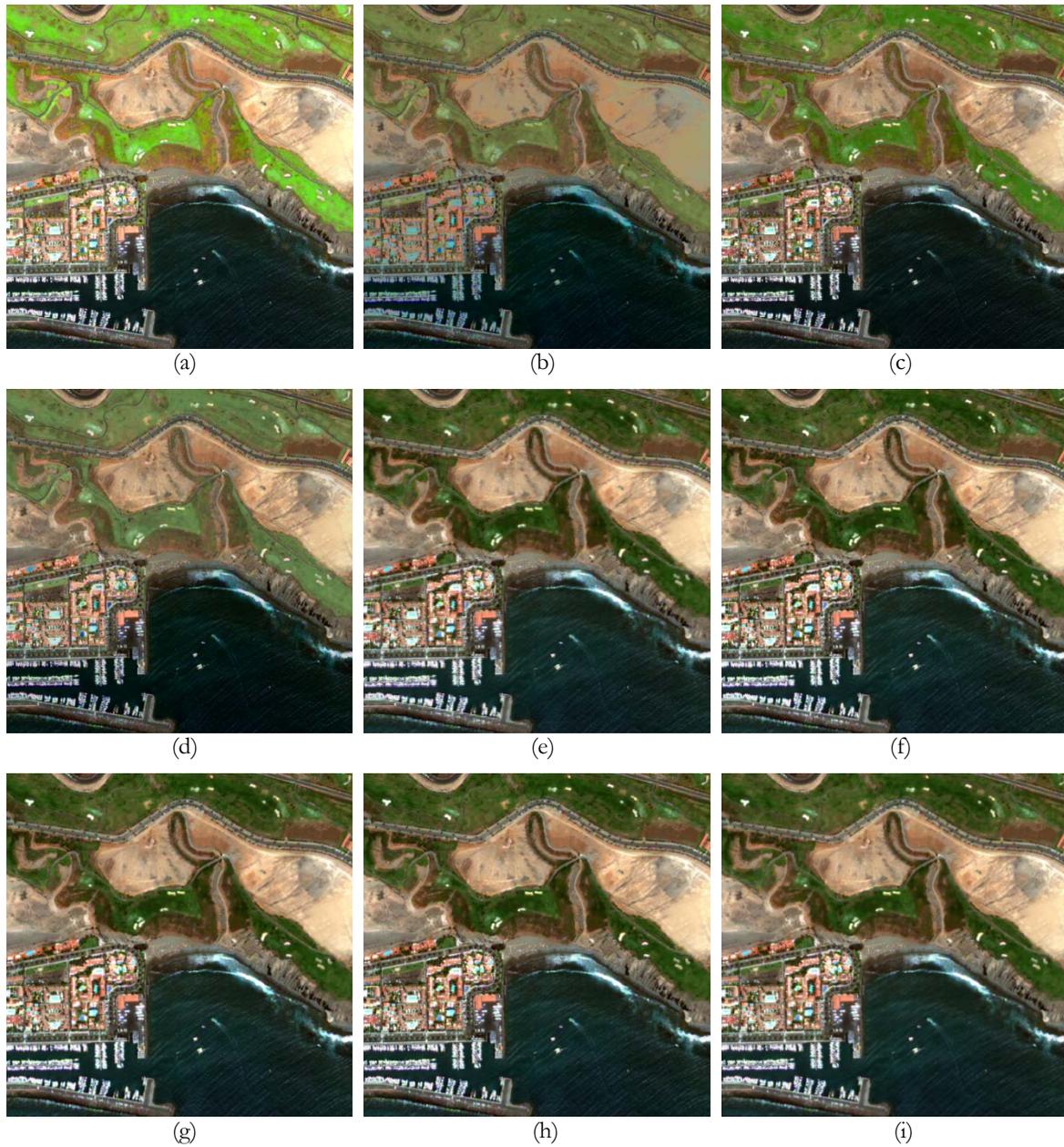


Figura 4.3. Imagen Geoeye fusionada por el método de: (a) Brovey, (b) PCA, (c) IHS, (d) eIHS, (e) TWD, (f) AW, (g) AW-PCA, (h) AW-IHS, (i) AW-DF.



Figura 4.4. Imagen Ikonos fusionada por el método de: (a) Brovey, (b) PCA, (c) IHS, (d) eIHS, (e) TWD, (f) AW, (g) AW-PCA, (h) AW-IHS, (i) AW-DF.

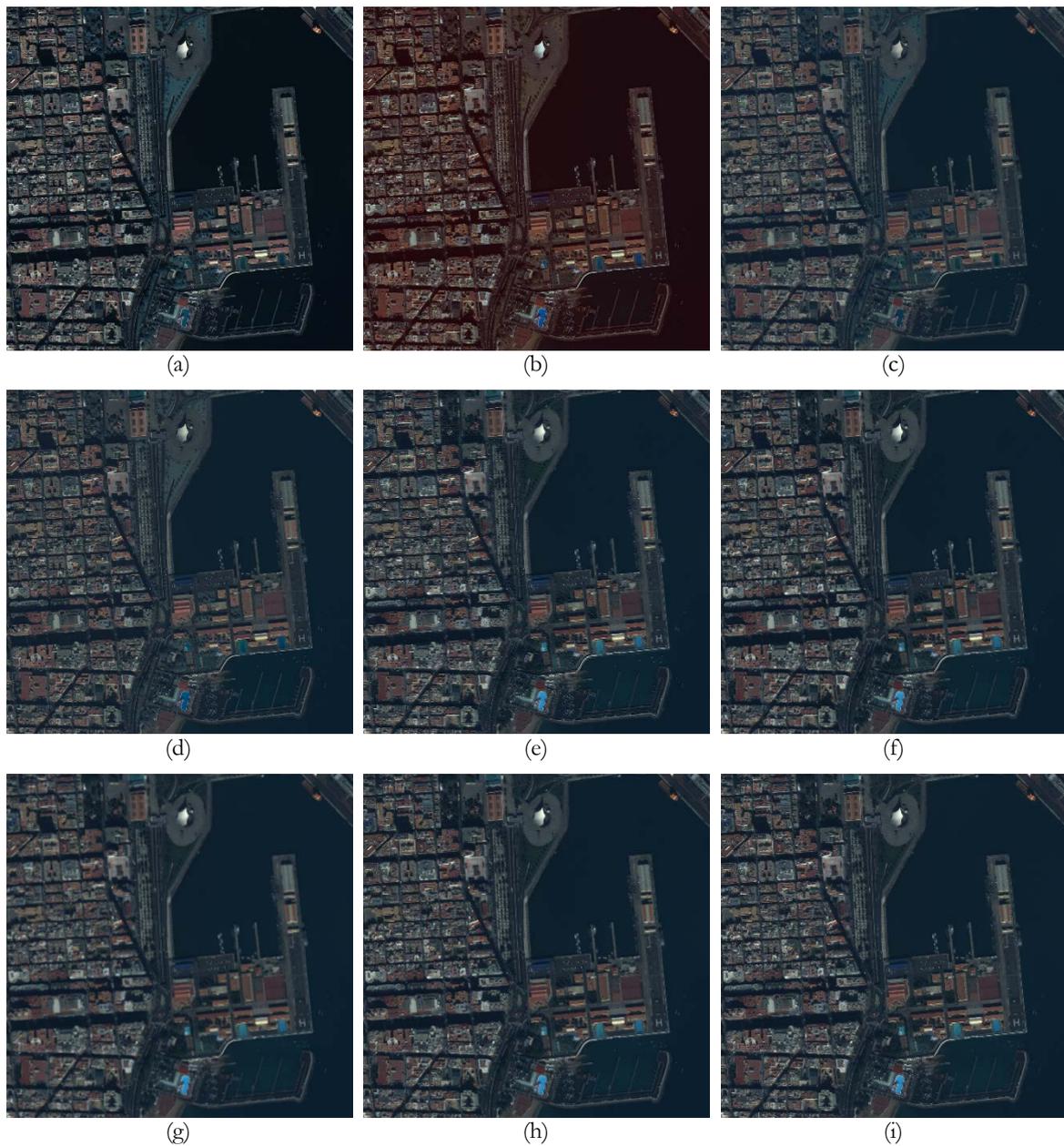


Figura 4.5. Imagen Quickbird (QB16) fusionada por el método de: (a) Brovey, (b) PCA, (c) IHS, (d) eIHS, (e) TWD, (f) AW, (g) AW-PCA, (h) AW-IHS, (i) AW-DF.

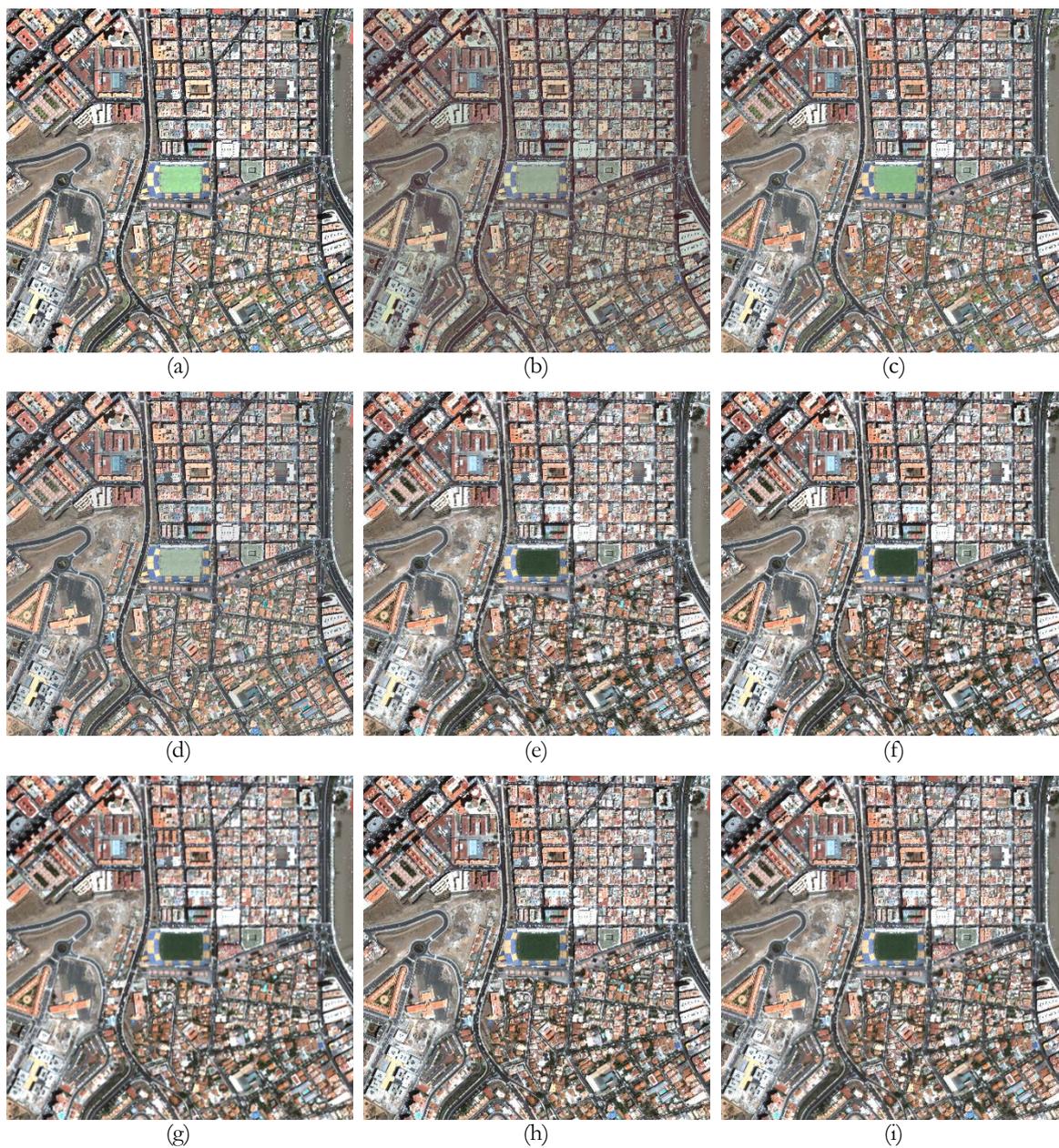


Figura 4.6. Imagen Quickbird (QB24) fusionada por el método de: (a) Brovey, (b) PCA, (c) IHS, (d) eIHS, (e) TWD, (f) AW, (g) AW-PCA, (h) AW-IHS, (i) AW-DF.

4.3 Descripción de las metodologías propuestas para la evaluación de los índices de calidad

4.3.1 Evaluación basada en distorsiones espectrales

Como se ha indicado anteriormente, una de las distorsiones que introduce el proceso de pan-sharpening es la alteración del histograma de las bandas de la imagen *FUS* comparada con la original *MS*. Idealmente, las medidas de calidad espectral deberían detectar estos cambios. Sin embargo, no se ha encontrado demostración publicada donde se analice la robustez y sensibilidad de estas medidas frente a pequeñas alteraciones espectrales.

Como complemento a la rama superior del diagrama de la Figura 4.1, donde aparece el esquema general de procedimiento de evaluación basado en píxeles, a continuación en la Figura 4.7, se muestra el diagrama de flujo detallado del método de evaluación cuantitativo basado en la síntesis de imágenes con distorsiones espectrales. Se pretende comprobar el rendimiento de los índices de calidad cuando las imágenes presentan pequeñas variaciones de intensidad que pueden alterar la percepción del color o la información de la distribución espectral en sus bandas.

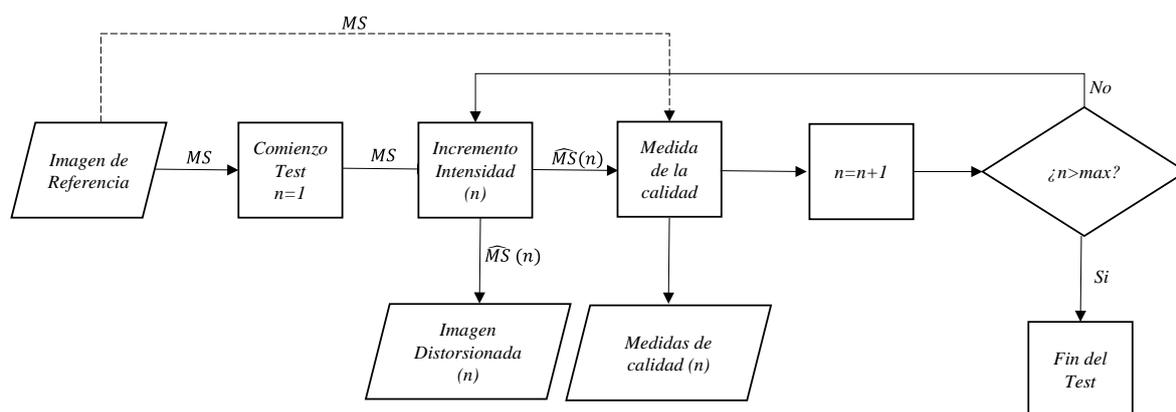


Figura 4.7. Diagrama de flujo de la ejecución de los test de distorsión de intensidad.

Para ello, se diseñaron y aplicaron dos pruebas diferentes (que llamaremos test de contraste y brillo). Ambas, se basan en el aumento de los valores de la intensidad de los píxeles de las bandas seleccionadas para formar la composición de color de una imagen *MS*. Este incremento se ejecutó linealmente y de forma independiente para todas las bandas de la imagen. Como resultado, se generó un conjunto de nuevas imágenes distorsionadas que, posteriormente, fueron empleadas como elemento de evaluación comparada.

Siguiendo la notación usada en el apartado 3.3.3, se va a suponer que B_1 , B_2 y B_3 son las tres bandas de una imagen *MS*, seleccionadas para formar una composición de color. A partir de ellas, describimos las dos pruebas referidas en los párrafos anteriores.

- Test de contraste

Para este fin se diseñó un algoritmo que se ejecuta en 75 pasos, esto es, en la Figura 4.7, se asigna a la variable *max* el valor de 75. En cada uno de ellos se genera una nueva imagen distorsiona espectralmente. En los 25 pasos iniciales, los valores de intensidad de la banda B_1 de la imagen

original se incrementan multiplicando por un coeficiente α^n (donde α es una constante numérica a la que se le asignó el valor de 1.015 para estas pruebas, y, n indica el paso de iteración).

Las bandas, B_2 y B_3 permanecen con sus valores originales en estas primeras 25 iteraciones. En consecuencia, en cada iteración se crea una imagen nueva y más brillante alterando la banda B_1 , y, por tanto, el color de la imagen compuesta. Del mismo modo, en los siguientes 25 pasos, las bandas B_1 y B_3 mantienen sus valores y los píxeles de la imagen B_2 se multiplican por el coeficiente α^{n-25} . Por último, la banda B_3 se incrementa mientras que las B_1 y B_2 permanecen constantes. En este punto, las tres bandas habrán recibido el mismo incremento. Esto significa que la imagen \widehat{MS} , al final del test, tiene el mismo color que la imagen de partida, pero diferente luminosidad. El algoritmo se puede expresar matemáticamente como sigue:

$$\widehat{MS}(n) = \begin{cases} \{B_1, B_2, B_3\} & \text{si } n=0; \\ \{\alpha^n \cdot B_1, B_2, B_3\} & \text{si } 0 < n \leq 25; \\ \{\alpha^{25} \cdot B_1, \alpha^{n-25} \cdot B_2, B_3\} & \text{si } 25 < n \leq 50; \\ \{\alpha^{25} \cdot B_1, \alpha^{25} \cdot B_2, \alpha^{n-50} \cdot B_3\} & \text{si } 50 < n \leq 75; \end{cases} \quad (4.1)$$

donde $\widehat{MS}(n)$ indica la imagen MS distorsionada en la iteración n , α es la constante multiplicadora y B_1, B_2, B_3 son los valores de los píxeles del conjunto de bandas seleccionadas para la representación del color.

- Test de brillo

De un modo similar, se programó un segundo algoritmo con el mismo número de iteraciones. En este caso el aumento de la banda se efectúa sumando el valor obtenido a partir de la variación de una segunda constante α (a la que se le asignó 0.012 en este caso). Este algoritmo de distorsión se puede expresar como sigue:

$$\widehat{MS}(n) = \begin{cases} \{B_1, B_2, B_3\} & \text{si } n=0; \\ \{(\alpha * n) + B_1, B_2, B_3\} & \text{si } 0 < n \leq 25; \\ \{(\alpha * 25) + B_1, (\alpha * (n - 25)) + B_2, B_3\} & \text{si } 25 < n \leq 50; \\ \{(\alpha * 25) + B_1, (\alpha * 25) + B_2, (\alpha * (n - 50)) + B_3\} & \text{si } 50 < n \leq 75; \end{cases} \quad (4.2)$$

donde \widehat{MS} , α y B_1, B_2, B_3 indican lo mismo que en la expresión (4.1).

En el diagrama de flujo empleado en esta prueba, que se presentó en la Figura 4.7, el bloque denominado, Incremento de intensidad, se encarga de implementar las Ec. (4.1) y (4.2).

En las Figuras 4.8 y 4.9 se muestran las imágenes originales al inicio de las pruebas y las distorsionadas en las iteraciones 25, 50 y 75, tras aplicar ambos test a los datos MS originales. Resulta evidente que un observador encontrará menor diferencia de color, y, por tanto, mayor calidad espectral entre la imagen original y la distorsionada al final del test ($n = 75$) que con respecto a las imágenes intermedias ($n = 25, n = 50$). Es deseable que los índices de calidad reflejen este hecho. Así, determinaremos su sensibilidad y robustez en función de la capacidad

de detectar los pequeños cambios producidos en cada paso del procedimiento iterativo y de la sintonía con este comportamiento esperado, tal y como se describirá en el Capítulo 5.

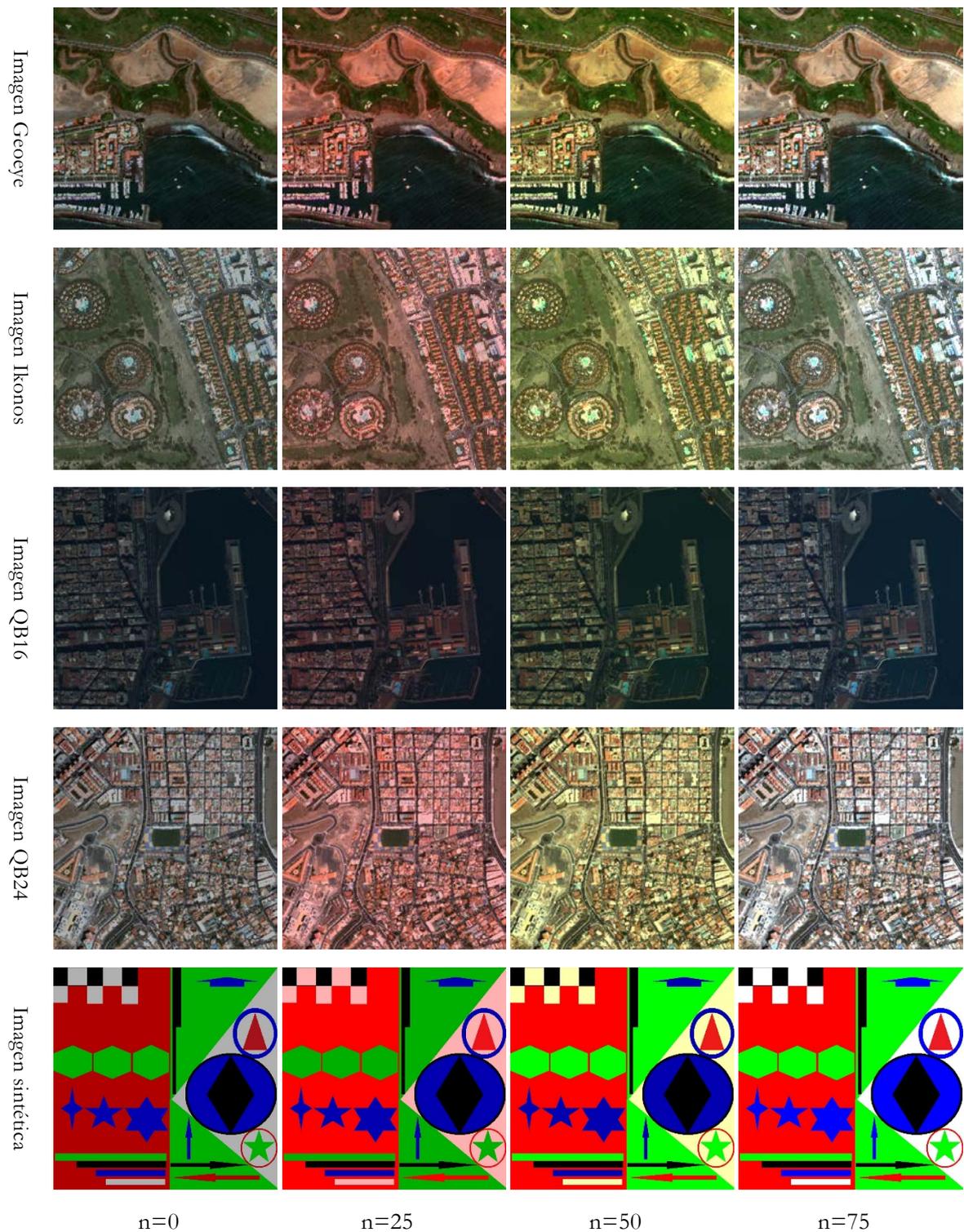


Figura 4.8. Imágenes distorsionadas en las iteraciones intermedias generadas desde la composición a color de las bandas MS originales, al ejecutar el test de contraste. Por filas en orden descendente: Imagen Geoeye, Ikonos, Quickbird (QB16), Quickbird (QB24) y sintética.

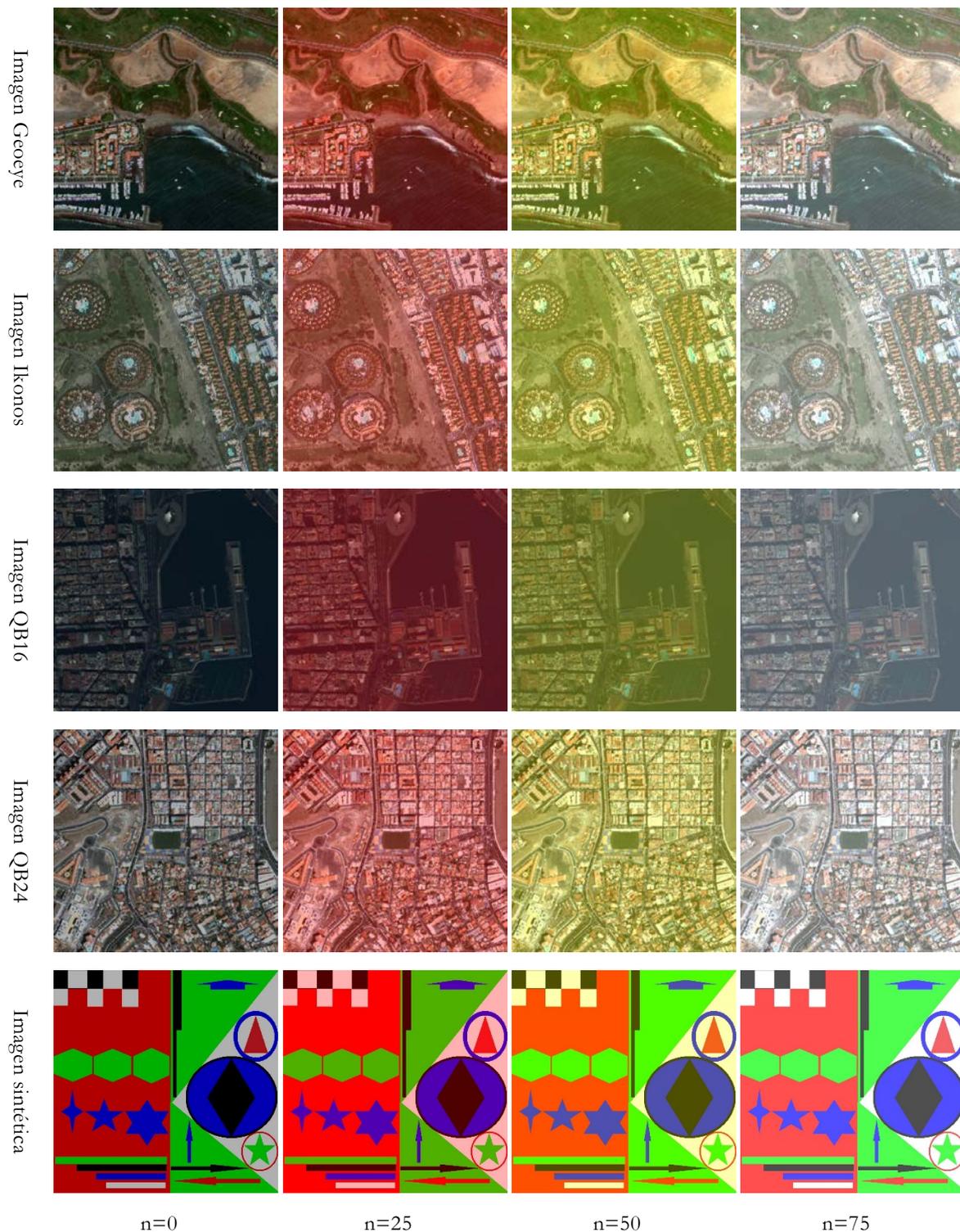


Figura 4.9. Imágenes distorsionadas en las iteraciones intermedias generadas desde la composición a color de las bandas MS originales, al ejecutar el test de brillo. Por filas en orden descendente: Imagen Geoeye, Ikonos, Quickbird (QB16), Quickbird (QB24) y sintética.

A partir de las imágenes de referencia representadas en la Figura 4.2 (cinco imágenes) se generó un conjunto de setecientos cincuenta imágenes distorsionadas. La calidad espectral fue entonces evaluada aplicando los índices CC , Q , SAM , $ERGAS$ y $ERGAS_{IHS}$ entre la imagen de referencia original y las sintetizadas a partir de cada iteración de cada test (bloque de medida de la calidad). De esta manera, tras el test de contraste y brillo, para cada índice y en cada imagen se obtienen dos curvas que representan la variación de su valor en función de la distorsión espectral que se introduce artificialmente. La selección de estos índices permite disponer de una referencia de medida basada en los tipos de distancia mencionados en el Capítulo 3.

4.3.2 Evaluación basada en distorsiones geométricas

De forma análoga a lo que sucede con la calidad espectral, el proceso de fusión genera distorsiones espaciales. Además, esta propiedad es extremadamente sensible a errores de alineamiento entre las imágenes MS y PAN (Baronti, Aiazzi et al. 2011). En este sentido, se plantea la pregunta de cómo afectan pequeños desplazamientos entre las imágenes de referencia y la distorsionada a los índices que se encargan de medir esta característica. O lo que es lo mismo, qué medidas son más robustas frente a problemas de alineamiento que pueden aparecer entre las imágenes bajo análisis.

Con este objeto se ideó y ensayó un test basado en transformaciones geométricas que permitiese generar un conjunto de imágenes distorsionadas espacialmente. Estos datos servirán como elementos de referencia para la obtención de las medidas de calidad y así conocer su comportamiento ante la presencia de distorsiones espaciales introducidas artificialmente en este caso.

La Figura 4.10 muestra el diagrama de flujo del algoritmo de distorsión geométrica de las imágenes (que vuelve a ser una particularización del que se encuentra en la Figura 4.1). Para su ejecución se empleará como referencia a las imágenes PAN correspondientes a las imágenes MS de la Figura 4.2. El bloque de Transformación Geométrica Aplicada se encarga de introducir las distorsiones programadas a cada imagen de entrada. En concreto, traslación horizontal, vertical, diagonal y rotación. Para las tres primeras transformaciones, cada incremento en el valor de n implicaba un incremento de un píxel en el desplazamiento vertical, horizontal y diagonal. En el caso de la rotación, cada incremento de n implicaba un giro adicional de $0,25^\circ$. Finalmente max indica el número máximo de iteraciones del test. En las pruebas más adelante descritas se tomó para ello el valor 10.

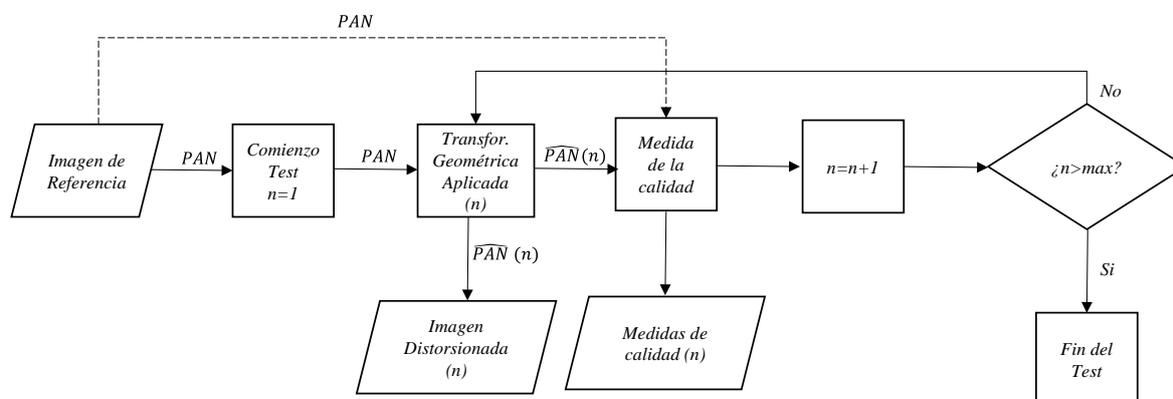


Figura 4.10. Diagrama de flujo del test de transformaciones geométricas.

Las medidas de calidad se calcularon entre la imagen de referencia (*PAN*) y sus versiones distorsionadas artificialmente y se aplicaron en bloques de 8x8 píxeles. Para evitar el posible error de cálculo debido a los bordes, se seleccionó una ventana cuadrada en el interior de la imagen con una distancia a los límites de la imagen mayor que el desplazamiento total introducido artificialmente. Consecuentemente, tras la evaluación, de cada test se dispone de una curva que representa la variación de cada índice de calidad a medida que una distorsión espacial, introducida artificialmente se aplica a cada imagen *PAN* de la base de datos.

De cada índice, por tanto, se obtuvieron dieciséis series numéricas (cuatro transformaciones geométricas por 4 imágenes) de diez valores cada una. Cada valor corresponde al resultado de la medida de calidad en un paso del test de transformaciones geométricas de la Figura 4.10. Un comportamiento ideal de la medida implicaría un resultado progresivamente peor de la evaluación de la calidad de la imagen a medida que el test avanza.

Los índices empleados para esta evaluación son aquellos que fueron descritos como de medida de la característica espacial en el Capítulo 3. A saber, el índice Zhou, el *ERGAS espacial* y el propuesto en este trabajo y que denominamos *FC*. Además, se decidió incluir otros dos adicionales que, aunque no son habituales en las publicaciones en el ámbito del pan-sharpening, se emplean con profusión en otras áreas del procesado de señales: la correspondencia de bordes Canny (*CEC*) y el error cuadrático medio tras filtro de sobel (*S - RMSE*), que también aparecen resumidos en el citado capítulo.

Se puede observar, Figura 4.11, un ejemplo de imágenes distorsionadas obtenidas aplicando el test de transformaciones geométricas, donde se representan en falso color para una mejor visualización. En la columna más a la izquierda aparece la imagen *PAN* y enmarcado en un recuadro rojo la zona (inferior izquierda) que se amplía en las siguientes columnas, al objeto de apreciar el detalle de la transformación geométrica. Las siguientes columnas representan la imagen distorsionada en la primera iteración, la quinta y la décima consecutivamente. La primera fila muestra una traslación horizontal, y, a partir de ahí, una traslación vertical, diagonal y, por último, una rotación.

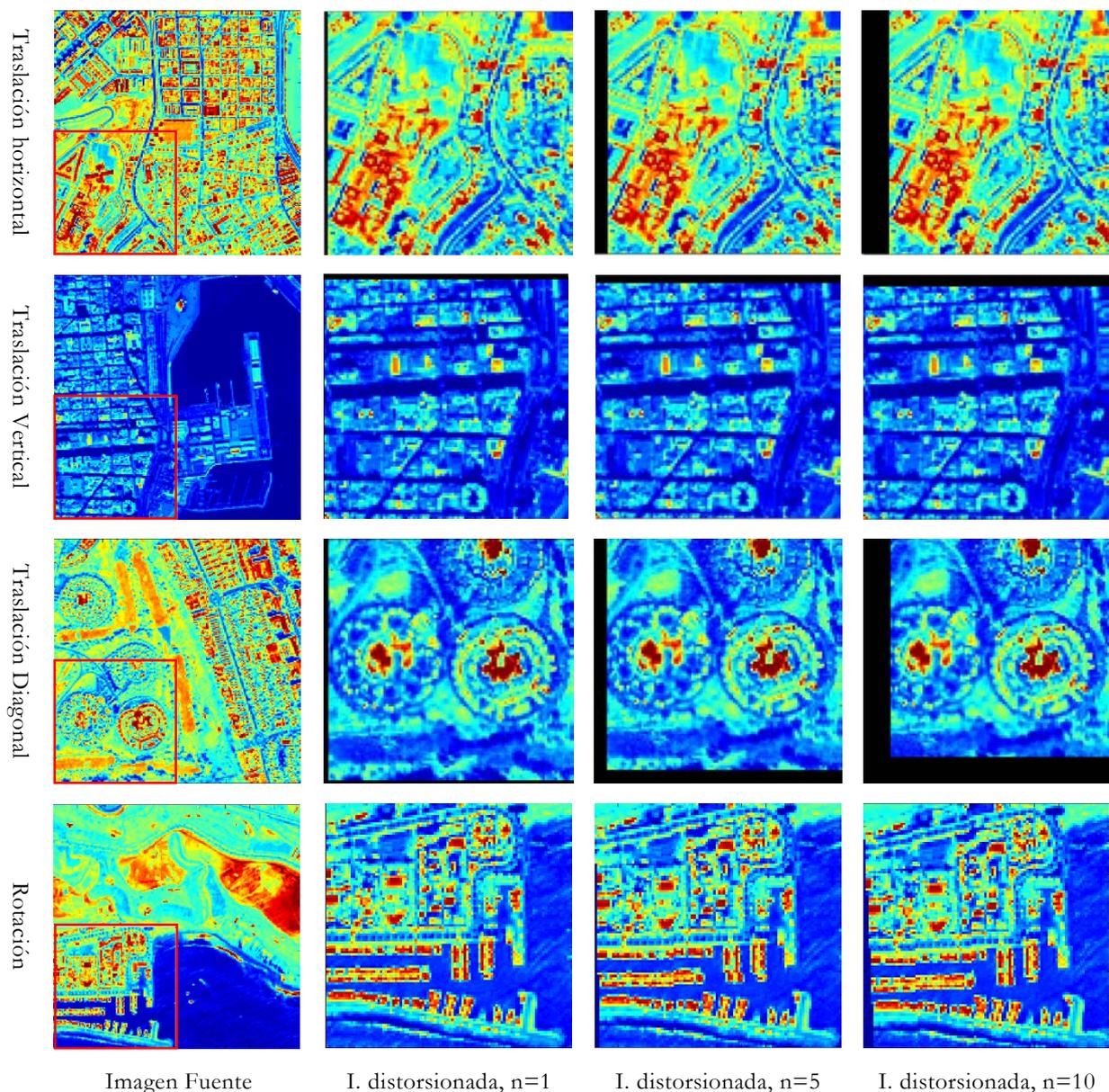


Figura 4.11. Ejemplo de transformación geométrica aplicada a cada imagen de referencia.

4.3.3 Evaluación basada en el sistema visual humano

La evaluación de los índices de calidad basada en el sistema visual humano tiene por objetivo determinar la cercanía de las medidas cuantitativas con la percepción del observador. Es decir, averiguar qué medida objetiva se aproxima más a la evaluación proporcionada por un conjunto de personas.

La Figura 4.12 muestra el esquema aplicado para esta evaluación. El conjunto de datos de referencia se analiza por dos vías paralelas. Por un lado, se evalúa la calidad subjetiva y, por otro, se calculan los índices cuantitativos. En última instancia, para establecer la

proximidad entre las evaluaciones se efectúa una comparación entre los resultados de ambos procedimientos.

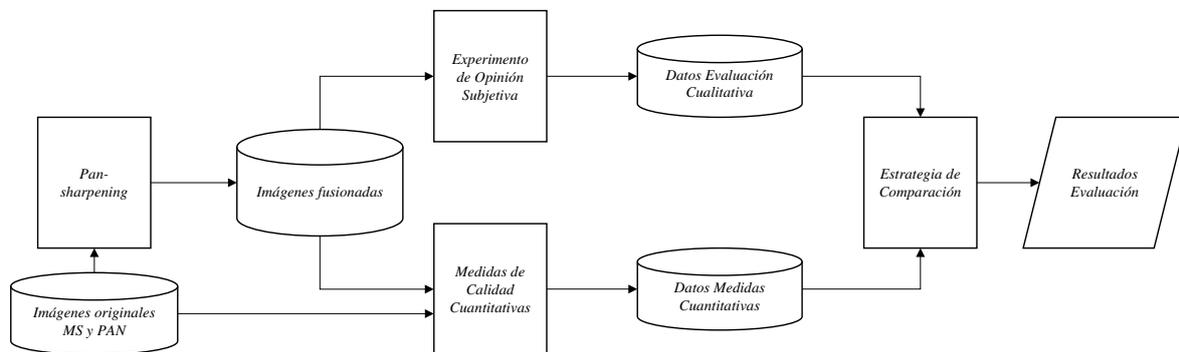


Figura 4.12. Esquema de evaluación basada en el sistema visual humano.

Esta metodología de evaluación se aplicó a las imágenes fusionadas empleando el índice basado en la distancia *CIEDE2000* que se describió en el Capítulo 3. Se consideró esta distancia dado que se ideó para utilizarse en procesos donde una medida de la fidelidad cromáticas en línea con lo que un observador humano percibiese fuese lo más importante. Con el propósito de contrastar su funcionamiento con respecto a otras distancias empleadas en medida de calidad de imágenes, se calcularon los valores cuantitativos del índice *CIEDE2000*, el índice *SAM* y el *RMSE*. Los dos últimos se seleccionaron por su profusión en publicaciones como indicadores de la calidad espectral.

Para la evaluación cualitativa se aplicó un test de opinión media (*MOS*, por sus siglas en inglés) que recopiló las opiniones de 10 personas (6 hombres y 4 mujeres). La prueba consistió en la valoración del parecido espectral de la imagen de referencia frente a la de test (fusionada) que se mostraban a la izquierda y la derecha respectivamente de un monitor ASUS alta definición, modelo MK241H. Para esta encuesta se ejecutó un interface desarrollado ad-hoc que proyectaba sobre fondo negro y pantalla completa la secuencia de imágenes aleatoriamente.

En cuanto a la evaluación subjetiva de la calidad, se adoptó el modelo de clasificación recomendada por la Unión Internacional de Telecomunicaciones (*ITU*, por sus siglas en inglés) (Rec 2002). Los observadores anotaron la calidad espectral de las imágenes fusionadas como excelente (excellent), buena (good), aceptable (fair), regular (poor) o mala (bad). Posteriormente, se asignó a los resultados una escala de 5-1 puntos de manera que 5 puntos corresponden a la mejor puntuación (excellent) y 1 a la peor (bad). Así, se podía cuantificar los resultados de la evaluación subjetiva, utilizando la media y la moda de las observaciones para establecer la calidad espectral.

Una vez se tuvieron los valores de ambos enfoques se procedió a comparar las series numéricas obteniendo el coeficiente de correlación entre cada índice cuantitativo y los resultados numéricos cualitativos.

Esta metodología se aplicó a todas las imágenes fusionadas descritas en el apartado 4.2, mostrándose en el Capítulo 5 los resultados que se obtuvieron.

4.3.4 Evaluación basada en imágenes fusionadas

Existen múltiples referencias que abordan la calidad esperada de los algoritmos de pan-sharpening (Pálsson, Sveinsson et al. 2012, Tu, Hsu et al. 2012, Medina, Marcello et al. 2012, Zhang 2008). En este sentido, es bien sabido que los algoritmos basados en técnicas algebraicas y de sustitución de bandas (*Brovey, PCA, IHS* y *eIHS*) producen una imagen fusionada de alta calidad espacial pero con el inconveniente de generar una considerable distorsión espectral. Al contrario, los fundamentados en la aplicación de Transformada Wavelet (*TWD, À trous* y sus derivados) mejoran la calidad espectral a costa de una merma en la calidad espacial.

En el marco de esta tesis, resulta imprescindible realizar una evaluación de calidad basada en imágenes fusionadas usando tanto los distintos índices espaciales y espectrales existentes como los propuestos para este trabajo de investigación, con el objetivo de analizar sus prestaciones cuando se aplican sobre este campo de la evaluación de la calidad en imágenes tras el proceso de pan-sharpening. La revisión bibliográfica aludida en el párrafo anterior así como la propia observación de las imágenes constituyen las herramientas de esta tarea.

La Figura 4.13 presenta el esquema general de procedimiento de evaluación basado en imágenes fusionadas. Consiste en obtener los resultados de la medida de la calidad del conjunto de datos formado por todas las imágenes fusionadas que se ha descrito en secciones anteriores y aparecen en las Figuras 4.3-4.6., aplicando tanto los índices descritos en el Capítulo 3 como la metodología de carácter local basada en objetos.

Los resultados de esta evaluación, tal y como se ha indicado, serán el producto del análisis de esta información cuantitativa combinado con las observaciones y el conocimiento previo del funcionamiento de los algoritmos de fusión. Adicionalmente, para la última estrategia de evaluación mediante mapas de calidad, se contrastarán las medidas de índices basados en píxel con aquellas de la misma naturaleza obtenidas como media sobre el conjunto total de los objetos.

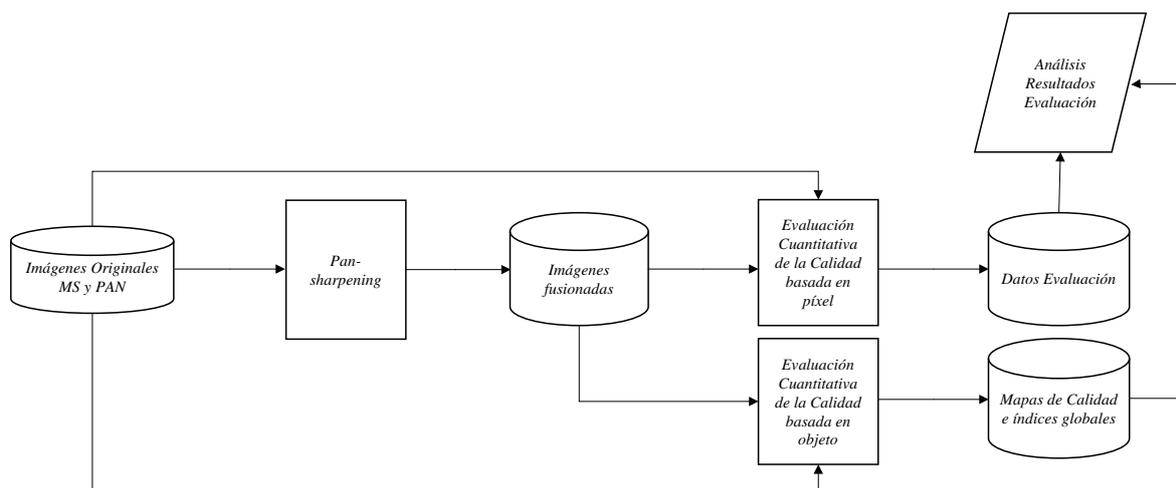


Figura 4.13. Esquema de Evaluación basado en imágenes fusionadas.

4.4 Resumen

En este capítulo se han presentado un conjunto de metodologías que se proponen para la evaluación de la robustez y sensibilidad de los índices de calidad existentes y planteados en imágenes fusionadas. Se pretende con ellas analizar los protocolos y medidas de calidad aplicados al problema de la fusión de imágenes de teledetección que aparecen referenciados en la literatura científica, así como las nuevas aproximaciones planteadas en el marco del desarrollo de esta tesis que se desglosaron el Capítulo 3. En este sentido, se han descrito conceptualmente tres aproximaciones: basada en medidas cualitativas, basada en medidas cuantitativas y basada en imágenes fusionadas.

La primera, se plasma a través de la generación de imágenes distorsionadas artificialmente de manera que se pueda predecir *a priori* cuál ha de ser el comportamiento de las medidas de calidad calculadas entre estas imágenes y sus referencias originales. Se han propuesto tres algoritmos de distorsión distintos que hemos llamado test de intensidad, test de brillo y test de distorsiones geométricas. La segunda de ellas se aplica a través de la comparación de los resultados obtenidos de una evaluación cualitativa de las imágenes fusionadas basada en un test de opinión media y en un conjunto de medidas cuantitativas. Por último, la abundante literatura sobre algoritmos de fusión unida a la propia evaluación visual permitirá contrastar el funcionamiento de los índices de calidad y de la metodología propuesta para el análisis local basado en objetos. En este caso, junto a la comparación con índices medios sintetizados desde el enfoque a nivel de píxel y de objeto.

La Tabla 4.3 muestra un resumen de las medidas de calidad clasificadas según su carácter y los procedimientos de validación aplicados a cada una de ellas y, cuyos resultados se expondrán en el siguiente capítulo.

Tabla 4.3. Resumen de medidas de calidad y procedimiento de evaluación aplicado.

Carácter	Índice de calidad	Evaluación cuantitativa. Test de:			Evaluación basada en imágenes fusionadas:	
		Brillo	Contraste	Transform. geométricas	Desde el sistema visual humano	Desde los Resultados índices
Espectral	<i>CC</i>	X	X			X
	<i>SAM</i>	X	X		X	X
	<i>ERGAS espectral/RMSE</i>	X	X		X	X
	<i>ERGAS_{IHS}</i>	X	X			X
	<i>CIEDE 2000</i>				X	X
Espacial	<i>Zhou</i>			X		X
	<i>ERGAS espacial</i>			X		X
	<i>FC</i>			X		X
	<i>CEC</i>			X		X
	<i>S – RMSE</i>			X		X
Global	<i>Q/Q4</i>	X	X			X
	<i>SSIM</i>					X
	<i>MSSIM</i>					X

4.5 Referencias bibliográficas

- BARONTI, S., AIAZZI, B., SELVA, M., GARZELLI, A. and ALPARONE, L., 2011. A Theoretical Analysis of the Effects of Aliasing and Misregistration on Pansharpened Imagery. *Selected Topics in Signal Processing, IEEE Journal of*, 5(3), pp. 446-453.
- CHANDLER, D.M., 2013. Seven challenges in image quality assessment: past, present, and future research. *ISRN Signal Processing*, 2013.
- CHAVEZ, P., SIDES, S.C. and ANDERSON, J.A., 1991. Comparison of three different methods to merge multiresolution and multispectral data- Landsat TM and SPOT panchromatic. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 57(3), pp. 295-303.
- DU, Q., YOUNAN, N.H., KING, R. and SHAH, V.P., 2007. On the performance evaluation of pansharpening techniques. *Geoscience and Remote Sensing Letters, IEEE*, 4(4), pp. 518-522.
- DUTILLEUX, P., 1989. An implementation of the “algorithme à trous” to compute the wavelet transform. *Wavelets*. Springer, pp. 298-304.
- GONZÁLEZ-AUDÍCANA, M., OTAZU, X., FORS, O., SECO, A. and GARCÍA, R., 2004. Bondad de los algoritmos de descomposición Wavelet de Mallat y ‘à trous’ para la fusión de imágenes QuickBird. *Revista de Teledetección*, 21, pp. 79-84.
- HALLADA, W.A. and COX, S., 1983. Image sharpening for mixed spatial and spectral resolution satellite systems, *International Symposium on Remote Sensing of Environment, 17 th, Ann Arbor, MI* 1983, pp. 1023-1032.
- LILLO-SAAVEDRA, M., GONZALO, C. and LAGOS, O., 2011. Toward reduction of artifacts in fused images. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 13(3), pp. 368-375.
- MALLAT, S.G., 1989. A theory for multiresolution signal decomposition: the wavelet representation. *Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on*, 11(7), pp. 674-693.
- MARCELLO, J., MEDINA, A. and EUGENIO, F., 2013. Evaluation of Spatial and Spectral Effectiveness of Pixel-Level Fusion Techniques. *Geoscience and Remote Sensing Letters, IEEE*, 10(3), pp. 432-436.
- MEDINA MACHÍN, A., MARCELLO RUIZ, F.J. and QUINTANA MORALES, P., 2010. *Implementación y evaluación de técnicas de fusión en imágenes de satélite de muy alta resolución y su aplicación para el inventario de cubiertas vegetales [Archivo de ordenador]*. Las Palmas de Gran Canaria : (sp): Universidad de Las Palmas de Gran Canaria. Escuela de Ingeniería de Telecomunicación y Electrónica.
- MEDINA, A., MARCELLO, J., RODRIGUEZ, D., EUGENIO, F. and MARTIN, J., 2012. Quality evaluation of pansharpening techniques on different land cover types, *Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS), 2012 IEEE International* 2012, pp. 5442-5445.
- PALSSON, F., SVEINSSON, J.R., BENEDIKTSSON, J.A. and AANAES, H., 2012. Classification of pansharpened urban satellite images. *Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, IEEE Journal of*, 5(1), pp. 281-297.

- REC, I., 2002. BT. 500-11,“. *Methodology for the subjective assessment of the quality of television pictures*, 22, pp. 25-34.
- SHETTIGARA, V., 1992. A generalized component substitution technique for spatial enhancement of multispectral images using a higher resolution data set. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 58(5), pp. 561-567.
- TU, T., HSU, C., TU, P. and LEE, C., 2012. An adjustable pan-sharpening approach for IKONOS/QuickBird/GeoEye-1/WorldView-2 imagery. *Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, IEEE Journal of*, 5(1), pp. 125-134.
- TU, T., HUANG, P.S., HUNG, C. and CHANG, C., 2004. A fast intensity-hue-saturation fusion technique with spectral adjustment for IKONOS imagery. *Geoscience and Remote Sensing Letters, IEEE*, 1(4), pp. 309-312.
- WANG, Z. and BOVIK, A.C., 2006. *Modern image quality assessment*. San Rafael, Calif. Morgan & Claypool Publishers.
- ZHANG, Y., 2008. Methods for image fusion quality assessment-a review, comparison and analysis. *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 37, pp. 1101-1109.

CAPÍTULO 5

Resultados de la evaluación de los índices de calidad

5.1 Introducción

En este capítulo se presentan los resultados de la aplicación de las estrategias de análisis de los índices de calidad descritas en el Capítulo 4 a las medidas y modelos de evaluación referidos en el Capítulo 3. El objeto final es analizar comparativamente los distintos índices de calidad y determinar la validez de las propuestas planteadas como desarrollo de este trabajo de investigación y recogidas en los objetivos iniciales.

Su contenido se ha estructurado en dos secciones. En primer lugar se analiza la robustez y sensibilidad de todos los índices de calidad frente a distorsiones, tanto de los extraídos de la literatura, como de los propuestos en esta investigación. En segundo lugar, se presentan los resultados de la aplicación de los índices de calidad sobre las imágenes fusionadas.

Respecto a la primera sección, se plantean y analizan los datos obtenidos de las medidas espectrales y espaciales tras la aplicación de los test de distorsiones de intensidad y geométrica respectivamente sobre las imágenes de referencia. A partir de esta información se deducirá el comportamiento de los índices en presencia de estas distorsiones en las imágenes empleadas para el proceso de evaluación.

La segunda sección se aborda desde tres enfoques que parten de una primera inspección visual que establecerá los criterios de la calidad esperada. A partir de ahí, se expondrán los resultados de la evaluación cualitativa, y la evaluación cuantitativa de los índices, tanto basada en píxel como en objetos.

Por último, se incluye un resumen del capítulo con las líneas generales y conclusiones más destacadas que se pueden encontrar en él.

5.2 Análisis de la robustez y sensibilidad de los índices de calidad

En este apartado se presentan los resultados obtenidos a partir de los datos y procedimientos descritos en los capítulos precedentes. De su estudio se extraerá el análisis de la robustez y sensibilidad de los índices de calidad frente a distorsiones espectrales y espaciales.

5.2.1 Evaluación frente a distorsiones espectrales

Como se indicó en el capítulo anterior, la metodología utilizada para la evaluación de los índices de calidad frente a distorsiones espectrales consiste en distorsionar artificialmente las imágenes *MS* y sintética empleadas como datos de partida, aplicando, para ello, un algoritmo iterativo que modifica secuencialmente la intensidad de los píxeles de cada banda original.

El resultado final es un conjunto de imágenes que incrementan su distancia espectral a medida que se van calculando. Esto ocurre hasta la mitad del test, momento en que la diferencia espectral decrece como consecuencia de que el incremento de intensidad aplicado a cada banda comienza a equilibrarse. En este punto, las imágenes distorsionadas comparadas con su referencia comienzan a tener un mayor parecido en términos de percepción visual, hasta alcanzar la mayor semejanza en último elemento de la serie de imágenes artificiales.

Los índices de calidad espectral analizados con esta metodología son el *CC*, *ERGAS*, *Q/Q₄* y *SAM* contrastados entre sí y con el propuesto en este trabajo, *ERGAS-IHS*. Al hilo de lo señalado en el párrafo anterior, la respuesta esperada de estas medidas es una curva con un punto de inflexión hacia la mitad del test. La variación de intensidad se generó de dos formas distintas dando lugar a lo que se ha denominado Test de Contraste y Test de Brillo.

- **Resultados del Test de Contraste**

La Figura 5.1 muestra los resultados del Test de Contraste (Ec. 4.1) aplicado a cada una de las imágenes *MS* y sintética de la Figura 4.2. El eje horizontal corresponde al contador de la secuencia de distorsión (de 1 a 75 pasos) mientras que el vertical indica el valor calculado del índice de calidad entre la imagen distorsionada y su referencia original.

Al objeto de una mejor representación comparativa estos valores han sido normalizados con respecto al máximo de cada serie. De esta manera, 1, indica máxima calidad espectral para el índice *Q/Q₄* y *CC*, mientras que para el resto de los índices corresponde a la peor calidad espectral medida entre la imagen distorsionada artificialmente y la original.

El valor de la *CC* entre las imágenes no se representa ya que su valor es uno y permanece constante a lo largo del desarrollo del test. Este resultado se puede deducir de su expresión matemática combinada con la de la generación de distorsión. Lógicamente, este comportamiento nos indica la incapacidad de esta medida para detectar variaciones de intensidad entre las imágenes objeto de análisis.

A simple vista se aprecian dos tipos de respuestas distintas en las medidas sobre imágenes reales (Figura 5.1.(a)-(d)). Por un lado las curvas de los índices *ERGAS-IHS* y *SAM* en color naranja (trazo continuo) y amarillo (discontinuo) respectivamente. Por otra, las correspondientes a los índices Q/Q_4 y *ERGAS* en gris (línea de punto y raya) y azul (punteada) cada una.

En la respuesta del *ERGAS-IHS* y del *SAM*, tras un incremento inicial que corresponde a un mayor error espectral, se observa un punto de inflexión a partir del cual la representación indica una menor distancia entre la imagen distorsionada y original. La posición en que se produce este cambio depende del peso de cada banda espectral en el total de la imagen.

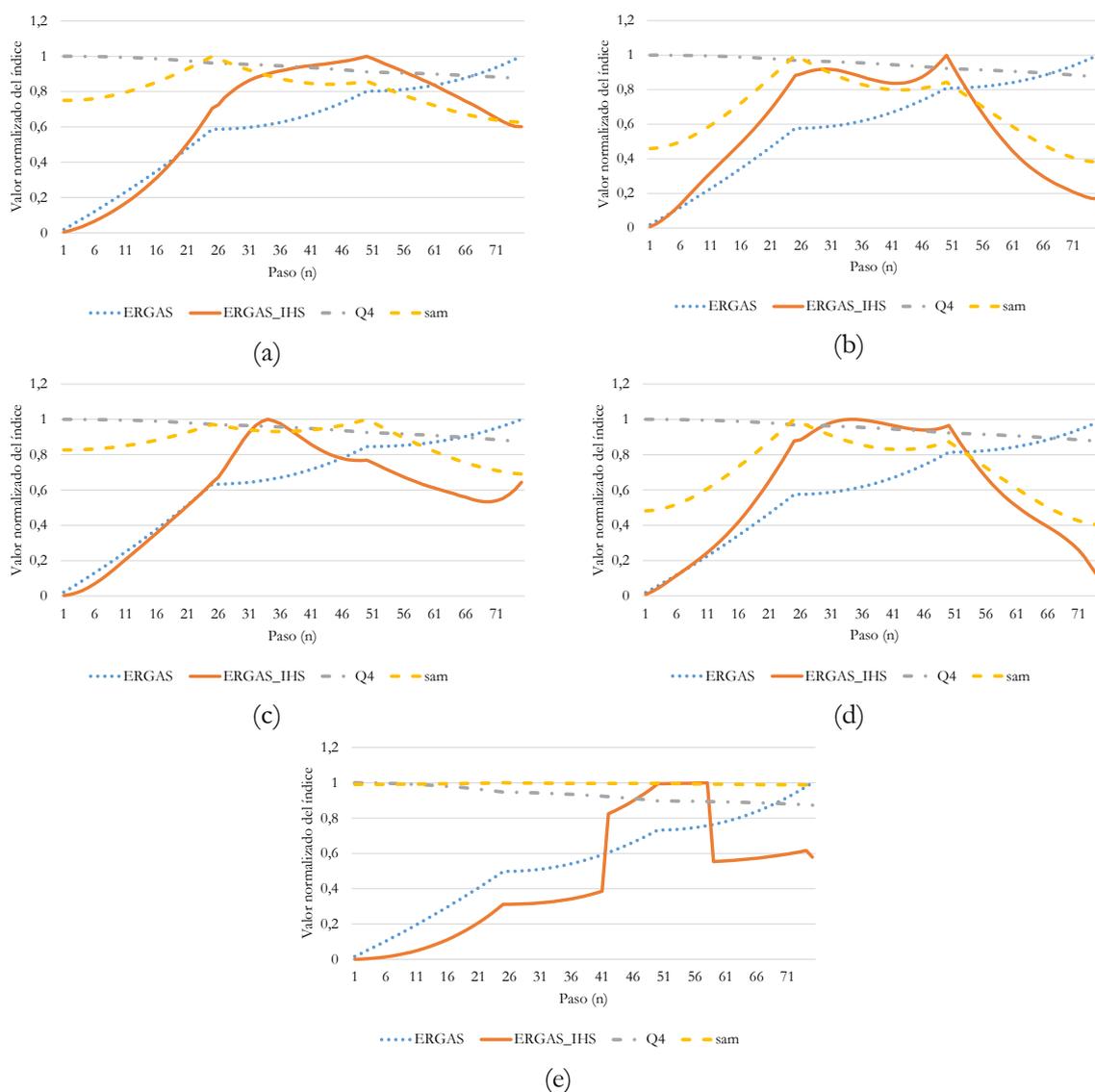


Figura 5.1. Resultados del Test de Contraste aplicado a imágenes MS: (a) Imagen Geoeye, (b) Imagen Ikonos, (c) Imagen Quickbird (QB16), (d) Imagen Quickbird (QB24) y (e) Imagen Sintética.

En contraste, la respuesta del *ERGAS* presenta una curva creciente, y decreciente la del Q/Q_4 . Ello quiere decir que ambos índices indican un aumento progresivo de la distancia espectral entre la imagen original y la imagen distorsionada en oposición a la experiencia visual descrita en el Capítulo 4, ya que al final el test se han distorsionado por igual las 3

bandas y, en consecuencia, el color es el mismo; aunque este comportamiento varía parcialmente cuando el Test de Contraste se aplica a la imagen sintética (Figura 5.1.(e)). Así los índices Q/Q_4 y $ERGAS$ producen una medida similar a la comentada anteriormente. En cambio, el valor del SAM se mantiene prácticamente constante y en la curva $ERGAS-IHS$ aparecen variaciones de valor bruscas. Ambas particularidades son consecuencia de la construcción de la imagen sintética a partir de tonos puros de color e intensidades de blanco y negro. Ello implica que la fórmula del cálculo del SAM arroje un valor que crece casi inapreciablemente y la del $ERGAS-IHS$ pequeños saltos como consecuencia de la definición trigonométrica del espacio IHS .

Por último, los índices $ERGAS$ y $ERGAS-IHS$ presentan la mayor sensibilidad a variaciones pequeñas de intensidad, frente al índice SAM y, sobre todo, el Q/Q_4 donde el desplazamiento sobre su valor ideal (uno) es difícil de apreciar a la escala representada. A su vez, ya se ha indicado, que la medida CC no es sensible a este tipo de distorsiones. Además el índice SAM presenta una rápida transición desde su valor ideal al inicio de test y su cálculo se vuelve inestable para valores de píxel muy oscuros por su propia definición como un cociente en cuyo denominador aparecerían números cercanos a 0.

- **Resultados del Test de Brillo**

De forma similar a la Figura 5.1, la Figura 5.2 presenta los resultados del Test de Brillo (Ec. 4.2) aplicado a las imágenes MS y sintética (Figura 4.2). Los ejes de ordenadas y abscisas tienen la misma disposición en ambas representaciones gráficas. Empleándose, a su vez, el tipo de trama y color de la figura previa, así como la misma estrategia de representación normalizada.

Vuelven a apreciarse dos resultados distintos. De un lado, las respuestas de los índices Q/Q_4 y $ERGAS$ indican que las imágenes son disímiles espectralmente a medida que progresa la secuencia del Test de Brillo. De otro, la que generan los índices $ERGAS-IHS$ y SAM con una curva con un crecimiento inicial hasta llegar a un máximo a partir del cual son mayoritariamente decrecientes. Con respecto a la CC su resultado vuelve a ser constante (uno) en todo el test, por las mismas consideraciones matemáticas.

No cabe otra interpretación en este caso que la referida en el Test de Contraste. Así los valores de $ERGAS-IHS$ y SAM alcanzan un máximo a partir del que señalan una aproximación entre los parecidos espectrales de las imágenes comparadas.

A la vista de la Figura 5.2.(c), es notorio que todos los índices fallan en el Test de Brillo cuando se usa de referencia la imagen QB16, posiblemente, debido a la distribución espectral de la propia imagen.

La imagen sintética de la Figura 5.2.(e) admite un análisis semejante al descrito para el Test de Contraste. La única particularidad apreciable es el comportamiento del índice SAM que es siempre creciente hasta alcanzar su valor máximo al final del test. Esta respuesta es fácilmente deducible desde las ecuaciones del algoritmo de distorsión aplicadas sobre la del índice y las reflexiones ya observadas sobre la composición de la imagen sintética.

Por último, la sensibilidad de los índices frente a las variaciones espectrales que se aplican en el Test de Brillo no son significativamente distintas de las ya consideradas,

correspondiendo la mayor sensibilidad a los índices *ERGAS* y *ERGAS-IHS* frente al índice *SAM* y, sobre todo, al Q/Q_4 . En cuanto a este aspecto, el peor índice es el *CC* que no muestra variación frente a estos cambios.

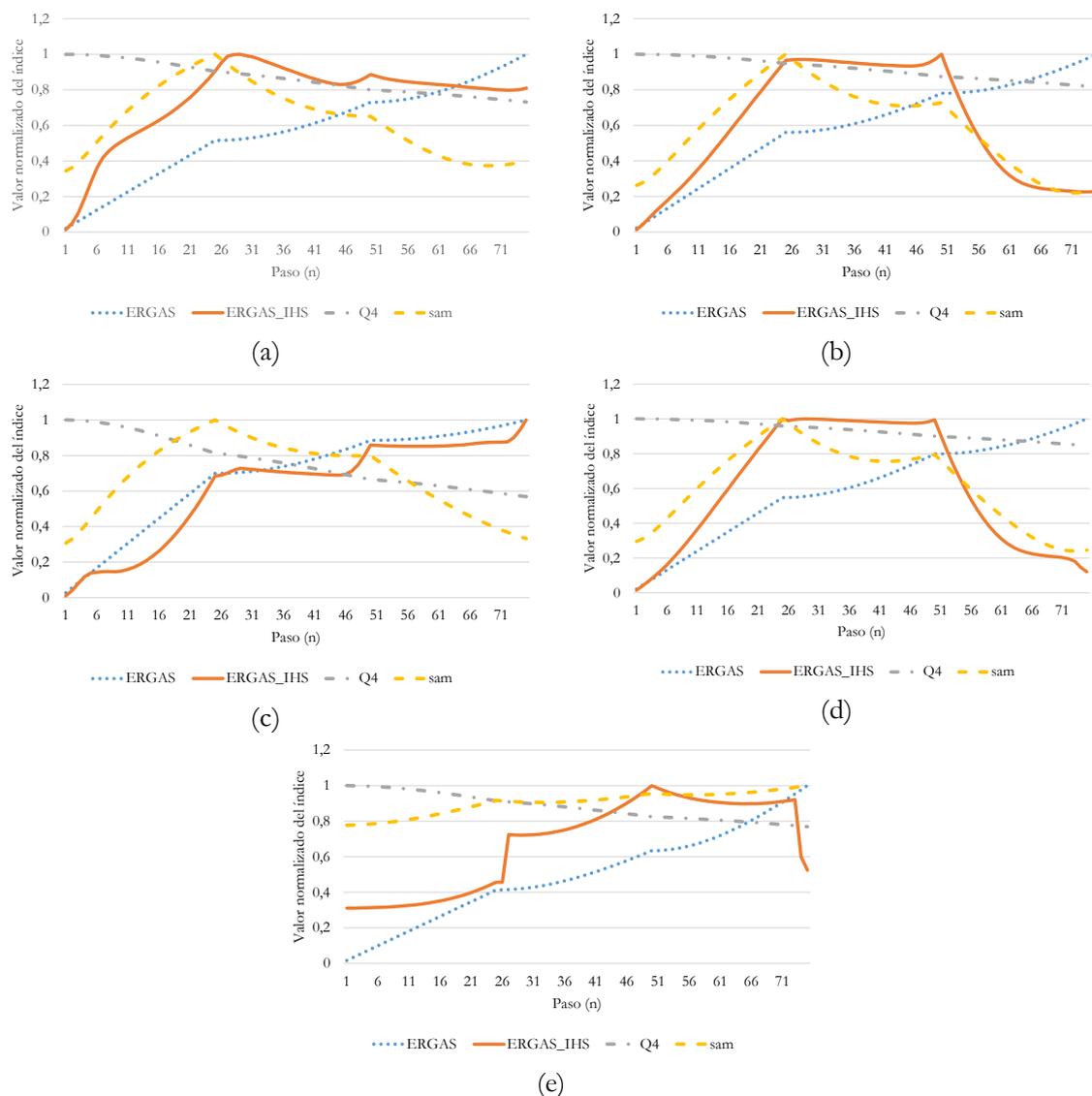


Figura 5.2. Resultados del Test de Brillo aplicado a imágenes multiespectrales: (a) Imagen Geoeye, (b) Imagen Ikonos, (c) Imagen Quickbird (Q16), (d) Imagen Quickbird (QB24) y (e) Imagen Sintética.

En conclusión, el buen comportamiento de los índices *ERGAS-IHS* y *SAM* en ambas pruebas de variación de intensidad reflejan su utilidad como indicadores de la calidad espectral y su destacable proximidad a los resultados de una evaluación cualitativa. Además, la buena sensibilidad frente a las variaciones de intensidad pequeñas del índice propuesto, *ERGAS-IHS*, unido a los problemas de cálculo del índice *SAM*, hacen pensar que una aproximación como la descrita en esta tesis resulta robusta para una evaluación cuantitativa de la calidad espectral de las imágenes fusionadas de teledetección.

5.2.2 Evaluación frente a distorsiones espaciales

Tal y como se describió en el Capítulo 4, las imágenes *PAN* asociadas a las imágenes *MS* utilizadas como datos para este trabajo de investigación, se distorsionaron geoméricamente con el fin de evaluar el funcionamiento de los índices espaciales frente a posibles diferencias geométricas entre las imágenes empleadas en el proceso de fusión.

Para tal fin, se ideó un test que consistía en distorsionar la imagen *PAN* original desplazándola vertical, horizontal o diagonalmente en pasos de un píxel. Se obtenía así, una imagen modificada geoméricamente con respecto a la de referencia que permite evaluar la respuesta de los índices de calidad espacial frente a estas variaciones. Del mismo modo, se rotó la imagen en ángulos de un cuarto de grado para completar el conjunto de deformaciones artificiales programado.

Estas pruebas se aplicaron a las cuatro imágenes reales de la base de datos (Figura 4.11), empleando para ello cinco indicadores de la calidad espacial: índice *Zhou*, *S-ERGAS*, *CEC*, *S-RMSE* y el propuesto para este trabajo, índice *FC*.

Tabla 5.1 Porcentaje de series de medidas de índices de calidad sin errores numéricos.

Índice	<i>Zhou</i>	<i>S – ERGAS</i>	<i>CEC</i>	<i>S – RMSE</i>	<i>FC</i>
Series sin error	43,75%	43,75%	25%	50%	56,25%

En resumen, para cada índice se obtuvieron 16 series numéricas (4 transformaciones por 4 imágenes) de 10 valores cada una. Cada valor corresponde al resultado de la medida de calidad en un paso del test de transformaciones geométrica ya descrito. El comportamiento esperado del índice implicaría un resultado progresivamente peor de la evaluación de la calidad de la imagen a medida que el test progresa, es decir, existe una mayor distorsión geométrica.

En este sentido, el número de series en las que hubo al menos un fallo en la tendencia esperada de la medida es de 7 sobre 16 para el índice *FC* y 8 sobre 16 para el índice *S-RMSE*. El resto de los índices presentan más series con errores. En la Tabla 5.1 se resume este aspecto.

Los resultados de la aplicación del Test de Transformaciones Geométricas para cada índice aparecen representados desde la Figura 5.3 a la Figura 5.6. En ellas, los valores de los distintos indicadores se ordenan por transformación geométrica y para cada imagen. Se ha escogido esta representación debido al número elevado de distorsiones diferentes analizadas.

Analizando en detalle dichas figuras podemos extraer las siguientes observaciones para cada índice.

- **Índice *Zhou***

La Figura 5.3 presenta la respuesta de este índice frente a las distintas transformaciones geométricas aplicadas a cada imagen *PAN*. Ya que se basa en la correlación, lo esperado es que su valor disminuya a medida que el test progresa. Por tanto, se puede considerar que existen resultados erróneos para este índice. Por ejemplo, para traslación horizontal a partir de un desplazamiento de 3 píxeles observando la curva de la imagen *QB24* o de 5 píxeles si reparamos en la de la imagen *ikonos*. Del mismo modo, en todas las curvas de traslación

vertical, para un desplazamiento de 3 píxeles, y, a partir de 2, para traslación diagonal en todas las imágenes salvo en la respuesta para la *Geoeye*. En cambio, no hay errores en las series de rotación.

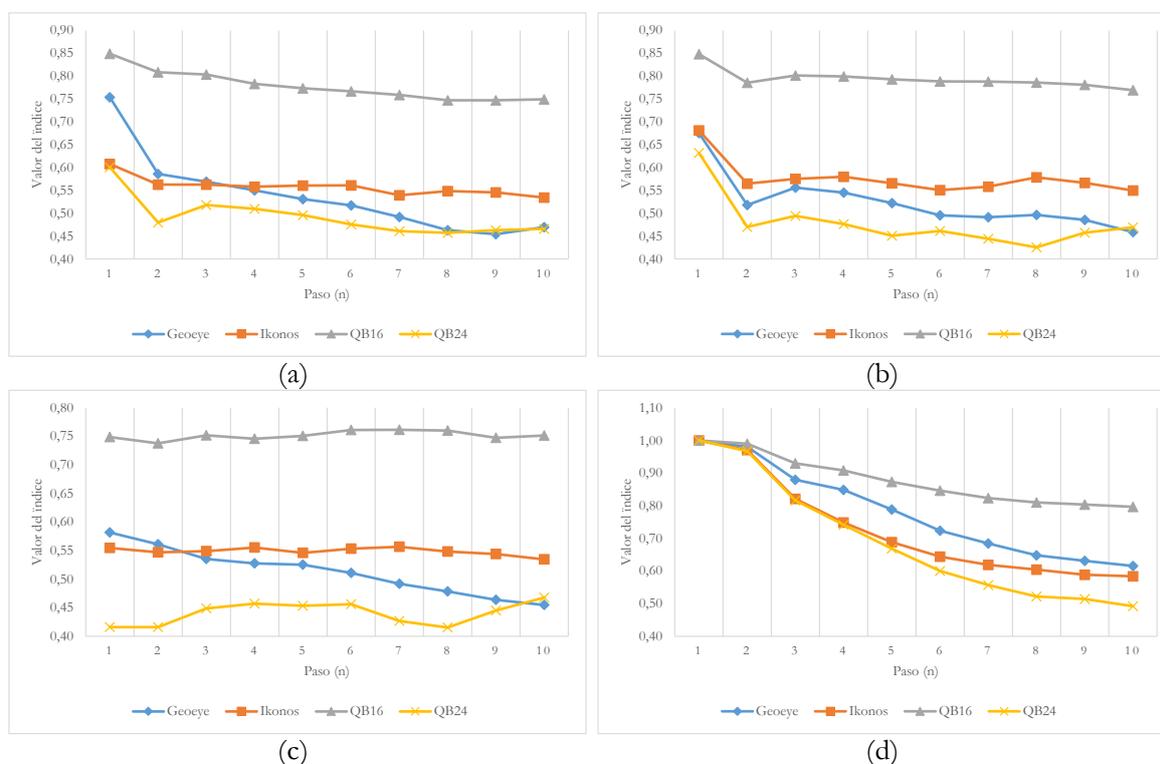


Figura 5.3. Resultados del Test de Transformaciones Geométricas para el índice Zhou: (a) Traslación horizontal, (b) Traslación vertical, (c) Traslación diagonal y (d) Rotación.

• Índice *S-ERGAS*

Como se puede deducir de la Figura 5.4, el *S-ERGAS* también presenta los resultados deseables para la rotación en función de su definición, es decir, un incremento de los valores del índice que indica mayor diferencia en el contenido espacial progresivamente. En cambio, falla en la traslación horizontal a partir de un desplazamiento de 8 píxeles para la imagen *Ikonos*. Lo mismo sucede en la traslación vertical para todas las imágenes excepto la *Geoeye* (desplazamiento de más de 7 píxeles para la imagen *Ikonos*, 3 para la *QB16* y 7 para la *QB24*) y la traslación diagonal en todas las imágenes (6 píxeles para la imagen *Geoeye*, 5 píxeles imagen *Ikonos*, 4 píxeles para las *Quickbird*).

• Índice *CEC*

La Figura 5.5 permite observar que el índice *CEC* falla en todas las series representadas frente a lo que sería una medida adecuada: una reducción progresiva de su valor como cabría esperar de una menor correspondencia entre los bordes de la imagen original y la distorsionada. Al igual que en los casos anteriores, se mantiene un buen comportamiento frente a las rotaciones.

Aparecen resultados erróneos en la traslación horizontal para las imágenes *Ikonos* y *Q24* donde el valor medido no es correcto a partir de un desplazamiento de 3 y 4 píxeles

respectivamente. Algo similar sucede en la traslación vertical para la imagen *Geoeye* y *QB24* (desplazamientos a partir de 4 y 3 píxeles). Así como, en la traslación diagonal para las imágenes *Ikonos* y *QB24* y desplazamientos superiores a 4 y 3 píxeles.

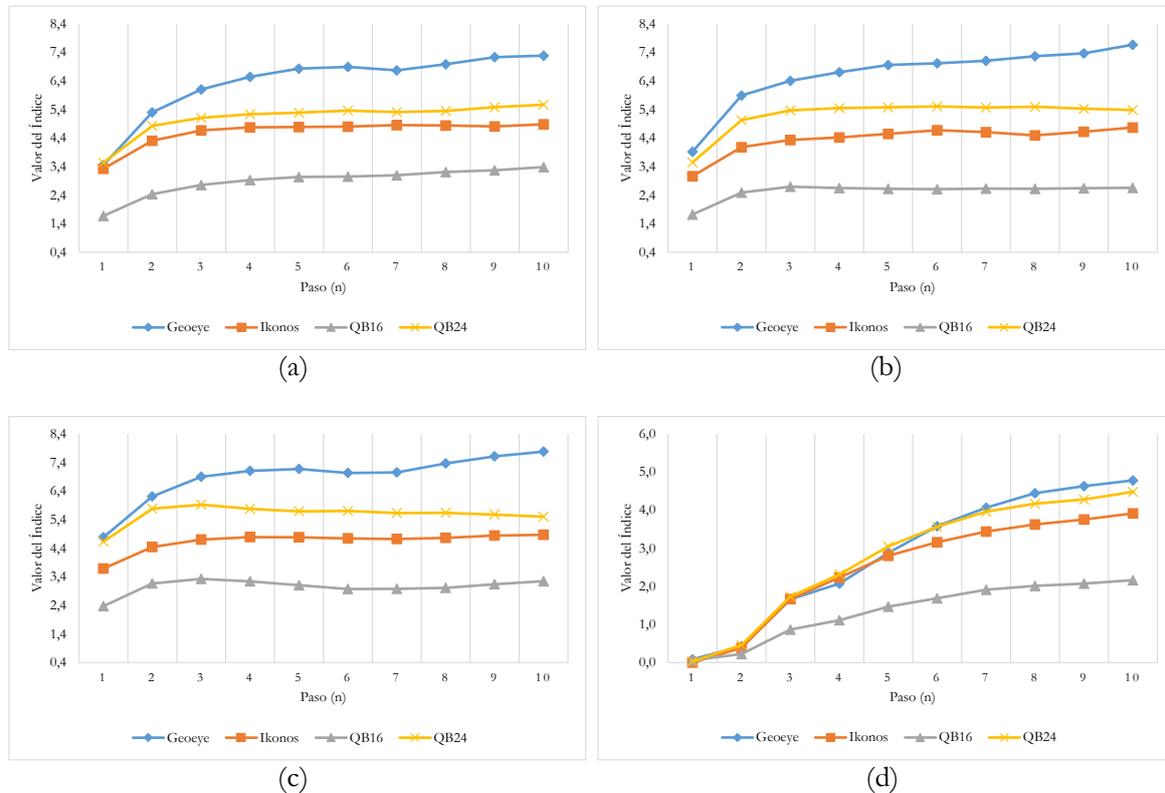


Figura 5.4. Resultados del Test de Transformaciones Geométricas para el índice $S - ERGAS$: (a) Traslación horizontal, (b) Traslación vertical, (c) Traslación diagonal y (d) Rotación.

• Índice $S-RMSE$

La Figura 5.6 representa la variación durante el test de transformaciones geométricas del índice $S-RMSE$. Lo esperado sería un aumento progresivo del valor del índice indicando un mayor error cuadrático medio a medida que la distorsión introducida en la imagen es más alta.

En este sentido, se constatan errores para la series de traslación horizontal correspondiente a las imágenes *Ikonos* y *QB24* a partir de 6 píxeles de desplazamiento. En todas las series de traslación vertical el comportamiento no es adecuado a partir de 5 píxeles para la imagen *Geoeye*, 6 para las *Quickbird* y 8 para la *Ikonos*. En traslación diagonal hay errores para todas las imágenes excepto la *Geoeye*, siendo 3 píxeles en el desplazamiento más bajo a partir del cual se genera error. Además, es el único índice que falla en la rotación, si bien para ángulos mayores de 2 grados en la imagen *QB24*.

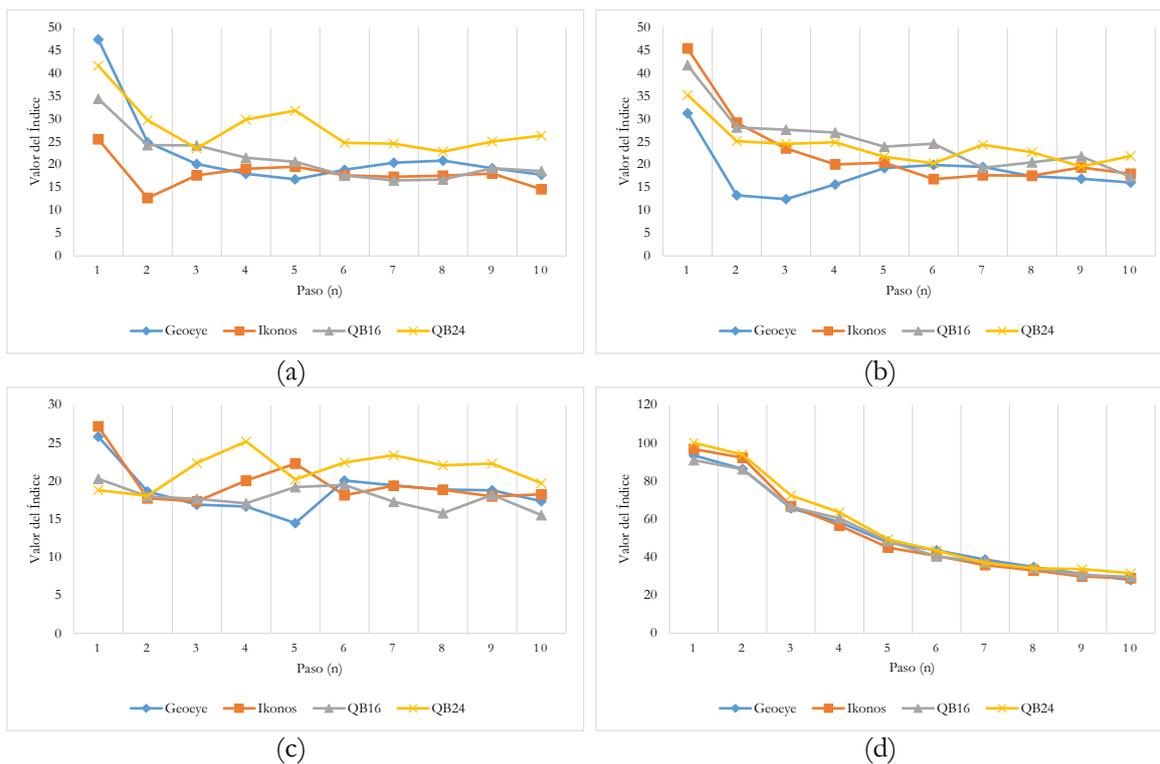


Figura 5.5. Resultados del Test de Transformaciones Geométricas para el índice CEC: (a) Traslación horizontal, (b) Traslación vertical, (c) Traslación diagonal y (d) Rotación.

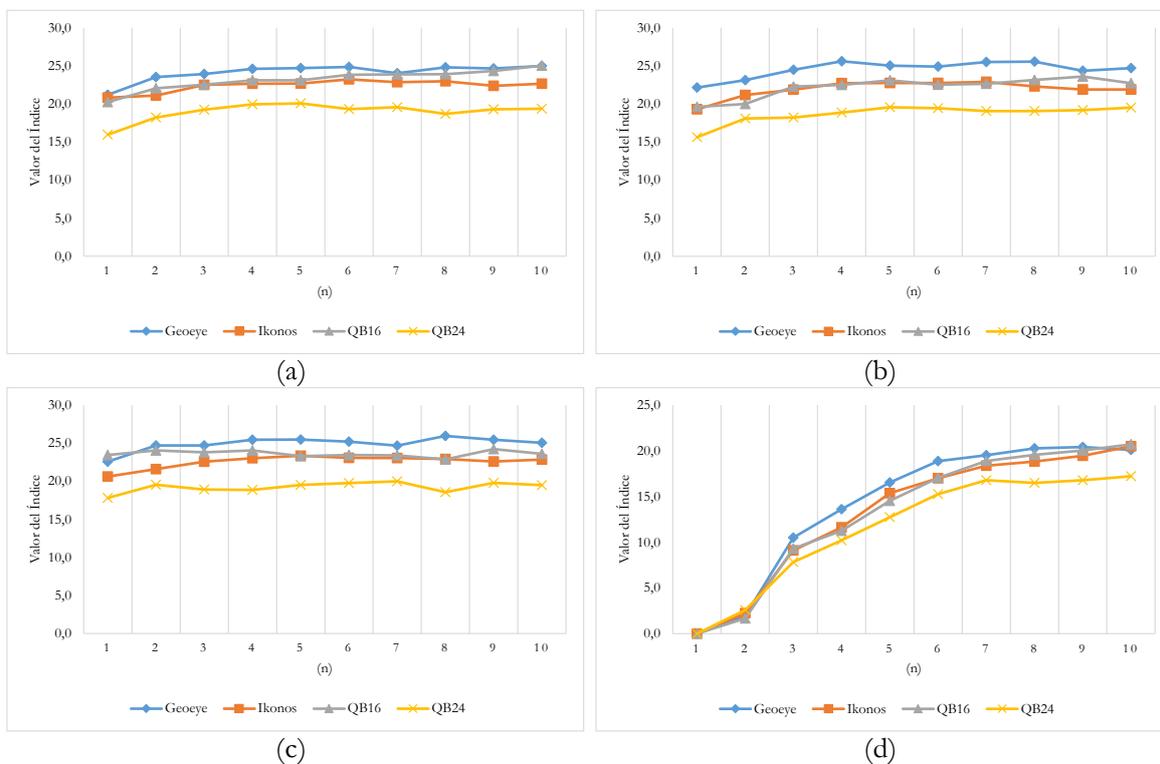


Figura 5.6. Resultados del Test de Transformaciones Geométricas para el índice S – RMSE: (a) Traslación horizontal, (b) Traslación vertical, (c) Traslación diagonal y (d) Rotación.

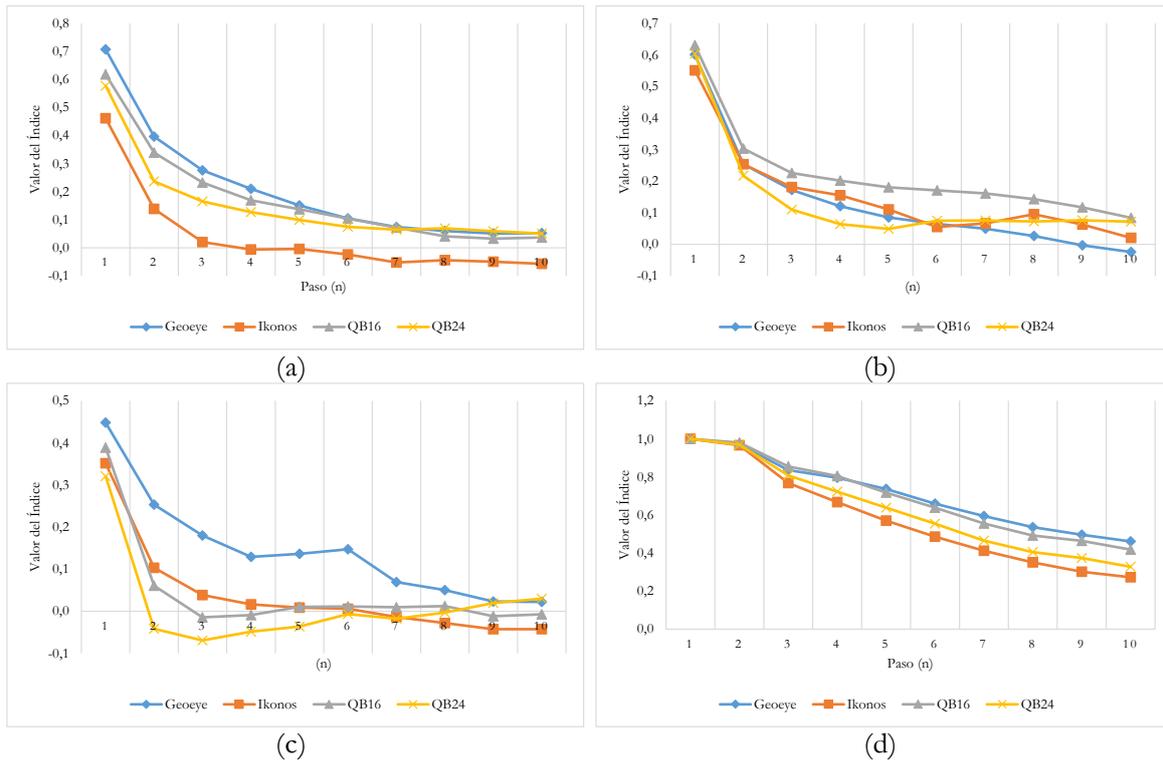


Figura 5.7. Resultados del Test de Transformaciones Geométricas para el índice FC : (a) Traslación horizontal, (b) Traslación vertical, (c) Traslación diagonal y (d) Rotación.

• Índice FC

La Figura 5.7 muestra los resultados del test para el índice FC que debería seguir un comportamiento teórico similar al descrito para el índice $Zhou$, esto es, una pérdida de valor a medida que se produce mayor distorsión en la imagen. Sin embargo, se aprecia que genera valores erróneos para la imagen *Geoeye* y traslación horizontal a partir de 8 píxeles, traslación vertical a partir de 8 píxeles para la imagen *Ikonos* y 6 para la imagen *QB24*, y en la traslación diagonal para todas las imágenes y desplazamientos de 5, 10, 4 y 4 píxeles en el orden de representación de las figuras. De forma similar a los anteriores índices el comportamiento frente a la rotación es bueno.

En cuanto a la sensibilidad de los índices frente a variaciones geométricas, entendiendo por tal el incremento o decremento de su valor en presencia de una distorsión, la comparación proporcionada a través de las figuras anteriores muestra que, a la escala representada, los índices $Zhou$ y $S-RMSE$ son los que menor sensibilidad presentan. Seguidamente $S-ERGAS$ y CEC exhiben una sensibilidad media. Finalmente, se puede considerar alta la observada para el FC .

Considerando los resultados expuestos en esta sesión, el índice propuesto FC es el más robusto para degradaciones severas por número de errores frente a transformaciones geométricas y, además, dichos errores se generan para desplazamientos considerables de píxel (siempre más de 4 píxeles). Por tanto, se puede concluir que este nuevo índice es un indicador fiable aplicable a la medida de la calidad de las imágenes fusionadas de teledetección.

Sin duda el índice CEC es el menos aconsejado para una evaluación de la calidad espacial si se sospecha u observa que las imágenes fusionada y PAN de referencia presentan alguna

distorsión geométrica entre ellas, por ejemplo, un pobre corrección. En cuanto, al *S-RMSE*, a pesar de que da el segundo mejor resultado en las series de test, su sensibilidad a los cambios es baja.

Con respecto a los índices más aplicados en la literatura relativa a pan-sharpening, desde el punto de vista analizado, aunque tanto el índice *Zhou* y el *S-ERGAS* tienen una tasa similar de errores en los resultados de los test de transformaciones geométricas, la sensibilidad de este último frente a variaciones hace más recomendable su empleo, si se presumen errores de registración.

5.3 Resultados de la evaluación de los índices en imágenes fusionadas

En esta sección se presentan los resultados de la evaluación de los índices cuando se aplican a imágenes fusionadas. Lógicamente, se ha de partir de una evaluación a priori de los resultados esperados, esto es, de la calidad observable en los algoritmos de fusión. El estudio previo de los capítulos 2 y 3, y la inspección visual nos proporcionan este conocimiento.

Las imágenes utilizadas para esta evaluación son las que se incluyen en la Figuras 4.3-4.6. A modo de ejemplo, en la Figura 5.8 se puede observar el detalle espacial y espectral de una zona de una de las imágenes fusionadas a partir de los datos originales. Al lado de cada imagen se encuentra la información de bordes que se han extraído aplicando un filtro de Canny. En la primera fila aparece, a la izquierda, la imagen *PAN* donde un rectángulo rojo indica la zona utilizada para la extracción de detalle. En el lado derecho la imagen *MS* y, a su lado, su contenido de altas frecuencias. En las sucesivas filas van apareciendo las áreas correspondientes a las diferentes fusiones.

El análisis visual de los datos representados en la Figura 5.8 coincide, como cabría esperar, con lo referido en el Capítulo 4 sobre la calidad espacial y espectral de los productos que generan los algoritmos de fusión. En este sentido, requiere esfuerzo encontrar diferencias entre los bordes de las fusiones que se encuentran en segunda y tercera fila (métodos algebraicos y de sustitución de componentes) y los de la imagen *PAN*. Al contrario, espectralmente se aprecia a simple vista la mayor distorsión respecto a la imagen *MS* (una buena referencia es observar el color de la piscina).

Todo lo contrario se aprecia en las últimas tres filas de la misma figura. En ellas, la correlación entre los colores de las imágenes *FUS* y la *MS* de la primera fila es alta (de nuevo el detalle del color de la piscina es un buen indicativo). Sin embargo, se aprecian con mayor facilidad pérdida o alteración de información espacial con respecto a la que contiene la imagen *PAN*. Especialmente en la aplicación de algoritmo *TWD* donde se puede apreciar un efecto de doble borde (piscina, chimenea). Los otros métodos también presentan pérdida o distorsión de alta frecuencia, compárese, por ejemplo, las correspondientes a los vehículos.

A continuación se presentan los resultados obtenidos para la evaluación cualitativa, y cuantitativa basada en píxel y objeto.

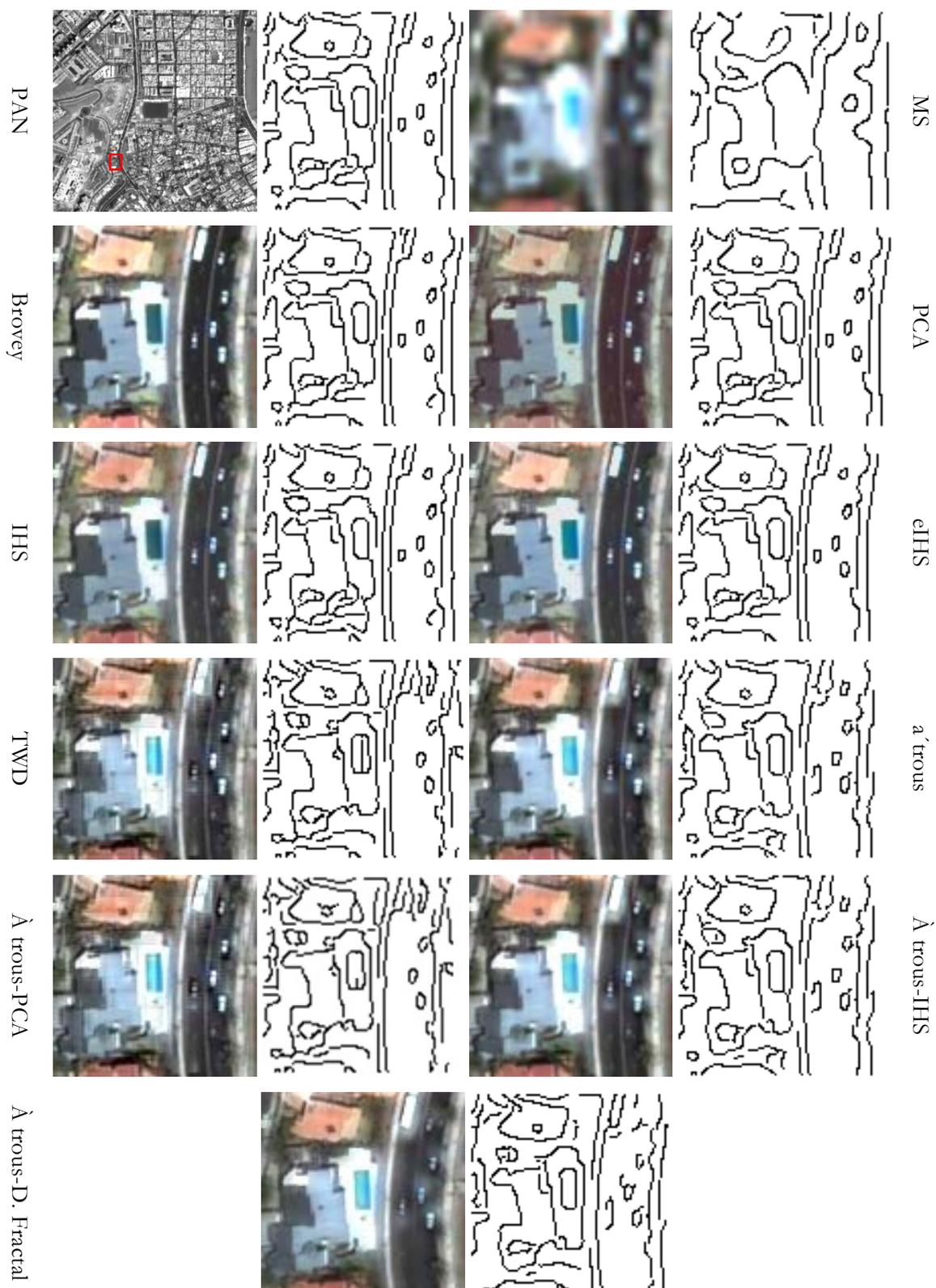


Figura 5.8. Detalle de una zona de la imagen Quickbird (QB24) y sus distintos productos de fusión. A su derecha se observan la información de bordes extraídos aplicando un filtro Canny.

5.3.1 Evaluación apoyada en el Sistema Visual Humano

La Tabla 5.2 muestra los resultados del test *MOS*, ya comentado en el Capítulo 4, para las distintas fusiones de cada imagen *MS* de la base de datos (Figuras 4.3-4.6) expresando la evaluación subjetiva de los participantes. A cada calificación recibida se le asignó un valor numérico de forma que se pudiese establecer una comparación con los resultados cuantitativos a partir del cálculo de un valor medio. La moda de esta prueba también se suministra. Además, en dicha tabla se incluyen los resultados cuantitativos de los índices *RMSE*, *SAM* y *DE* (*CIEDE2000*)

Para facilitar su visualización se asigna color rojo a los resultados de peor calidad y verde a los mejores en opinión de los participantes en el test.

En primer lugar, se visualiza que la medida subjetiva sobre la calidad espectral de las imágenes fusionadas coincide con lo esperado: los métodos situados desde la mitad de la Tabla 5.2 hacia la izquierda se perciben como los peores y los que se extienden hacia la derecha al contrario, tal y como cabía esperar. En cambio, la relación entre la calidad espectral percibida y los índices cuantitativos para medirla no es tan sólida.

En efecto, los resultados de la evaluación del *RMSE* califican con la mejor calidad espectral a la fusión usando el algoritmo *PCA* de las imágenes *Ikonos* y *QB16* en oposición a los resultados del Test *MOS* (calidad pobre y mala respectivamente). De forma similar, yerran asignando la peor calidad espectral a la generada mediante la fusión usando el algoritmo *TWD*, para esta última imagen, en contraste con la excelente calidad percibida.

Algo parecido sucede con los resultados de la evaluación proporcionados por la aplicación del índice *SAM*. Para las dos imágenes mencionadas anteriormente, los valores menores y, por tanto, que corresponden a la mejor calidad espectral aparecen cuando se mide la calidad de la fusión usando el algoritmo *IHS*, que si bien no obtiene los peores resultados en la encuesta cualitativa, distan de encontrarse entre la consideración de excelente.

No se puede ocultar que el índice propuesto, *DE*, basado en la distancia *CIEDE2000*, no siempre coincide con los resultados extremos de la evaluación subjetiva. Sin embargo, sus peores evaluaciones espectrales siempre se acotan entre las consideraciones de pobre/malo (en un caso suficiente), y las mejores en el binomio excelente/bueno. Además no presenta ningún resultado claramente contradictorio como si se constata en los índices anteriores.

Para reforzar esta idea, se calculó, para cada imagen, la correlación entre las medidas cuantitativas y las cualitativas. Para ello se obtuvo una media de las valoraciones subjetivas tal y como se indicó en el Capítulo 4. En la Tabla 5.3 se presentan los resultados de esta operación, constatándose que la distancia *CIEDE2000* es la que presenta mayor correlación con la calidad espectral percibida por el sistema visual humano.

Este doble análisis de resultados, desde la perspectiva del detalle o desde una aproximación más general, permite afirmar que, cuando se trata de una evaluación del parecido espectral de dos imágenes, una medida basada en la distancia *CIEDE2000* proporciona resultados más robustos que aquellas obtenidas desde la medida del error cuadrático medio o un cálculo vectorial.

Tabla 5.2. Resultados de la evaluación cuantitativa y del test MOS: moda y media aplicando un criterio numérico.

		Brovey	PCA	IHS	EIHS	TWD	AW	AW-PCA	AW-IHS	AW-DF
Geoeye										
MOS	Moda	Suficiente	Pobre	Suficiente	Suficiente	Bueno	Excelente	Excelente	Excelente	Bueno
	Media	2,40	2,00	2,40	2,50	4,40	4,70	4,90	4,70	4,20
Evaluación cuantitativa	RMSE	0,245	0,194	0,098	0,165	0,159	0,006	0,006	0,002	0,013
	SAM	0,031	0,135	0,029	0,130	0,059	0,048	0,046	0,027	0,037
	DE	19,581	16,145	14,530	15,796	7,183	6,090	5,569	6,133	4,994
Ikonos										
MOS	Moda	Pobre	Pobre	Suficiente	Pobre	Bueno	Bueno	Bueno	Excelente	Bueno
	Media	1,70	1,20	2,20	2,10	4,40	4,10	3,70	4,60	4,30
Evaluación cuantitativa	RMSE	0,383	0,135	0,220	0,224	0,231	0,157	0,136	0,157	0,141
	SAM	0,024	0,047	0,022	0,040	0,043	0,022	0,032	0,022	0,028
	DE	18,832	15,083	14,867	15,170	9,074	8,553	7,101	8,553	6,061
Quickbird (QB16)										
MOS	Moda	Pobre	Malo	Bueno	Bueno	Excelente	Excelente	Bueno	Excelente	Bueno
	Media	2,10	1,60	3,30	3,40	4,60	4,70	4,00	4,90	4,40
Evaluación cuantitativa	RMSE	0,080	0,011	0,017	0,053	0,085	0,032	0,019	0,012	0,077
	SAM	0,017	0,468	0,014	0,024	0,027	0,027	0,016	0,015	0,015
	DE	12,366	12,149	5,438	6,066	5,608	3,969	2,019	3,216	4,044
Quickbird (QB24)										
MOS	Moda	Pobre	Malo	Suficiente	Suficiente	Excelente	Excelente	Excelente	Excelente	Excelente
	Media	2,70	1,70	2,70	3,00	4,80	4,70	4,40	4,80	4,50
Evaluación cuantitativa	RMSE	0,069	0,206	0,091	0,115	0,145	0,047	0,030	0,047	0,188
	SAM	0,020	0,058	0,016	0,028	0,030	0,022	0,016	0,016	0,020
	DE	13,495	12,797	10,758	11,667	8,982	7,420	3,441	7,245	5,997

Tabla 5.3 Correlación entre el promedio del test MOS y medidas cuantitativas.

Imagen	Geoeye	Ikonos	QB16	QB24
RMSE	0,795	0,411	0,077	0,372
SAM	0,502	0,279	0,653	0,566
DE	0,946	0,905	0,893	0,809

5.3.2 Evaluación cuantitativa basada en píxel

La evaluación cuantitativa basada en píxel se representa en las figuras 5.9, 5.10 y 5.11. La primera corresponde a la medida de la calidad espectral, la segunda a la medida de la calidad espacial y la última a la medida de la calidad global.

En las dos primeras representaciones se ha optado por normalizar todos los valores de los índices, de manera que el máximo error se señale como uno. A medida que el valor calculado del índice se aproxima al origen de los diagramas radiales, es mayor la calidad medida. Esta representación facilita el análisis comparado de los resultados obtenidos.

Finalmente, para la representación de los índices *SSIM*, *MSSIM* y *GSSIM* se ha utilizado un diagrama de barras clásico.

- **Evaluación de los índices espectrales**

Observando el conjunto de medidas representado en la Figura 5.9 de forma global, cabe preguntarse si las técnicas empleadas para la evaluación de la calidad espectral dan buenos resultados, o lo que es lo mismo, por qué las curvas que representan la medida de cada índice aparecen con distinta forma para cada imagen si se han generado aplicando a cada una de ellas los mismos algoritmos de fusión. La respuesta es trivial: estos algoritmos de medida realizan un doble promedio de píxeles, primero, y entre bandas, posteriormente, para obtener el indicador final. Por tanto, el resultado de la medida de la calidad dependerá parcialmente de la distribución de los valores de los píxeles entre las distintas bandas.

Sin embargo, un análisis más detallado permite extraer alguna tendencia global consistente con la experiencia visual señalada al inicio de esta sección. Así, en las cuatro representaciones de la Figura 5.9, el conjunto de curvas aparece ligeramente desplazado hacia el primer cuadrante del círculo de representación, allí donde se agrupan los resultados de la calidad espectral para las imágenes fusionadas con los algoritmos que no emplean Transformada Wavelet (*Brovey*, *PCA*, *IHS*, *eIHS*). Esto quiere decir que todos los procedimientos de medida empleados evalúan con menor fidelidad espectral a estas técnicas de pan-sharpening.

Para aquellos algoritmos que sí usan la Transformada Wavelet como base para la fusión, todos los resultados se aproximan más hacia el origen indicando una menor distancia espectral, en sintonía con la calidad percibida. Obteniéndose en todos estos casos, el peor resultado empleando el algoritmo diezclado de la Transformada Wavelet (*TWD*).

Se aprecia la gran sensibilidad el índice *ERGAS-IHS* con mayores variaciones a lo largo de la representación.

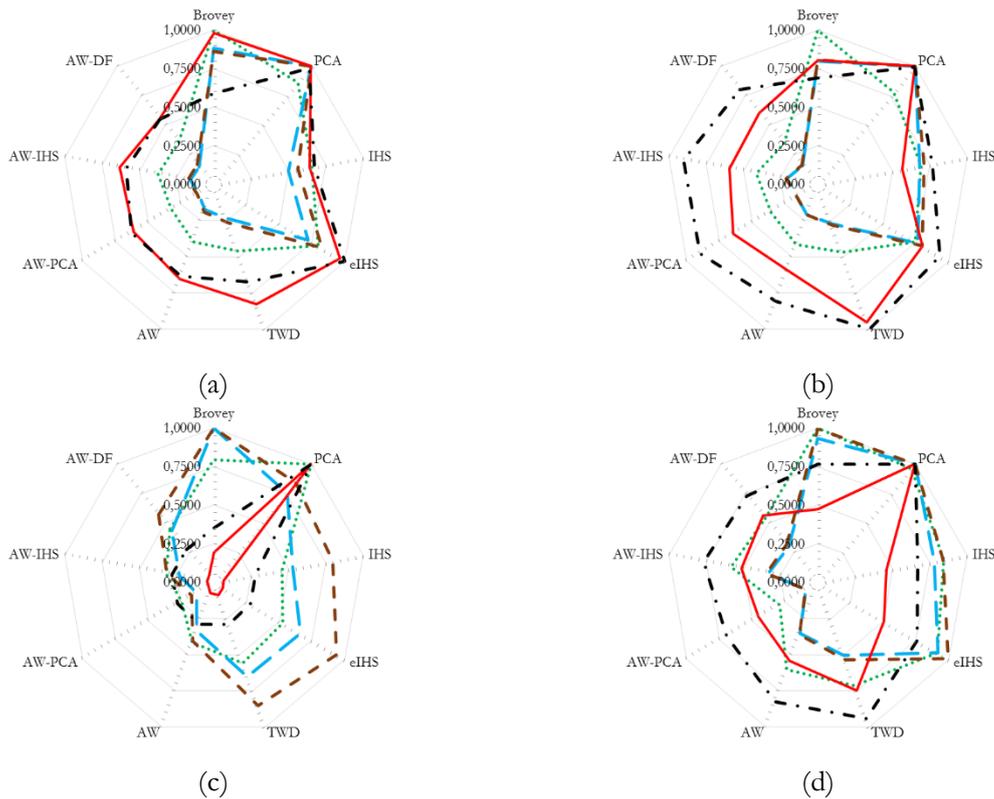


Figura 5.9. Resultados de aplicación en imágenes fusionadas de los índices espectrales. En rojo (continuo) índice ERGAS IHS, verde (puntos) ERGAS, azul (guion) Q , marrón (guiones cortos) Coeficiente de Correlación y negro (punto-guion) SAM: (a) Fusiones de la imagen Geoeye, (b) Fusiones de la imagen Ikonos, (c) Fusiones de la imagen QB16 y (d) Fusiones de la imagen QB24.

• Evaluación de los índices espaciales

En la Figura 5.10 aparecen representados los valores de los índices espaciales una vez aplicados a las imágenes fusionadas. Cabe aquí formular la misma reflexión y cuestión sobre los índices que la referida anteriormente para la evaluación espectral. Aunque puede que en este caso se aprecie mayor similitud entre las curvas de las distintas imágenes. Probablemente, debido a que la medida de la calidad espacial se ejecuta tras la extracción de estas características usando filtrado espacial o de frecuencia, en contraste con la operación directamente sobre los píxeles de las imágenes de la evaluación anterior.

De forma similar a la medida espectral, es posible encontrar cierta tendencia repetida en los resultados para todas las imágenes e índices. En este caso, se trata de un desplazamiento de las curvas hacia el tercer cuadrante del diagrama donde se representan, indicando que la peor calidad espacial corresponde a los algoritmos basados en Transformada Wavelet, tal y como cabía esperar y de acuerdo a el detalle de la inspección visual descrita al inicio de esta sección. Además, en todos los casos, el resultado de la fusión empleando el algoritmo TWD es señalado como el de peor calidad espacial, en sintonía con el resultado percibido.

Curiosamente, los índices espaciales aplicados y que se señalaron como no frecuentemente empleados en publicaciones que abordan el problema del pan-sharpening (S -RMSE y CEC) son los que más se separan de esta tendencia descrita en el párrafo anterior.

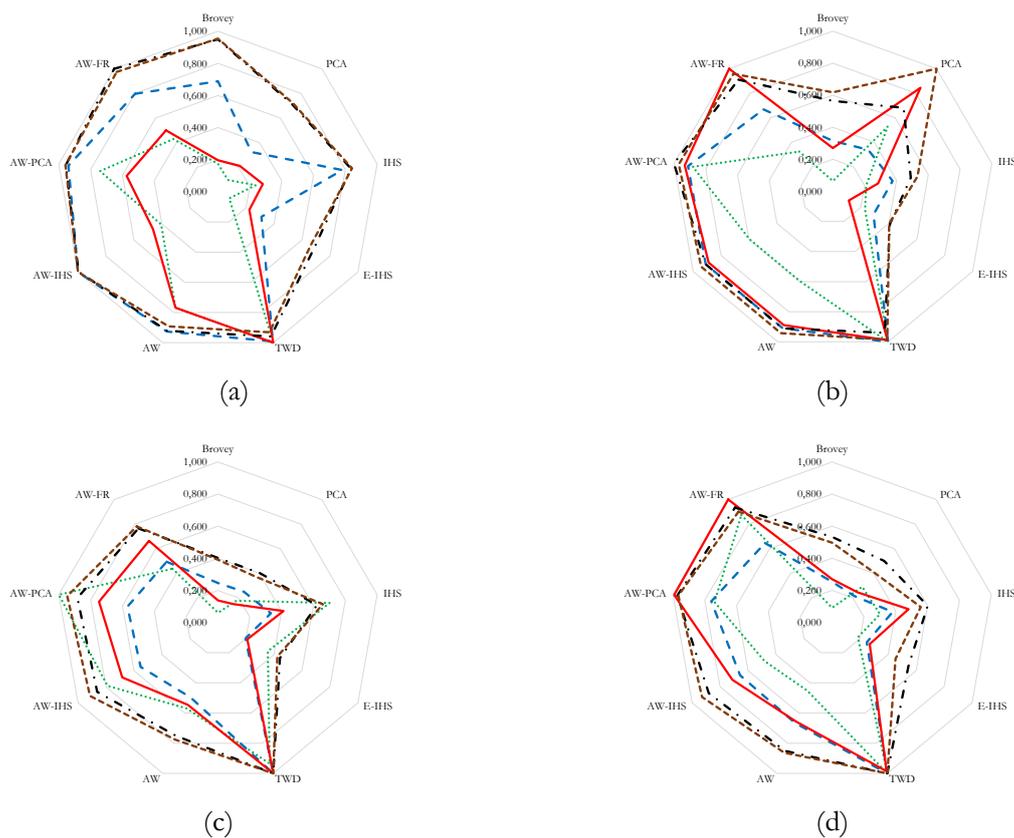


Figura 5.10. Resultados de aplicación en imágenes fusionadas de los índices espaciales. En rojo (continuo) índice FC , verde (puntos) Zhou, azul (guion) $ERGAS$ espacial, marrón (guiones cortos) $S-RMSE$ y negro (punto-guion) CEC : (a) Fusiones de la imagen Geoeye, (b) Fusiones de la imagen Ikonos, (c) Fusiones de la imagen QB16 y (d) Fusiones de la imagen QB24.

En función de lo descrito hasta ahora para la aplicación de los índices espaciales y espaciales en imágenes fusionadas se puede concluir que los índices propuestos en este trabajo, $ERGAS-IHS$ y FC , evalúan coherentemente los algoritmos de fusión para la característica que fueron diseñados. Además sus resultados concuerdan con los de los índices de referencia usados habitualmente.

- Evaluación de los índices $MSSIM$ y $GSSIM$

La Figura 5.11 contiene la representación gráfica de los valores de los índices $MSSIM$ y $GSSIM$ desarrollados durante este trabajo como resultado de su aplicación a las imágenes fusionadas, en contraste con el ampliamente utilizado $SSIM$.

Recordemos que el primero consistía en una modificación del $SSIM$, empleando como elemento de referencia para el término estructural a la imagen PAN . En cuando al $GSSIM$ se construyó calculando la distancia euclídea al píxel ideal, considerando como tal aquel con máxima fidelidad espectral con respecto a la imagen MS ($SSIM = 1$) y con mayor similitud espacial con respecto a la imagen PAN ($MSSIM = 1$).

Se aprecia que el $SSIM$ es un índice eminentemente espectral (banda azul en Figura 11). Los resultados del $MSSIM$ (barra naranja en la Figura 5.11) coinciden con la observación de la calidad espacial. Así, para todas las imágenes los valores más altos, que corresponden a una mayor

similitud en los detalles con la imagen *PAN*, aparecen en los algoritmos *Brovey*, *PCA*, *IHS* y *eIHS* en oposición a los resultados que se obtienen de evaluar la calidad en las imágenes obtenidas mediante la ejecución de algoritmos basados en Transformada Wavelet.

En cuanto al *GSSIM*, representado por la barra gris de la Figura 5.11, se puede afirmar que representa una medida global que muestra el equilibrio entre calidad espectral y espacial tal y como se puede deducir de la propia observación de la imágenes fusionadas que se mostraban en el Capítulo 3, o de la reflexión detallada suministrada al comienzo de esta capítulo. Cuanto más pequeño es su valor, más próxima se encuentra la imagen pan-sharpened a su síntesis ideal. No obstante, en las ecuaciones (3.86) y (3.87), se pueden incluir unos coeficientes para darle mayor relevancia a la mejora espacial o espectral en función de la aplicación final del proceso de fusión.

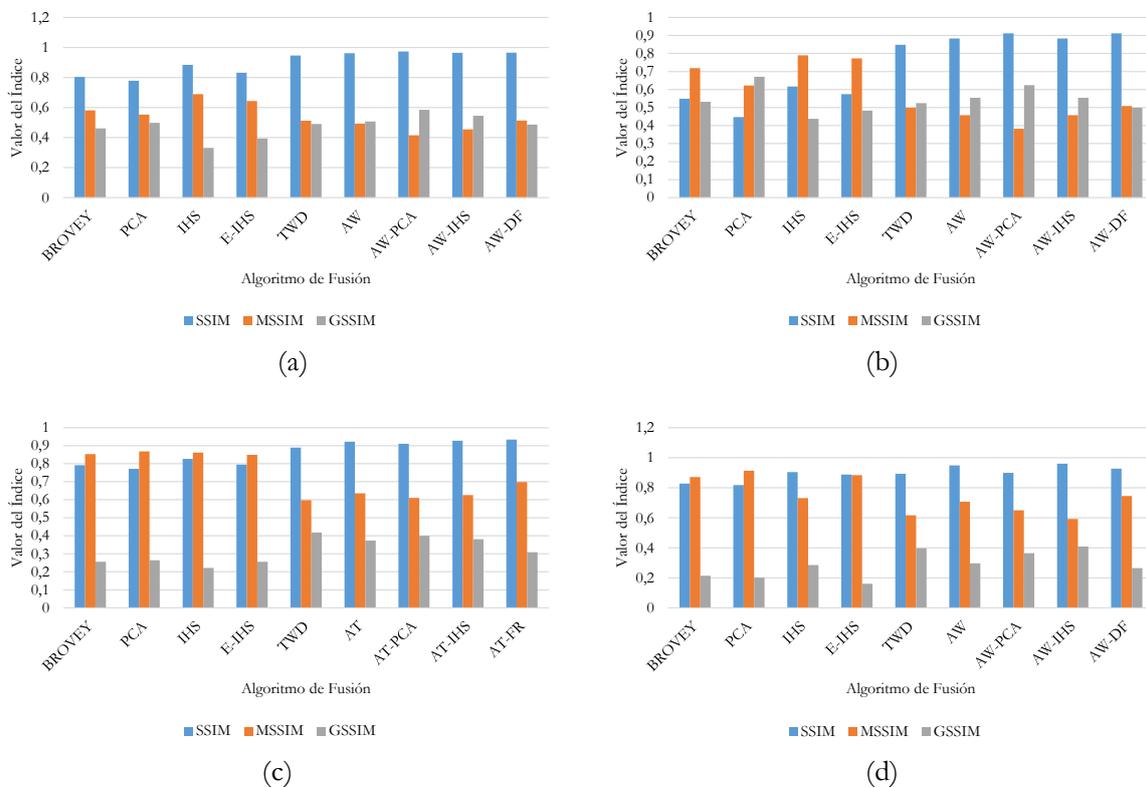


Figura 5.11. Resultados de aplicación en imágenes fusionadas del índice *SSIM*, *MSSIM* y *GSSIM*: (a) Fusiones de la imagen *Geoeye*, (b) Fusiones de la imagen *Ikonos*, (c) Fusiones de la imagen *QB16* y (d) Fusiones de la imagen *QB24*.

5.3.3 Evaluación cuantitativa basada en objeto

Los resultados de la evaluación cuantitativa basada en objeto y su análisis se recogen en este apartado. Con este fin, se procesaron las cuatro imágenes correspondientes a datos reales a partir de los cuales se generaron, como en las secciones precedentes, nueve productos de fusión. Considerando este elevado número de imágenes sintetizadas, que da lugar a ciento ocho mapas de calidad distintos, se ha optado por representar a continuación sólo una muestra representativa de esta información. En el Anexo 1 se incluye una serie completa de mapas de calidad para las imágenes fusionadas a partir de la imagen *QB24*.

Así, en la primera fila de la Figura 5.12, aparece una de las imágenes *MS* originales (Geoeye) junto a dos productos de fusión: *Brovey* y \hat{A} trous ponderado a través de la dimensión fractal. A priori se conocen las características espaciales y espectrales de ellos. Mejor calidad espacial para el primero frente al segundo. Espectralmente, el resultado se supone el inverso. La segunda cualidad es claramente apreciable, no así la primera a la resolución de la representación.

En la segunda fila de la misma figura se observan los mapas de calidad espectral de ambas imágenes fusionadas. Cuanto más cercano a uno es el resultado del índice, mayor es la calidad espectral medida. Se utiliza una representación en falso color de forma que se aprecien mejor las diferentes zonas y valores. Es importante destacar que los rangos abarcados por las paletas de color son diferentes para facilitar su visualización.

A este nivel de detalle, se observa que la calidad espectral medida por zonas es superior en la fusión *AW-DF*, sin embargo, existen áreas de la imagen (la zona de las embarcaciones, el mar, o la carretera, por ejemplo) donde esta distinción es más confusa. Claramente, este mapa de calidad para la fusión *Brovey* delimita las zonas de vegetación (colores amarillos y ocres) donde el resultado espectral es muy pobre.

A continuación, en la siguiente fila, aparecen los mapas espaciales correspondientes a ambas fusiones. De forma similar a la representación anterior, las imágenes aparecen en falso color, indicando la proximidad a uno la mayor calidad para esta característica de cada zona. Globalmente, la imagen obtenida usando el algoritmo de *Brovey* obtiene mejores resultados. Aunque, al igual que sucedía con la experiencia espectral, existen áreas donde esta afirmación no es tan sólida, detalle que se puede observar en el área bajo la carretera o la zona de edificaciones, por ejemplo.

Por último, la combinación de estos dos mapas espectral y espacial en un único mapa global siguiendo la estrategia descrita en el Capítulo 3, aparece reflejada en la última fila de la Figura 5.12. El error mapeado en falso color es menor cuanto más bajo es su valor numérico.

El análisis de ellos permite, primero, constatar que la calidad global, en términos de menor distancia al mapa del objeto ideal, no es homogénea para las fusiones y que, segundo, de acuerdo a la inspección visual, no se puede afirmar que la calidad de la imagen generada por un método sea contundentemente mejor. Al contrario, y de acuerdo con la percepción de las imágenes *FUS* cuando se contrastan con la *MS* original la calidad observada depende de la zona de la imagen donde se ponga el foco de atención.

Con objeto de una mejor visualización y análisis de los resultados obtenidos utilizando esta nueva metodología se presentan dos cortes correspondientes a la imagen Geoeye en zonas con

características diferenciadas. La primera, Figura 5.13-5.16 con gran variedad espacial y la segunda, Figura 5.17-5.20 con un área más homogénea. Para cada una de ellas, se representa la imagen de intensidad sintetizada a partir de la FUS (I_{FUS}), la generada tras la reducción de mínimos (\hat{I}_{FUS}) y, por último, la información de los bordes de los objetos (O_{FUS}) para cada corte y fusión.

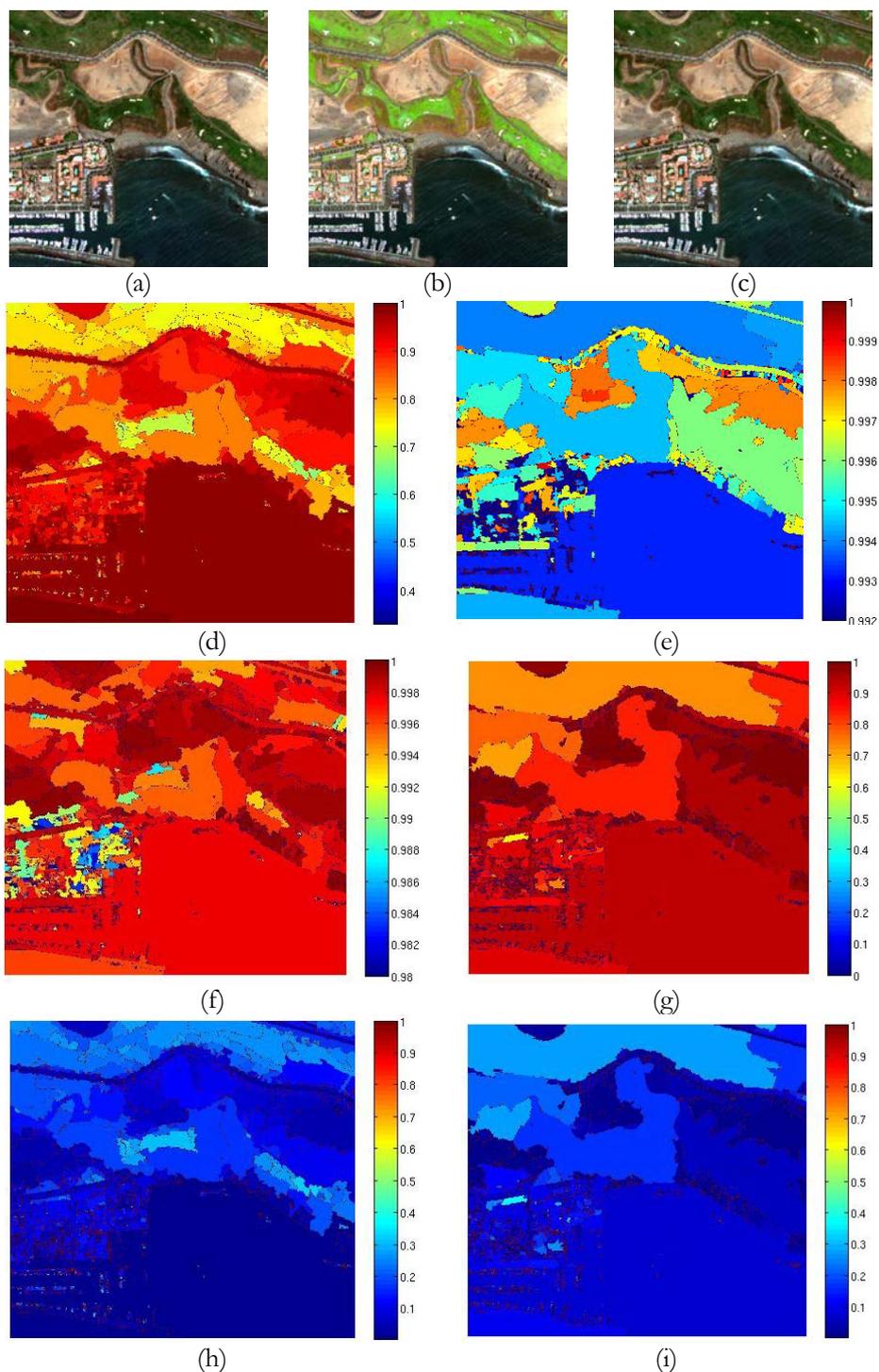


Figura 5.12. Fusiones Brovey y AW-DF de la imagen Geoeye y mapas de calidad: (a) Imagen MS, (b) Fusión Brovey, (c) Fusión AW-DF, (d) M. Espectral Brovey, (e) M. Espectral AW-DF, (f) M. Espacial Brovey, (g) M. Espacial AW-DF, (h) M. Global Brovey, (i) M. Global AW-DF.

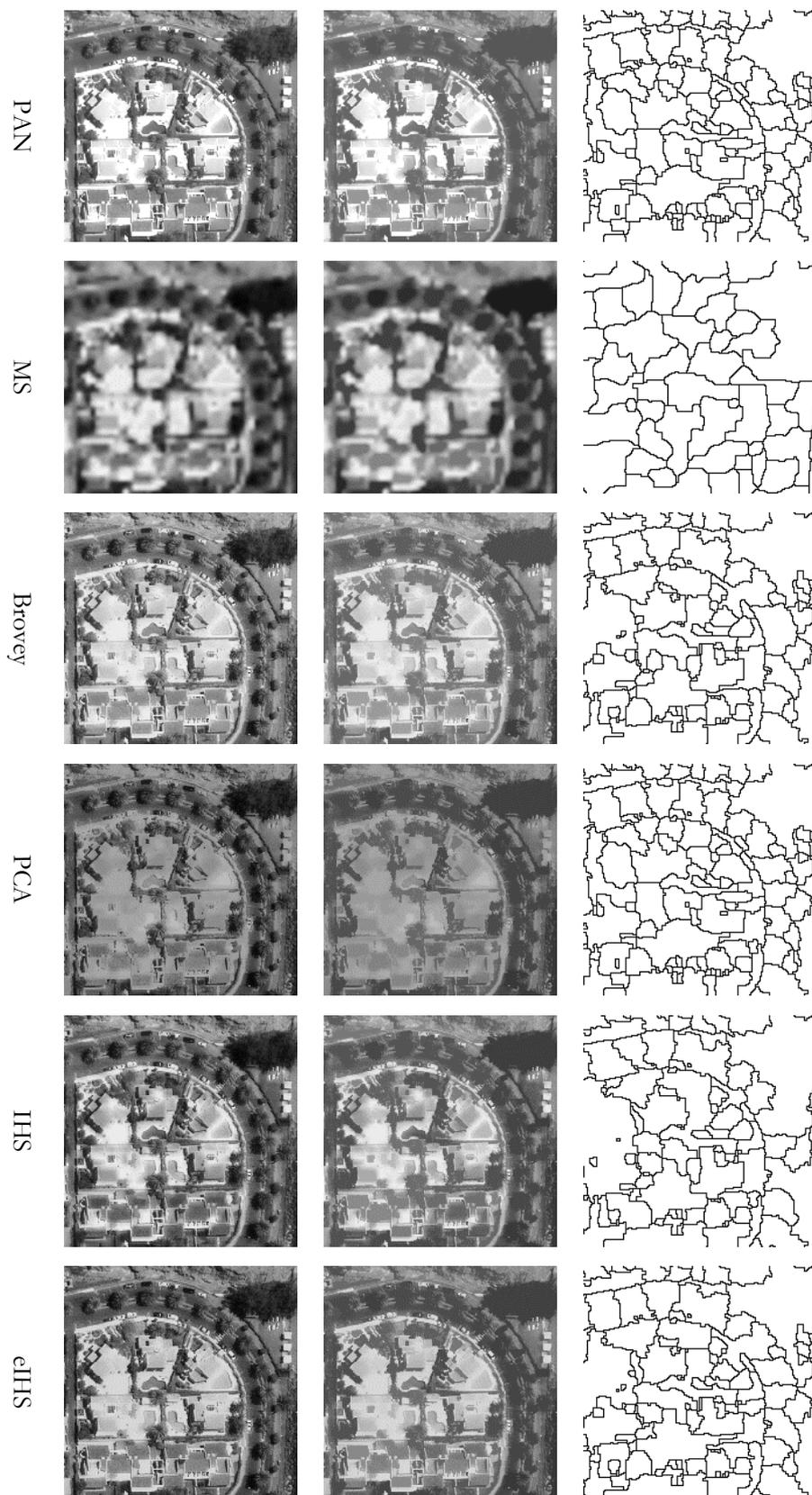


Figura 5.13. Sub-imagen 1 de la imagen Geoeye. Por columnas: I_{fus} , I_{fus} filtrada y bordes para métodos de sustitución y aritméticos.

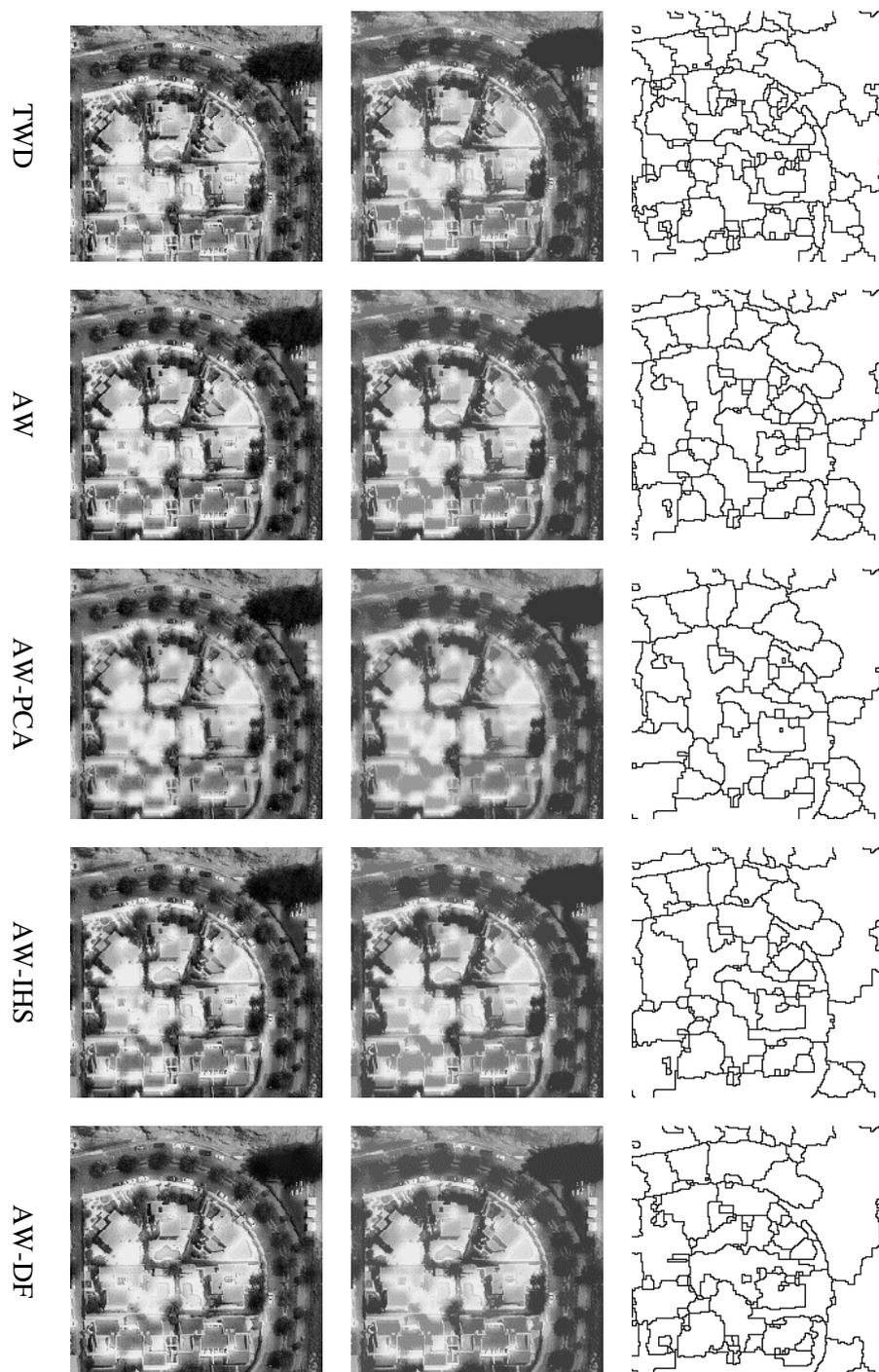


Figura 5.14. Sub-imagen 1 de la imagen Geoeye. Por columnas: I_{fus} , I_{fus} filtrada y bordes para métodos basados en Transformada Watershed.

- **Análisis de la Sub-imagen 1**

La Figura 5.13 contiene las imágenes ampliadas correspondientes a la zona denominada Sub-imagen 1 para los algoritmos de sustitución de componentes y aritméticos. De izquierda a derecha se aprecian las correspondientes imágenes intermedias generadas antes de la obtención de los mapas de calidad: I_{FUS} , \hat{I}_{FUS} y O_{FUS} . Indicando la primera, la imagen de intensidad obtenida a partir de la imagen fusionada, la segunda, la imagen de intensidad tras reducir el número de mínimos y, la tercera, los objetos obtenidos a partir de esta última. También se ha incluido, a modo de referencia, en la primera fila de la Figura 5.13, el corte correspondiente a la imagen PAN , y el resultado si se procesara siguiendo el esquema de la FUS , esto es, \overline{PAN} y O_{PAN} . De la misma forma, en la segunda fila aparecen I_{MS} , \hat{I}_{MS} y O_{MS} .

La Figura 5.14 tiene una estructura similar a la descrita antes pero para las imágenes correspondientes a los algoritmos basados en Transformada Wavelet, exceptuando los cortes relativos a la PAN y MS .

Se puede apreciar fácilmente como varía el parecido de las imágenes sintetizadas (I_{FUS}) de la primera columna con respecto a la correspondiente imagen PAN de la primera fila, siendo mayor el de las presentes en la Figura 5.13 con respecto a aquellas en la Figura 5.14 como consecuencia de la mejor calidad espacial de las fusiones.

Recordemos que las imágenes de la segunda columna corresponden a la aplicación de la reducción de mínimos que se ejecutaba para evitar la sobre-segmentación producida por la aplicación de la Transformada Watershed. En este sentido, el efecto que se aprecia sobre las imágenes con respecto a las de la columna anterior es similar a una reducción de contraste.

Por último, en la tercera columna de ambas figuras están representados los bordes obtenidos para cada una de las fusiones. Ello permite apreciar cómo va variando la información de objetos en función del algoritmo empleado, lo que ya de por sí constituye una cierta información sobre la calidad espacial del proceso de fusión y que coincide con la inspección visual de las imágenes sintetizadas incluidas en la primera columna (I_{FUS}). El contraste con las referencias de la imagen MS permite observar hasta qué punto la aplicación de técnicas de pan-shapening mejoran la resolución espacial de la imagen original.

En las Figuras 5.15 y 5.16 se han representado los mapas de calidad obtenidos con la metodología propuesta correspondientes a las zonas y algoritmos de las dos figuras anteriores. Al objeto de una mejor visualización se ha seguido el mismo criterio de aplicación de falso color usado en la Figura 5.12. Se señala, nuevamente que el rango de las paletas de color es diferente para facilitar su análisis.

De izquierda a derecha en cada fila, aparece el mapa espacial, el mapa espectral y el mapa global de cada imagen fusionada. Aunque para este corte de la imagen el resultado de la calidad espacial (primera columna) parece más homogéneo que en la visión total (sobre todo si se observan los resultados del algoritmo $E-IHS$ en la Figura 5.15), el mapa global vuelve a indicarnos que no es así. Intuitivamente, parece indicar que, por ejemplo, un buen resultado sería aquel que aunase las características escogidas por zonas de la fusión $E-IHS$ con la $AW-DF$.

Se confirman, pues, las tendencias analizadas sobre la calidad observada desde la perspectiva del mapa completo que se repiten a este nivel detalle. La metodología propuesta coincide con

los valores esperados de la calidad espacial y espectral, pero además aporta un análisis zonal que posiblemente pueda posibilitar técnicas de fusión más sofisticadas y robustas mediante combinación del algoritmo adecuado por áreas de la imagen.

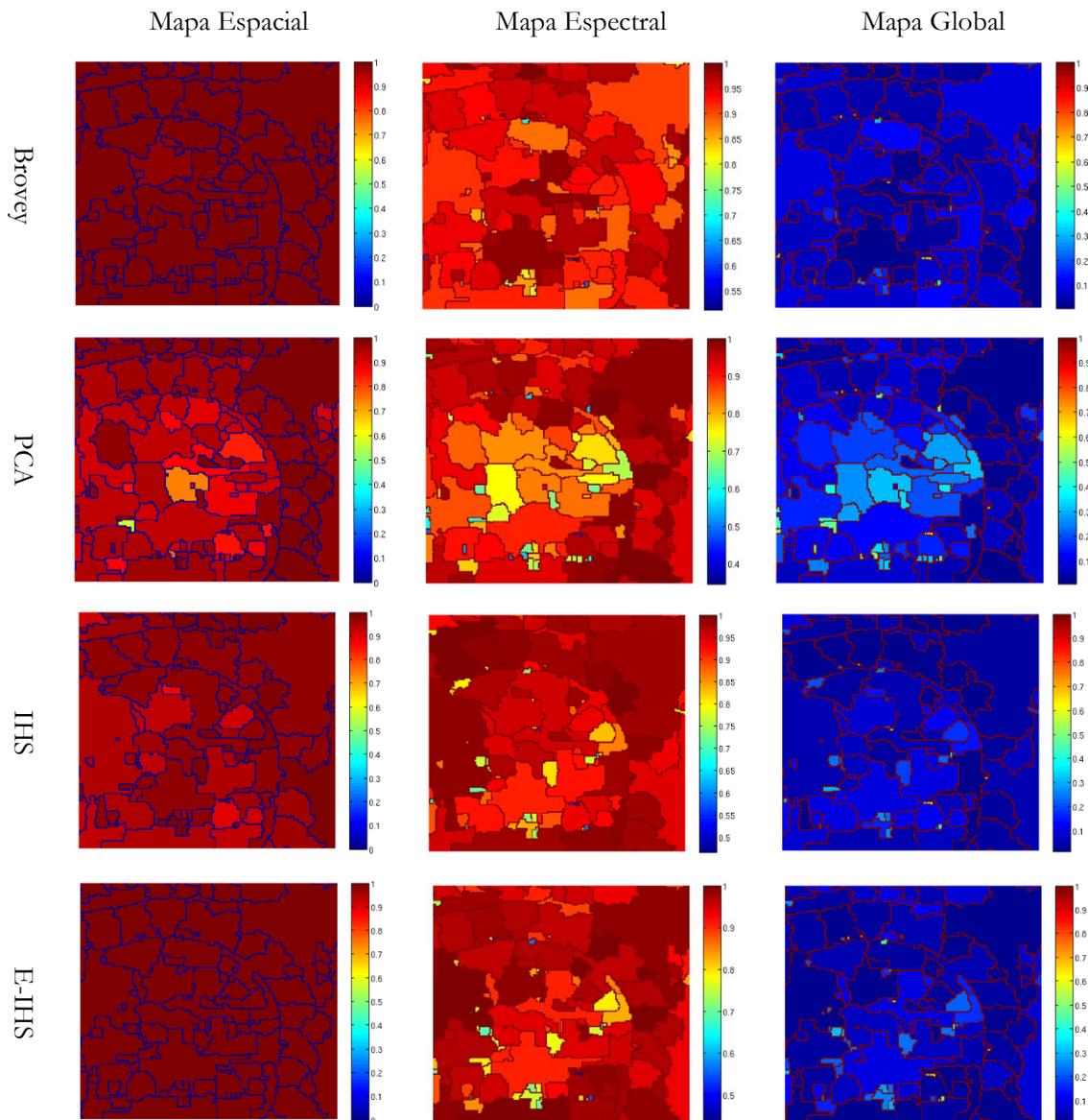


Figura 5.15. Sub-imagen 1. Mapas espaciales, espectrales y globales para métodos de sustitución y aritméticos.

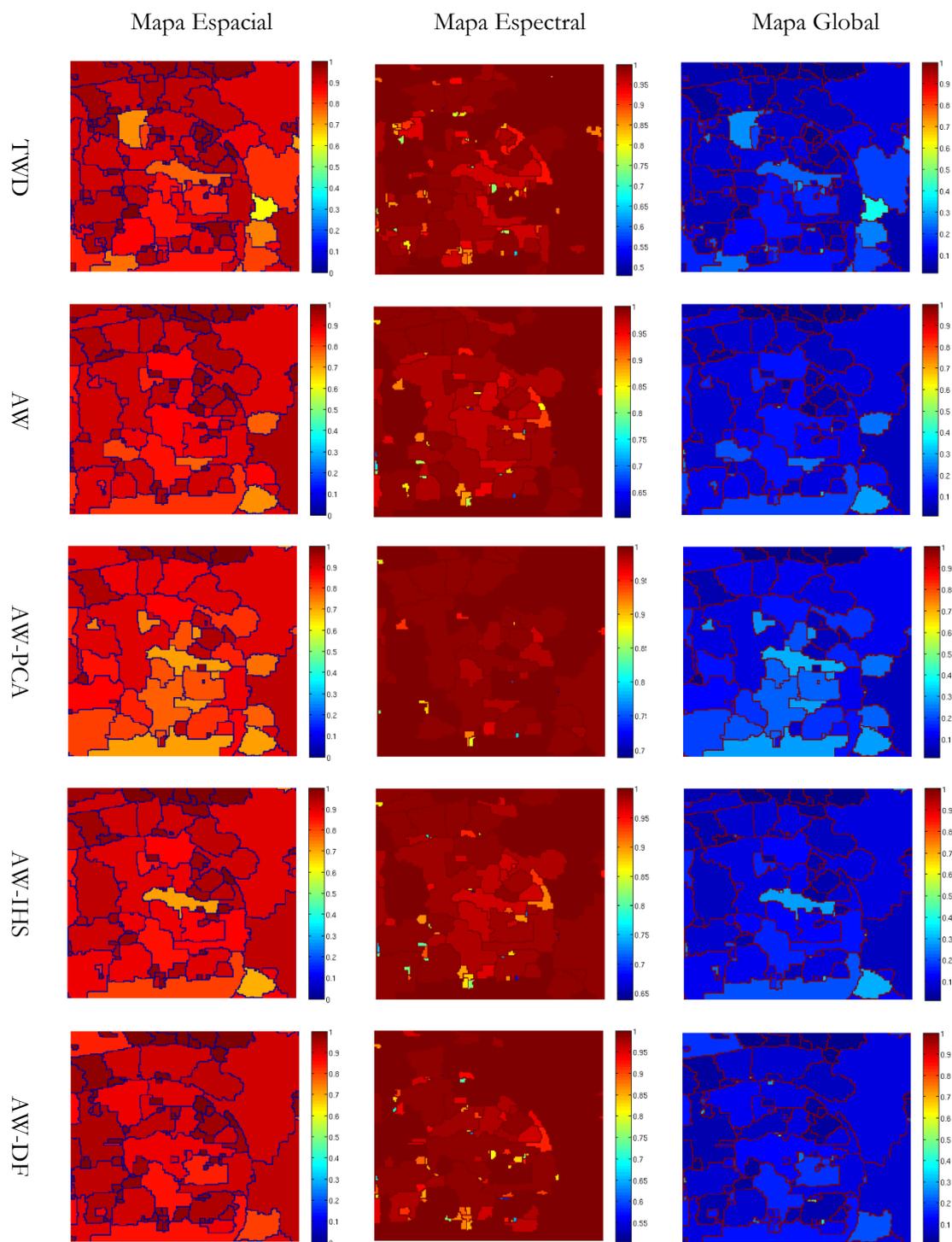


Figura 5.16. Sub-imagen 1. Mapas espaciales, espectrales y globales para métodos basados en Transformada Wavelet.

- **Análisis de la Sub-imagen 2**

Las Figuras 5.17 y 5.18 contienen la información de las imágenes I_{FUS} , \hat{I}_{FUS} y O_{FUS} en la segunda zona seleccionada de la imagen original para un análisis más detallado. Tal y como se ha comentado la diferencia significativa con la otra área escogida es la poca variabilidad zonal de ésta en contraste con la anterior.

La información suministrada por estas imágenes intermedias generadas para la aplicación de metodología propuesta coincide básicamente con la del primer corte analizado, lo que confirma la fiabilidad de esta aproximación. Quizás, desde el punto de vista espacial se pueda observar una similitud mayor de extracción de objetos entre la imagen *PAN* y los métodos que aplican transformadas que la encontrada en el corte anterior.

Siguiendo la misma estrategia de análisis y representación empleada para el Sub-imagen 1, las Figuras 5.19 y 5.20 muestran los mapas espaciales, espectrales y globales para esta zona y cada una de las fusiones realizadas. En coherencia con lo observado hasta ahora se puede determinar una predominancia media de alta calidad espacial en los algoritmos de fusión recogidos en la Figura 5.19, frente a una alta fidelidad espectral en aquellos representados en la Figura 5.20.

Sin embargo, si se pone el acento en la calidad global, incluyendo el equilibrio entre calidad espacial y espectral, se observa de nuevo que no se puede afirmar con rotundidad que hay un método de fusión perfecto. En este sentido, la representación de los mapas de objetos aporta un análisis zonal que mejora la perspectiva del enfoque basado en píxel.

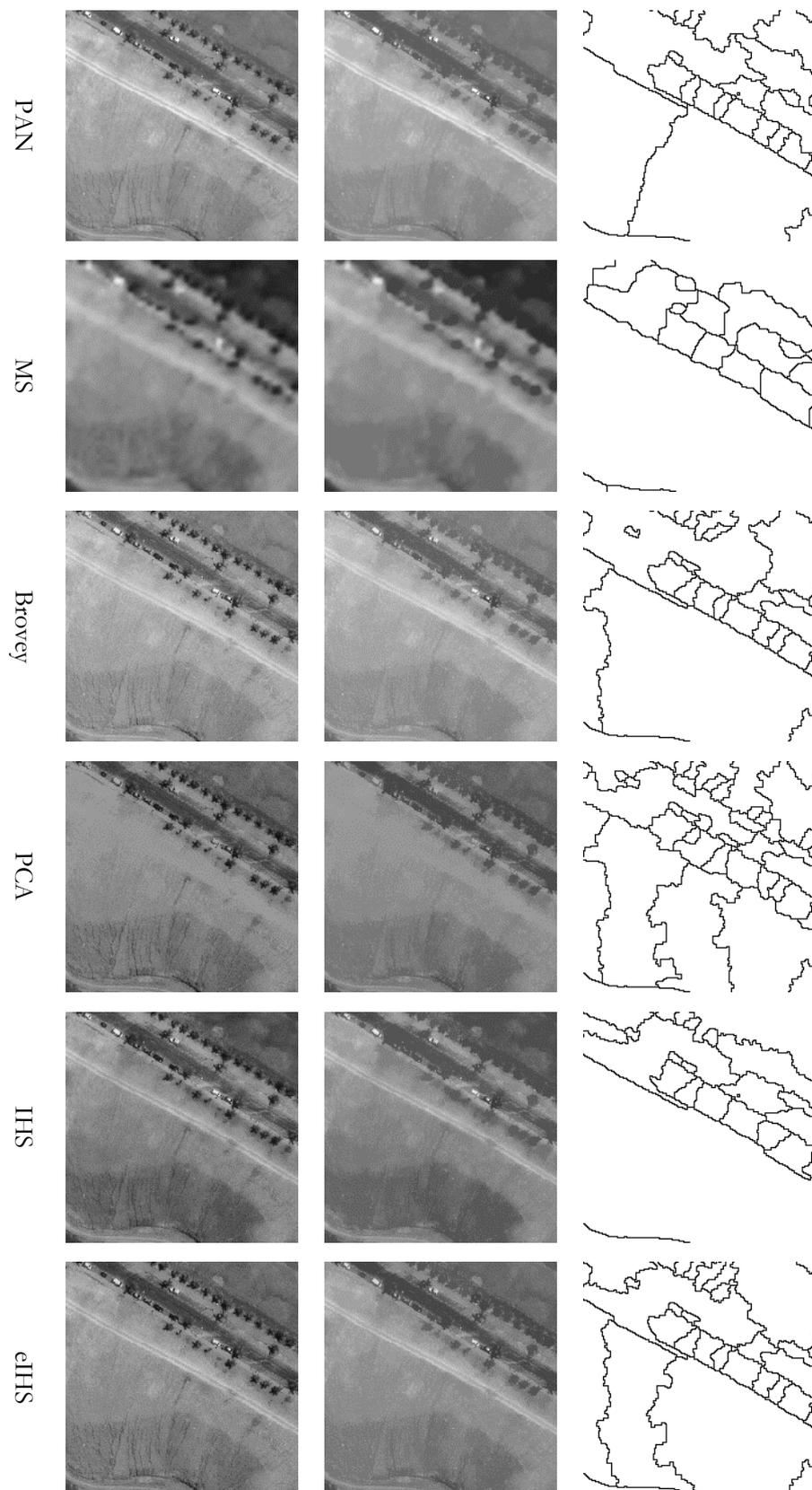


Figura 5.17. Sub-imagen 2 de la imagen Geoeye. Por columnas: I_{fus} , I_{fus} filtrada y bordes para métodos de sustitución y aritméticos.

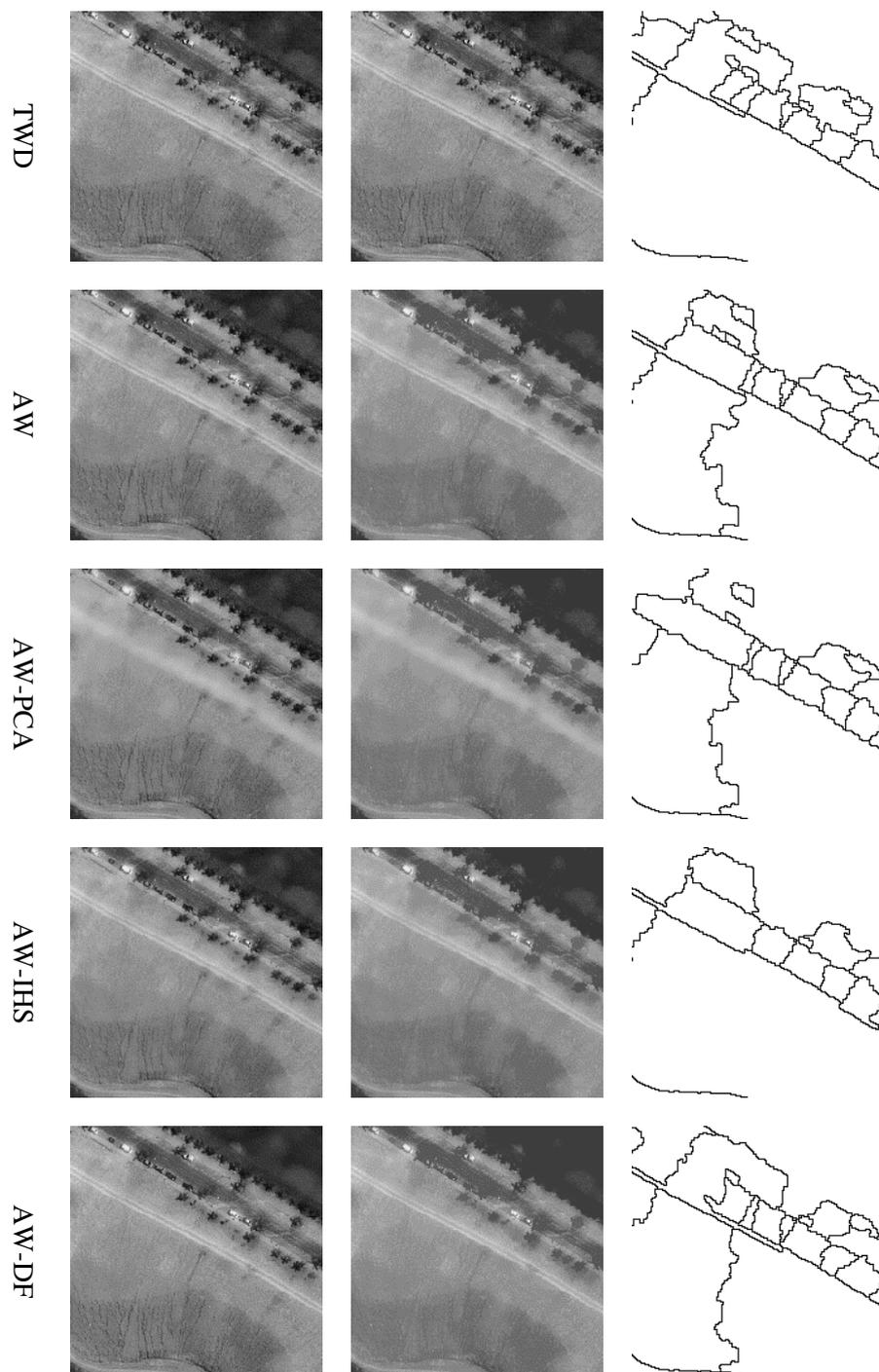


Figura 5.18. Sub-imagen 2 de la imagen Geoeye. Por columnas: I_{fus} , I_{fus} filtrada y bordes para métodos basados en Transformada Watershed.

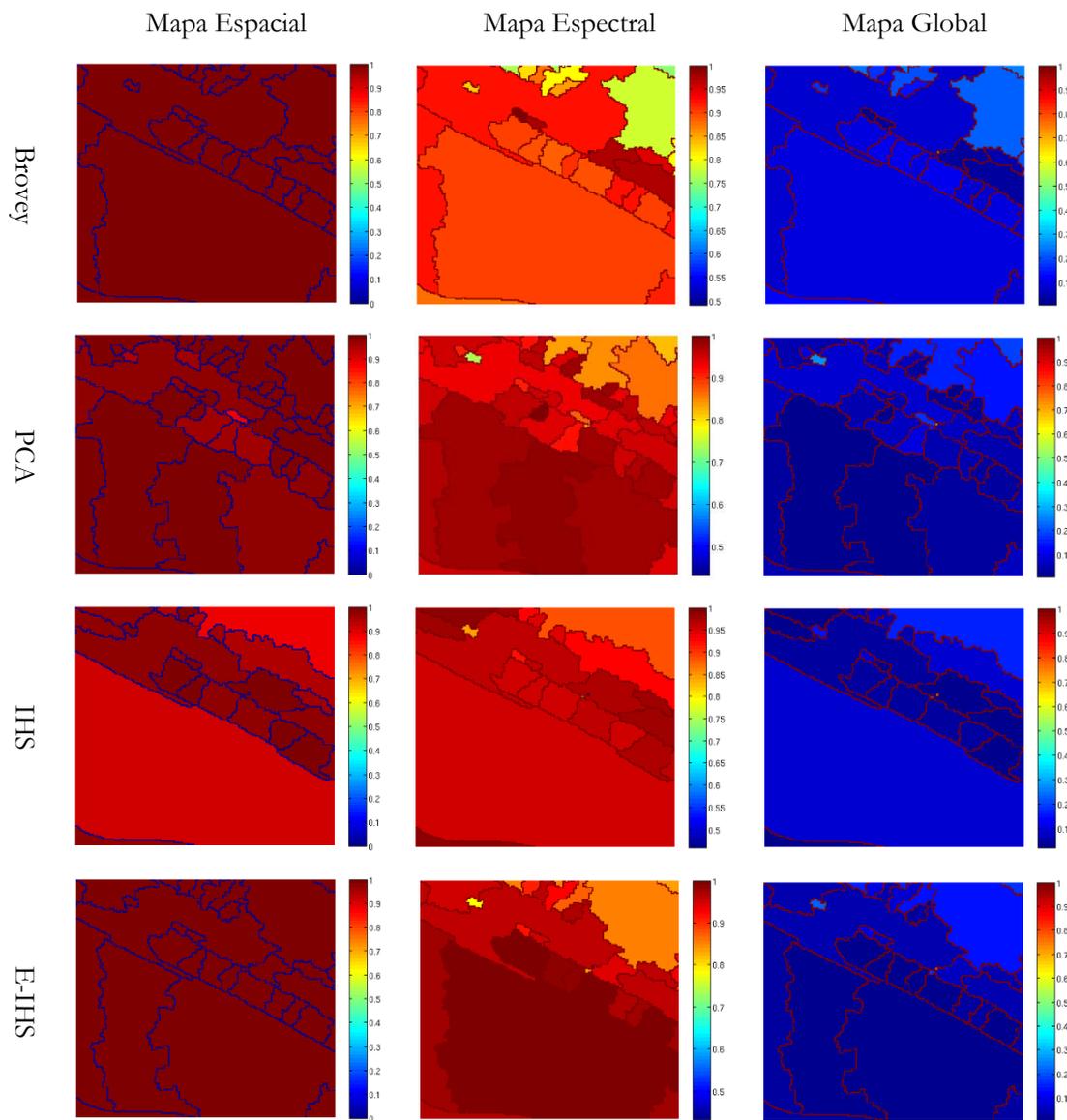


Figura 5.19. Sub-imagen 2. Mapas espaciales, espectrales y globales para métodos de sustitución y aritméticos.

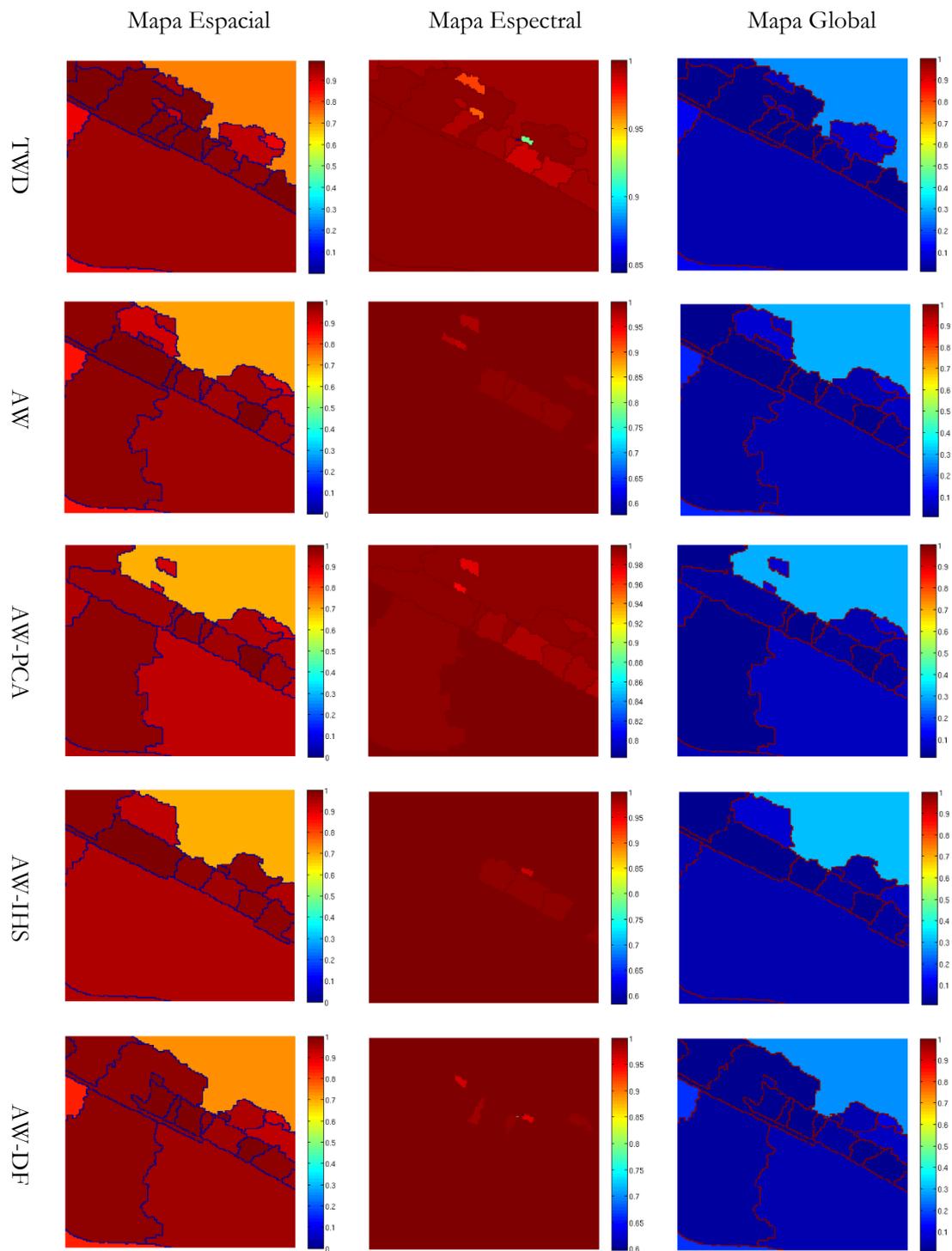


Figura 5.20. Sub-imagen 2. Mapas espaciales, espectrales y globales para métodos basados en Transformada Wavelet.

- **Indicador medio desde el análisis basado en objetos**

La metodología aplicada, además, permite obtener un indicador medio con respecto al número de objetos, derivándose de ella una medida espacial, espectral o global similar al enfoque de píxel utilizado habitualmente (Figura 3.8).

Con el propósito de evaluar si estas medidas a nivel medio por objetos eran coherentes con la calidad observada (sobre el total de la imagen) y de analizar su correlación con el enfoque basado en píxel se calcularon los índices espaciales, espectrales y de distancia global al objeto/píxel ideal, que aparecen representados en las Figuras 5.21, 5.22 y 5.23.

Así, la primera de ellas muestra la correlación media entre las frecuencias espaciales calculadas empleando el índice *FC*, bien, a través de la *DCT* para bloques de píxel o, de la *SA-DCT* para cada objeto. Por tanto, cuanto más próximo a uno se encuentre el valor del índice mejor es la calidad espacial medida. De las curvas representadas se deduce que la media promediando la calidad de los objetos es coherente con la medida basada en píxel y, con lo esperado para los algoritmos de fusión.

En la Figura 5.22 aparece la representación de las calidades espectrales medidas como diferencia en valor absoluto entre las imágenes fusionadas y de referencia en valor medio sobre los objetos o los píxeles de la imagen. En este caso, por tanto, cuanto más próximo se esté al cero mejor indicación de la calidad espectral. Aunque ambos conjuntos de curvas tienen características similares, y, por tanto, expresan de forma parecida la calidad espectral, no cabe duda que los valores medios por objeto son inferiores. Probablemente, como consecuencia del promedio efectuado sobre cada objeto previo al cómputo final del índice.

Por último, como cabría esperar del análisis espectral y espacial anterior, si se evalúa globalmente la calidad como una distancia a los valores ideales del píxel o el objeto, los resultados deben de ser aproximados con cierta alteración de escala. Esto se constata en los gráficos de la Figura 5.23. En ella se ha representado la calidad global de cada método de fusión de manera que la cercanía al origen del diagrama circular denote alta calidad en los términos referidos. Claramente, los dos métodos de medida reflejan curvas de comportamiento similares. A la hora de definir un índice global, al igual que sucedía con el *GSSIM*, hay que ponderar adecuadamente la relevancia de la fidelidad espectral o espacial en función de la aplicación.

Las consideraciones expuestas sobre la disponibilidad de un indicador medio desde este análisis de la calidad basado en objetos, junto a las extraídas del examen de los mapas de calidad espectral, espacial o global a escala completa o desde el detalle empleado en los cortes 1 y 2, permiten afirmar que la metodología propuesta de medida de calidad basada en objetos es robusta y consistente con la inspección visual. Además proporciona información zonal de la calidad adecuada al tipo de imágenes usadas en teledetección.

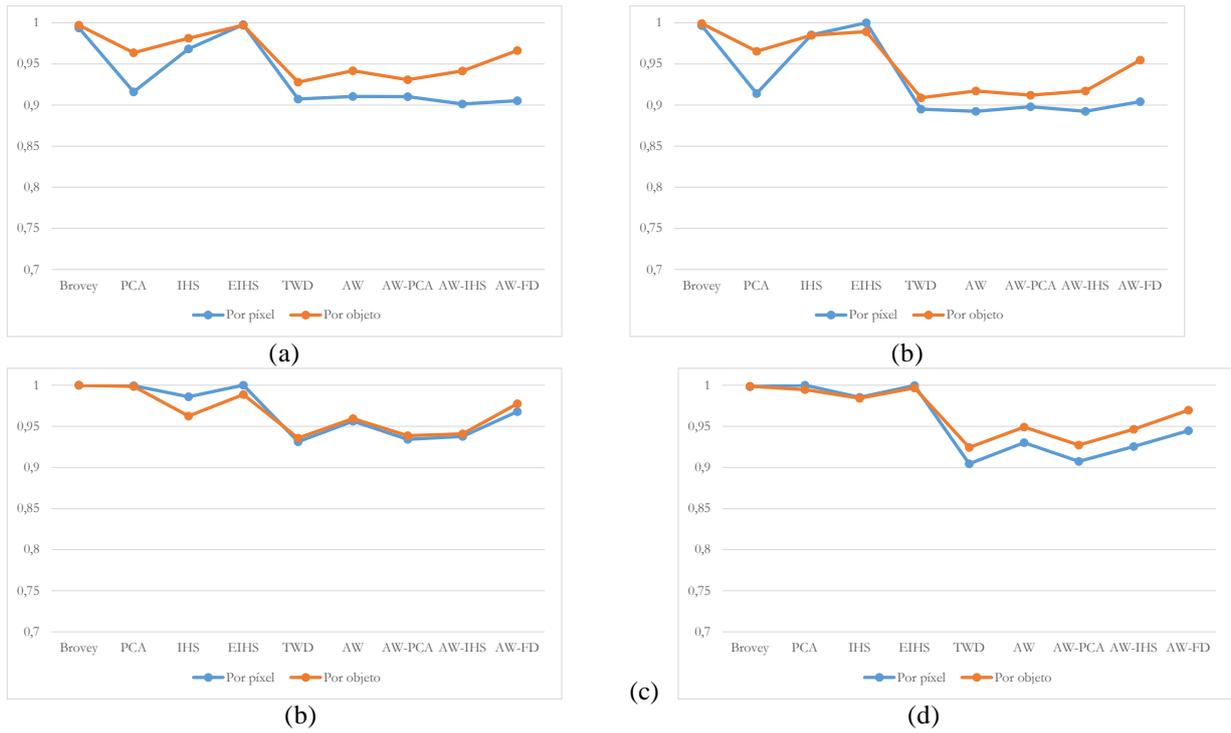


Figura 5.21. Resultados de la aplicación en imágenes fusionadas de los índices espaciales como valor medio sobre el conjunto de píxeles u objetos: (a) Fusiones de la Imagen Geoeye, (b) Fusiones de la Imagen Ikonos, (c) Fusiones de la Imagen QB16, y (d) Fusiones de la imagen QB24.

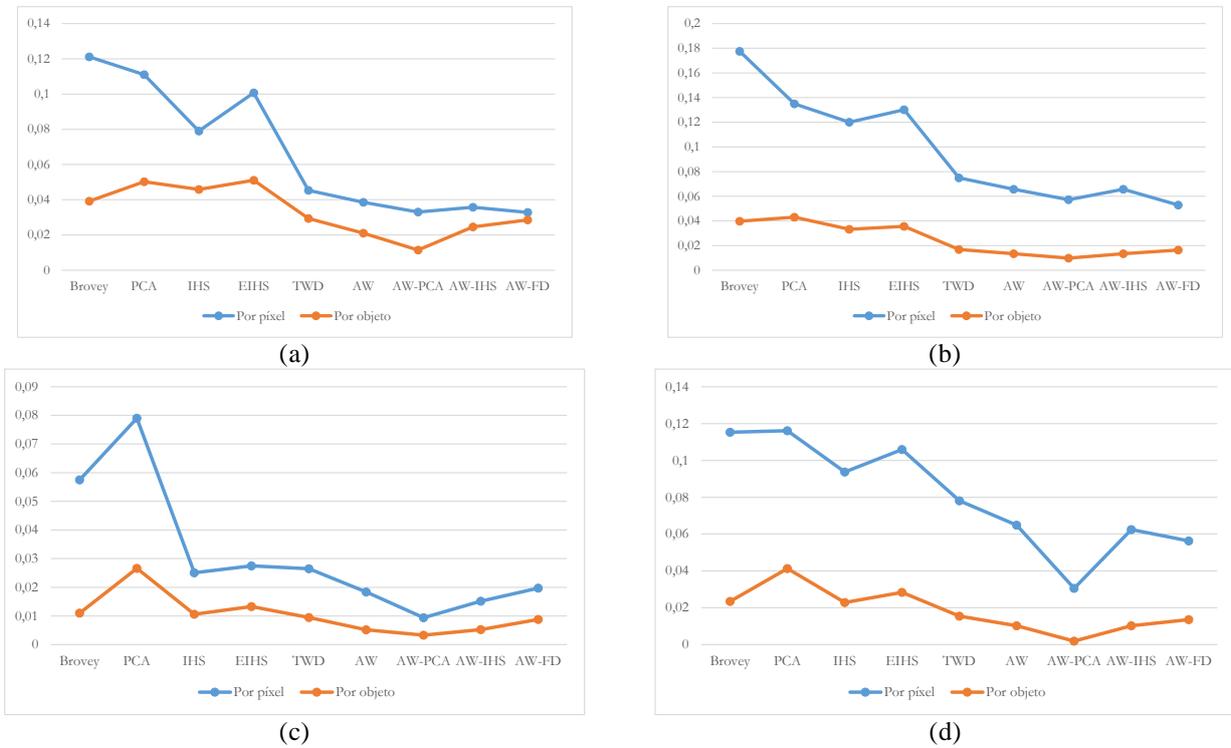


Figura 5.22. Resultados de la aplicación en imágenes fusionadas de los índices espectrales como valor medio sobre el conjunto de píxeles u objetos: (a) Fusiones de la Imagen Geoeye, (b) Fusiones de la Imagen Ikonos, (c) Fusiones de la Imagen QB16, y (d) Fusiones de la imagen QB24.

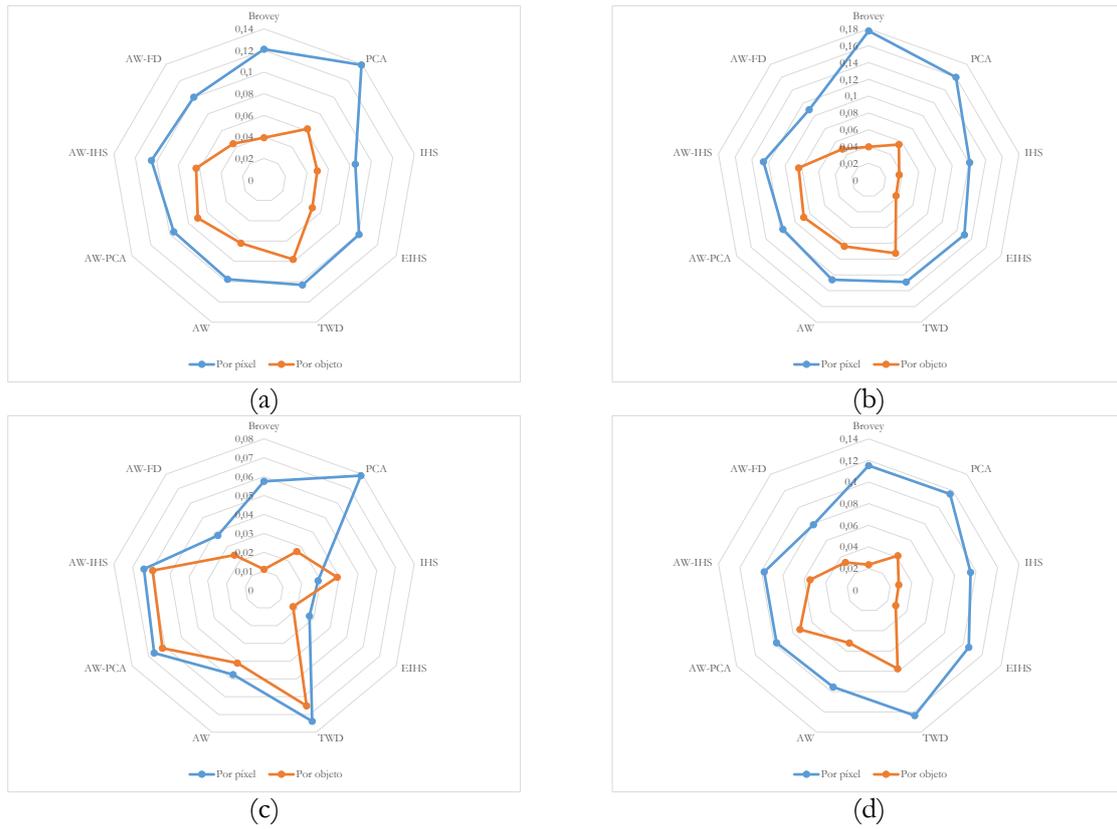


Figura 5.23. Resultados de aplicación en imágenes fusionadas de los índices espectrales y espaciales combinados como una medida global media por píxel o por objeto: (a) Fusiones de la Imagen Geoeye, (b) Fusiones de la Imagen Ikonos, (c) Fusiones de la Imagen QB16, (d) Fusiones de la imagen QB24.

5.4 Resumen

En este capítulo se abordó la validación de los índices existentes y propuestos, así como la correspondiente a la metodología de evaluación basada en objetos de acuerdo con los objetivos iniciales de esta tesis. Constituye, por tanto, el punto de confluencia de los capítulos precedentes. En efecto, las características de las imágenes y los algoritmos de fusión empleados aparecen detallados en el Capítulo 2. Del Capítulo 3, se extraen los datos de partida *PAN* y *MS* así como los métodos de evaluación de la calidad. Al final, las estrategias de validación se describen en el Capítulo 4.

Con este propósito se presentaron en la sección 5.2 los resultados de la evaluación de calidad cuando se aplican los índices de medida a imágenes distorsionadas artificialmente. A partir de ellos, se determinó la robustez y sensibilidad de los indicadores. Dado que se introdujeron distorsiones tanto de intensidad como geométricas, que se usaron para la evaluación del funcionamiento de los índices espectrales y espaciales respectivamente, es posible agrupar los resultados presentados de la siguiente manera:

-En primer lugar, se analizaron los resultados de los índices de calidad espectrales *SAM*, *ERGAS*, *CC*, Q/Q_4 junto al definido en este trabajo *ERGAS-IHS*. Desde la perspectiva con que se plantean los dos test de variación de intensidad (Contraste y Brillo), los resultados muestran que los índices que mejor se adaptan a una medida espectral correcta son el índice *SAM* y el *ERGAS-IHS*. Sin embargo, este último presenta mayor sensibilidad de medida (entendida como la respuesta frente a los cambios) y, además el índice *SAM* muestra problemas de cálculo cuando los valores de los píxeles multiespectrales son muy bajos, próximos al negro.

-En segundo lugar, se discutió la respuesta de los índices espaciales cuando existe una distorsión geométrica entre la imagen a medir y la de referencia. Esta distorsión es introducida artificialmente mediante el test de variaciones geométricas. Bajo estas circunstancias, las medidas de los índices *Zhou*, *S-ERGAS*, *S-RMSE*, *CEC*, junto al propuesto *FC* se presentan para un análisis comparativo que evidencia la mayor robustez de esta nueva medida (menor número de errores en los test geométricos), unido a su buena sensibilidad frente a pequeñas distorsiones.

En la sección 5.3 se encuentran los resultados de la evaluación de los índices cuando se aplican en imágenes fusionadas, ya que la experiencia descrita en la sección anterior no es suficiente para establecer la idoneidad de la utilización de un índice en este ámbito. Adicionalmente es necesario observar los valores medidos sobre las propias imágenes constatando que son acertados. Se emplearon, para este fin, las fusiones generadas a partir de la aplicación de nueve algoritmos distintos sobre los datos de partida. Con el conocimiento a priori de su funcionamiento y con la ayuda de las Figuras 4.6 y 5.8 se analizó el resultado en términos de calidad espectral y espacial de los productos. Se realizó un estudio a tres niveles:

-Evaluación apoyada en el Sistema Visual Humano. En ella se analizaron la idoneidad de las distancias empleadas en la formulación de los algoritmos de calidad (el producto escalar o el error cuadrático medio) frente a una propuesta basada en una distancia adaptada a la percepción humana, la *CIEDE2000*. Los resultados mostraron que esta última aproximación propuesta encaja mejor con la experiencia visual subjetiva contrastada a través de un test *MOS*.

- Evaluación cuantitativa basada en píxel. Se aplicaron todas las medidas espaciales (*Zhou*, *S-ERGAS*, *CEC*, *S-RMSE* y la propuesta en esta tesis, *FC*), espectrales (*ERGAS*, *CC*, *SAM* y las

propuestas en esta investigación (*ERGAS-IHS*, *CIEDE200*) e índices globales (*Q*, *SSIM*) junto a los propuestos *MSSIM* y *GSSIM*) sobre el conjunto de datos fusionados ya descrito.

Los resultados muestran que los índices aportados en este trabajo siguen tendencias similares a los ya empleados en las publicaciones científicas y discriminan de acuerdo a lo esperado entre los distintos productos de fusión, pero con las ventajas adicionales de una mayor sensibilidad en la medida.

Adicionalmente, se constata que la calidad medida depende del contenido de la imagen, esto es, de la distribución espectral de los píxeles por banda debido al promedio que se realiza para entregar un único número como expresión de la calidad.

- Finalmente se abordó la validación de la evaluación cuantitativa basada en objeto a través de los resultados obtenidos de su aplicación en imágenes fusionadas. Se ha generado un alto número de mapas de calidad basados en objetos que se presentan resumidamente a través de dos ejemplos completos (espectral, espacial y global) para dos algoritmos de fusión distintos.

También, se seleccionaron dos áreas de una de las imágenes de partida desde las que se examinaron los resultados, en términos de mapas de calidad, para los nueve algoritmos de fusión señalados. Del mismo modo, las imágenes intermedias necesarias como fuente para generar los mapas fueron objeto de análisis de forma que la robustez del proceso de medida ideado quedase comprobada.

Toda esta información permite afirmar que la metodología funciona y es robusta, proporcionando un análisis zonal de la calidad que podría posibilitar el desarrollo, o selección previa a la aplicación, de algoritmos de fusión.

Por último, se demuestra que desde este enfoque también se puede derivar un valor numérico único (en este caso en función del número de objetos en lugar de píxeles) que concuerda con la medida basado en píxel y, por ende, con la medida de calidad esperada. Para ello se calcularon, representaron y discutieron los datos de evaluación de calidad media basada en objeto comparado con aquellos obtenidos desde el píxel de lo que se concluía la correlación señalada.

En resumen, la metodología de evaluación ha demostrado que los nuevos índices propuestos basados en información de píxel proporcionan prestaciones adecuadas para la evaluación de la calidad de las imágenes fusionadas, pero con un mejor comportamiento en presencia de distorsiones propias de las imágenes de teledetección. Del mismo modo, indica que la medida basada en objetos aporta información local de la imagen fusionada constituyendo una aproximación, a la calidad, más cercana a la evaluación cualitativa, siendo, además, posible obtener una medida numérica total robusta similar a la obtenida con un enfoque píxel.

CAPÍTULO 6

Conclusiones

6.1 Contribuciones principales

Las contribuciones principales de este trabajo de tesis doctoral están relacionadas directamente con los objetivos perseguidos y descritos en la introducción que se recoge en el Capítulo 1. Consecuentemente, a continuación se recuerdan las hipótesis iniciales de trabajo, su grado de cumplimiento y se describe con espíritu crítico aquello que se ha logrado o queda abierto a investigaciones futuras. A continuación revisamos los tres retos principales planteados al inicio de la tesis:

- **Propuesta y desarrollo de una metodología de test para la validación de las medidas de calidad de imágenes fusionadas.**

Tras una exhaustiva revisión del estado del arte respecto a la medida de la calidad de imágenes en el ámbito de la teledetección, se ha constatado el reducido número de publicaciones al respecto.

En este contexto, y dada la importancia de garantizar la fiabilidad y robustez de los índices utilizados para evaluar la calidad de imágenes fusionadas, se estableció como una primera meta de esta investigación la propuesta de una metodología de análisis que aportara criterios objetivos para la utilización de dichos índices, ya que no aparecían referencias al respecto en la literatura científica. Para ello, se idearon, diseñaron y desarrollaron estrategias de medida del rendimiento de estos indicadores a partir de la generación de imágenes distorsionadas.

Se aportaron los tres test para modelar las distorsiones espectrales y espaciales inherentes al proceso de fusión de imágenes. Dos relativos a la modificación de la intensidad (Test de Contraste y Test de Brillo) así como el de Transformaciones Geométricas (traslaciones horizontal, vertical, diagonal y rotación), todos ellos descritos en el Capítulo 4.

Esta contribución posibilita disponer de un marco cuantitativo de evaluación de índices de calidad. Así, el análisis de los resultados de su aplicación a los indicadores espectrales o espaciales que aparece en el Capítulo 5 ha permitido extraer consideraciones sobre la aplicabilidad de los índices analizados.

Este marco cuantitativo se ha completado con el análisis de los resultados de la aplicación de los índices en imágenes fusionadas, obtenidas mediante los algoritmos de fusión descritos en el Capítulo 2. A partir de estas imágenes, se ha completado el diagrama de evaluación general introducido en el Capítulo 4, que incluye un análisis del funcionamiento de los índices de calidad desde el punto de vista de la respuesta del sistema visual humano.

De esta manera, se aplicaron los test espectrales y espaciales a la base de datos de imágenes reales y sintética y, gracias a esta metodología, se ha conseguido evaluar la sensibilidad y robustez de 4 índices espectrales y 5 espaciales, logrando obtener criterios objetivos de rendimiento de los índices alcanzado los objetivos propuestos la inicio de la investigación.

- **Propuesta de algoritmos novedosos de evaluación de la calidad de imágenes fusionadas basados en píxeles.**

El segundo objetivo que se estableció al inicio de esta investigación, lo constituía el desarrollo de índices de calidad novedosos que solventaran las limitaciones de los existentes. En este contexto se ha contribuido con la descripción de los índices espectrales *ERGAS-IHS* y *CIEDE2000* el índice espacial *FC* y el índice global *GSSIM* que responden a este desafío. Cada uno de ellos aparece descrito en el Capítulo 3 y han sido sometidos a los procesos de validación cuyos resultados se pueden leer en el Capítulo 5.

Los indicadores propuestos en esta tesis junto a los ya descritos en la literatura científica se han sometido al marco de evaluación señalado anteriormente. La aplicación del algoritmo *CIEDE2000* ha demostrado su utilidad cuando se requiere alta correlación con respecto a la percepción humana. Más aún, el análisis efectuado a partir de recolección de opiniones, ha permitido identificar la baja correspondencia entre los fundamentos de las medidas ampliamente empleadas en calidad de imágenes con respecto a una aproximación como la propuesta. A su vez, los resultados muestran que el nuevo índice *ERGAS-IHS* proporciona una medida robusta frente a distorsiones de intensidad para evaluar la calidad espectral de las imágenes fusionadas. Además, presenta una mejor sensibilidad frente a cambios de intensidad en un análisis comparado con otras medidas espectrales, así como coherencia en cuanto a los resultados de su aplicación sobre imágenes fusionadas con respecto a su análisis cualitativo.

Por otro lado, el índice *FC* se muestra como un buen indicador espacial, el más sólido frente a las distorsiones geométricas con relación a los índices espaciales analizados, aunando las ventajas de percepción subjetiva asociadas al análisis de frecuencias espaciales aplicando la *DCT*. Además, interpreta robustamente el comportamiento espacial de los algoritmos de fusión cuando se aplica a imágenes pan-sharpened.

Por último, el índice *GSSIM* abre la posibilidad de una evaluación global de las características espectrales y espaciales de forma sencilla. Tanto su componente espacial *MSSIM* utilizando información de la *PAN* como el resultado global se alinean con los resultados esperados proporcionados a través de inspección visual de las imágenes fusionadas.

- **Diseño y ensayo de una estrategia de medida que permita una evaluación basada en objetos**

La reflexión sobre el trabajo realizado hasta este momento, si bien satisfacía los objetivos iniciales de la tesis, no acababa con la inquietud científica sobre la hipótesis de la superación del paradigma de medida basado en píxeles como estrategia básica para la evaluación de la calidad de las imágenes fusionadas. Para dar respuesta a esta inquietud se diseñó la propuesta de metodología de medida basada en objetos que se presentó en el Capítulo 3 y cuya validación se recoge, a su vez, en el Capítulo 5.

Los resultados muestran que la estrategia de obtención de mapas de calidad a nivel de objetos contribuye a una aproximación a la medida de esta característica más cercana a la interpretación de un observador. Además, los mapas que se han obtenido muestran la solidez de las medidas calculadas con respecto al análisis visual de las imágenes fusionadas. Por último, se ha demostrado que desde esta novedosa formulación se pueden derivar medidas tanto a nivel local de la imagen para identificar en ella aquellas zonas con mayor o menor calidad, como medidas únicas sobre el total de los datos, de forma congruente con las que se calculan a nivel de píxel.

6.2 Líneas futuras de investigación

La redacción final de esta memoria de tesis ha permitido observar desde una perspectiva amplia aquello que queda aún por hacer. A continuación se encuentran las posibles líneas futuras de trabajo:

1. Ampliar el número de índices espectrales evaluados con los test de intensidad o los espaciales aplicando los correspondientes test geométricos, es una de ellas. Del mismo modo, emplear el test geométrico con los índices espectrales y viceversa.
2. Sin embargo, hay otras líneas de mayor potencial investigador. En este sentido, se considera de gran interés la evaluación (o propuesta) de diferentes distancias con la intención de analizar cuál se aproxima más al modelo de medida de la calidad subjetiva.
3. La variedad de indicadores de calidad existentes hace pensar que una línea de investigación a explorar es la constituida por su empleo combinado. El objetivo final sería establecer criterios que consideren las aportaciones de cada índice de forma que se sintetizen en un indicador único. Aproximaciones basadas en técnicas estadísticas o de inteligencia artificial sobre la toma de decisiones con respecto a un conjunto de medidas pueden ser una vía a explorar para este propósito.
4. Del mismo modo, el protocolo de evaluación basado en objetos abre líneas de investigación desde distintas perspectivas:

- (i) Aunque se considera validada la propuesta desarrollada, sería interesante contrastar los resultados de su aplicación con respecto a otros esquemas de extracción de objetos.
- (ii) El método de obtención de objetos admite un análisis riguroso desde el mundo de la segmentación de imágenes.
- (iii) Las distancias utilizadas para medir la calidad sugieren una investigación en el mismo sentido de lo indicado anteriormente.
- (iv) El mapa de medida global se puede abordar desde distintos puntos de análisis, entre ellos, la comparación de las propiedades de los objetos y la medida desde múltiples referencias (objetos ideales).

6.3 Publicaciones

En este apartado se recogen las publicaciones resultado de esta investigación.

- **Artículos en revista (en revisión):**

1. Rodriguez-Esparragon D, Marcello-Ruiz J, Gonzalo-Martín C, Eugenio-González F. Robustness of Pan-Sharpening Quality Indicators against Spectral Distortions.
2. Rodriguez-Esparragon D, Marcello-Ruiz J, Gonzalo-Martín C, Eugenio-González F Object-based quality evaluation procedure for remote sensing imagery.
3. A. Seal, Bhattacharjee, D., Nasipuri, M., Rodríguez-Esparragón, D. J., Marcello, Ernestina, E. and Gonzalo-Martín, C. Measuring the quality of the Fused Images using Extended Frequency Comparison Index.
4. A. Seal, Bhattacharjee, D., Nasipuri, M., Rodríguez-Esparragón, D. J., Marcello, Ernestina, E. and Gonzalo-Martín, C., Multimodal Medical Image Fusion based on λ -trous wavelet transform and rules generated by Random Forest.

- **Contribuciones a congresos:**

1. Rodriguez-Esparragon D, Marcello-Ruiz J, Medina-Machín A, Eugenio-Gonzalez F, Gonzalo-Martin C, Garcia-Pedrero A. Evaluation of the performance of spatial assessments of pansharpened images. Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS), 2014 IEEE International; IEEE; Quebec (Canadá). 2014.
2. Rodríguez-Esparragón D, Galve-Hernández M, Marcello-Ruiz J, Medina Machín A, Eugenio-González F, Gonzalo-Martín C. QIT Fusion, herramienta para el análisis de la calidad de las imágenes fusionadas a partir de datos de teledetección. Libro de Actas del XV Congreso de la Asociación Española de Teledetección; Madrid (España). 2013.
3. Rodríguez-Esparragón D, Marcello-Ruiz J, Medina Machín A, Eugenio-González F. Evaluación de las Métricas de Calidad Espectral de Imágenes Fusionadas frente a variaciones de intensidad en 2013 Libro de Actas del XV Congreso de la Asociación Española de Teledetección; Madrid (España). 2013.
4. Rodríguez-Esparragón D, García-Pedrero, Ángel, Marcello-Ruiz, Javier, Eugenio-González F. Medida de la calidad espectral de imágenes fusionadas usando el algoritmo CIEDE2000. Libro de Actas del XVI Congreso de la Asociación Española de Teledetección; Sevilla (España). 2015.

5. Rodríguez-Esparragon D, García-Pedrero Á, Marcello-Ruiz J, Gonzalo-Martín C, Eugenio-González F. Generación basada en objetos de mapas de la medida local de la calidad de imágenes fusionadas de Teledetección. Libro de Actas del XVI Congreso de la Asociación Española de Teledetección; Sevilla (España). 2015.
6. Rodríguez-Esparragon D, Marcello-Ruiz J, Eugenio-Gonzalez F, Garcia-Pedrero A, Gonzalo-Martin C. An object approach to the assessment of the spatial quality of pan-sharpened remote sensing images. Bioinspired Intelligence (IWObI), 2015 4th International Work Conference on; IEEE; Donostia (Spain). 2015.
7. García-Pedrero ÁM, Gonzalo-Martín C, Lillo-Saavedra M, Rodríguez-Esparragón D. A strategy to improve quality and speed of multi-scale high-resolution image analysis through superpixels. 33rd EARSeL Symposium. Towards Horizon 2020: Earth Observation and Social Perspectives; Matera (Italy). 2013.
8. García-Pedrero Á, Gonzalo-Martín C, Rodríguez-Esparragón D, Lillo-Saavedra M. Delimitación de parcelas agrícolas mediante consenso de diversas segmentaciones. Libro de Actas del XVI Congreso de la Asociación Española de Teledetección; Sevilla (España). 2015.
9. Garcia-Pedrero A, Rodriguez-Esparragon D, Gonzalo-Martin C, Ibarrola E, Lillo-Saavedra M, Marcello J. Automatic identification of shrub vegetation of the Teide National Park. Bioinspired Intelligence (IWObI), 2015 4th International Work Conference on; IEEE; Donostia (Spain). 2015.
10. Medina A, Marcello J, Eugenio F, Rodríguez D, Martín J. Color and spatial distortions of pan-sharpening methods in real and synthetic images. SPIE Remote Sensing; International Society for Optics and Photonics; Edinburgh (Great Britain). 2012.
11. Medina A, Marcello J, Rodriguez D, Eugenio F, Martín J. Quality evaluation of pansharpening techniques on different land cover types. Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS), 2012 IEEE International; IEEE; Munich (Germany). 2012.

ANEXO 1

A modo ilustrativo aparecen en las siguientes figuras los resultados de los mapas de calidad espectral, espacial y global correspondientes a todas las fusiones de una de las imágenes empleadas para este trabajo. En concreto la denominada QB24.

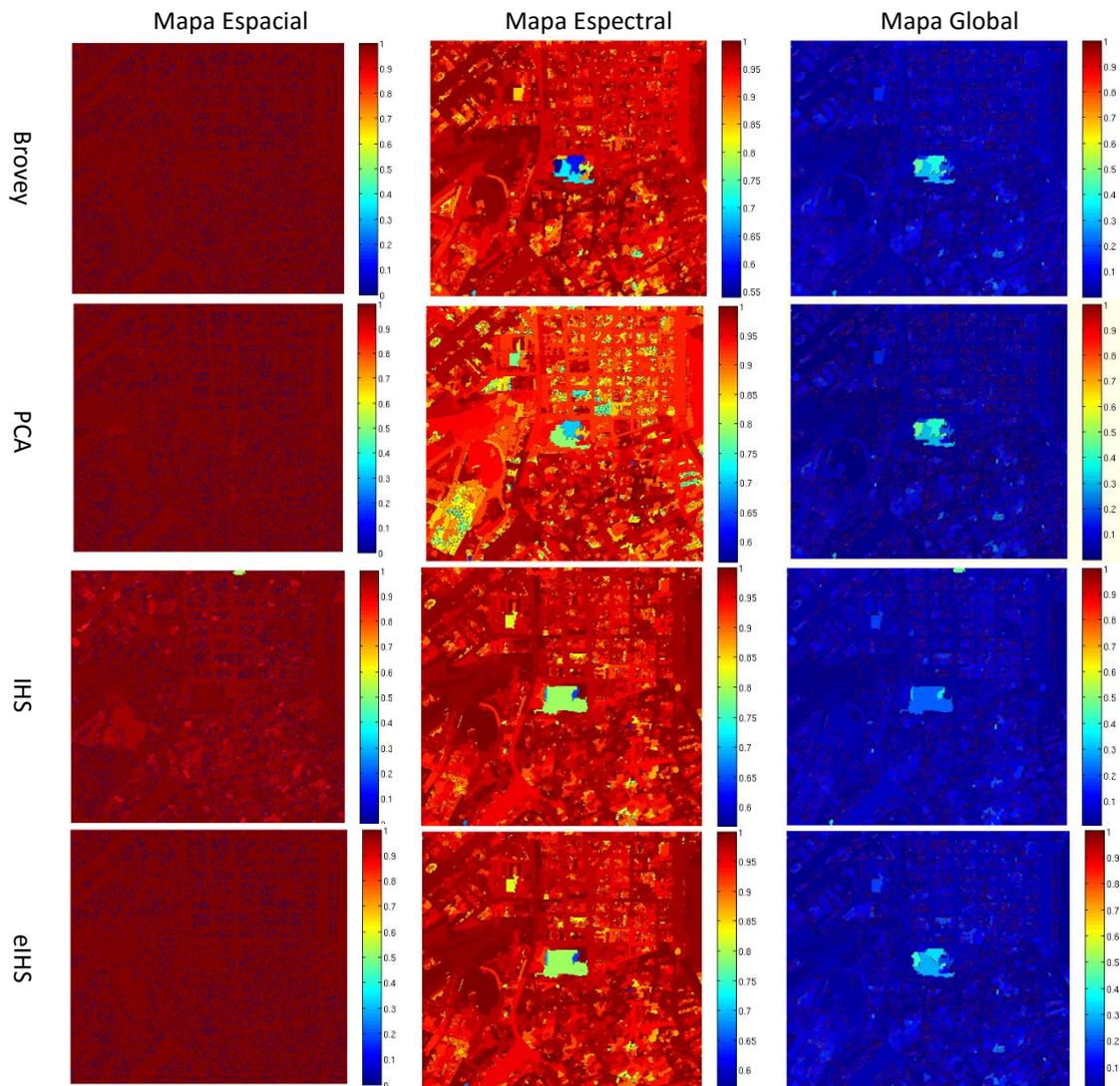


Figura A.1. Resultados de los mapas de calidad para las fusiones basadas en operaciones algebraicas o métodos de sustitución.

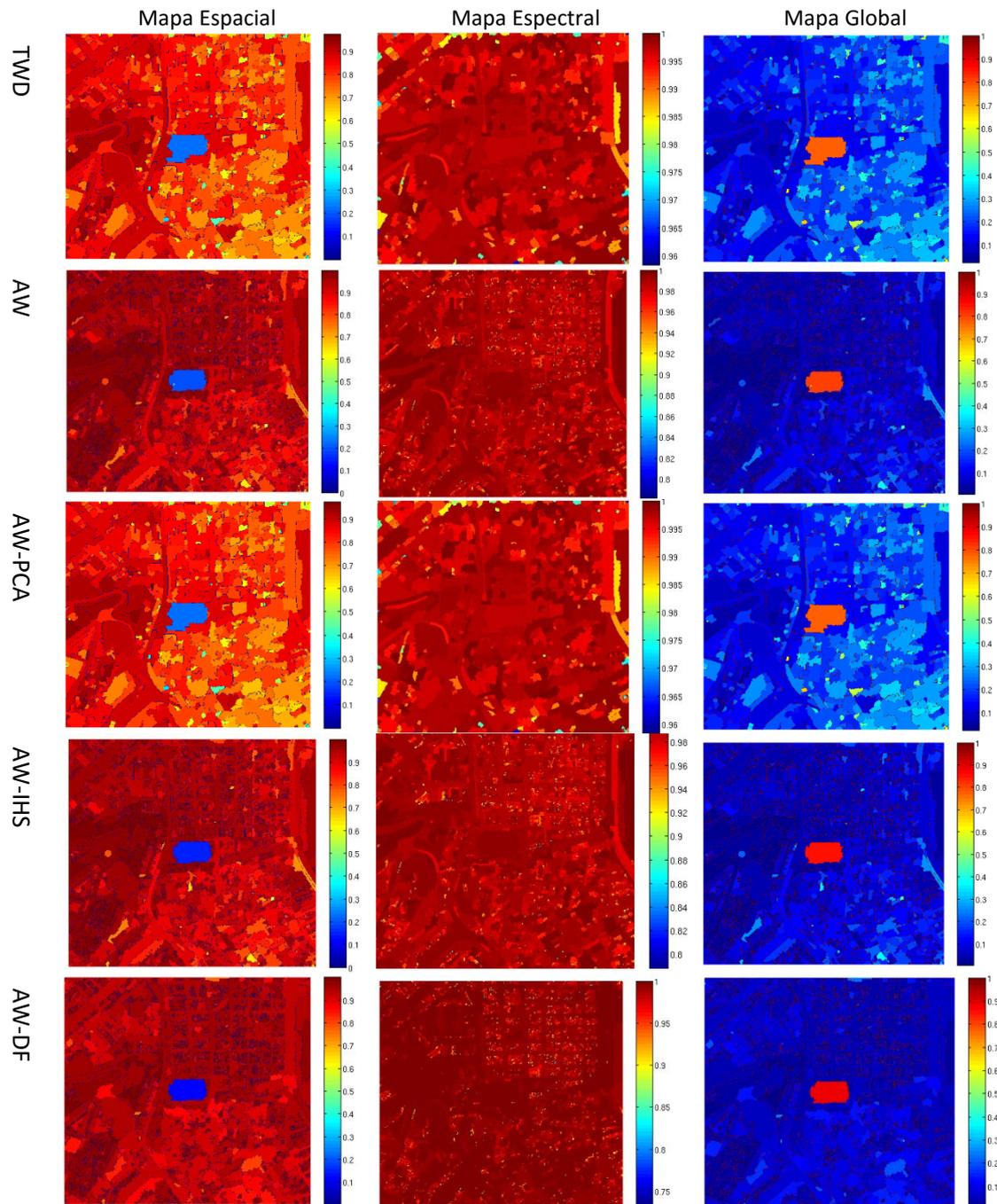


Figura A.2. Resultados de los mapas de calidad para las fusiones basadas en operaciones algebraicas o métodos de sustitución