



**FACULTAD DE INGENIERIA ARQUITECTURA Y
URBANISMO**

**ESCUELA ACADÉMICO PROFESIONAL DE INGENIERIA
DE SISTEMAS**

TESIS

**EVALUACION DE ALGORITMOS PARA LA FUSION DE
IMÁGENES MULTIESPECTRALES Y PANCROMATICAS**

**PARA OPTAR TÍTULO PROFESIONAL DE
INGENIERO DE SISTEMAS**

Autor (es):

PEREZ VASQUEZ LINDON YELSIN

Asesor:

VICTOR ALEXCI TUESTA MONTEZA

**Pimentel – Perú
2018**

Aprobación de la Tesis

Dr. Gutierrez Gutierrez Jorge Luis
Presidente del jurado de tesis

Ing. Mejía Cabrera Heber Iván
Secretario del jurado de tesis

Mg. Victor Alexci Tuesta Monteza
Vocal del jurado de tesis

i. Dedicatoria

A mi familia, en especial a mis padres, a mis compañeros de estudio, profesores, amigos y a todas mis amistades que me han acompañado a lo largo de mi carrera. Por ser ejemplo de esfuerzo y dedicación para alcanzar las metas que me he propuesto a nivel académico.

ii. Agradecimiento

A mi familia por su amor y bondad, a mis compañeros y profesores por compartir la sabiduría que ha sido de gran beneficio para el desarrollo de mi carrera universitaria, a mis amistades que me han ayudado a resolver problemas durante la realización de mi proyecto de investigación.

iii. Índice

CAPÍTULO I: PROBLEMA DE INVESTIGACIÓN	12
1.1. Situación problemática.....	13
1.2. Formulación del problema	16
1.3. Delimitación de la Investigación.....	16
1.4. Justificación e importancia	16
1.5. Limitaciones de la investigación.....	17
1.6. Objetivos de la investigación.....	18
1.6.1. Objetivo general	18
1.6.2. Objetivos específicos	18
CAPÍTULO II: MARCO TEÓRICO.....	19
2.1. Antecedentes de estudios:.....	20
2.1.1. Antecedentes Internacionales.....	20
2.1.2. Antecedentes Nacionales.....	21
2.1.3. Antecedentes Locales.....	22
2.2. Estado del arte.....	24
2.3 Sistemas teórico conceptuales.....	29
2.3.1. Definición de satélites artificiales.....	29
2.3.2. Clasificación de Satélites Artificiales	29
2.3.3. Imágenes Digitales Satelitales	30
2.3.4. Resolución de las imágenes satelitales	30
2.3.5 Ventajas y desventajas de las imágenes satelitales	31
2.3.6. Aplicaciones de las imágenes satelitales.....	33
2.3.7. Procesamiento de Imágenes	34
2.3.8 Algoritmos de Fusión de imágenes	36
2.3.9. Evaluación de las imágenes fusionadas.....	43
CAPÍTULO III: MARCO METODOLÓGICO	46
3.1. Tipo y diseño de investigación	47
3.1.1 Tipo de investigación.....	47
3.1.2 Diseño de investigación.....	47
3.2. Población y muestra	47
3.3. Hipótesis.....	47



3.4. Variables.....	47
3.5. Operacionalización	48
3.6. Abordaje metodológico, técnicas e instrumentos de recolección de datos	49
3.6.1. Abordaje metodológico.....	49
3.6.2. Técnicas de recolección de datos.....	49
3.6.3. Instrumentos de recolección de datos.....	49
3.7. Procedimiento para la recolección de datos.....	49
3.8. Análisis estadístico e interpretación de los datos	50
3.9. Principios éticos.....	50
CAPITULO IV: ANÁLISIS E INTERPRETACIÓN DE LOS RESULTADOS	51
4.1. Resultados en tablas y gráficos	52
4.2. Discusión de resultados.....	65
CAPITULO V: PROPUESTA DE LA INVESTIGACIÓN	68
5.1. Seleccionar algoritmos de fusión de imágenes.....	70
5.2. Seleccionar método para la evaluación de las imágenes fusionadas.	80
5.3. Aplicar algoritmos de fusión de imágenes.	87
5.3.1. Aplicación del algoritmo EIHS.....	87
5.3.2. Aplicación del algoritmo Brovey.....	97
5.3.3. Aplicación del algoritmo Averaging.....	106
5.4. Aplicación de métodos para la evaluación de algoritmos.....	115
5.4.1 Aplicación del índice ERGAS espectral	115
5.4.2 Aplicación del índice ERGAS espacial	121
CAPÍTULO VI: CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES	127
6.1. Conclusiones.....	128
6.2. Recomendaciones	128
REFERENCIAS.....	130



iii. Índice de figuras.

Figura 1: Marco de referencia del algoritmo EIHS.	38
Figura 2: Marco de referencia del algoritmo Brovey.	40
Figura 3: Marco de referencia del algoritmo Averaging.	42
Figura 4: Calificación ERGAS obtenida por los algoritmos, en la imagen fusionada Nro. 1.	53
Figura 5: Calificación ERGAS obtenida por los algoritmos, en la imagen fusionada Nro. 2.	54
Figura 6: Calificación ERGAS obtenida por los algoritmos, en la imagen fusionada Nro. 3.	55
Figura 7: Calificación ERGAS obtenida por los algoritmos, en la imagen fusionada Nro. 4.	56
Figura 8: Calificación ERGAS obtenida por los algoritmos, en la imagen fusionada Nro. 5.	57
Figura 9: Calificación ERGAS obtenida por los algoritmos, en la imagen fusionada Nro. 6.	58
Figura 10: Calificación ERGAS obtenida por los algoritmos, en la imagen fusionada Nro. 7.	59
Figura 11: Calificación ERGAS obtenida por los algoritmos, en la imagen fusionada Nro. 8.	60
Figura 12: Calificación ERGAS obtenida por los algoritmos, en la imagen fusionada Nro. 9.	61
Figura 13: Calificación ERGAS obtenida por los algoritmos, en la imagen fusionada Nro. 10.	62
Figura 14: Calificación ERGAS espectral promedio y ERGAS espacial promedio obtenida por los algoritmos.	63
Figura 15: Calificación promedio entre ERGAS espectral y ERGAS espacial, obtenida por los algoritmos.	64
Figura 16: Fusión EIHS 01.	92
Figura 17: Fusión EIHS 02.	93
Figura 18: Fusión EIHS 03.	93
Figura 19: Fusión EIHS 04.	94
Figura 20: Fusión EIHS 05.	94
Figura 21: Fusión EIHS 06.	95
Figura 22: Fusión EIHS 07.	95
Figura 23: Fusión EIHS 08.	96
Figura 24: Fusión EIHS 09.	96
Figura 25: Fusión EIHS 10.	97
Figura 26: Fusión Brovey 01.	101
Figura 27: Fusión Brovey 02.	102
Figura 28: Fusión Brovey 03.	102
Figura 29: Fusión Brovey 04.	103
Figura 30: Fusión Brovey 05.	103
Figura 31: Fusión Brovey 06.	104
Figura 32: Fusión Brovey 07.	104
Figura 33: Fusión Brovey 08.	105
Figura 34: Fusión Brovey 09.	105
Figura 35: Fusión Brovey 10.	106
Figura 36: Fusión Averaging 01.	110
Figura 37: Fusión Averaging 02.	110
Figura 38: Fusión Averaging 03.	111
Figura 39: Fusión Averaging 04.	111
Figura 40: Fusión Averaging 05.	112



Figura 41: Fusión Averaging 06.....	112
Figura 42: Fusión Averaging 07.....	113
Figura 43: Fusión Averaging 08.....	113
Figura 44: Fusión Averaging 09.....	114
Figura 45: Fusión Averaging 10.....	114



vii. Resumen

Los satélites de observación terrestre proveen imágenes multiespectrales las cuales se caracterizan por tener buena calidad espectral pero baja calidad espacial, asimismo proveen imágenes pancromáticas que se caracterizan por tener buena calidad espacial pero baja calidad espectral. Por ello es importante llevar a cabo la fusión de ambas imágenes para obtener una sola imagen que contenga información complementaria que puede ser utilizada en diferentes sistemas de actividad humana como puede ser en estudios de recursos terrestres, geología de la superficie, gestión de agua, de bosque, desarrollo urbano, agricultura, entre otros. (Shashidhar, 2016).

En la presente investigación se ha llevado a cabo la fusión de imágenes multiespectrales y pancromáticas a través de tres algoritmos diferentes como son: EIHS, Brovey y Averaging. Asimismo, se ha realizado la evaluación de los mismos a través de los índices cuantitativos: ERGAS espectral y ERGAS espacial, los cuales permite medir la calidad de las imágenes fusionadas.

En función a los resultados obtenidos en la presente investigación, la mejor calidad espectral se logró obtener con el algoritmo Averaging, seguido por el algoritmo Brovey y en tercer lugar el algoritmo EIHS. Por otro lado, la mejor calidad espacial se logró obtener con el algoritmo EIHS, seguido por el algoritmo Brovey y en tercer lugar el algoritmo Averaging. Además, se ha calculado un promedio entre ambas calidades y en base a ello, la mejor calidad de fusión se logró con el algoritmo Averaging, seguido por el algoritmo Brovey y en tercer lugar el algoritmo EIHS.

Palabras clave:

Fusión de imágenes, EIHS, Brovey, Averaging, ERGAS.



viii. Abstract

The Earth observation satellites provide multispectral images which are characterized by good spectral quality but low spatial quality, also provide panchromatic images that are characterized by good spatial quality but low spectral quality. It is therefore important to carry out the fusion of both images to obtain a single image that contains complementary information that can be used in different systems of human activity such as studies of terrestrial resources, surface geology, water management, forest, urban development, agriculture, among others. (Shashidhar, 2016).

In the present investigation, the fusion of multispectral and panchromatic images has been carried out through three different algorithms such as: EIHS, Brovey and Averaging. Likewise, the evaluation of them has been done through the quantitative indices: ERGAS spectral and ERGAS spatial, which allows to measure the quality of the merged images.

Based on the results obtained in the present investigation, the best spectral quality was obtained with the Averaging algorithm, followed by the Brovey algorithm and in third place the EIHS algorithm. On the other hand, the best spatial quality was obtained with the EIHS algorithm, followed by the Brovey algorithm and thirdly the Averaging algorithm. In addition, an average has been calculated between both qualities and based on this, it is established that the best fusion quality was achieved with the Averaging algorithm, followed by the Brovey algorithm and thirdly the EIHS algorithm.

Key Words:

Fusion of images, EIHS, Brovey, Averaging, ERGAS.



ix. Introducción

Los satélites de observación terrestre proveen imágenes multiespectrales que se caracterizan por tener alta resolución espectral pero baja resolución espacial, asimismo proporcionan imágenes pancromáticas que se caracterizan por tener alta resolución espacial pero baja resolución espectral. Por lo tanto, hay una creciente necesidad de obtener una única imagen, que contenga información complementaria de ambas imágenes (Vijayaraj, 2014). Las imágenes satelitales son de gran importancia ya que ofrecen información que puede ser utilizada para mejorar la toma de decisiones en varias aplicaciones orientadas por ejemplo a la agricultura, desarrollo urbano, gestión del agua, gestión de bosques, estudios de recursos terrestres, minería, entre otros (Shashidhar, 2016).

La fusión de imágenes es una técnica para combinar la información de dos o más imágenes en una sola imagen a fin de obtener una mejor percepción de una escena. La necesidad de fusión de imágenes surge cuando las imágenes tomadas de una escena no comunican la información completa individualmente (Budhiraja & Shruti, 2016).

Recientemente se han llevado a cabo trabajos de investigación con el objetivo de fusionar imágenes. (He, Shao, Xing, & Don, 2016) En su trabajo de investigación señalaron que con el avance tecnológico de los satélites artificiales se ha introducido una investigación importante y activa respecto a técnicas de fusión de imágenes. Utilizaron algoritmos como IHS (Intensity, Hue, Saturation) y AC (Correspondence Analysis). Asimismo (Zhang, Wang, & Yang, 2016) señalaron que la fusión de imágenes ha recibido un gran interés, ya que brinda una mejor información para su posterior uso. Emplearon algoritmos: PCA y GS (Granschmidt) y los evaluaron a través del índice ERGAS.

En la presente investigación se ha realizado la fusión de imágenes multiespectrales y pancromáticas a través de los algoritmos: EIHS, Brovey y Averaging. Además, se ha llevado a cabo la evaluación de los mismos haciendo uso de los índices ERGAS espectral y ERGAS espacial.



CAPÍTULO I: PROBLEMA DE INVESTIGACIÓN



1.1. Situación problemática

(Shashidhar, 2016) Hoy en día el procesamiento de imágenes satelitales se utiliza extensamente en estudios de recursos terrestres, geología de la superficie, gestión de agua, de bosque, desarrollo urbano. Siempre hay una necesidad para mejorar los datos espaciales y espectrales, ello puede ser posible ya sea construyendo nuevos satélites que tengan alto poder de resolución o utilizando diferentes técnicas de procesamiento de imágenes. Construir un nuevo satélite con alto poder de resolución es muy caro, por lo tanto, es conveniente utilizar técnicas de procesamiento de imágenes. Los satélites de observación terrestre proveen datos bien definidos de resolución espacial y espectral. El sensor Multiespectral provee una sana resolución espectral pero escasa resolución espacial y el sensor pancromático provee buena resolución espacial pero escasa resolución espectral. Para resolver este inconveniente, se utiliza técnicas de fusión de imágenes, las cuales permiten integrar la información proveniente de ambos sensores.

(Teledetección, 2016) En la actualidad el avance de la tecnología nos permite acceder a herramientas que nos ayudan a mejorar los distintos sistemas de actividad humana como por ejemplo en la agricultura, donde se puede mejorar la rentabilidad de las explotaciones agrícolas determinando y optimizando la demanda de recursos hídricos mediante el uso de información, obtenida a partir de imágenes satelitales y mejorada a través de técnicas de fusión. Por otro lado, un amplio rango de aplicaciones requiere disponer de imágenes de satélite que combinen una alta resolución espacial y alta resolución espectral. Si bien es cierto que en la actualidad existen satélites como QUICKBIRD e IKONOS, que proporcionan este tipo de imágenes, pero sus costes son altos y no siempre están disponibles para usuarios comunes. Una forma de disponer de imágenes de alta resolución espacial y espectral, a costes accesibles, es la utilización de técnicas de fusión de imágenes.

Así mismo, (Rodríguez Esparragón, 2015) en su tesis doctoral indica que la disponibilidad de imágenes espectrales ricas en información espectral e imágenes pancromáticas ricas en resolución espacial, ha fomentado el desarrollo de



técnicas de fusión. Los resultados de la fusión son analizados para resolver tareas específicas como por ejemplo cartografía temática, detección de deslizamientos de tierra, inundaciones, áreas quemadas. En la actualidad la fusión de imágenes satelitales es una de las tendencias que ha despertado mayor interés, tanto en la comunidad científica como en la comercial, 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 se utiliza técnicas de fusión de imágenes para de esta manera sacar mayor provecho a las imágenes fuente.

(Sonka, Hlavac, & Boyle, Image Processing, Analysis, and Machine Vision, 2015) Indica que el algoritmo IHS tiene la ventaja de que la información espacial y espectral de una imagen 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. Uno de los principales inconvenientes de este método es su limitación a imágenes de tres bandas. Para solventar dicho problema, Hoy en día existe una versión mejorada del algoritmo IHS (EIHS) que han sido desarrollada con el objetivo de que se pueda aplicar a un mayor número de bandas, además de reducir el coste computacional y aportar mejoras en la calidad de las imágenes fusionadas.

(Zhang, Cao, Hu, & Jia, 2015) Establece que la fusión de imagen es una técnica utilizada para integrar el detalle de una imagen pancromática de alta resolución y la información de color de una imagen multiespectral de baja resolución. Además, en su investigación establece que para llevar a cabo la evaluación de los algoritmos de fusión es muy importante y fundamental medir la calidad del registro de las imágenes, así como también medir la calidad de la fusión de las imágenes de entrada. Estas evaluaciones se pueden realizar utilizando índices de calidad de imagen entre las imágenes originales y la imagen fusionada haciendo uso de diferentes técnicas, las cuales son en la actualidad un desafío muy interesante en los temas de investigación en el área de teledetección.



(P, y otros, 2014). En su investigación señalaron que algunos sensores de satélite proporcionan imágenes con calidades espectrales necesarias para distinguir las características espectralmente pero no espacialmente, mientras que otros sensores de satélite suministran imágenes de aceptable resolución espacial para distinguir las características espacialmente pero no espectralmente. Para muchas aplicaciones, la combinación de estos datos proporciona información más detallada. La imagen que se captura con diversos espectros se conoce como imagen multiespectral, pero tiene baja resolución espacial. Los sensores que capturan imágenes con alta resolución espacial conocida como imagen pancromática, pero carece de calidad espectral. Por lo tanto, se hace muy necesaria y útil la fusión de imágenes pancromáticas y multiespectrales.

(G, y otros, 2015) El proceso de fusión de imágenes consiste en integrar la información espacial que contiene la imagen pancromática con las bandas espectrales de la imagen multiespectral. Durante este proceso se introducen distorsiones. En este contexto, para intentar evitar este inconveniente, a lo largo del tiempo se han desarrollado multitud de algoritmos, sin embargo, no existe en la actualidad ninguno que se postule como la solución óptima para la fusión de imágenes.

(MARCELLO, MEDINA, & EUGENIO, 2013) Indica que un aspecto clave, y en permanente investigación, es la evaluación de la calidad de las imágenes fusionadas. Hay una serie de métricas o índices de calidad con el objetivo de medir la calidad espacial y espectral de las imágenes fusionadas y 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.

Realizaremos un análisis a dichas investigaciones que servirán de base para poder efectuar la fusión de imágenes multiespectrales y pancromáticas, con la intención de aplicar los algoritmos y técnicas utilizados en dichos trabajos y así realizar la evaluación de los algoritmos seleccionados.



1.2. Formulación del problema

¿Qué algoritmo permitirá fusionar adecuadamente imágenes multiespectrales y pancromáticas?

1.3. Delimitación de la Investigación

La investigación se ha realizado en la Universidad Señor de Sipán que se encuentra en el departamento de Lambayeque, en la fecha 10/01/2017 hasta 30/11/2017.

En la presente investigación se ha utilizado el lenguaje de programación c++ junto con la librería opencv para desarrollar una aplicación la cual permite cargar una imagen multiespectral y otra pancromática de la misma escena, una vez cargadas las imágenes la aplicación va a dar inicio a el procesamiento de las mismas siguiendo los códigos de programación establecidos y como resultado se obtiene una imagen fusionada a partir de las imágenes cargadas. Esta imagen fusionada integra la información espectral de la imagen multiespectral y la información espacial de la imagen pancromática. La aplicación es capaz de realizar la fusión de las imágenes a través de tres algoritmos distintos como son: IHS, Brovey y Averaging. Además, la aplicación tiene la función de evaluar los algoritmos de fusión a través de los índices: ERGAS espectral para evaluar la calidad espectral de las imágenes fusionadas y el índice ERGAS espacial para evaluar la calidad espacial. Los datos obtenidos permiten señalar con que algoritmo se ha logrado fusionar mejor las imágenes.

1.4. Justificación e importancia

La presente investigación se justifica por que brinda conocimientos acerca del uso e importancia de la fusión de imágenes satelitales multiespectrales y pancromáticas. Estas imágenes satelitales proporcionan una visión de la tierra de inestimable valor en su monitorización y en el análisis del efecto de las actividades humanas sobre la misma, como pueden ser: En la agricultura que es un área prospectiva para el desarrollo del agro en la región Lambayeque, también



es propicio para la evaluación y monitorización del entorno (crecimiento urbano, residuos peligrosos), detección y monitorización de cambios globales (deforestación), exploración de recursos no-renovables (minerales, petróleo, gas natural), exploración de recursos naturales renovables (océanos, bosques, terrenos), mapeado (topografía, utilización de tierras, ingeniería civil). (Rodríguez Esparragón, 2015).

Igualmente se pone a disposición de la comunidad científica evidencias de los resultados obtenidos en la presente investigación, para seguir desarrollando investigaciones en esta área de conocimiento, ya que es un campo de investigación muy activo.

1.5. Limitaciones de la investigación

Durante el desarrollo del presente trabajo de investigación se ha tenido inconvenientes en cuanto a la adquisición de las imágenes satelitales (multiespectrales y pancromáticas) esto se debe a que dichas imágenes no se encuentran a disposición de usuarios comunes por temas relacionados con la seguridad, derechos de autor, costo entre otros. Por otro lado, se ha tenido inconvenientes durante la búsqueda de información acerca de los algoritmos de fusión, como también acerca de las técnicas de evaluación de los algoritmos y en la implementación de los mismos. Asimismo, han existido dificultades al momento de la instalación y configuración del entorno de desarrollo a nivel de software. Por otro lado, ha sido difícil encontrar información en idioma español pues la mayoría de la documentación que se encontró fue en inglés y algunas fuentes en chino. De igual manera ha sido difícil encontrar trabajos de investigación a nivel nacional y local que tengan relación con el tema propuesto. A pesar de estas y otras adversidades, todas han sido superadas satisfactoriamente.



1.6. Objetivos de la investigación

1.6.1. Objetivo general

Evaluar algoritmos para la fusión de imágenes multiespectrales y pancromáticas.

1.6.2. Objetivos específicos

- a) Seleccionar algoritmos para la fusión de imágenes multiespectrales y pancromáticas.
- b) Seleccionar métodos para la evaluación de algoritmos.
- c) Aplicar algoritmos de fusión.
- d) Aplicar métodos para la evaluación de algoritmos.



CAPÍTULO II: MARCO TEÓRICO



2.1. Antecedentes de estudios:

2.1.1. Antecedentes Internacionales

(Lang & Hao, 2015) En su trabajo de investigación indicó que la fusión de imágenes satelitales consiste en combinar dos o más imágenes de la misma escena con información complementaria para generar una nueva imagen compuesta con más información y mejor calidad. En su trabajo de investigación utilizó algoritmos como: IHS, Brovey, ACP, TDW y también presentan un nuevo enfoque para la fusión de imágenes multiespectrales y pancromáticas el cual satisface los requisitos de alta resolución espacial y baja distorsión espectral. En el esquema propuesto, las imágenes multiespectrales (MS) y pancromáticas (Pan) se convierten en las fracciones aleatorias discretas. Lo cual hace posible que el espectro se distribuya de forma aleatoria y uniforme. En sus resultados indicaron que el método propuesto ofrece imágenes fusionadas con buena resolución espectral y espacial.

(Guoa, Qu, Liuc, An, & Zhanga, 2015) El principal objetivo de la fusión de imágenes es generar una imagen multiespectral con alta resolución espacial. En su investigación utilizó métodos de fusión tales como Intensity Hue Saturation (IHS) y análisis de componentes principales (PCA). También propusieron la transformada aleatoria fraccional discreta (DFRNT), la cual puede mantener la alta información espectral. Por lo tanto, en su trabajo se propuso utilizar las respectivas ventajas de DFRNT y PCA o IHS, a través de una combinación IHS-DFRNT y PCA-DFRNT con el objetivo de obtener una buena calidad espectral y de alta calidad espacial. En conclusión, indicó que las imágenes fusionadas con los algoritmos mencionados pueden preservar tanto la información espectral de la imagen multiespectral como la alta información espacial de la imagen pancromática. Especialmente, los métodos combinados propuestos son mucho más rápidos y mantienen una mejor información completa.

(Vieira Marcelino, Formaggi, & Eiji Maeda) El objetivo de su proyecto de investigación fue evaluar algoritmos de fusión tales como: (Brovey, IHS, PCA, TDW) para la creación de inventarios de deslizamiento de tierra. El área de estudio se caracteriza por terrenos escarpados y bosques densos en



Caraguatatuba, Estado de São Paulo, Brasil. Concluyó que, en términos de calidad espacial, la técnica Transformada de Wavelet proporcionó los mejores resultados. En cuanto a la calidad espectral, los mejores resultados se obtuvieron con la fusión IHS. Con base en los resultados, se puede concluir que el IHS es la mejor técnica para preservar la información espacial y espectral de las imágenes originales, con el fin de identificar con más claridad las cicatrices deslizantes. No obstante, las técnicas de fusión de imágenes cumplieron adecuadamente con las expectativas en términos de su capacidad para identificar deslizamientos de tierra para la creación de un inventario para el área estudiada.

2.1.2. Antecedentes Nacionales

(Aguirre & Elena, 2016) En su trabajo de investigación aplicaron técnicas de teledetección. Siendo el objetivo principal, identificar espacialmente los ecosistemas dinámicos de humedales alto-andinos y monitorearlos temporalmente. El área de estudio está comprendida en los alrededores de la laguna Choclococha, en la cabecera de la Cuenca Pampas, y está ubicada en la zona centro sur del departamento de Huancavelica.

(Adauto Aguirre & Leo Willems, 2015) En su proyecto de investigación indicaron que las imágenes de percepción remota se han convertido en una herramienta fundamental para el mapeo de los cambios climáticos, particularmente en áreas de difícil acceso como la región de Huancavelica en Perú. Para este estudio, procesaron imágenes satelitales para obtener índices de vegetación y humedad, dos de los parámetros clave para el estudio de sistemas de humedales que se derivan estadísticamente con árboles de clasificación. Concluyeron que su presente metodología cumplió con el objetivo de identificar los humedales con el uso de imágenes de satélite, permitiendo identificar áreas de estudio como humedales alto-andinos y cuantificar la disminución de humedales permanentemente inundados. Establecieron que el trabajo que vienen desarrollando tiene el potencial de proveer de una herramienta de bajo costo y eficiente, que contribuya a las tareas de gestión sostenible de ecosistemas.

(Espinoza & Paul, 2016) Desarrollaron el pre-procesamiento de imágenes satelitales que corresponde a uno de los proyectos de la empresa GeoService



Perú a solicitud de la dirección de catastro de la entidad estatal COFOPRI (Organismo de Formalización de la Propiedad Informal) obtuvieron imágenes satelitales de 80 ámbitos del Perú, principalmente de las zonas urbanas. Con el objetivo de que el área de catastro actualice su base de datos con información que proporciona la teledetección. El área urbana elegida corresponde al distrito de Ilo. Obtuvieron imágenes del satélite WorldView2. En conclusión, tras eliminar las distorsiones de la imagen, ocurridas en el proceso de captura de la información e inherentes al movimiento del sensor (aleteo, cabeceo, variaciones en altura y velocidad); establecieron que el usuario final ya puede ser capaz de efectuar funciones tales como medidas precisas y directas de distancias, ángulos, posiciones y áreas.

(Alva Huayaney & Meléndez, 2009) En su trabajo de investigación indicaron que la cordillera blanca constituye una de las más importantes áreas glaciares en nuestro país. La mayor parte de monitoreos se han realizado con trabajos de campo, donde muchas veces se presentan una serie de obstáculos para la colección de datos; de esta manera la Teledetección nos permite realizar monitoreos con mayor facilidad, mediante el empleo de imágenes satelitales para determinar el área de deshielo de los glaciares. Utilizaron imágenes satelitales por varios motivos. Por un lado, se puede obtener información multitemporal, lo que permite una mejor comprensión de los procesos que actúan sobre la superficie terrestre. Asimismo, proveen de una visión integrada y uniforme de la superficie terrestre, la calidad geométrica que, a través de tratamientos informáticos, permite actualizar cartografías topográficas y temáticas automáticamente. Concluyeron que las imágenes proporcionadas por los satélites tras ser mejoradas con diferentes técnicas, ofrecen una manera mucho más eficiente de estudiar los glaciares, ya que permiten calcular la altura del glaciar, la densidad de la nieve, el tamaño del grano, así como la calidad de la nieve sin ser absolutamente necesario acudir al área de estudio para comprobar los datos.

2.1.3. Antecedentes Locales

(Meza & Renee, 2012) En su trabajo de investigación indican que han utilizado la ciencia de la teledetección por ser una herramienta particularmente valiosa para obtener datos relevantes sobre el Suelo. Su objetivo fue estimar la salinidad del



suelo con el uso de imágenes de satélite. Las áreas de estudio en este trabajo fueron cuatro: San Antero, La Viña, Saltur y Ucupe ubicadas en el distrito de Cayalti, Nueva Arica y Zaña, respectivamente. Estas áreas de estudio se encuentran en la cuenca de Zaña de la provincia de Chiclayo en la región de Lambayeque. Usaron imágenes de satélite que fueron procesadas y analizadas usando el software de procesamiento de imágenes ENVI 4.5. Determinaron los componentes principales, el índice de vegetación de diferencia normalizada (NDVI).

(Rojas Acuña & Rufasto Campos, 2011) El objetivo de su trabajo fue estudiar la relación de la conductividad eléctrica del suelo con la información obtenida de las imágenes del satélite Landsat7 para tener un conocimiento de la distribución espacial de la salinidad en Lambayeque. El área de estudio fue el fundo Chacra Vieja, El Ciénago en el distrito de Lambayeque. Utilizaron los datos de la información espectral extraídos de dos imágenes de satélite, la primera correspondiente al 21 de febrero del 2007 y la segunda al 08 de febrero del 2008 procedentes del sensor Landsat7. Las imágenes fueron procesadas con el Software ENVI 4.5, para determinar la conductividad eléctrica del suelo se utilizó un conductímetro y para ubicar los puntos de muestreo dentro del área, se empleó un GPS. Los coeficientes de correlación entre la conductividad eléctrica del suelo y la reflectancia de las bandas variaron de 0.062 a 0.784. La reflectancia de la banda 4 muestreó la correlación más baja. Concluyeron que el mejor modelo de la correlación para ambas imágenes se da entre la reflectancia espectral de la banda 3 y conductividad eléctrica del suelo.

(Mendoza Nolorbe & Rojas Acuña, 2009) En su trabajo de investigación pospusieron complementar diferentes técnicas de investigación aplicada a la exploración de aguas subterráneas, propusieron el uso de imágenes de los satélites LANDSAT y ASTER. El análisis visual de las imágenes LANDSAT y ASTER ofrece la oportunidad de poder ubicar áreas potencialmente con aguas subterráneas a un nivel regional. El área de estudio es la región Lambayeque. Los datos utilizados son las imágenes del satélite Landsat 7 y con un porcentaje de nubes inferior al 10%. El análisis visual y estadístico de las imágenes es realizado usando diferentes métodos como el ajuste de histogramas, composición de



colores, componentes principales, filtros y fusiones de imágenes. Clasificaron el área de estudio obteniendo como resultado un mapa temático de las zonas potencialmente con aguas subterráneas, observando que el 99% de los pozos están ubicados dentro de las zonas consideradas como potencialmente con aguas subterráneas.

2.2. Estado del arte

Como se vio en el ítem anterior, el tema de procesamiento de imágenes satelitales multiespectrales y pancromáticas es de cuantiosa importancia en los distintos ámbitos de actividad humana, es por ello que se viene haciendo esfuerzos para mejorar el conocimiento en esta área, tal es el caso de (He, Shao, Xing, & Don, 2016) Pues indicó que en los últimos años con el avance tecnológico de los satélites artificiales se ha introducido una investigación importante y activa en cuanto a las técnicas de fusión de imágenes multiespectrales y pancromáticas. Estas técnicas pueden integrar las características y ventajas de dichas imágenes, con el fin de obtener imágenes multiespectrales con alta resolución espacial. Con las técnicas de fusión de imágenes no solo se logra superar la deficiencia de la recuperación de información de un sensor, sino también permite obtener información más detallada de la escena.

En su trabajo de investigación utilizaron algoritmos como IHS, Smoothing Filter-based Intensity Modulation (SFIM), Correspondence Analysis (AC). Propuso un método basado en SFIM y CA. Evaluó los algoritmos a través del análisis visual y gradiente promedio (AG).

Concluyó que las imágenes de fusión resultantes tienen diferentes grados de información espacial detallada infundida en la imagen multiespectral. El método IHS inyecta satisfactoriamente la información espacial en la imagen fusionada y preserva poca información espectral. El SFIM y el método de CA mejoran los detalles de las imágenes multiespectrales. Los estudios teóricos y experimentales muestran que el método propuesto no sólo puede mantener significativamente las características espectrales, sino también infundir información espacial detallada.



Como aporte para este presente proyecto de investigación se tomó en cuenta el algoritmo IHS que para la presente investigación ha sido implementado en su versión mejorada (EIHS) el cual ofrece mejoras en la calidad de las imágenes fusionadas.

(Zhang, Wang, & Yang, 2016) Estableció que recientemente, la fusión de imágenes multiespectrales y pancromáticas ha recibido intereses crecientes, ya que puede proporcionar más detalles de los objetivos de interés para la posterior detección, clasificación y reconocimiento.

Utilizó los algoritmos Intensidad, Matiz, Saturación (IHS), Análisis de Componentes Principales (PCA), y Gram-Schmidt (GS). Y propone un algoritmo constrained nonnegative matrix factorization (CSNMF) con distorsión espacial y espectral reducida. Para medir el desempeño de los algoritmos empleó el Índice ERGAS.

Concluyó que los algoritmos IHS, PCA, GS debido a la discrepancia entre los nuevos componentes y los componentes originales, producen imágenes fusionadas con buenas calidades espaciales, aunque presentan algunas distorsiones espectrales, además que el nuevo algoritmo propuesto puede conservar los detalles con distorsiones menos espectrales.

Como aporte para el presente proyecto de investigación se tomó en cuenta el algoritmo IHS y el método ERGAS que Zhang y Wang utilizaron para evaluar la calidad espacial y espectral de las imágenes fusionadas.

(Shashidhar, 2016) En su trabajo de investigación provee una encuesta de diversos algoritmos de fusión de imágenes multiespectrales y pancromáticas. Utilizó algoritmos tales como: Brovey Transform (BT), Intensity Hue Saturation (IHS), Principal Component Analysis (ACP) y para medir el desempeño de los algoritmos utilizó el índice ERGAS el cual mide la calidad de las imágenes fusionadas.

Concluyó que al aplicar técnicas de fusión de imagen uno debe entender que, ninguna técnica de fusión de imagen específica es superior en comparación con otros, la mejor técnica se elige dependiendo de la aplicación.



Como contribución para el presente proyecto de investigación se tomó en cuenta los algoritmos IHS, Brovey y el índice ERGAS que Shashidhar utilizó en su investigación.

(Patel, Rajput, & Parekh, 2015) Realizaron el estudio de varias técnicas de fusión de imágenes satelitales. Señalaron que, con el aumento del desarrollo tecnológico, es necesario congregarse la información de las imágenes de diferentes sensores para producir una imagen fusionada de alta calidad con información espacial y espectral. La fusión de imágenes es el proceso que permite la combinación de la información significativa de dos o más imágenes en una sola imagen, donde la imagen resultante fusionada será más informativa que cualquier otra imagen de entrada. En su investigación utilizó algoritmos como Brovey Transform (BT), Averaging Method, Análisis de componentes principales (ACP), Transformada Discreta de Wavelet (TDW), R-FCM.

En conclusión, indican el algoritmo Averaging es viable tanto en su coste computacional como en su implementación y funciona mejor cuando las imágenes de entrada se toman del mismo sensor, el algoritmo Brovey proporciona imágenes fusionadas de buena calidad visual y de alta resolución.

Como aporte para el presente proyecto de investigación se ha tomado en cuenta los algoritmos Averaging y Brovey utilizados por los investigadores en su proyecto.

(Rodríguez Esparragón, 2015) Señaló que en la actualidad la fusión de imágenes satelitales es una de las tendencias que ha despertado mayor interés, tanto en la comunidad científica como en la comercial. En su proyecto utiliza algoritmos como Brovey transform (BT), Intensity Hue Saturation (IHS), Análisis de componentes principales (ACP), Transformada discreta de Wavelet (TDW).

Estableció que algoritmos como IHS, Brovey, ACP logran integrar bien la información espacial, aunque pueden tener dificultades en cuanto a la calidad espectral. Mientras que los algoritmos HPF, TDW tienden a tener mejor calidad espectral en las imágenes fusionadas pero estas nuevas transformadas son computacionalmente muy complejas. Además, señala que el tanto el algoritmo



Brovey y el algoritmo IHS tienen una versión extendida para así poder alcanzar una mejor calidad en las imágenes fusionadas.

Como contribución para el presente proyecto de investigación se tomó en cuenta los algoritmos IHS y Brovey, ambos en su versión extendida para obtener mejores resultados en las imágenes fusionadas.

(Zhang, Cao, Hu, & Jia, 2015) Indicó que la fusión de imagen es una técnica destinada a integrar el detalle de una imagen pancromática y la información de color de la imagen multiespectral.

Además, señaló que durante la evaluación de los algoritmos de fusión es fundamental medir la calidad del registro de las imágenes como también medir la calidad de fusión. Pues la exactitud del registro de las imágenes se evalúa utilizando el Root Mean Square Error (RMSE), mientras que la calidad de la fusión de las imágenes se evalúa utilizando índices de calidad de imagen entre las imágenes originales y la imagen fusionada haciendo uso del índice ERGAS espacial y ERGAS espectral.

Como aporte para el presente proyecto de investigación se ha considerado los métodos ERGAS espacial y ERGAS espectral que utilizó Zhang para evaluar la calidad de las imágenes fusionadas. Cabe aclarar que tanto ERGAS espacial y ERGAS espectral incluyen el RMSE.

(Sukhpreet & Rajput, 2014) En su trabajo de investigación presentó un estudio comparativo de diferentes técnicas de fusión de imágenes. El objetivo principal de cada una de las técnicas de fusión de imágenes es combinar las imágenes de entrada y obtener una imagen fusionada de mejor calidad. Empleó algoritmos tales como: ACP, Brovey, IHS, TDW.

Concluye que la selección de un algoritmo de fusión depende del problema, pero sobre la base del estudio establecieron que los algoritmos basados en el dominio espacial proporcionan una alta información de detalle en la imagen fusionada, aunque presentan dificultad en la información espectral. Por otra parte, las técnicas de fusión basadas en el dominio de frecuencia proporcionan una alta información espectral con dificultades en la información de detalle.



Como aporte para el presente proyecto de investigación se tomó en cuenta los algoritmos que Sukhpreet Singh utilizó en su investigación.

(P, y otros, 2014) En su proyecto de investigación realiza una revisión de algoritmos tales como: Matiz, Intensidad, Saturación (HIS), la transformación Brovey (BT), el análisis de componentes principales (PCA), el filtro de paso alto (HPF) y la transformada wavelet (WT).

En su conclusión redacta que la fusión de imágenes es una técnica que se puede utilizar para mejorar las características de la imagen y puede utilizarse para cualquier aplicación de análisis superficial. Dos imágenes se pueden fusionar y las características de una imagen se pueden agregar a otra imagen. La imagen fusionada puede usarse para diversas aplicaciones tales como clasificación, detección de vegetación, etc.

Como contribución para el presente proyecto de investigación se ha considerado los algoritmos IHS y Brovey que Shingare analizó en su propósito.

(Restaino, Vivone, & Chanussot, 2016) En su investigación propone un método de fusión de imágenes, basado en la mejora de la resolución espacial por inyección de estructuras (ARSIS).

Con el fin de evaluar el método de fusión propuesto. Utiliza criterios de evaluación como el índice ERGAS para demostrar la eficacia del algoritmo propuesto. En su conclusión indicó que el algoritmo propuesto mejora la resolución espacial de la imagen multiespectral con la preservación de su información espectral al mismo tiempo.

Como aporte para el presente proyecto de investigación se ha tomado en cuenta el criterio de evaluación ERGAS que emplearon Rocco, Vicone & Chanussot para realizar la evaluación de las imágenes fusionadas en su investigación.

2.3 Sistemas teórico conceptuales

2.3.1. Definición de satélites artificiales

(FLORES GOYCOCHEA, 2010) Existen diversos conceptos relacionados a satélites artificiales, pero el que mostraremos a continuación resulta el más apropiado para este trabajo de investigación. “Un satélite es cualquier objeto que orbita alrededor de otro, que se denomina principal. Los satélites artificiales son naves espaciales fabricadas en la Tierra y enviadas en un vehículo de lanzamiento, un tipo de cohete que envía una carga útil al espacio exterior. Los satélites artificiales pueden orbitar alrededor de lunas, cometas, asteroides, planetas, estrellas o incluso galaxias. Tras su vida útil, los satélites artificiales pueden quedar orbitando como basura espacial”.

2.3.2. Clasificación de Satélites Artificiales

(FLORES GOYCOCHEA, 2010) Los satélites artificiales se clasifican de acuerdo a su tamaño que van desde los micro satélites con pesos menores a 50 Kg. a satélites grandes de varias toneladas tal como aquellos que corresponden a estaciones espaciales. También existe otra forma de clasificarlos, y esta vez en función de su órbita es decir como giran alrededor de nuestro planeta. Asimismo, también se pueden clasificar según el uso que tienen. A continuación, se muestra la clasificación de los mismos: 1. Satélites de Comunicación, 2. Satélites de Navegación, 3. Satélites Meteorológicos, 4. Satélites de estudios de recursos terrestres y marítimos, 5. Satélites militares y de espionaje, 6. Satélites científicos. Los satélites de comunicación sirven de enlace para las comunicaciones telefónicas, las emisiones de señal de televisión, de internet y hasta para tener contacto de radio permanente entre buques, trenes y aviones. Asimismo, los satélites de navegación, permiten la localización precisa de cualquier punto sobre nuestro planeta Tierra. Basados en métodos de triangulación. Aquí encontramos los sistemas de posicionamiento GPS (sistema de posicionamiento global). Y de igual forma, los satélites meteorológicos, son encargados de recoger datos de la atmósfera y/o de la superficie terrestre. Esto sirve como un satélite de observación que muchas veces también es utilizado en la oceanografía, los estudios ambientales o también la cartografía. En este trabajo de tesis se tratará



con los satélites denominados meteorológicos, el cual tiene importante desempeño hoy en día y cumple con dotarnos de información de diferentes partes del planeta.

2.3.3. Imágenes Digitales Satelitales

(FLORES GOYCOCHEA, 2010) Las imágenes digitales capturadas de los satélites pertenecen a dos grupos. Aquellas imágenes denominadas pancromáticas, y aquellas imágenes denominadas multiespectrales.

a) Imagen multiespectral Se captan mediante un sensor digital que mide la reflectancia en varias bandas. Estos distintos valores de reflectancia se combinan para crear imágenes de color. Los satélites de teledetección multiespectrales de hoy en día miden la reflectancia simultáneamente en un número de tres bandas a más.

b) Imagen pancromática. Se captan mediante un sensor digital que mide la reflectancia de energía en una amplia parte del espectro electromagnético (con frecuencia, tales porciones del espectro reciben el nombre de bandas). Para los sensores pancromáticos más modernos, esta única banda suele abarcar la parte visible y de infrarrojo cercano del espectro. Los datos pancromáticos se representan por medio de imágenes en blanco y negro.

2.3.4. Resolución de las imágenes satelitales

(Teledet, 2017) Los sistemas de percepción remota difieren en la resolución, es decir, el nivel de detalle con que pueden capturar las imágenes. Desde este punto de vista podemos considerar cuatro diferentes tipos de resolución: espacial, espectral, radiométrica y temporal.

a) Resolución espacial: (Vijayaraj, 2014) La resolución espacial se refiere a la finura de detalles visibles en una imagen: cuanto menor es el área terrestre representada por cada píxel en una imagen digital mayores son los detalles que pueden ser captados y mayor es la resolución espacial. Existen diferentes factores que influyen en la resolución espacial: además de los obviamente asociados al sensor, debemos considerar las influencias atmosféricas, presencia de humo, neblina, bajos niveles de iluminación, etc. La resolución espacial



también se conoce como la claridad de la información de detalle disponible en una imagen. A medida que aumenta la resolución espacial, los detalles de una imagen son claros. La resolución espacial se expresa generalmente en metros o pie en la teledetección. En la imagen médica, se expresa en milímetros.

b) Resolución espectral: (Vijayaraj, 2014) Se refiere al número de las bandas espectrales registradas por un sensor. Cuanto más estrechas sean estas bandas, mayor será la resolución espectral. Si la plataforma tiene unas pocas bandas espectrales, típicamente de 3 a 7, se llaman multiespectrales, y si el número de bandas espectrales son de mayor cantidad, se llaman datos hiperespectrales. La resolución espectral se refiere al número y ancho de las bandas espectrales registradas por un sensor.

c) Resolución radiométrica: (Teledet, 2017) También se le llama resolución dinámica, y se refiere a la cantidad de niveles de gris en que se divide la radiación recibida para ser almacenada y procesada posteriormente. Con la cual se puede distinguir las diferencias de radiación.

d) Resolución temporal: (Teledet, 2017) La Resolución Temporal es una medida de la frecuencia con la que un satélite es capaz de obtener imágenes de una determinada área. También se denomina intervalo de revisita. Altas resoluciones temporales son importantes en el monitoreo de eventos que cambian en períodos relativamente cortos, como inundaciones, incendios, calidad del agua en el caso de contaminaciones, desarrollo de cosechas, etc. Asimismo, en áreas con cubiertas nubladas casi constantes como por ejemplo las selvas tropicales. Si consideramos un satélite de la familia LANDSAT, (5 o 7), su resolución temporal es relativamente baja, dado que para volver a registrar una dada área habrá que esperar que vuelva a recorrer la misma órbita, lo cual ocurre cada 16 días.

2.3.5 Ventajas y desventajas de las imágenes satelitales

(León, 2012) Entre las ventajas de las imágenes satelitales, podemos destacar:

a) Ventajas:

Accesibilidad a lugares remotos, ya que desde el espacio no existen fronteras, y se puede observar cada rincón del planeta.



Rapidez, tanto en la periodicidad de la adquisición de nueva información, como en la obtención de la misma por el usuario.

Repetición en el tiempo. Es decir, cada satélite vuelve a pasar por la misma área cada cierto tiempo, permitiendo hacer estudios comparativos a lo largo del tiempo.

No se limitan a captar la luz visible. Como dijimos anteriormente, la posibilidad de ver energía no visible al ojo humano es una gran ventaja para el estudio de diversos objetos o fenómenos.

Bajo costo, sobre todo si se trata de estudiar áreas de gran extensión, ya que en general, las imágenes satelitales son más baratas que la toma de fotos aéreas o levantamientos topográficos extensos en el campo.

Se pueden combinar con otras capas de sistemas de información geográfica (SIG). Esto puede ayudar a la interpretación de las mismas, a la misma vez que las imágenes pueden ayudar a crear y actualizar capas de SIG.

Se pueden realzar características específicas. Gracias a la codificación digital de la imagen en distintas bandas espectrales, pueden realizarse numerosas operaciones matemáticas o algoritmos que destaquen las características de interés en el terreno.

b) Desventajas:

En muchos casos, sobre todo si se trata de un área desconocida por el observador, se necesitará calibrar la imagen (deberá ser verificada en el terreno).

Es preciso que se realice en la imagen una corrección geométrica, para que se adapte al relieve y al esferoide de la tierra, y se geo-referencie, es decir, que se le asignen coordenadas reales a la imagen.

En ocasiones pueden confundirse fenómenos diferentes en la imagen que tengan las mismas características espectrales (por ej. Arena blanca con un techo blanco)

A veces, puede haber confusión causada por fenómenos que no se querían muestrear (por ej. nubes, sombra).



Generalmente no son apropiadas para mapas detallados (a gran escala). Sin embargo, esto está cambiando debido a la mayor resolución espacial de los sensores de satélite más modernos.

2.3.6. Aplicaciones de las imágenes satelitales

(León, 2012) Existe una infinidad de aplicaciones para las imágenes satelitales. Entre ellas podemos mencionar:

a) Cartografía: Una de las principales aplicaciones de las imágenes satelitales ha sido el levantamiento y actualización de mapas topográficos. Esto se debe tanto a la posibilidad de obtener imágenes de lugares remotos o inaccesibles, así como a la posibilidad de obtener datos recientes sobre los mismos.

b) Catastro: Las aplicaciones de imágenes satelitales para fines catastrales han ido en aumento en años recientes, en gran parte debido a la disponibilidad de imágenes de mayor resolución. Algunas aplicaciones que se pueden generar a partir de imágenes están: la creación y actualización de una capa base de catastro rural y urbano, detección de construcciones ilegales y estudio de las alteraciones en los límites de parcelas, mediante comparaciones multi-temporales.

c) Infraestructura y servicios: Algunas de las aplicaciones incluyen: planificación y mantenimiento de redes de teléfono, alcantarillado, agua potable, electricidad, carreteras, canales, tuberías, transporte público, etc.

d) Planificación urbana: Las imágenes satelitales pueden ayudar en las tareas de zonificación urbana, estimados de densidad poblacional en zonas urbanas (un aproximado de cuántas personas viven en un territorio, su valor generalmente está dado en habitantes *por km²*), así como en la obtención de estimados de demanda de servicios.

e) Recursos Naturales: Los siguientes recursos a menudo se administran en base a un sistema de información geográfica que incluye imágenes satelitales: agua potable, recursos forestales, petróleo y minería-geología. Además, el estudio y cuantificación del uso de suelos es un importante tipo de información que a menudo se obtiene de imágenes satelitales.



f) Investigación ambiental: Un sinnúmero de aplicaciones existen en este campo que son auxiliadas por las imágenes satelitales. Entre estas están: el estudio de cuencas hidrológicas, planicies de inundación, vegetación, contaminación, manejo de desechos, manejo de humedales, oceanografía, pesquerías, cambio climático.

g) Agricultura: Entre las aplicaciones más destacadas se encuentran: inventario y clasificación de cultivos, predicción de rendimiento, evaluación de daños a cosechas, administración del proceso de producción, y la “Agricultura de precisión”, que consiste en la aplicación precisa de agroquímicos y agua a los cultivos de acuerdo a demandas específicas determinadas por el suelo, clima, y estado del cultivo.

h) Negocios o geografía empresarial: Comprende aplicaciones como: localización óptima de servicios, redes eficientes de distribución de productos, programas de mercadotecnia, servicios de bienes raíces, turismo, seguimiento de vehículos, espionaje industrial, etc.

i) Desastres naturales: Entre las aplicaciones más implementadas se encuentra: la prevención de desastres naturales y la coordinación y diseño de una respuesta rápida cuando han ocurrido. También, la evaluación de daños muchas veces se puede realizar de este modo. Los principales desastres naturales contemplados comprenden: deslizamientos y hundimientos de tierra, terremotos, volcanes, inundaciones, incendios y derrames de contaminantes.

2.3.7. Procesamiento de Imágenes

(Efigenia Alarcón & Huerta Ávila, 2017) El procesamiento digital de imágenes es una disciplina que integra conocimiento de las ciencias de la computación, la electrónica y la física. Esta disciplina permite el análisis y procesamiento de la imagen digital a través de la computadora, con el fin de extraer información útil de la misma según una tarea en particular. Es una área de investigación de gran importancia para diferentes campos de la ciencia y la industria, porque permiten la detección automática de fallas en diferentes procesos, la automatización de etapas de la producción, la clasificación de productos, la evaluación de la calidad de un producto final en una fábrica, el uso de robots en el control industrial, el estudio de imágenes médicas para la detección y diagnóstico de enfermedades,



el reconocimiento de diferentes tipos de cultivos y cuerpos de agua en imágenes, entre otras aplicaciones.

a) Pre-procesamiento

(Riyahia, Kleinna, & Fluchs, 2010) El requisito previo más importante para una fusión de imagen exitosa es el re-muestreo de datos de la imagen multiespectral respecto a la imagen pancromática. Este proceso se realiza utilizando la banda pancromática como imagen de referencia para registrar los datos multiespectrales. Con el fin de generar un tamaño de píxeles similar al de la imagen Pancromática, los datos multiespectrales se amplían digitalmente en un factor de cuatro en ambas direcciones. (Vijayaraj, 2014) El método de remuestreo del vecino más cercano conserva la integridad espectral de los datos, pero puede introducir discontinuidades espaciales en las imágenes.

b) Fusión de imágenes

(Shruti & Budhiraja, 2016) Fusión de imágenes es una técnica para combinar la información de dos o más imágenes en una sola imagen para obtener una mejor percepción de la escena en esa única imagen. La necesidad de fusión de imagen surge cuando las imágenes tomadas de una escena no están comunicando la información completa individualmente. Esto puede deberse a una pobre resolución del sensor, a una captura inadecuada de la imagen, debido al movimiento del sensor o a los objetos a detectar, o a degradaciones como degradación óptica, reducción de nitidez, bordes artificiales y Otras deformaciones. En el campo de la teledetección, debido a problemas de coste y complejidad, las imágenes capturadas por los sensores satelitales son imágenes multiespectrales (MS), con alta resolución espectral y de baja resolución espacial e imágenes pancromáticas (pan), con alta resolución espacial y baja espectral. Existe una compensación al integrar la resolución espacial y espectral de las imágenes capturadas. Por lo tanto, la resolución espacial de las imágenes MS tiene que ser mejorada para obtener información completa de una escena.



2.3.8 Algoritmos de Fusión de imágenes

(Sukhpreet & Rajput, 2014) Los algoritmos de fusión de imágenes producen una imagen de mejor calidad, combinando dos o más imágenes de la misma escena.

(Hong, 2013) Los algoritmos de fusión tienen como objetivo insertar la mayor cantidad de información importante en la nueva imagen y además tratar de añadir falsa información tan poco como sea posible. Deben suprimir la interferencia al máximo.

a) Algoritmo EIHS

El algoritmo EIHS es una extensión mejorada del método IHS. Primero entonces, se va a ver en qué consiste el algoritmo IHS.

(Sonka, Hlavac, & Boyle, Image Processing, Analysis, and Machine Vision, 2014) Este algoritmo recibe su nombre de las iniciales en inglés I (Intensity), H (Hue) y S (Saturation) (Intensidad Tono Saturación) y es una de las técnicas eficientes utilizadas actualmente para la fusión de imágenes. 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.

(Rodríguez Esparragón, 2015) En el algoritmo de fusión IHS las bandas RGB multiespectrales se transforman en componentes IHS. La componente I es sustituida por la imagen PAN. Con esta sustitución se consigue añadir la información espacial de la imagen pancromática. Por último, aplicando la transformación inversa IHS-RGB se obtienen los nuevos valores RGB de la imagen fusionada.

(ASOCIACIÓN ESPAÑOLA DE TELEDETECCIÓN, 2017) El algoritmo de IHS se puede definir de la siguiente manera:

$$r = \frac{R}{R+G+B} \quad g = \frac{G}{R+G+B} \quad b = \frac{B}{R+G+B}$$



Donde r es igual a los valores red sobre la suma de los valores red, green, blue de la imagen multiespectral. g Es igual a los valores green sobre la suma de los valores red, green, blue de la imagen multiespectral. b Es igual a los valores blue sobre la suma de los valores red, green, blue de la imagen multiespectral.

$$h = \arccos \frac{0.5 [(r-g) + (r-b)]}{(r-g)^2 + (r-b)(g-b)^2} \quad \text{Para } b \leq g$$

Donde r, g, b son los valores calculados anteriormente, los cuales nos van a permitir calcular h .

$$h = 2\pi - \arccos \frac{0.5 [(r-g) + (r-b)]}{(r-g)^2 + (r-b)(g-b)^2} \quad \text{Para } b > g$$

Donde r, g, b son los valores calculados anteriormente, los cuales nos van a permitir calcular h .

$$s = 1 - 3 \cdot \min(r, g, b)$$

Donde r, g, b son los valores calculados anteriormente, los cuales nos van a permitir calcular el componente s .

$$i = \frac{R + G + B}{3.255}$$

R, G, B Son los valores de la imagen multiespectral, los cuales nos van a permitir calcular el componente i .

(Rodríguez Esparragón, 2015) Uno de los principales inconvenientes de este método es su limitación a imágenes multiespectrales de tres bandas, además de la distorsión espectral de la imagen multiespectral original. 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 (EIHS). La versión extendida del algoritmo IHS, permite su aplicación a imágenes con más de tres bandas y proporciona imágenes fusionadas de mejor calidad. Además de reducir el coste computacional. El algoritmo EIHS se puede definir de la siguiente manera:

$$\begin{bmatrix} R_{FUS} \\ G_{FUS} \\ B_{FUS} \\ NIR_{FUS} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} R + (Pan - I) \\ G + (Pan - I) \\ B + (Pan - I) \\ NIR + (Pan - I) \end{bmatrix}$$

Donde $I = (R + G + B + NIR)/4$



Marco de referencia del algoritmo de fusión EIHS

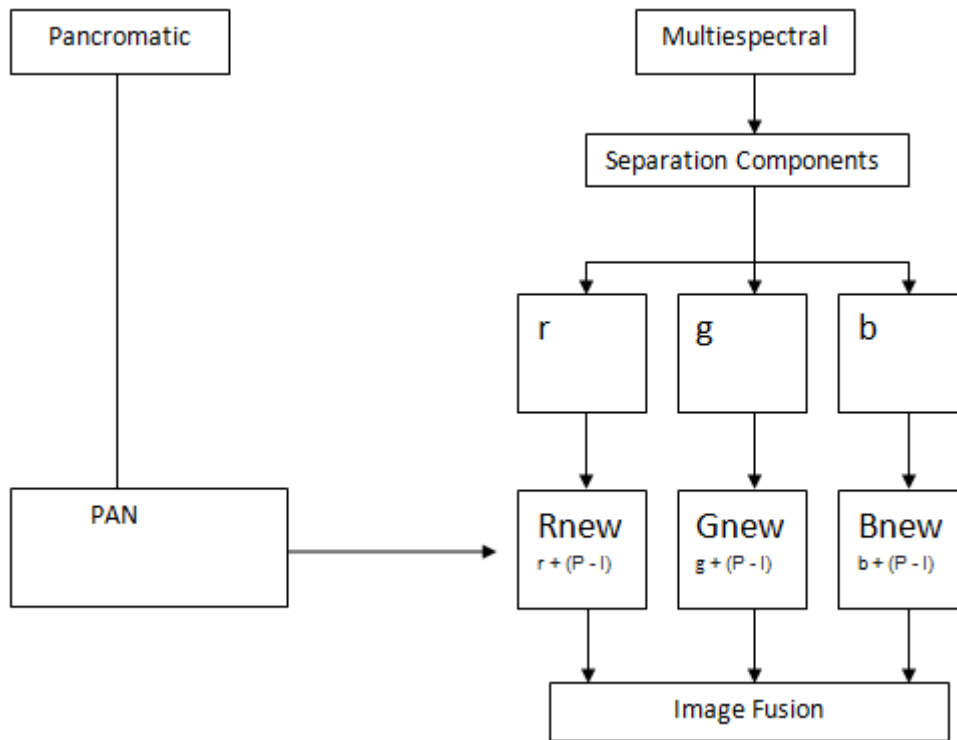


Figura 1: Marco de referencia del algoritmo EIHS.

Fuente: (Sreelekshmi, 2016).

Para trabajar con este algoritmo primero se carga las dos imágenes de entrada, una multiespectral y la otra pancromática, a continuación, tomamos la imagen multiespectral y se realiza una separación de sus componentes RGB, en el paso siguiente se toma los valores r y lo sumamos el resultado de los valores de la imagen pancromática (P) menos los valores I, para de esta manera obtener los valores r de la imagen fusionada. Luego se toma los valores g y lo sumamos el resultado de los valores de la imagen pancromática (P) menos los valores I, para de esta manera obtener los valores g de la imagen fusionada. A continuación, se toma los valores b y lo sumamos el resultado de los valores de la imagen pancromática (P) menos los valores I, para de esta manera obtener los valores b de la imagen fusionada. Estos nuevos valores r, g, b que han sido calculados son los valores que finalmente pertenecen a la imagen fusionada.



b) Algoritmo Brovey

(Shashidhar, 2016) El algoritmo Brovey aumenta el contraste y mejora los detalles espaciales de la imagen multiespectral.

(P, y otros, 2014) Para fusionar las imágenes el algoritmo Brovey normaliza las tres bandas multiespectrales utilizadas para la visualización RGB y las multiplica con la imagen pancromática para añadir la intensidad y el componente de brillo a la imagen.

(Rodríguez Esparragón, 2015) Brovey es un algoritmo basado en operaciones aritméticas y que da como resultado imágenes de buena calidad espacial, aunque dificultades en cuanto a la 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 inicial puede ser implementada según la siguiente expresión matemática:

$$R_{FUS} = \frac{3 \cdot R}{R + G + B} \cdot PAN$$

$$G_{FUS} = \frac{3 \cdot G}{R + G + B} \cdot PAN$$

$$B_{FUS} = \frac{3 \cdot B}{R + G + B} \cdot PAN$$

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

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

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



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.

Marco de referencia del algoritmo de fusión Brovey

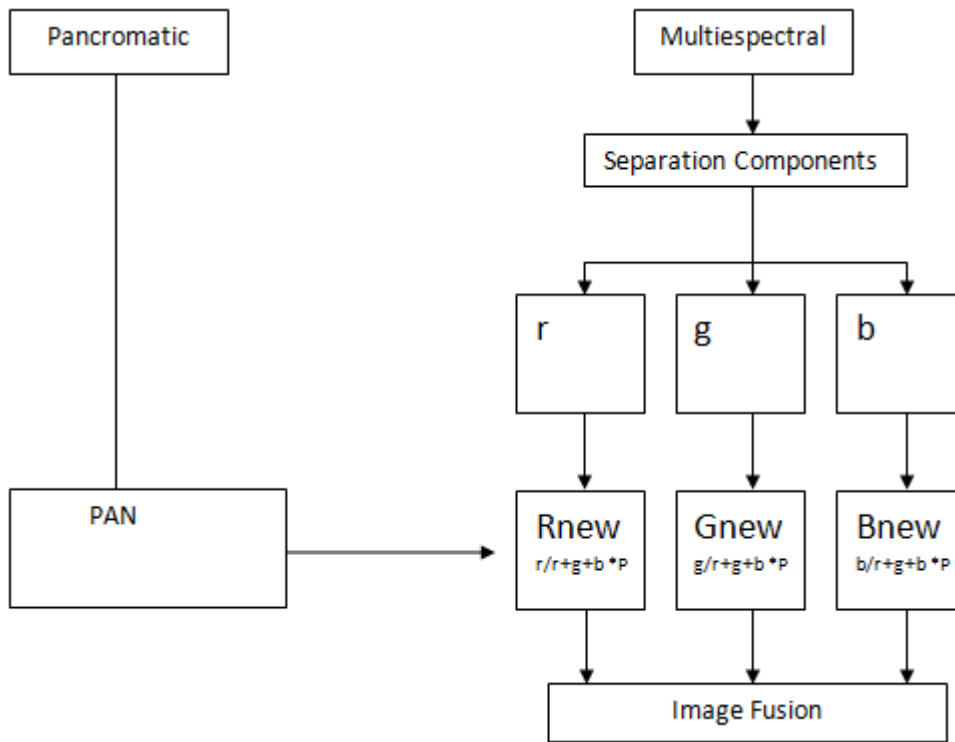


Figura 2: Marco de referencia del algoritmo Brovey.

Fuente: (Sreelekshmi, 2016)

Para trabajar con este algoritmo primero se carga las dos imágenes de entrada, una multiespectral y la otra pancromática, a continuación tomamos la imagen multiespectral y se realiza una separación de sus componentes RGB, en el paso siguiente se toma los valores r y lo dividimos por la suma de los valores r, g, b, En seguida el valor que se obtiene de esta división tiene que ser multiplicado por los valores de la imagen pancromática para de esta manera obtener los valores r de la imagen fusionada. Luego se toma los valores g y lo dividimos por la suma de los valores r, g, b, En seguida el valor que se obtiene de esta división tiene que ser multiplicado por los valores de la imagen pancromática para de esta manera obtener los valores g de la imagen fusionada. A continuación, se toma los valores b y lo dividimos por la suma de los valores r, g, b En seguida el valor que se



obtiene de esta división tiene que ser multiplicado por los valores de la imagen pancromática para de esta manera obtener los valores b de la imagen fusionada. Estos nuevos valores r, g, b que han sido calculados son los valores que finalmente pertenecen a la imagen fusionada.

c) Algoritmo Averaging

(Rajput, 2015) El algoritmo Averaging trabaja calculando un promedio de cada píxel correspondiente de las imágenes fuente, multiespectral MS de buena resolución espectral y de la imagen pancromática PAN de buena resolución espacial para obtener la imagen fusionada. La imagen fusionada producida por este método proyecta tanto la buena como la mala información de las imágenes de entrada y debido a la operación de promedio, tanto la buena como la mala información se minimizan llegando a una imagen promedio.

El algoritmo de Averaging puede ser implementado según la siguiente expresión matemática:

$$\begin{bmatrix} R_{fus(x,y)} \\ G_{fus(x,y)} \\ B_{fus(x,y)} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} (P_{(x,y)} + r_{(x,y)}) / 2 \\ (P_{(x,y)} + g_{(x,y)}) / 2 \\ (P_{(x,y)} + b_{(x,y)}) / 2 \end{bmatrix}$$

Donde $R_{fus(x,y)}$ son los valores de la imagen fusionada en la banda Red, $G_{fus(x,y)}$ son los valores de la imagen fusionada en la banda Green, $B_{fus(x,y)}$ son los valores de la imagen fusionada en la banda Blue. $r_{(x,y)}$ Son los valores de la imagen multiespectral en la banda red, $g_{(x,y)}$ son los valores de la imagen multiespectral en la imagen green, $b_{(x,y)}$ son los valores de la imagen multiespectral en la banda red, $P_{(x,y)}$ son los valores de la imagen Pancromática en la posición (x, y) .



Marco de referencia del algoritmo de fusión Averaging

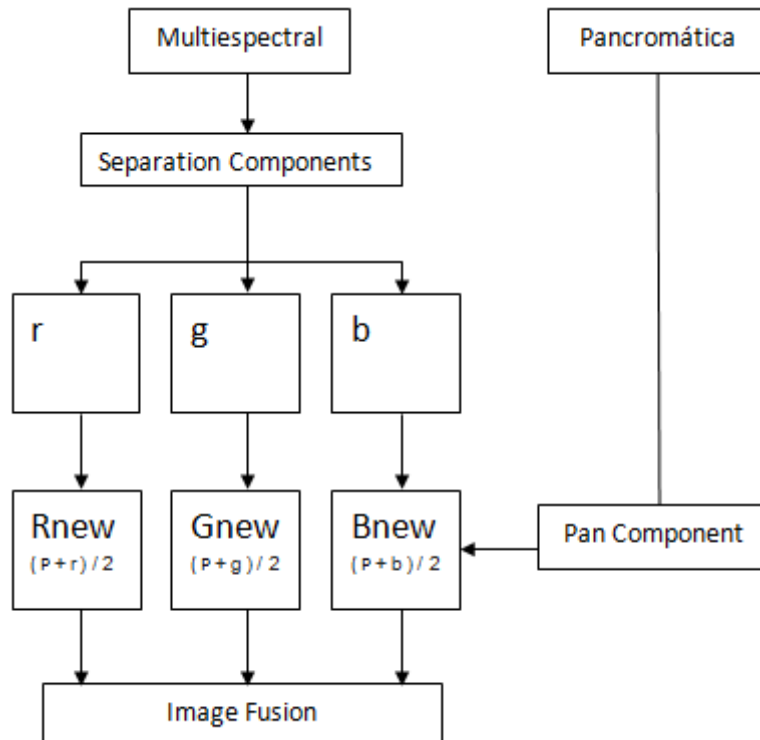


Figura 3: Marco de referencia del algoritmo Averaging.

Fuente: Elaboración propia.

Para trabajar con este algoritmo primero se carga las dos imágenes de entrada, una multiespectral y la otra pancromática, luego tomamos la imagen multiespectral y se efectúa una separación de sus componentes RGB, en el paso siguiente se toma los valores r y se tiene que sumar con los valores de la imagen pancromática. En seguida el valor que se obtiene de esta suma se divide entre dos para de esta manera obtener los valores r de la imagen fusionada. Luego se toma los valores g y se tiene que sumar con la imagen pancromática. En seguida el valor que se obtiene de esta suma se divide entre dos para de esta manera obtener los valores g de la imagen fusionada. Luego se toma los valores b y se tiene que sumar con los valores de la imagen pancromática. En seguida el valor que se obtiene de esta suma se divide entre dos para de esta manera obtener los valores b de la imagen fusionada. Estos nuevos valores r, g, b que han sido calculados son los valores que finalmente pertenecen a la imagen fusionada.



(Rodríguez Esparragón, 2015) Establece que a pesar de los esfuerzos de los 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.

2.3.9. Evaluación de las imágenes fusionadas

(Grochala & Kedzierski, 2017) La evaluación de las imágenes fusionadas se puede llevar a cabo de dos maneras, es decir, cuantitativa o cualitativamente. El método cualitativo es un método subjetivo, depende de la experiencia del observador. La calidad de la imagen se evalúa principalmente en función de la inspección visual. Se tienen en cuenta la nitidez, el contraste, la textura, etc. Este método no puede ser representado por modelos matemáticos rigurosos.

Por otro lado, el análisis cuantitativo se describe mediante ecuaciones matemáticas basadas en datos estadísticos. Para la evaluación cuantitativa los indicadores evalúan la calidad espectral y espacial, basados en diferentes parámetros estadísticos. Los más populares son los indicadores basados en el cálculo de RMSE. Entre ellos se utiliza el índice ERGAS, el parámetro clave para este indicador es el RMSE (Root Mean Square Error), calculado como la raíz cuadrada de la suma de los cuadrados de los residuos dividida por el número de píxeles.

a) ERGAS espectral: Índice cuantitativo que permite evaluar la calidad espectral de las imágenes fusionadas. (Rubén, Joyanes Aguilar, Pinilla Ruiz, Ardila, & Pineda, 2015) La definición ERGAS espectral de sus siglas en francés (Erreur Relative Globale Adimensionnelle de Synthèse) viene dada por la ecuación:

$$ERGAS_{Espectral} = 100 \frac{h}{l} \sqrt{\frac{1}{N \text{ Bandas}} \sum_{i=1}^{N \text{ Bandas}} \left[\frac{(RMSE_{Espectral}(Banda^i))^2}{(MULTI^i)^2} \right]}$$

Donde h es la alta resolución espacial de la imagen pancromática y l es la baja resolución de la imagen multiespectral; $N \text{ Bandas}$ es el número de bandas de la imagen fusionada; $MULTI^i$ es el valor de la i ésima banda de la imagen Multiespectral.



RMSE espectral De sus siglas en inglés Root Mean Square Error. Es el error cuadrático medio entre la i ésima banda de la imagen fusionada y multiespectral. RMSE espectral será definido como sigue:

$$RMSE_{Espectral}(Banda^i) = \frac{1}{NP} \sqrt{\sum_{l=i}^{NP} (MULTI^i(j) - FUS^i(j))^2}$$

Siendo NP el número de píxeles de la imagen fusionada, $MULTI^i(j)$ la imagen multiespectral, $FUS^i(j)$ la imagen fusionada.

(Rodríguez Esparragón, 2015) Cuanto menor es el valor de ERGAS espectral, mayor es la calidad espectral de la imagen fusionada, considerándose que la calidad es buena siempre que el ERGAS espectral sea menor a 3.

b) ERGAS espacial Índice cuantitativo que permite evaluar la calidad espacial de las imágenes fusionadas. (Rubén, Joyanes Aguilar, Pinilla Ruiz, Ardila, & Pineda, 2015) La definición ERGAS espacial de sus siglas en francés (Erreur Relative Globale Adimensionnelle de Synthèse) viene dada por la ecuación:

$$ERGAS_{Espacial} = 100 \frac{h}{l} \sqrt{\frac{1}{N \text{ Bandas}} \sum_{i=1}^{N \text{ Bandas}} \left[\frac{(RMSE_{Espacial}(Banda^i))^2}{(PAN^i)^2} \right]}$$

Donde h es la alta resolución espacial de la imagen pancromática y l es la baja resolución de la imagen multiespectral; $N \text{ Bandas}$ es el número de bandas de la imagen fusionada; PAN^i es la imagen pancromática.

RMSE espacial De sus siglas en inglés Root Mean Square Error, será definida como sigue:

$$RMSE_{Espacial}(Banda^i) = \frac{1}{NP} \sqrt{\sum_{l=i}^{NP} (PAN^i(j) - FUS^i(j))^2}$$

Siendo NP el número de píxeles de la imagen fusionada, $PAN^i(j)$ la imagen pancromática, $FUS^i(j)$ la imagen fusionada.



(Rodríguez Esparragón, 2015) Cuanto menor es el valor de ERGAS espacial, mayor es la calidad espacial de la imagen fusionada, considerándose que la calidad es buena siempre que el ERGAS espectral sea menor a 3.

CAPÍTULO III: MARCO METODOLÓGICO



3.1. Tipo y diseño de investigación

3.1.1 Tipo de investigación

El presente trabajo de investigación es de tipo comparativa aplicada, puesto que se ha realizado la fusión de imágenes multiespectrales y pancromáticas a través de tres algoritmos diferentes, los mismos que han sido evaluados para identificar con que algoritmo se logró mejores resultados.

3.1.2 Diseño de investigación

Cuasi-Experimental.

3.2. Población y muestra

a) Población: 10 imágenes multiespectrales y 10 imágenes pancromáticas de áreas geográficas comunes, capturadas por los satélites Gaofen-2 y Quickbird las cuales para el presente trabajo han sido adquiridas de (SateliteImagingCorporation, 2017)

b) Muestra: La muestra es poblacional ya que se han fusionado las 10 imágenes multiespectrales con las 10 imágenes pancromáticas de aéreas geográficas comunes.

3.3. Hipótesis

El algoritmo Averaging fusiona adecuadamente las imágenes multiespectrales y pancromáticas.

3.4. Variables

a) Variable dependiente: Fusión de imágenes multiespectrales y pancromáticas.

b) Variable independiente: Algoritmos de fusión.



3.5. Operacionalización

Tabla 1

Operacionalización, variable dependiente y variable independiente.

Variable Independiente	Indicadores	Formulas
Fusión de imágenes multispectrales y pancromáticas	Calidad espectral de la imagen fusionada.	$ERGAS_{Espectral} = 100 \frac{h}{l} \sqrt{\frac{1}{N \text{ Bandas}} \sum_{i=1}^{N \text{ Bandas}} \left[\frac{(RMSE_{Espectral}(Banda^i))^2}{(MULTI^i)^2} \right]}$
	Calidad espacial de la imagen fusionada	$ERGAS_{Espacial} = 100 \frac{h}{l} \sqrt{\frac{1}{N \text{ Bandas}} \sum_{i=1}^{N \text{ Bandas}} \left[\frac{(RMSE_{Espacial}(Banda^i))^2}{(MULTI^i)^2} \right]}$
Variable dependiente	Indicadores	Formulas
Algoritmos de fusión.	Algoritmo EIHS	$\begin{bmatrix} R_{FUS} \\ G_{FUS} \\ B_{FUS} \\ NIR_{FUS} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} R + (Pan - I) \\ G + (Pan - I) \\ B + (Pan - I) \\ NIR + (Pan - I) \end{bmatrix}$ $I = (R + G + B + NIR) / 4$
	Algoritmo Brovey	$ND_{FUS,bi} = \frac{NB \cdot ND_{bi}}{ND_{b1} + ND_{b2} + \dots + ND_{bNB}} \cdot ND_{PAN}$
	Algoritmo Averaging	$\begin{bmatrix} R_{fus(x,y)} \\ G_{fus(x,y)} \\ B_{fus(x,y)} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} (P(x,y) + r(x,y)) / 2 \\ (P(x,y) + g(x,y)) / 2 \\ (P(x,y) + b(x,y)) / 2 \end{bmatrix}$

Nota: Variable dependiente y variable independiente

Fuente: Elaboración propia.



3.6. Abordaje metodológico, técnicas e instrumentos de recolección de datos

3.6.1. Abordaje metodológico

El método se ha desarrollado desde la perspectiva metodológica cuantitativa.

3.6.2. Técnicas de recolección de datos

a) Recopilación documental

Artículos de investigación, libros, papers. Los cuales sirvieron de guía y consulta para la presente investigación.

b) Observación

Técnica utilizada para verificar la calidad de las imágenes fusionadas, las cuales han sido generadas a través de los algoritmos propuestos.

3.6.3. Instrumentos de recolección de datos

a) Imágenes fusionadas generadas por los algoritmos implementados.

b) Calificación de los algoritmos, a través de los métodos de evaluación seleccionados.

3.7. Procedimiento para la recolección de datos

Una vez identificados los algoritmos de fusión y métodos para la evaluación de los mismos, a continuación, se describen las siguientes consideraciones.

Fase 1: Cargar la imagen multiespectral y la imagen pancromática.

Fase 2: Fusionar las imágenes a través de los algoritmos identificados.

Fase 3: Evaluar las imágenes fusionadas, lo cual permite obtener una calificación cuantitativa a cerca de la calidad de las imágenes fusionadas.

3.8. Análisis estadístico e interpretación de los datos

Se ha utilizado los índices cuantitativos ERGAS espectral y ERGAS espacial para evaluar el rendimiento de cada algoritmo, lo cual ha permitido saber con qué algoritmo se logró fusionar mejor las imágenes.

3.9. Principios éticos

a) Confidencialidad: Tiene que ver con mantener en el anonimato a las personas que participan en el estudio, así como también a la información que es revelada por los participantes.

b) Propiedad intelectual: El contenido de la presente investigación se encuentra referenciado y citado con sus respectivos autores según corresponda.

Criterios de rigor científico

Originalidad: Se ha citado las fuentes bibliográficas, para evitar problemas relacionados con el plagio.

Validez: La investigación ha sido evaluada por personal especializado en el tema para que sea aprobado.

Fiabilidad: La propuesta ha cumplido con las expectativas fijadas.



CAPITULO IV: ANÁLISIS E INTERPRETACIÓN DE LOS RESULTADOS



4.1. Resultados en tablas y gráficos

A continuación, se muestran los resultados alcanzados en la presente investigación, tablas y gráficos con información correspondiente a la calificación ERGAS espectral y ERGAS espacial que obtuvieron los algoritmos EIHS, Brovey y Averaging en cada una de las imágenes fusionadas. Asimismo, se ha sacado un promedio para determinar con que algoritmo se logró obtener la mejor calidad espectral y con qué algoritmo se logró obtener la mejor calidad espacial. Además, se ha sacado un promedio entre ambas calidades para determinar con que algoritmo se logró fusionar mejor las imágenes en función a dicho promedio.

Tabla 2

Calificación ERGAS espectral y ERGAS espacial de la imagen fusionada número 1.

Algoritmos de fusión	ERGAS espectral	ERGAS espacial
EIHS	0.00445982	0.0022796
Brovey	0.00446461	0.0022902
Averaging	0.00251302	0.0024758

Nota: EIHS= Extend Intensity Hue Saturation, Brovey= Algoritmo de fusión propuesto por el científico estadounidense Brovey, Averaging= Algoritmo de fusión, ERGAS espectral y ERGAS espacial= índices cuantitativos utilizados para evaluar la calidad de las imágenes fusionadas.

Fuente: Elaboración propia.

Gráfico ERGAS espectral y ERGAS espacial de la imagen fusionada Nro. 1.

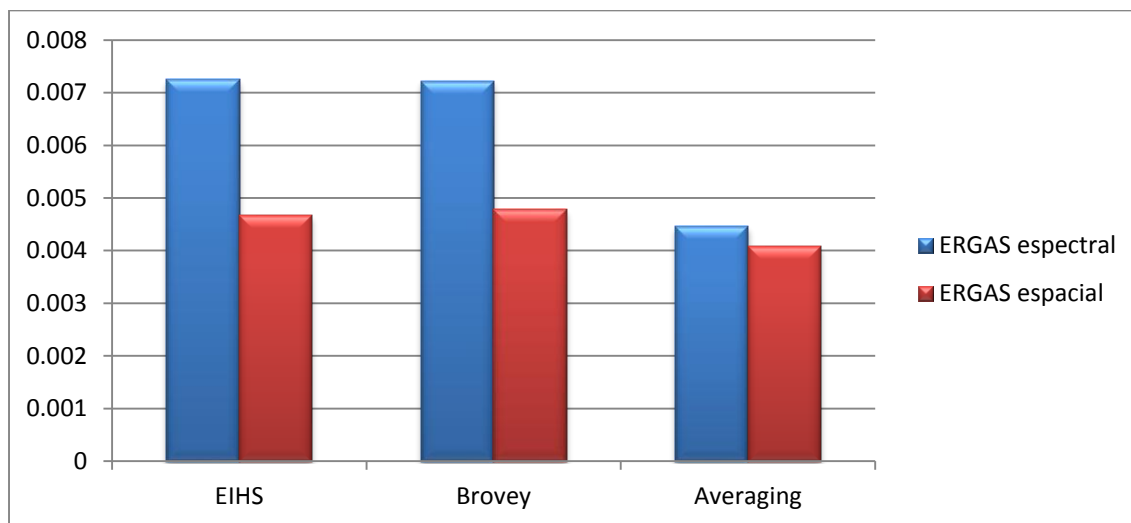


Figura 4: Calificación ERGAS obtenida por los algoritmos, en la imagen fusionada Nro. 1.

Fuente: Elaboración propia.

En base a la imagen fusionada 01, la mejor calidad espectral se logró con el algoritmo Averaging, seguido por el algoritmo EIHS y en tercer lugar el algoritmo Brovey. Por otro lado, La mejor calidad espacial se logró con el algoritmo EIHS, seguido por el algoritmo Brovey y en tercer lugar el algoritmo Averaging.



Tabla 3

Calificación ERGAS espectral y ERGAS espacial de la imagen fusionada número 2.

Algoritmos de fusión	ERGAS espectral	ERGAS espacial
EIHS	0.00949273	0.00335659
Brovey	0.00951033	0.00345483
Averaging	0.00474876	0.00465947

Nota: EIHS= Extend Intensity Hue Saturation, Brovey= Algoritmo de fusión propuesto por el científico estadounidense Brovey, Averaging= Algoritmo de fusión, ERGAS espectral y ERGAS espacial= índices cuantitativos utilizados para evaluar la calidad de las imágenes fusionadas.

Fuente: Elaboración propia.

Gráfico ERGAS espectral y ERGAS espacial de la imagen fusionada Nro. 2.

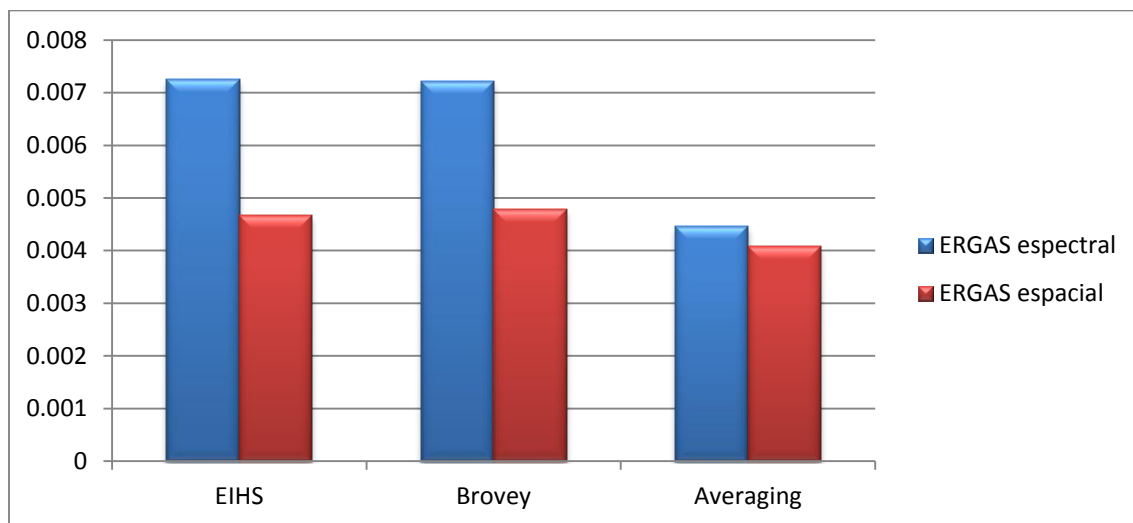


Figura 5: Calificación ERGAS obtenida por los algoritmos, en la imagen fusionada Nro. 2.

Fuente: Elaboración propia.

En base a la imagen fusionada 02, la mejor calidad espectral se logró con el algoritmo Averaging, seguido por el algoritmo EIHS y en tercer lugar el algoritmo Brovey. Por otro lado, la mejor calidad espacial se logró con el algoritmo EIHS, seguido por el algoritmo Brovey y en tercer lugar el algoritmo Averaging.



Tabla 4

Calificación ERGAS espectral y ERGAS espacial de la imagen fusionada número 3.

Algoritmos de fusión	ERGAS espectral	ERGAS espacial
EIHS	0.00668306	0.00259836
Brovey	0.00666777	0.00290776
Averaging	0.00355613	0.00352716

Nota: EIHS= Extend Intensity Hue Saturation, Brovey= Algoritmo de fusión propuesto por el científico estadounidense Brovey, Averaging= Algoritmo de fusión, ERGAS espectral y ERGAS espacial= índices cuantitativos utilizados para evaluar la calidad de las imágenes fusionadas.

Fuente: Elaboración propia.

Gráfico ERGAS espectral y ERGAS espacial de la imagen fusionada Nro. 3.

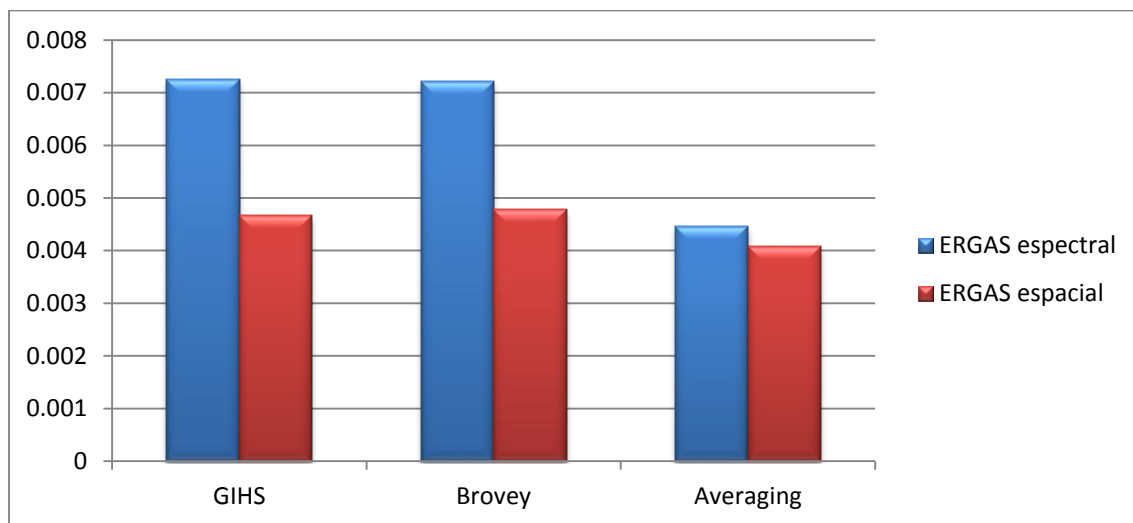


Figura 6: Calificación ERGAS obtenida por los algoritmos, en la imagen fusionada Nro. 3.

Fuente: Elaboración propia.

En base a la imagen fusionada 03, la mejor calidad espectral se logró con el algoritmo Averaging, seguido por el algoritmo Brovey y en tercer lugar el algoritmo EIHS. Por otro lado, la mejor calidad espacial se logró con el algoritmo EIHS, seguido por el algoritmo Brovey y en tercer lugar el algoritmo Averaging.



Tabla 5

Calificación ERGAS espectral y ERGAS espacial de la imagen fusionada número 4.

Algoritmos de fusión	ERGAS espectral	ERGAS espacial
EIHS	0.00725831	0.00467125
Brovey	0.00722327	0.00478973
Averaging	0.00445309	0.00408456

Nota: EIHS= Extend Intensity Hue Saturation, Brovey= Algoritmo de fusión propuesto por el Científico estadounidense Brovey, Averaging= Algoritmo de fusión Averaging, ERGAS espectral y ERGAS espacial= índices cuantitativos utilizados para evaluar la calidad de las imágenes fusionadas.

Fuente: Elaboración propia.

Gráfico ERGAS espectral y ERGAS espacial de la imagen fusionada Nro. 4.

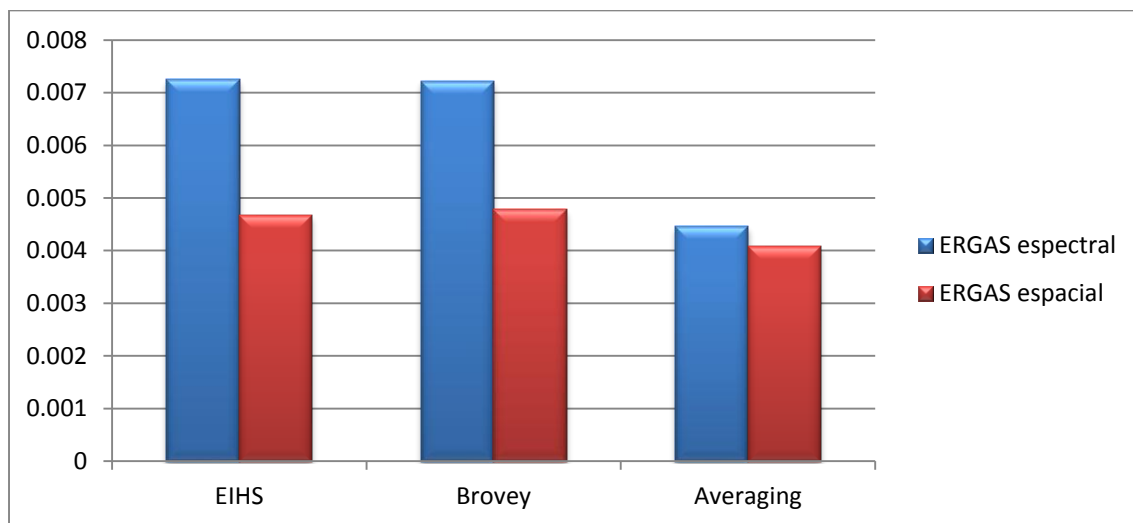


Figura 7: Calificación ERGAS obtenida por los algoritmos, en la imagen fusionada Nro. 4.

Fuente: Elaboración propia.

En base a la imagen fusionada 04, la mejor calidad espectral se logró con el algoritmo Averaging, seguido por el algoritmo Brovey y en tercer lugar el algoritmo EIHS. Por otro lado, la mejor calidad espacial se logró con el algoritmo Averaging, seguido por el algoritmo EIHS y en tercer lugar el algoritmo Brovey.



Tabla 6

Calificación ERGAS espectral y ERGAS espacial de la imagen fusionada número 5.

Algoritmos de fusión	ERGAS espectral	ERGAS espacial
EIHS	0.00791691	0.00335711
Brovey	0.00787034	0.00350629
Averaging	0.00430454	0.00430171

Nota: EIHS= Extend Intensity Hue Saturation, Brovey= Algoritmo de fusión propuesto por el científico estadounidense Brovey, Averaging= Algoritmo de fusión, ERGAS espectral y ERGAS espacial= índices cuantitativos utilizados para evaluar la calidad de las imágenes fusionadas.

Fuente: Elaboración propia.

Gráfico ERGAS espectral y ERGAS espacial de la imagen fusionada Nro. 5.

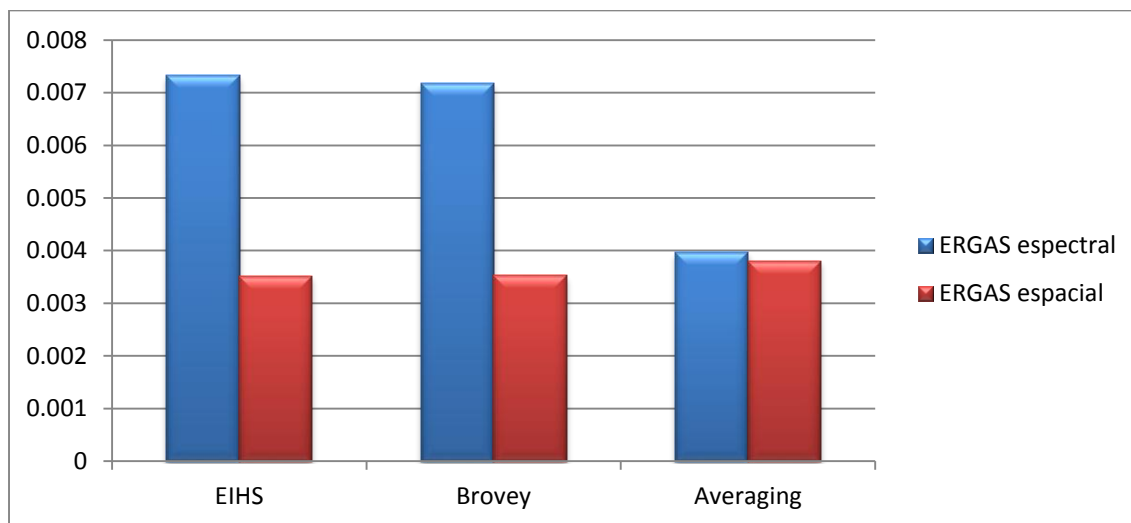


Figura 8: Calificación ERGAS obtenida por los algoritmos, en la imagen fusionada Nro. 5.

Fuente: Elaboración propia.

En base a la imagen fusionada 05, la mejor calidad espectral se logró con el algoritmo Averaging, seguido por el algoritmo Brovey y en tercer lugar el algoritmo EIHS. Por otro lado, la mejor calidad espacial se logró con el algoritmo EIHS, seguido por el algoritmo Brovey y en tercer lugar el algoritmo Averaging.



Tabla 7

Calificación ERGAS espectral y ERGAS espacial de la imagen fusionada número 6.

Algoritmos de fusión	ERGAS espectral	ERGAS espacial
EIHS	0.0075915	0.00397382
Brovey	0.00758578	0.00411094
Averaging	0.00429048	0.00421287

Nota: EIHS= Extend Intensity Hue Saturation, Brovey= Algoritmo de fusión propuesto por el científico estadounidense Brovey, Averaging= Algoritmo de fusión, ERGAS espectral y ERGAS espacial= índices cuantitativos utilizados para evaluar la calidad de las imágenes fusionadas.

Fuente: Elaboración propia.

Gráfico ERGAS espectral y ERGAS espacial de la imagen fusionada Nro. 6.

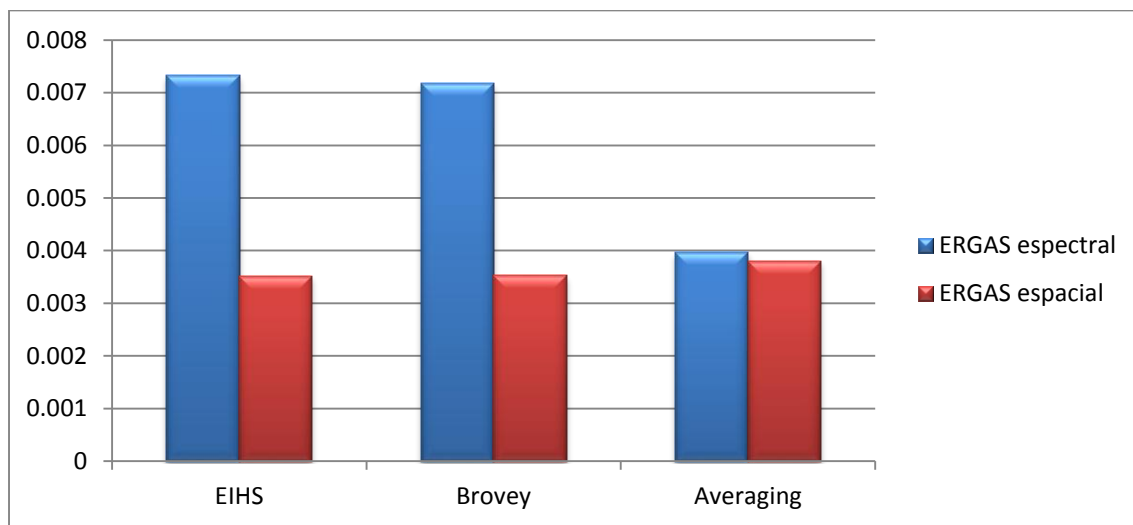


Figura 9: Calificación ERGAS obtenida por los algoritmos, en la imagen fusionada Nro. 6.

Fuente: Elaboración propia.

En base a la imagen fusionada 06, la mejor calidad espectral se logró con el algoritmo Averaging, seguido por el algoritmo Brovey y en tercer lugar el algoritmo EIHS. Por otro lado, la mejor calidad espacial se logró con el algoritmo EIHS, seguido por el algoritmo Brovey y en tercer lugar el algoritmo Averaging.



Tabla 8

Calificación ERGAS espectral y ERGAS espacial de la imagen fusionada número 7.

Algoritmos de fusión	ERGAS espectral	ERGAS espacial
EIHS	0.00330921	0.00158385
Brovey	0.00329173	0.00166456
Averaging	0.00183202	0.00188517

Nota: EIHS= Extend Intensity Hue Saturation, Brovey= Algoritmo de fusión propuesto por el científico estadounidense Brovey, Averaging= Algoritmo de fusión, ERGAS espectral y ERGAS espacial= índices cuantitativos utilizados para evaluar la calidad de las imágenes fusionadas.

Fuente: Elaboración propia.

Gráfico ERGAS espectral y ERGAS espacial de la imagen fusionada Nro. 7.

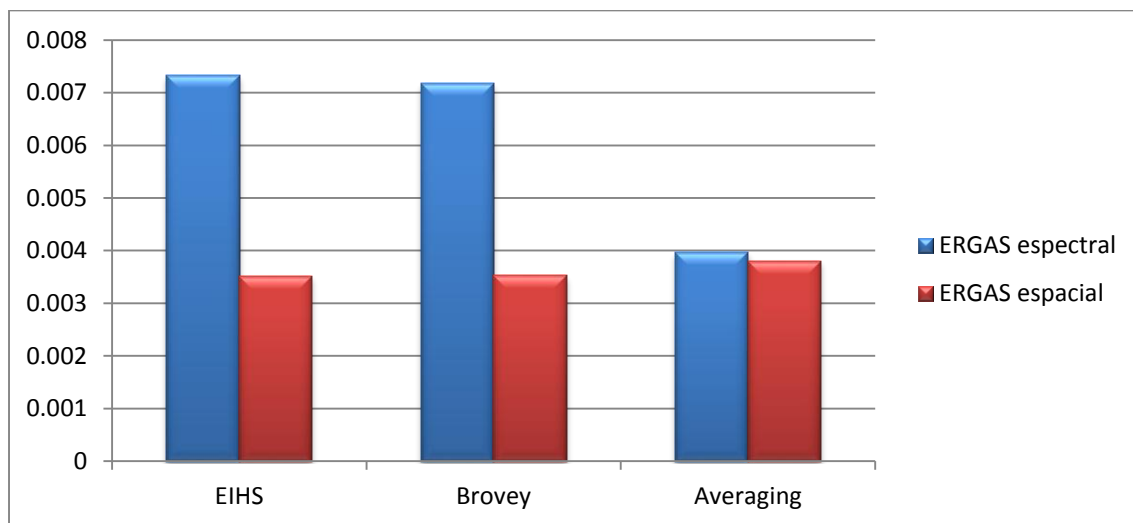


Figura 10: Calificación ERGAS obtenida por los algoritmos, en la imagen fusionada Nro. 7.

Fuente: Elaboración propia.

En base a la imagen fusionada 07, la mejor calidad espectral se logró con el algoritmo Averaging, seguido por el algoritmo Brovey y en tercer lugar el algoritmo EIHS. Por otro lado, la mejor calidad espacial se logró con el algoritmo EIHS, seguido por el algoritmo Brovey, y en tercer lugar el algoritmo Averaging.



Tabla 9

Calificación ERGAS espectral y ERGAS espacial de la imagen fusionada número 8.

Algoritmos de fusión	ERGAS espectral	ERGAS espacial
EIHS	0.00455563	0.00186991
Brovey	0.00453735	0.00188602
Averaging	0.00249041	0.00241025

Nota: EIHS= Extend Intensity Hue Saturation, Brovey= Algoritmo de fusión propuesto por el científico estadounidense Brovey, Averaging= Algoritmo de fusión, ERGAS espectral y ERGAS espacial= índices cuantitativos utilizados para evaluar la calidad de las imágenes fusionadas.

Fuente: Elaboración propia.

Gráfico ERGAS espectral y ERGAS espacial de la imagen fusionada Nro. 8.

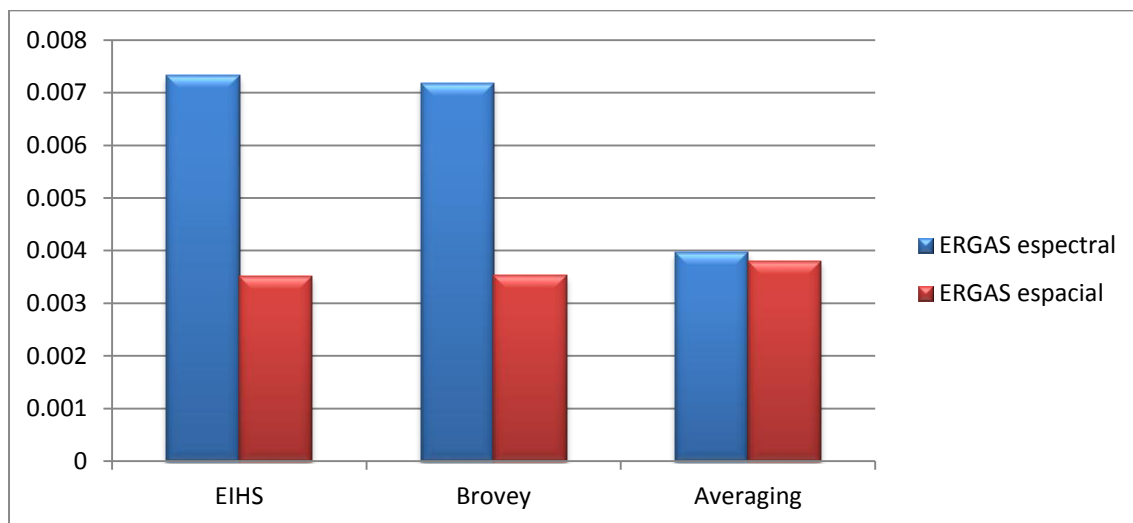


Figura 11: Calificación ERGAS obtenida por los algoritmos, en la imagen fusionada Nro. 8.

Fuente: Elaboración propia.

En base a la imagen fusionada 08, la mejor calidad espectral se logró con el algoritmo Averaging, seguido por el algoritmo Brovey y en tercer lugar el algoritmo EIHS. Por otro lado, la mejor calidad espacial se logró con el algoritmo EIHS, seguido por el algoritmo Brovey y en tercer lugar el algoritmo Averaging.



Tabla 10

Calificación ERGAS espectral y ERGAS espacial de la imagen fusionada número 9.

Algoritmos de fusión	ERGAS espectral	ERGAS espacial
EIHS	0.00694033	0.00433593
Brovey	0.00646974	0.00442578
Averaging	0.00409488	0.0036414

Nota: EIHS= Extend Intensity Hue Saturation, Brovey= Algoritmo de fusión propuesto por el científico estadounidense Brovey, Averaging= Algoritmo de fusión, ERGAS espectral y ERGAS espacial= índices cuantitativos utilizados para evaluar la calidad de las imágenes fusionadas.

Fuente: Elaboración propia.

Gráfico ERGAS espectral y ERGAS espacial de la imagen fusionada Nro. 9.

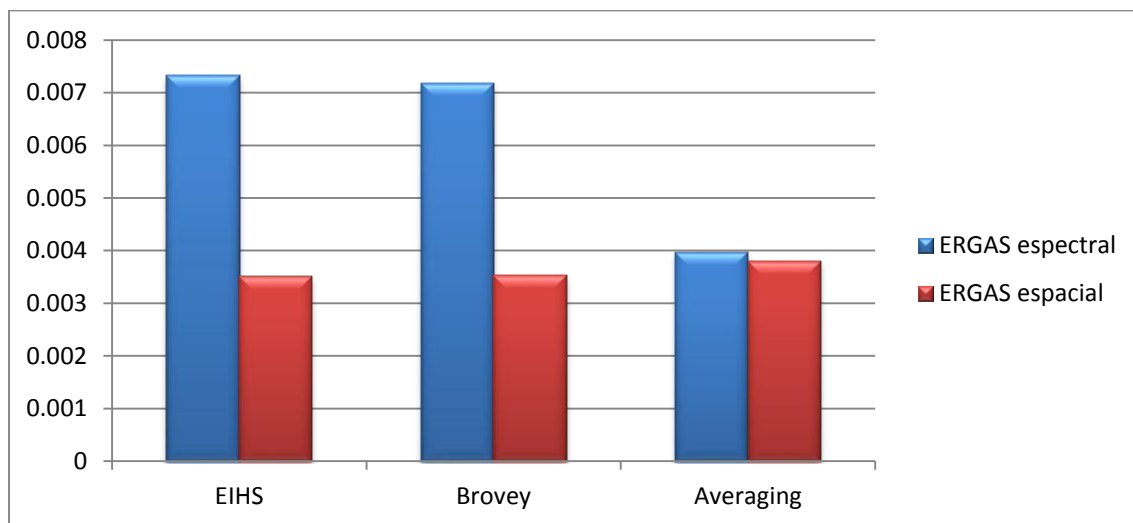


Figura 12: Calificación ERGAS obtenida por los algoritmos, en la imagen fusionada Nro. 9.

Fuente: Elaboración propia.

En base a la imagen fusionada 09, la mejor calidad espectral se logró con el algoritmo Averaging, seguido por el algoritmo Brovey y en tercer lugar el algoritmo EIHS. Por otro lado, la mejor calidad espacial se logró con el algoritmo Averaging, seguido por el algoritmo EIHS y en tercer lugar el algoritmo Brovey.



Tabla 11

Calificación ERGAS espectral y ERGAS espacial de la imagen fusionada número 10.

Algoritmos de fusión	ERGAS espectral	ERGAS espacial
EIHS	0.015074	0.00712512
Brovey	0.0141402	0.00621607
Averaging	0.00739424	0.00682976

Nota: EIHS= Extend Intensity Hue Saturation, Brovey= Algoritmo de fusión propuesto por el científico estadounidense Brovey, Averaging= Algoritmo de fusión Averaging, ERGAS espectral y ERGAS espacial= índices cuantitativos utilizados para evaluar la calidad de las imágenes fusionadas.

Fuente: Elaboración propia.

Gráfico ERGAS espectral y ERGAS espacial para la imagen fusionada Nro. 10.

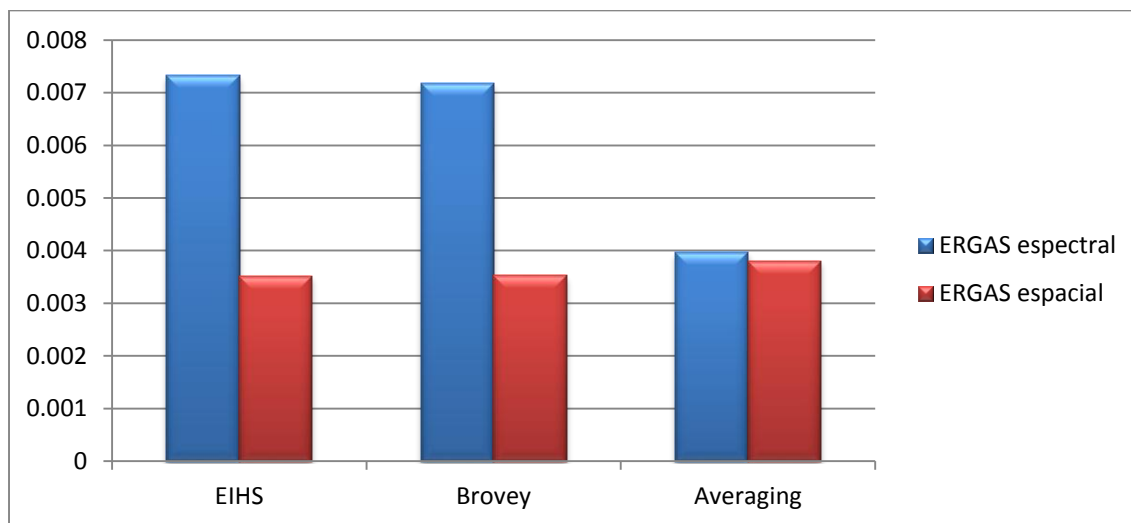


Figura 13: Calificación ERGAS obtenida por los algoritmos, en la imagen fusionada Nro. 10.

Fuente: Elaboración propia.

En base a la imagen fusionada 10, la mejor calidad espectral se logró con el algoritmo Averaging, seguido por el algoritmo Brovey y en tercer lugar el algoritmo EIHS. Por otro lado, la mejor calidad espacial se logró con el algoritmo Brovey, seguido por el algoritmo Averaging y en tercer lugar el algoritmo EIHS.



Tabla 12

Calificación ERGAS espectral promedio y ERGAS espacial promedio.

Algoritmos de fusión	ERGAS espectral	ERGAS espacial
EIHS	0.015074	0.00712512
Brovey	0.0141402	0.00621607
Averaging	0.00739424	0.00682976

Nota: Calificación ERGAS espectral promedio y ERGAS espacial promedio en base a las imágenes fusionadas en la presente investigación. EIHS= Extend Intensity Hue Saturation, Brovey= Algoritmo de fusión propuesto por el científico estadounidense Brovey, Averaging= Algoritmo de fusión, ERGAS espectral y ERGAS espacial= índices cuantitativos utilizados para evaluar la calidad de las imágenes fusionadas.

Fuente: Elaboración propia.

Gráfico ERGAS espectral promedio y ERGAS espacial promedio.

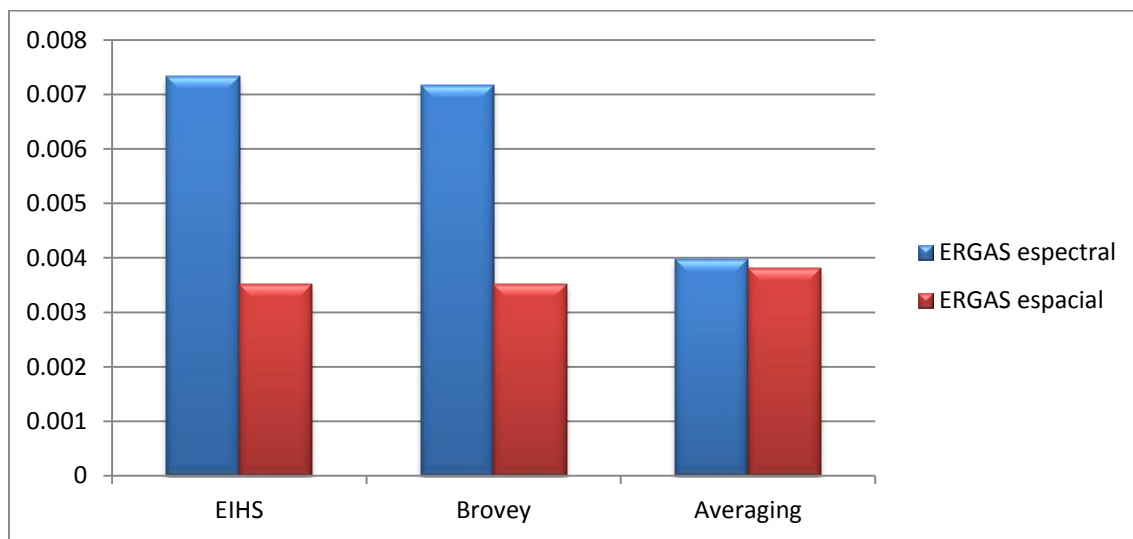


Figura 14: Calificación ERGAS espectral promedio y ERGAS espacial promedio obtenida por los algoritmos.

Fuente: Elaboración propia.

En base a las imágenes fusionadas en la presente investigación, la mejor calidad espectral se logró con el algoritmo Averaging, seguido por el algoritmo Brovey y en tercer lugar con el algoritmo EIHS. Por otro lado, la mejor calidad espacial se



logró con el algoritmo EIHS, seguido por el algoritmo Brovey y en tercer lugar con el algoritmo Averaging.

En base a esos resultados alcanzados, se ha calculado un promedio entre ambas calidades y los resultados son los siguientes:

Tabla 13

Calificación ERGAS promedio.

Algoritmos de fusión	ERGAS promedio
EIHS	0.015074
Brovey	0.0141402
Averaging	0.00739424

Nota: Calificación ERGAS promedio. EIHS= Extend Intensity Hue Saturation, Brovey= Algoritmo de fusión propuesto por el científico estadounidense Brovey, Averaging= Algoritmo de fusión.

Fuente: Elaboración propia.

Gráfico ERGAS promedio.

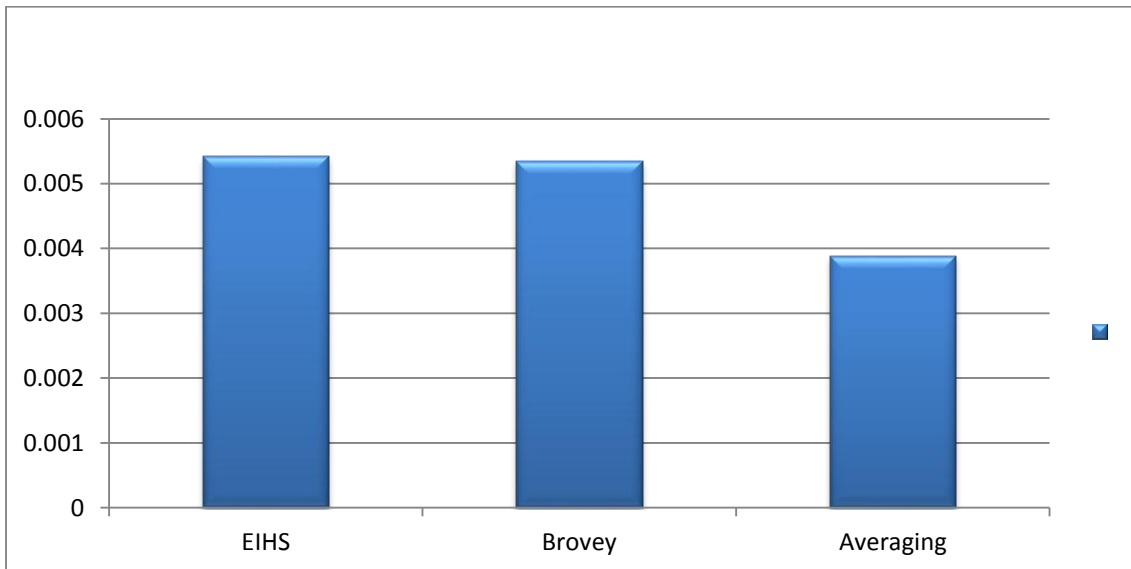


Figura 15: Calificación ERGAS promedio, obtenida por los algoritmos.

Fuente: Elaboración propia.



En base al promedio de la calidad espectral y espacial, el algoritmo que logró fusionar mejor las imágenes fue Averaging, seguido por Brovey y en tercer lugar el algoritmo EIHS.

4.2. Discusión de resultados

De acuerdo a los resultados alcanzados en la presente investigación, la mejor calidad espectral se ha logrado obtener con el algoritmo Averaging con una calificación de 0.00739424, seguido por Brovey con una calificación de 0.0141402 y en tercer lugar con el algoritmo EIHS con 0.015074. Y la mejor calidad espacial se ha logrado obtener con el algoritmo EIHS con una calificación de 0.00712512, seguido por Brovey con una calificación de 0.00621607 y en tercer lugar con el algoritmo Averaging con una calificación de 0.00682976.

Se ha calculado un promedio entre ambas calidades y en función a ello, la mejor calidad de fusión se logró con el algoritmo Averaging con una calificación de 0.00739424, seguido por Brovey con una calificación de 0.0141402 y en tercer lugar con el algoritmo EIHS con una calificación de 0.015074.

(Bretschneider & Kao, 2015). Entre los algoritmos que utilizaron en su investigación, el algoritmo IHS fue el que obtuvo mejores resultados en cuanto a calidad espacial con una calificación de 0.483333. En la presente investigación sucede lo mismo, ya que con el algoritmo EIHS se pudo obtener mejor calidad espacial. También, respecto a las técnicas de fusión señaló que no hay un método superior. La mejor técnica debe elegirse según el lugar a donde se aplique.

(Maglione, Parente, & Vallari, 2016) Señaló que el algoritmo Brovey fue desarrollado para aumentar visualmente el contraste de una imagen y en su investigación obtuvo una calificación ERGAS de 3.256. Lo señalado por dichos autores, coincide con los resultados en la presente investigación, ya que en las

imágenes fusionadas se puede observar que el algoritmo Brovey ha producido un aumento de contraste en las imágenes fusionadas.

(Rajput, 2015) En su trabajo de investigación indicó que el algoritmo Averaging, debido a la operación de promedio, tanto la buena como la mala información se minimizan llegando a una imagen promedio. Las imágenes fusionadas de la presente investigación, presentan dichas características, por lo tanto, lo descrito por Rajput tiene relación con los resultados alcanzados en la presente investigación. Además, Rajput no brinda calificaciones de los algoritmos sino una tabla de ventajas y desventajas

(Lizarazo Salcedo, Medina Daza, Vivas Perdomo , & Bolívar , 2014). En su trabajo de investigación, utilizaron algoritmos de fusión como: IHS, PCA, Brovey y método Multiplicativo. La mejor calidad espectral que obtuvieron fue en el siguiente orden: Método multiplicativo con una calificación de 0.126, IHS con 0.146, ACP con 0.834, Brovey con 0.888. Sin embargo, en la presente investigación, el algoritmo Brovey obtuvo mejores resultados que el algoritmo EIHS con 0.00712512. Esto según (Bretschneider & Kao, 2015), es debido a que el desempeño de un determinado algoritmo está en función al área donde se aplique. Esto quiere decir que, si en una zona “A” el algoritmo “x” es el mejor en cuanto a calidad espectral, cuando se aplique a una zona “B” puede que no sea posible obtener los mismos resultados, ya que la calificación del algoritmo varía según la zona en la cual se aplique. Por otro lado, señalaron que la fusión de imágenes mediante wavelet permite conservar mejor la resolución espectral original pero la ganancia de resolución espacial es menor que la obtenida por los métodos convencionales.

(Wu, Yao , & Kang , 2015). En su investigación, los algoritmos que obtuvieron mejores resultados en cuanto a desviación estándar se dan en el siguiente orden: HPF con 15.884, ML con 19.267, Brovey con 21.041, IHS con 22.728, PCA con 28.614. Similar es el caso que sucede en la presente investigación, ya que en algunos casos el algoritmo Brovey brinda mejores resultados que el algoritmo IHS.



(Ashok Mandhare, Pragati , & Sudha , 2015) Utilizó los siguientes métodos de fusión: Averaging, Wavelet, Brovey y multiplicativo. Los resultados de su evaluación son: Wavelet supera a todos en la evaluación de Entropy con una calificación de 5.12, Brovey supera a todos en cuanto a desviación estándar con una calificación de 17.6.

CAPITULO V: PROPUESTA DE LA INVESTIGACIÓN

La propuesta del presente trabajo de investigación es la evaluación de algoritmos para la fusión de imágenes multiespectrales y pancromáticas. Los algoritmos seleccionados son: EIHS, Brovey y Averaging los cuales han sido evaluados a través de índices cuantitativos como son: índice ERGAS espectral y ERGAS espacial. Los algoritmos para la fusión de las imágenes y los métodos para la evaluación de los mismos, han sido seleccionados por su buen desempeño en la realización de su objetivo y por la vigencia de su uso, lo cual se evidencia en los trabajos de investigación citados en los capítulos anteriores.

Para ello se ha desarrollado un software utilizando el framework Qt, el lenguaje de programación c++ y el uso de la librería Opencv. Se ha realizado la implementación de cada uno de los algoritmos seleccionados, así como también la evaluación de los mismos. Las imágenes fuente (multiespectrales y pancromáticas) han sido adquiridas de los satélites Ikonos y Quickbird las cuales para el presente trabajo han sido adquiridas de (SateliteImagingCorporation, 2017)

Haciendo uso de los algoritmos seleccionados, se han realizado diez fusiones a partir de las imágenes fuente. Asimismo, se ha llevado a cabo la evaluación de acuerdo a los indicadores ya descritos.

El desarrollo de los objetivos logrados en el presente trabajo de investigación ha sido descrito detalladamente en los siguientes puntos:

5.1. Seleccionar algoritmos de fusión de imágenes.

La selección de los algoritmos para el presente trabajo de investigación se ha realizado tomando en cuenta tanto el desempeño en la realización de su objetivo como en la vigencia de su uso, lo cual se evidencia en los trabajos de investigación citados en los capítulos anteriores.

(He, Shao, Xing, & Don, 2016) En su investigación utilizaron algoritmos como SFIM (Smoothing Filterbased Intensity Modulation) IHS (Intensity Hue Saturation) y AC (Correspondence Analysis). La evaluación de dichos algoritmos lo llevaron a cabo con los métodos AG (Average Gradient), MS-CC (spectral correlation coefficients), PAN-CC (spatial Correlation Coefficients). Estos métodos de evaluación son denominados índices cuantitativos. Los resultados que obtuvieron se muestran a continuación.

Tabla 14

Calificación AG, MS-CC y PAN-CC de los algoritmos SFIM, IHS, CA.

Algoritmos de Fusión	Métodos de evaluación		
	AG	MS-CC	PAN-CC
SFIM	13.8535	0.8799	0.9056
IHS	13.9798	0.7700	0.9103
CA	13.9868	0.8792	0.9268

Nota: SFIM= Smoothing Filter-based Intensity Modulation, IHS= Intensity Hue Saturation, CA= Correspondence Analysis, MS-CC= Spectral correlation coefficients, PAN-CC= Spatial Correlation Coefficients, AG: Average Gradient.

Fuente: (He, Shao, Xing, & Don, 2016).

SFIM: Smoothing Filter-based Intensity Modulation (Modulación de intensidad basada en filtros de suavizado). El método de fusión SFIM extrae con eficacia los detalles espaciales de la imagen multiespectral sin cambiar sus características espectrales, reduce también la resolución espacial de la imagen pancromática para que coincida con la imagen multiespectral. Esto disminuye la complejidad computacional, aunque la desventaja es la reducción de la resolución espacial. (Xu, 2004).



CA: Correspondence Analysis (Análisis de Correspondencia). Con el método de fusión CA, los datos de la imagen multispectral se convierten a componentes, similar a lo que se hace con la transformada IHS con el objetivo de realizar la inyección de información espacial que se extrae de la imagen pancromática.

MS-CC: Spectral correlation coefficients (Coeficientes de correlación espectral). Utilizado para analizar la calidad espectral entre la imagen multispectral de alta resolución espectral y la imagen fusionada.

PAN-CC: spatial Correlation Coefficients (coeficientes de correlación espacial). Utilizado para analizar la calidad espacial entre la imagen pancromática de alta resolución espacial y la imagen fusionada.

AG: Average Gradient (Gradiente promedio). Se utiliza para evaluar la calidad de la imagen fusionada.

(Budhiraja & Shruti, 2016) Indicaron que la fusión de imágenes es una técnica para combinar la información de dos o más imágenes en una sola imagen para obtener una mejor percepción de una escena en esa única imagen. La necesidad de fusión de imágenes surge cuando las imágenes tomadas de una escena no están comunicando la información completa individualmente. En su trabajo de investigación utilizaron algoritmos tales como IHS (Intensity Hue Saturation), Wavelet, Integrated IHS-Wavelet. La evaluación de los algoritmos lo llevaron a cabo a través los métodos MS-CC (spectral correlation coefficients), PAN-CC (spatial Correlation Coefficients). Los resultados que obtuvieron se muestran a continuación.



Tabla 15

Calificación MS-CC y PAN-CC de los algoritmos IHS, Wavelet, Integrated.

Algoritmos de Fusión	Métodos de evaluación	
	MS-CC	PAN-CC
IHS	0.4608	0.8122
Wavelet	0.8766	0.4852
Integrated IHS-Wavet	0.7175	0.7201

Nota: Wavelet= Método de fusión, IHS= Intensity Hue Saturation, Integrated IHS-Wavet= Integración de los algoritmos IHS y wavelet, MS-CC= Spectral correlation coefficients, PAN-CC= Spatial Correlation Coefficients.

Fuente: (Budhiraja & Shruti, 2016)

Wavelet: Método de fusión con el que se obtienen coeficientes de baja frecuencia llamados coeficientes de aproximación y coeficientes de alta frecuencia llamados coeficientes de detalle. Los coeficientes de detalle contienen información espacial y los componentes de aproximación contienen información espectral. Una vez obtenidos los coeficientes de aproximación y de detalle se fusionan individualmente para luego aplicar una transformación inversa para obtener la imagen fusionada.

Integrated IHS-wavelet: El método ihs tiende a presentar defectos en cuanto a la información espectral mientras que el método wavelet presenta defectos en cuanto a la información espacial. Para solventar este problema se combinan ambos métodos para obtener mejores resultados. Lo que se realiza con Integrated IHS-Wavelet es: 1 La imagen MS se convierte de RGB a IHS, 2 se iguala el histograma de PAN con el componente I, 3 la imagen PAN y el componente I se descomponen en dos niveles y se fusiona los coeficientes de detalle y de aproximación, 4 se aplica una transformada inversa, 5 el componente de intensidad de la MS se reemplaza por la imagen obtenida en el paso 4, 6 la imagen se convierte de nuevo de IHS a RGB para obtener la imagen fusionada final.



MS-CC: Spectral correlation coefficients (Coeficientes de correlación espectral)
 Utilizado para analizar la calidad espectral entre la imagen multispectral de alta resolución espectral y la imagen fusionada.

PAN-CC: spatial Correlation Coefficients (coeficientes de correlación espacial)
 Utilizado para analizar la calidad espacial entre la imagen pancromática de alta resolución espacial y la imagen fusionada.

(Maglione, Parente, & Vallari, 2016) El objetivo de su trabajo fue evaluar tres diferentes técnicas de fusión como son: Brovey, IHS y ZSVR (Algoritmo de Zhang) el cual utiliza la técnica de mínimos cuadrados para encontrar el mejor ajuste entre los valores de gris de la imagen PAN y las bandas de la imagen MS para ajustar la contribución de bandas individuales al resultado de fusión. La evaluación de los algoritmos lo realizaron utilizando el índice ERGAS (Erreur Relative Globale Adimensionnelle de Synthèse) y CC (Correlation Coefficient). Los resultados que obtuvieron se muestran a continuación.

Tabla 16

Calificación CC y ERGAS de los algoritmos Brovey, IHS, ZSVR.

Algoritmos de Fusión	Métodos de evaluación (índices cuantitativos)	
	CC	ERGAS
Brovey	0.920	3.256
IHS	0.931	2.886
ZSVR	0.920	3.905

Nota: ZSVR= Algoritmo de Zhang, CC= Correlation Coefficients, ERGAS= Erreur Relative Globale Adimensionnelle de Synthèse (Error relativo Adimensionnelle Global Síntesis).

Fuente: (Maglione, Parente, & Vallari, 2016).

ZSVR: Algoritmo de Zhang, utiliza la técnica de mínimos cuadrados para encontrar el mejor ajuste entre los valores de gris de la banda PAN y las bandas MS para ajustar la contribución de bandas individuales al resultado de fusión.



CC: Correlation Coefficient (Coeficiente de correlación) El coeficiente de correlación mide la similitud entre la imagen original y la imagen fusionada. Puede variar entre -1 y +1. Los valores cercanos a -1 indican que las imágenes son muy diferentes. Cuando la imagen de referencia y la imagen fusionada son exactamente iguales el valor es 1, lo cual indica que es un resultado ideal. (Tewari, Singh, Naidu, & Thawani, 2016)

ERGAS: Erreur Relative Globale Adimensionnelle de Synthèse (Error relativo Adimensionnelle Global Síntesis) Cuantifica la calidad espectral y espacial de las diferentes imágenes fusionadas.

(Zhang, Wang, & Yang, 2016) Indicaron que la fusión de imágenes Pancromáticas y Multiespectrales últimamente ha recibido una creciente utilidad, ya que puede proporcionar más detalles de los objetos de interés para su posterior uso. Emplearon algoritmos como GIHS que es una versión extendida del algoritmo IHS (Intensidad Tono Saturación), PCA (Principle component analysis) y CS (compressed sensing). Los evaluaron con los métodos CC (Correlation Coefficient) y ERGAS (Erreur Relative Globale Adimensionnelle de Synthèse). Los resultados que obtuvieron se presentan en la siguiente tabla.

Tabla 17

Calificación CC y ERGAS de los algoritmos GIHS, PCA, CS.

Algoritmos de Fusión	Métodos de evaluación (índices cuantitativos)	
	CC	ERGAS
GIHS	0.92	4.40
PCA	0.95	1.37
CS	0.95	1.40

Nota: PCA= Principle component analysis, CS= Algoritmo de fusión, CC= Correlation Coefficients, ERGAS= Erreur Relative Globale Adimensionnelle de Synthèse (Error relativo Adimensionnelle Global Síntesis).

Fuente: (Zhang, Wang, & Yang, 2016).



PCA: Principle component analysis (Análisis de los Componentes Principales) reduce las dependencias entre canales. Los componentes principales dependen del hallazgo de la matriz de covarianza de los canales. El primer componente principal contiene la información que es común a todas las bandas que dejan la información espectral en los otros componentes. El primer componente principal se reemplaza entonces por la imagen pancromática y se realiza la transformación inversa para obtener la imagen fusionada final. (P, y otros, 2014)

CS: “Compressed sensing” (Sensor comprimido). Algoritmo de fusión que permite construir una señal compresible, reduciendo así significativamente los costes de muestreo y cálculo. CS tiene muchas aplicaciones prometedoras en la adquisición de la señal, la compresión y la proyección de imágenes. (Xin & Wei, 2014)

CC: Correlation Coefficient (Coeficiente de correlación) El coeficiente de correlación mide la similitud entre la imagen original y la imagen fusionada. Puede variar entre -1 y +1. Los valores cercanos a -1 indican que las imágenes son muy diferentes. Cuando la imagen de referencia y la imagen fusionada son exactamente iguales el valor es 1, lo cual indica que es un resultado ideal. (Tewari, Singh, Naidu, & Thawani, 2016)

ERGAS: Erreur Relative Globale Adimensionnelle de Synthèse (Error relativo Adimensionnelle Global Síntesis) Cuantifica la calidad espectral y espacial de las diferentes imágenes fusionadas. (Maglione, Parente, & Vallari, 2016)

(P, y otros, 2014) En su investigación realizó una revisión de los diferentes métodos de fusión de imágenes multiespectrales y pancromáticas, utilizó algoritmos como: IHS, Brovey y PCA. La evaluación de los algoritmos lo realizaron con CC (Correlation Coefficient) y Mean (media). Los resultados que obtuvieron se muestran a continuación.



Tabla 18

Calificación Mean y CC de los algoritmos IHS, Brovey, PCA.

Algoritmos de Fusión	Métodos de evaluación (índices cuantitativos)	
	Mean	CC
IHS	152.3	0.84
Brovey	159.5	0.89
PCA	73.5	0.85

Nota: PCA= Principle component analysis, Mean= Método de evaluación, CC= Correlation Coefficients.

Fuente: (P, y otros, 2014).

PCA: Principle component analysis (Análisis de los Componentes Principales) reduce las dependencias entre canales. Los componentes principales dependen del hallazgo de la matriz de covarianza de los canales. El primer componente principal contiene la información que es común a todas las bandas que dejan la información espectral en los otros componentes. El primer componente principal se reemplaza entonces por la imagen pancromática y se realiza la transformación inversa para obtener la imagen fusionada final.

Mean: Este método degrada la imagen fusionada a la resolución espacial de la imagen original, esta imagen se resta luego con la imagen original. (Fallah Yakhdani & Azizi, 2010)

CC: Correlation Coefficient (Coeficiente de correlación) El coeficiente de correlación mide la similitud entre la imagen original y la imagen fusionada. Puede variar entre -1 y +1. Los valores cercanos a -1 indican que las imágenes son muy diferentes. Cuando la imagen de referencia y la imagen fusionada son exactamente iguales el valor es 1, lo cual indica que es un buen resultado. (Tewari, Singh, Naidu, & Thawani, 2016)

(Shashidhar, 2016) En su trabajo de investigación provee una encuesta de diversos algoritmos de fusión de imágenes multispectrales y pancromáticas. Utilizó algoritmos como IHS, GIHS y Brovey. Aunque en conclusión dijo que



ninguna técnica de fusión de imagen específica es superior en comparación con otra, la mejor técnica se elige dependiendo de la aplicación. La evaluación de los algoritmos lo realizó con ERGAS espectral y ERGAS espacial. Los resultados que alcanzo en su investigación se muestran en la siguiente tabla.

Tabla 19

Calificación ERGAS espectral y ERGAS espacial de los algoritmos IHS, Brovey, GIHS

Algoritmos de Fusión	Métodos de evaluación (índices cuantitativos)	
	ERGAS espectral	ERGAS espacial
IHS	2.56	2.76
Brovey	2.77	2.53
GIHS	2.65	1.94

Nota: IHS= Intensity Hue Saturatrion, Brovey= Algoritmo de fusión, ERGAS espectral= Erreur Relative Globale Adimensionnelle de Synthèse, cuantifica la calidad espectral de la imagen fusionada y ERGAS espacial, cuantifica la calidad espacial de la imagen fusionada.

Fuente: (Shashidhar, 2016).

ERGAS espectral: Erreur Relative Globale Adimensionnelle de Synthèse (Error relativo síntesis global sin dimensiones) índice que cuantifica la calidad espectral de las imágenes fusionadas, en el que valores bajos indican alta calidad del método de fusión. (Navarro Jáuregui, Rivera Caicedo, & Cepeda Morales, 2016)

ERGAS espacial: Erreur Relative Globale Adimensionnelle de Synthèse (Error relativo síntesis global sin dimensiones) índice que cuantifica la calidad espacial de las imágenes fusionadas, en el que valores bajos indican alta calidad del método de fusión. (Navarro Jáuregui, Rivera Caicedo, & Cepeda Morales, 2016)

A continuación, se presenta una tabla general de diferentes algoritmos utilizados en los trabajos realizados en los últimos años los cuales han sido citados anteriormente, se indica también la calificación que han obtenido a partir de distintos métodos de evaluación. Los algoritmos de fusión que se encuentran en **negrita** son los que han sido seleccionados para el presente trabajo de investigación.



Tabla 20

Diferentes algoritmos utilizados en los trabajos citados

Métodos de evaluación (índices cuantitativos)								
Algoritmos de Fusión	ERGAS espectral	ERGAS espacial	ERGAS	Mean	AG	MS-CC	PAN-CC	CC
IHS	2.56	2.76		152.3	13.9798	0.7700	0.9103	0.84
GHIS	2.65	1.94	4.40					0.92
Brovey	2.77	2.53	3.256	159.5				0.920
Averaging	3.44	2.21			12.333	0.6988		0.918
PCA	2.69		1.37	73.5				0.92
Wavelet		1.99				0.8766	0.4852	
SFIM	2.88				13.8535	0.8799	0.9056	
CA		2.03			13.9868	0.8792	0.9268	
IHS-Wavelet						0.7175		0.720

Nota: Los algoritmos marcados en negrita son los que han sido seleccionados para el presente trabajo de investigación, los demás algoritmos y métodos de evaluación han sido explicados en las tablas anteriores.

Fuente: (He, Shao, Xing, & Don, 2016), (Budhiraja & Shruti, 2016), (Maglione, Parente, & Vallari, 2016), (Shashidhar, 2016), (Patel, Rajput, & Parekh, 2015), (Zhang, Cao, Hu, & Jia, 2015), (Patel, Rajput, & Parekh, 2015), (P, y otros, 2014).

A continuación, se hace menciona algunos comentarios que diferentes autores realizaron en sus respectivos trabajos de investigación:

(Shashidhar, 2016) Indicó que el algoritmo Intensity Hue Saturation (IHS) mejora la información espectral y espacial de la imagen multiespectral y pancromática. Hue and Saturation representan la información espectral e Intensity representa la información espacial. Establece que al sustituir la componente I por la imagen pancromática hará cambios muy pequeños en la información espectral y serán muy fáciles de tratar.

(He, Shao, Xing, & Don, 2016) Indicaron que el método IHS tiene un buen rendimiento al incluir la información espacial en la imagen fusionada.



(Maglione, Parente, & Vallari, 2016) En base a los resultados que alcanzó en su trabajo de investigación señaló que IHS es la técnica más potente entre los tres métodos que analizaron (IHS, Brovey, ZSVR) pues presenta el valor más bajo de ERGAS y el valor más alto de CC. Y entre Brovey y ZSVR, el primero es mejor que el segundo.

(Budhiraja & Shruti, 2016) Indicó que con el método IHS la imagen fusionada muestra una buena calidad espacial, aunque puede contener distorsión espectral.

(Shashidhar, 2016) Indicó que el algoritmo Brovey aumenta el contraste de las imágenes multiespectrales, además de mejorar los detalles espaciales de la imagen multiespectral.

(Patel, Rajput, & Parekh, 2015) Indicaron que debido a la operación promedio del algoritmo Averaging, tanto la buena como la mala información se minimizan llegando a una imagen promedio. Por tanto, con este método se puede alcanzar imágenes fusionadas de calidad media-alta pero no baja. El algoritmo Averaging trabaja calculando el promedio de cada píxel correspondiente de las imágenes fuente y se logra alcanzar mejores resultados cuando las imágenes de entrada se toman del mismo sensor.

(Patel, Rajput, & Parekh, 2015) Señalaron que el algoritmo Brovey proporciona una imagen multiespectral con alta resolución espacial, conservando la característica espectral correspondiente de cada píxel.

(P, y otros, 2014) Entre sus conclusiones redactó que con el algoritmo IHS la imagen resultante obtiene una alta resolución espacial en las imágenes fusionadas.

(P, y otros, 2014) Entre sus conclusiones señaló que el algoritmo Brovey logra preservar la información espectral de la imagen multiespectral.

(Patel, Rajput, & Parekh, 2015) Indicaron que el algoritmo PCA (Principales Componentes Análisis) sufre de degradación espectral.

(P, y otros, 2014) Indicaron que con el método Wavelet la imagen fusionada resultante tiende a tener una reducción de la información espacial.



(Rodríguez Esparragón, 2015) En su tesis doctoral utilizó algoritmos como IHS, y Brovey. Además, hizo uso del índice ERGAS para llevar a cabo la evaluación de los algoritmos empleados.

(Sharma & Saroliya, 2015) La calidad de las imágenes fusionadas puede ser mejorada con la combinación técnicas basadas en el dominio espacial y técnicas basadas en la transformación del dominio, como por ejemplo la combinación de la técnica IHS con DWT, pero esto es muy complejo y demanda alto coste computacional.

5.2. Seleccionar método para la evaluación de las imágenes fusionadas.

Los métodos de evaluación de imágenes fusionadas para el presente trabajo de investigación han sido seleccionados tomando en cuenta tanto el desempeño en la realización de su objetivo como en la vigencia de su uso, lo cual se evidencia en los trabajos de investigación citados en los capítulos anteriores y de igual manera en los trabajos de investigación citados de aquí en adelante. A continuación, se presenta algunos métodos de evaluación.

CC: Correlation Coefficient (Coeficiente de correlación) Método matemático-estadístico. Calcula la correlación espacial y correlación espectral, de las imágenes fusionadas con las imágenes originales. Para obtener un índice de conservación de la resolución espectral, se calcula la correlación entre la imagen fusionada y la imagen multiespectral original. Para analizar la conservación de la resolución espacial se calcula la correlación de la imagen fusionada con la Imagen Pancromática.

$$corr(A/B) = \frac{\sum_{j=1}^{npix} (A_j - A)(B_j - B)}{\sqrt{\sum_{j=1}^{npix} (A_j - A) \sum_{j=1}^{npix} (B_j - B)}}$$

Donde A y B son los valores media de las imágenes correspondientes, $corr(A/B)$ se llama coeficiente de correlación y varía entre -1 y $+1$. Se usan los signos $+$ y $-$



para las correlaciones positivas y negativas, respectivamente. Nótese que $corr(A/B)$ es una cantidad adimensional, es decir no depende de las unidades empleadas. (Joyanes, Medina, Pinilla, Ardila, & Pineda, 2013).

Q: Quality Index (Índice De Calidad) Este modelo de índice de calidad identifica cualquier distorsión con una combinación de tres factores: pérdida de correlación, distorsión de luminancia y contraste de distorsión. Para entender esto volvemos a escribir la definición de Q que es un producto de tres componentes:

$$Q = \frac{Q_{xy}}{\sigma_x \sigma_y} \cdot \frac{2\bar{x}\bar{y}}{(\bar{y})^2 + (\bar{y})^2} \cdot \frac{2\sigma_x \sigma_y}{\sigma^2_x + \sigma^2_x}$$

El primer componente es el coeficiente de correlación entre x y y , que mide el grado de correlación lineal entre x y y . Su rango dinámico es $[-1,1]$. El segundo componente, con un rango de valores de $[0,1]$, mide la luminancia entre x y y . El tercer componente mide la similitud de los contrastes de las imágenes, el rango de valores también es $[0,1]$. (Pineda, Ardila, Pinilla Ruiz, Joyanes Aguilar, & Medina Daza, 2013).

RMSE: Root mean square error (Error cuadrático medio) Se utiliza comúnmente para comparar la diferencia entre las imágenes de referencia y las imágenes fusionadas computando directamente la variación en valores del pixel. Se utiliza para calcular la correlación espectral entre la imagen multispectral y la imagen fusionada y/o la correlación espacial entre la imagen pancromática y la imagen fusionada. La imagen fusionada está cerca de la imagen de referencia cuando el valor RMSE es cero.

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{MN} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (I_r(i,j) - I_f(i,j))^2}$$

Donde I_r es la imagen de referencia, I_f es la imagen fusionada, ambas se restan y se eleva al cuadrado. (Jagalingam & Vittal Hegde, 2015).

AG: Average Gradient (Gradiente promedio) se utiliza para evaluar la calidad espacial en la imagen fusionada.



$$ag_k = \frac{1}{(P-1)(Q-1)} \times \sum_{x=1}^{P-1} \sum_{y=1}^{Q-1} \sqrt{\frac{\left(\frac{\partial F_k(x,y)}{\partial x}\right)^2 + \left(\frac{\partial F_k(x,y)}{\partial y}\right)^2}{2}}$$

$k = R, G, B$

Donde $F_k(x, y)$ es el valor de píxel de la imagen fusionada en la posición (x, y) . El gradiente medio refleja la claridad de la imagen fusionada. Puede usarse para medir la resolución espacial de la imagen fusionada, es decir, un gradiente medio más grande significa una resolución espacial más alta. (Yakhdani & Azizi, 2010)

SD: Spectral Discrepancy (Discrepancia espectral) la calidad espectral de una imagen fusionada se puede medir por la discrepancia en cada banda.

$$D_k = \frac{1}{P \cdot Q} \sum_{x=1}^P \sum_{y=1}^Q |F_k(x, y) - L_k(x, y)|, k = R, G, B$$

Donde $F_k(x, y)$ y $L_k(x, y)$ son los valores de píxeles de las imágenes multispectrales fusionadas y originales en la posición (x, y) , respectivamente. (Yakhdani & Azizi, 2010)

E: Entropy, entropía (tiene como objetivo investigar la cantidad de información aportada por las imágenes fuente) la entropía se utiliza para medir la calidad de las imágenes fusionadas, muestra la información incluida en la imagen fusionada. Comúnmente, cuanto mayor es la Entropía de la imagen fusionada, más abundante es la información incluida en ella y mayor es la calidad de fusión. Según la teoría de la información de Shannon, la entropía de la imagen es:

$$E = - \sum_{i=0}^{255} P_i \log_2 P_i$$

Donde E es la Entropía de la imagen, y P_i es la probabilidad de i en la imagen. (Yakhdani & Azizi, 2010).

ERGAS espectral: Se utiliza para evaluar la calidad espectral de las imágenes fusionadas. La definición ERGAS espectral de sus siglas en francés (Erreur Relative Globale Adimensionnelle de Synthèse) viene dada por la ecuación:



$$ERGAS_{Espectral} = 100 \frac{h}{l} \sqrt{\frac{1}{N \text{ Bandas}} \sum_{i=1}^{N \text{ Bandas}} \left[\frac{(RMSE_{Espectral}(Banda^i))^2}{(MULTI^i)^2} \right]}$$

Donde h es la alta resolución espacial de la imagen pancromática y l es la baja resolución de la imagen multiespectral; $N \text{ Bandas}$ es el número de bandas de la imagen fusionada; $MULTI^i$ es el valor de la i ésima banda de la imagen Multiespectral. (Rubén, Joyanes Aguilar, Pinilla Ruiz, Ardila, & Pineda, 2015)

RMSE espectral, de sus siglas en inglés Root Mean Square Error, será definida como sigue:

$$RMSE_{Espectral}(Banda^i) = \frac{1}{NP} \sqrt{\sum_{I=i}^{NP} (MULTI^i(j) - FUS^i(j))^2}$$

Siendo NP el número de píxeles de la imagen fusionada, $MULTI^i(j)$ la imagen multiespectral, $FUS^i(j)$ la imagen fusionada.

Cuanto menor es el valor de ERGAS espectral, mayor es la calidad espectral de la imagen fusionada, considerándose que la calidad es buena siempre que el ERGAS espectral sea menor a 3 (Rodríguez Esparragón, 2015).

ERGAS espacial: Se utiliza para evaluar la calidad de las imágenes fusionadas se ha llevado a cabo mediante los índices ERGAS espectral y espacial. La definición ERGAS espectral de sus siglas en francés (Erreur Relative Globale Adimensionnelle de Synthèse) viene dada por la ecuación:

$$ERGAS_{Espacial} = 100 \frac{h}{l} \sqrt{\frac{1}{N \text{ Bandas}} \sum_{i=1}^{N \text{ Bandas}} \left[\frac{(RMSE_{Espacial}(Banda^i))^2}{(PAN^i)^2} \right]}$$



Donde h es la alta resolución espacial de la imagen pancromática y l es la baja resolución de la imagen multispectral; N Bandas es el número de bandas de la imagen fusionada; PAN^i es la imagen pancromática.

RMSE espacial, de sus siglas en inglés Root Mean Square Error, será definida como sigue:

$$RMSE_{Espacial}(Banda^i) = \frac{1}{NP} \sqrt{\sum_{I=i}^{NP} (PAN^i(j) - FUS^i(j))^2}$$

Siendo NP el número de píxeles de la imagen fusionada, $PAN^i(j)$ la imagen pancromática, $FUS^i(j)$ la imagen fusionada. (Rubén, Joyanes Aguilar, Pinilla Ruiz, Ardila, & Pineda, 2015).

Cuanto menor es el valor de ERGAS espacial, mayor es la calidad espacial de la imagen fusionada, considerándose que la calidad es buena siempre que el ERGAS espacial sea menor a 3 (Rodríguez Esparragón, 2015).

A continuación, se presenta una tabla general de los diferentes métodos utilizados en los trabajos realizados en los últimos años los cuales han sido citados en las páginas anteriores. Los métodos de evaluación que se encuentran en negrita son los que han sido seleccionados para el presente trabajo de investigación.



Tabla 21

Diferentes métodos de evaluación utilizados en los trabajos realizados en los últimos años

Método de evaluación	Descripción	Formula
CC	Correlation Coefficients	$corr(A/B) = \frac{\sum_{j=1}^{npix} (A_j - A)(B_j - B)}{\sqrt{\sum_{j=1}^{npix} (A_j - A) \sum_{j=1}^{npix} (B_j - B)}}$
Q	Quality Index	$Q = \frac{Q_{xy}}{\sigma_x \sigma_y} \cdot \frac{2\bar{x}\bar{y}}{(\bar{y})^2 + (\bar{x})^2} \cdot \frac{2\sigma_x \sigma_y}{\sigma_x^2 + \sigma_y^2}$
RMSE	Root mean square error (Error cuadrático medio)	$RMSE = \sqrt{\frac{I}{MN} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (I_r(i,j) - I_f(i,j))^2}$
ERGAS espectral	Erreur Relative Globale Adimensionnelle de Synthèse	$ERGAS_{Espectral} = 100 \frac{h}{l} \sqrt{\frac{1}{N \text{ Bandas}} \sum_{i=1}^{N \text{ Bandas}} \left[\frac{(RMSE_{Espectral}(Banda^i))^2}{(MULTI^i)^2} \right]}$
ERGAS espacial	Erreur Relative Globale Adimensionnelle de Synthèse	$ERGAS_{Espacial} = 100 \frac{h}{l} \sqrt{\frac{1}{N \text{ Bandas}} \sum_{i=1}^{N \text{ Bandas}} \left[\frac{(RMSE_{Espacial}(Banda^i))^2}{(PAN^i)^2} \right]}$
AG	Average Gradient (Gradiente promedio)	$ag_k = \frac{1}{(P-1)(Q-1)} \times \sum_{x=1}^{P-1} \sum_{y=1}^{Q-1} \sqrt{\frac{(\frac{\partial F_k(x,y)}{\partial x})^2 + (\frac{\partial F_k(x,y)}{\partial y})^2}{2}}$ <p style="text-align: center;">$k = R, G, B$</p>
SD	Spectral Discrepancy (Discrepancia espectral)	$D_k = \frac{1}{P \cdot Q} \sum_{x=1}^P \sum_{y=1}^Q F_k(x,y) - L_k(x,y) , k = R, G, B$
Entropy	Entropía	$E = - \sum_{i=0}^{255} P_i \log_2 P_i$



Nota: Los métodos de evaluación marcados en negrita son los que han sido seleccionados para el presente trabajo de investigación, los demás métodos de evaluación han sido explicados en las tablas anteriores.

Fuente: (Joyanes, Medina, Pinilla, Ardila, & Pineda, 2013) (Pineda, Ardila, Pinilla Ruiz, Joyanes Aguilar, & Medina Daza, 2013) (Jagalingam & Vittal Hegde, 2015) (Yakhdani & Azizi, 2010) (Yakhdani & Azizi, 2010) (Rubén, Joyanes Aguilar, Pinilla Ruiz, Ardila, & Pineda, 2015).

A continuación, se hace alusión a algunos comentarios que diferentes autores hicieron mención en sus trabajos de investigación respecto a los métodos de evaluación de imágenes fusionadas:

(Zhang, Cao, Hu, & Jia, 2015) Establece que para la evaluación de los algoritmos de fusión de imágenes multiespectrales y pancromáticas es fundamental medir la calidad del registro de las imágenes como también medir la calidad de fusión. La exactitud de registro se evalúa utilizando el Root Mean Square Error (RMSE), mientras que la calidad de la fusión se evalúa usualmente utilizando índices de calidad de imagen entre las imágenes originales y la imagen fusionada haciendo uso de ERGAS (Erreur Relative Globale Adimensionnelle de Synthèse) “Error relativo Adimensionnelle Global Síntesis”. Estos métodos son los que se han utilizado para evaluar la calidad de las imágenes fusionadas del presente proyecto de investigación.

(Zhang, Wang, & Yang, 2016) Hicieron uso del índice ERGAS (Erreur Relative Globale Adimensionnelle de Synthèse) para evaluar los algoritmos que propusieron en su trabajo de investigación.

(Rivera Caicedo, Navarro Jáuregui, & Cepeda Morales, 2016) Indicó que entre las métricas que permiten evaluar la calidad de las imágenes fusionadas el más esgrimido es el índice ERGAS. Este índice cuantifica la calidad de las imágenes fusionadas, en el que valores bajos indican alta calidad del método de fusión.

Asimismo (Restaino, Vivone, & Chanussot, 2016) También utilizó el índice ERGAS para realizar la evaluación de las imágenes fusionadas a través de los métodos que propusieron.



(Zhang, Cao, Hu, & Jia, 2015) Utilizó el índice ERGAS para evaluar la calidad de las imágenes fusionadas en su trabajo de investigación “Joint Image Registration and Fusion for Panchromatic and Multispectral Images”.

(Rodríguez Esparragón, 2015) En su tesis doctoral, utilizó el índice ERGAS espectral para medir la calidad espectral de las imágenes fusionadas y ERGAS espacial para medir la calidad espacial de las imágenes fusionadas.

5.3. Aplicar algoritmos de fusión de imágenes.

5.3.1. Aplicación del algoritmo EIHS

El algoritmo EIHS es una extensión mejorada del método IHS. Primero entonces vamos a ver en qué consiste el algoritmo IHS.

(Rodríguez Esparragón, 2015) El algoritmo IHS realiza una transformación de RGB a IHS, la ventaja de este algoritmo es que la información espectral y espacial de la imagen se maneja por separado, pues la información espacial se almacena en la componente I, mientras que la información espectral se almacena en las componentes H, S. El paso siguiente es remplazar la componente I por la imagen pancromática para de esta manera inyectar la información espacial proveniente de la imagen pancromática en la imagen fusionada. Finalmente se realizó una transformación inversa de IHS a RGB para así obtener la imagen fusionada resultante la cual contiene información espectral proveniente de la imagen multiespectral como también información espacial proveniente de la imagen pancromática.

(ASOCIACIÓN ESPAÑOLA DE TELEDETECCIÓN, 2017) El algoritmo IHS se define de la siguiente manera:

$$r = \frac{R}{R+G+B} \quad g = \frac{G}{R+G+B} \quad b = \frac{B}{R+G+B}$$

Donde r es igual a los valores red sobre la suma de los valores red, green, blue de la imagen multiespectral. g Es igual a los valores green sobre la suma de los valores red, green, blue de la imagen multiespectral. b Es igual a los valores blue sobre la suma de los valores red, green, blue de la imagen multiespectral.



$$h = \arccos \frac{0.5 [(r-g) + (r-b)]}{(r-g)^2 + (r-b)(g-b)^2} \quad \text{Para } b \leq g$$

Donde r, g, b son los valores calculados anteriormente, los cuales nos van a permitir calcular h .

$$h = 2\pi - \arccos \frac{0.5 [(r-g) + (r-b)]}{(r-g)^2 + (r-b)(g-b)^2} \quad \text{Para } b > g$$

Donde r, g, b son los valores calculados anteriormente, los cuales nos van a permitir calcular h .

$$s = 1 - 3 \cdot \min(r, g, b)$$

Donde r, g, b son los valores calculados anteriormente, los cuales nos van a permitir calcular el componente s .

$$i = \frac{R + G + B}{3.255}$$

R, G, B Son los valores de la imagen multispectral, los cuales nos van a permitir calcular el componente i .

(Rodríguez Esparragón, 2015) Uno de los principales inconvenientes de este método es su limitación a imágenes multispectrales de tres bandas, además de la distorsión espectral de la imagen multispectral original. Para solucionar este problema, existen ampliaciones del algoritmo que permiten su aplicación a un mayor número de bandas y mejorar la calidad de las imágenes fusionadas, como es el caso del método de fusión IHS generalizado o extendido (EIHS). La versión extendida del algoritmo IHS, permite su aplicación a imágenes con más de tres bandas y obtener mejor calidad en las imágenes fusionadas además de reducir el coste computacional. El algoritmo EIHS se puede definir de la siguiente manera:

$$\begin{bmatrix} R_{FUS} \\ G_{FUS} \\ B_{FUS} \\ NIR_{FUS} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} R + (Pan - I) \\ G + (Pan - I) \\ B + (Pan - I) \\ NIR + (Pan - I) \end{bmatrix}$$

(Rodríguez Esparragón, 2015) Donde R Son los valores red de la imagen multispectral, G son los valores green de la imagen multispectral, B son los valores blue de la imagen multispectral, Pan son los valores de la imagen



pancromática, R_{FUS} son los valores red para la imagen fusionada, G_{FUS} son los valores green para la imagen fusionada, B_{FUS} son los valores blue para la imagen fusionada.

$$I = (R + G + B + NIR)/4.$$

Para la implementación del algoritmo, El primer paso es realizar un pre-procesado que consiste en tomar la imagen multiespectral y la re-muestreamos en función de la imagen pancromática para igualar el tamaño de pixeles de ambas imágenes. En el segundo paso cargamos tanto la imagen Pancromática como la imagen Multiespectral. La ventaja de este algoritmo es que la información espectral y espacial de la imagen se maneja por separado, pues la información espacial se almacena en la componente I, mientras que la información espectral se almacena en las componentes H, S. El tercer paso calculamos el componente I tal cual nos pide la fórmula del algoritmo EIHS, que consiste en sumar la información de los componentes (red, green, blue, n componente) y dividirlo sobre el número de componentes. En el cuarto paso luego que hemos calculado el componente I , vamos a calcular el componente red para la imagen fusionada que consiste en: la información del componente red de la imagen multiespectral más la información de la imagen pancromática menos el componente I calculado anteriormente. Como quinto paso calculamos el componente green para la imagen fusionada que consiste en: la información del componente green de la imagen multiespectral más la información de la imagen pancromática menos el componente I calculado anteriormente. Como sexto paso calculamos el componente blue para la imagen fusionada que consiste en: la información del componente blue de la imagen multiespectral más la información de la imagen pancromática menos el componente I calculado anteriormente. Como paso final hacemos lo mismo, pero ahora con la componente n. De esta manera se obtiene una imagen fusionada con información espectral proveniente de la imagen multiespectral como también información espacial proveniente de la imagen pancromática.

A continuación, se muestra el código fuente de la implementación del algoritmo EIHS.



```

//Primero cargo las imágenes de entrada.
//En las siguientes líneas cargo la imagen Multiespectral.

 QImage imageMS;

void MainWindow::on_btnloagMS_clicked()
{
    QString filename = QFileDialog::getOpenFileName(this, tr("Choose"),
    "", tr("Images(*.jpg *.png *.JPEG *.gif)"));
    if(QString::compare(filename, QString()) !=0)
    {

        bool valid = imageMS.load(filename);

        if(valid)
        {
            ui->lblingMS->setPixmap(QPixmap::fromImage(imageMS));
        }

        else
        {
            // Error
        }

    }

}

//En las siguientes líneas cargo la imagen Pancromática

 QImage imageP;

void MainWindow::on_pushButton_3_clicked()
{
    QString filename = QFileDialog::getOpenFileName(this, tr("Choose"),
    "", tr("Images(*.jpg *.png *.JPEG *.gif)"));
    if(QString::compare(filename, QString()) !=0)
    {

        bool valid = imageP.load(filename);
        if(valid)
        {
            ui->lblingPAN->setPixmap(QPixmap::fromImage(imageP));
        }
        else
        {
            // Error
        }

    }

}

//Las imágenes de entrada han sido cargadas y almacenadas en variables de
//tipo QImage, pero para poder manipularlas, tenemos que convertirlas a
//tipo Mat. Las siguientes líneas harán posible dicha conversión.

cv::Mat qimage2mat(const QImage& qimage)
{
cv::Mat mat = cv::Mat(qimage.height(), qimage.width(), CV_8UC4,
(uchar*)qimage.bits(), qimage.bytesPerLine());

```



```

cv::Mat mat2 = cv::Mat(mat.rows, mat.cols, CV_8UC3 );
int from_to[] = { 0,0, 1,1, 2,2 };
cv::mixChannels( &mat, 1, &mat2, 1, from_to, 3 );
return mat2;
}

void MainWindow::on_pushButton_clicked()
{

//En las siguientes dos líneas, convierto las imágenes de QImage a tipo
//Mat.
    Mat Multi= qimage2mat(imageMS);
    Mat PAN= qimage2mat(imageP);

//En las siguientes líneas, recorro la imagen multiespectral pixel por
//pixel, canal por canal.
//El primer for recorre las filas y el segundo recorre las columnas, así
//recorro todas las filas y columnas.
//luego utilizo una variable de tipo Vect3b para recorrer canal por
//canal.

    for (size_t i = 0; i < Multi.rows; i++)
    {
        for (size_t j = 0; j < Multi.cols; j++)
        {
            Vec3b pixel = Multi.at<Vec3b>(i, j);

//Ahora separamos la imagen multiespectral en sus componentes: Blue,
//Green, Red
//y los almaceno en sus respectivas variables B,G,R.
//0 para los valores Blue, 1 para los valores Green y 2 para los valores
//Red.

            float B = pixel[0];
            float G = pixel[1];
            float R = pixel[2];

//Ahora recorro la imagen Pancromática pixel por pixel y almaceno sus
//valores en la variable PPP

            uchar PPP = Pan.at<uchar>(i,j);

//Ahora que ya tengo los valores de las imágenes de entrada, puedo
//utilizarlos para crear la imagen fusionada.
//Asigno los valores pixel por pixel y canal por canal a la
//imagen fusionada. Para el canal blue, según la fórmula seria:
//Los valores del canal Blue + ...
//Los valores de la imagen PAN - ...
//Los valores del canal Blue + los ValDC Green + ValDC Red, sobre 3.
//(blue green red) Se refiere a los canales de la imagen MUL.

            fusIhs.at<Vec3b>(i, j)[0]= B + (PPP - ((B+G+R)/3));

//Asigno los valores pixel por pixel y canal por canal a la
//imagen fusionada. Para el canal green, según la fórmula seria:
//Los valores del canal Green + ...
//Los valores de la imagen PAN - ...
//Los valores del canal Blue + los ValDC Green + ValDC Red, sobre 3.

```



```
//(blue green red) Se refiere a los canales de la imagen MUL.
```

```
fusIhs.at<Vec3b>(i, j)[1]= G + (PPP - ((B+G+R)/3));
```

```
//Asigno los valores pixel por pixel y canal por canal a la
//imagen fusionada. Para el canal red, según la fórmula seria:
//Los valores del canal Red + ...
//Los valores de la imagen PAN - ...
//Los valores del canal Blue + los ValDC Green + ValDC Red, sobre 3.
//(blue green red) Se refiere a los canales de la imagen MUL.
```

```
fusIhs.at<Vec3b>(i, j)[2]= R + (PPP - ((B+G+R)/3));
```

```
}
}
```

Las imágenes fusionadas generadas por el algoritmo EIHS se muestran a continuación:

Imagen fusionada 01 realizada con el algoritmo EIHS.



a)

b)

c)

Figura 16: Fusión EIHS 01.

Nota: a= imagen pancromática, b= imagen multiespectral, c= imagen fusionada.

Fuente: a y b= (SateliteImagingCorporation, 2017), c= elaboración propia.

Imagen fusionada 02 realizada con el algoritmo EIHS



a)

b)

c)

Figura 17: Fusión EIHS 02.

Nota: a= imagen pancromática, b= imagen multiespectral, c= imagen fusionada.

Fuente: a y b= (SateliteImagingCorporation, 2017), c= elaboración propia.

Imagen fusionada 03 realizada con el algoritmo EIHS



a)

b)

c)

Figura 18: Fusión EIHS 03.

Nota: a= imagen pancromática, b= imagen multiespectral, c= imagen fusionada.

Fuente: a y b= (SateliteImagingCorporation, 2017), c= elaboración propia.



Imagen fusionada 04 realizada con el algoritmo EIHS

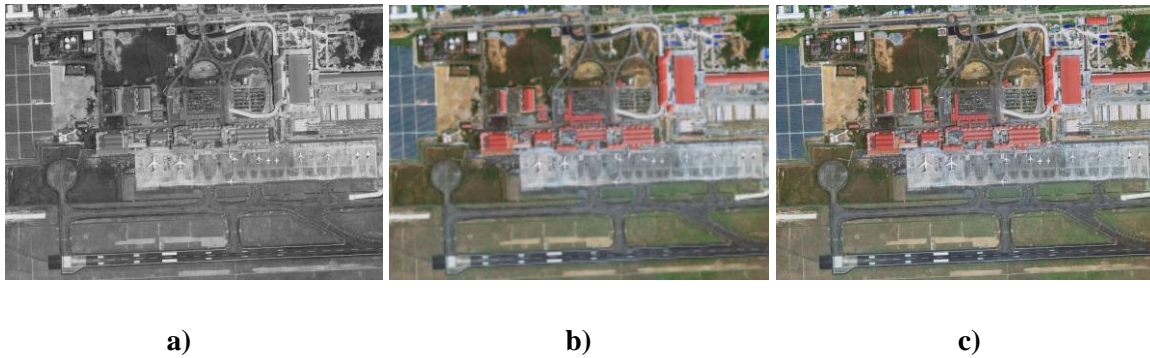


Figura 19: Fusión EIHS 04.

Nota: a= imagen pancromática, b= imagen multiespectral, c= imagen fusionada.

Fuente: a y b= (SatelliteImagingCorporation, 2017), c= elaboración propia.

Imagen fusionada 05 realizada con el algoritmo EIHS

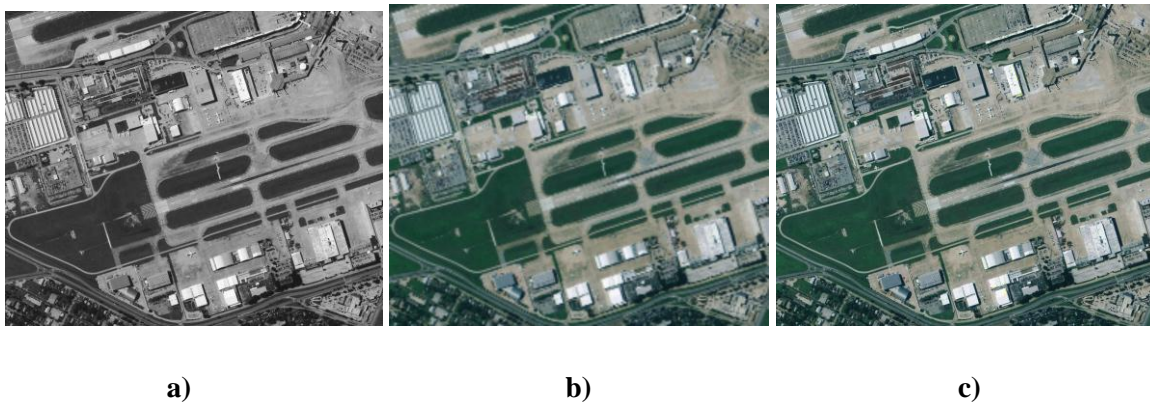


Figura 20: Fusión EIHS 05.

Nota: a= imagen pancromática, b= imagen multiespectral, c= imagen fusionada.

Fuente: a y b= (SatelliteImagingCorporation, 2017), c= elaboración propia.



Imagen fusionada 06 realizada con el algoritmo EIHS

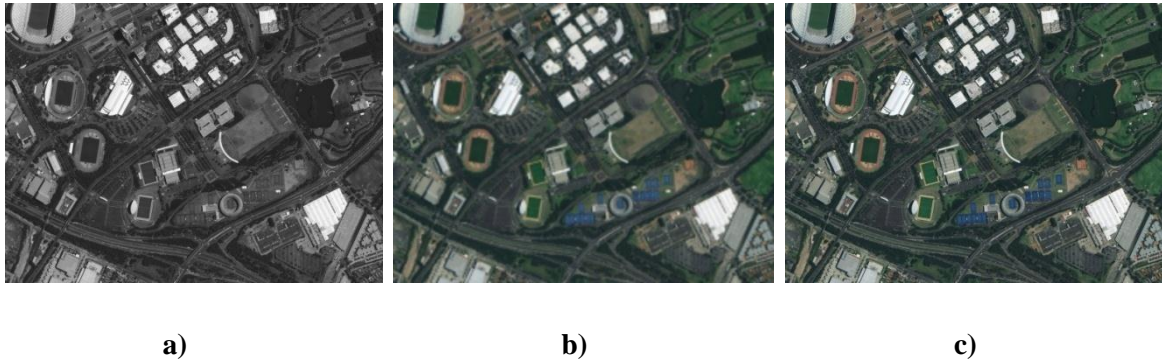


Figura 21: Fusión EIHS 06.

Nota: a= imagen pancromática, b= imagen multiespectral, c= imagen fusionada.

Fuente: a y b= (SatelliteImagingCorporation, 2017), c= elaboración propia.

Imagen fusionada 07 realizada con EIHS

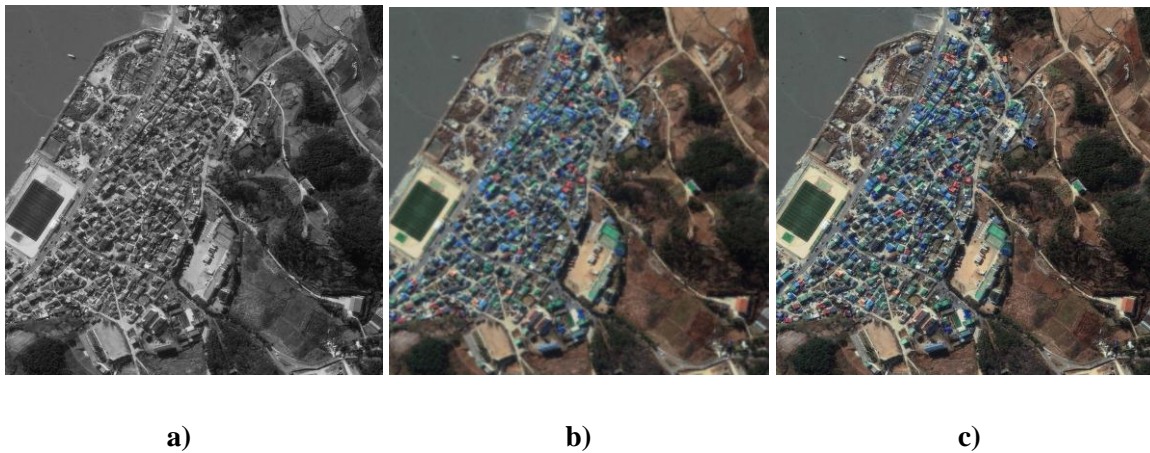


Figura 22: Fusión EIHS 07.

Nota: a= imagen pancromática, b= imagen multiespectral, c= imagen fusionada.

Fuente: a y b= (SatelliteImagingCorporation, 2017), c= elaboración propia.



Imagen fusionada 08 realizada con el algoritmo EIHS

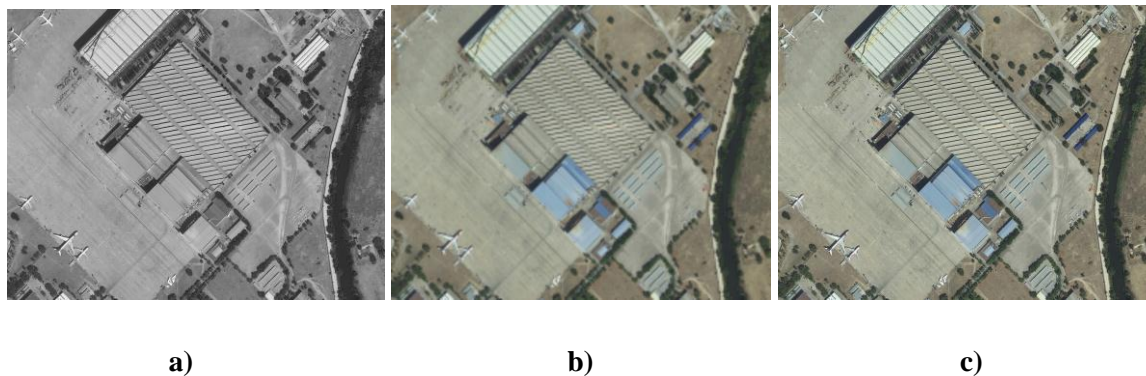


Figura 23: Fusión EIHS 08.

Nota: a= imagen pancromática, b= imagen multiespectral, c= imagen fusionada.

Fuente: a y b= (SateliteImagingCorporation, 2017), c= elaboración propia.

Imagen fusionada 09 realizada con EIHS

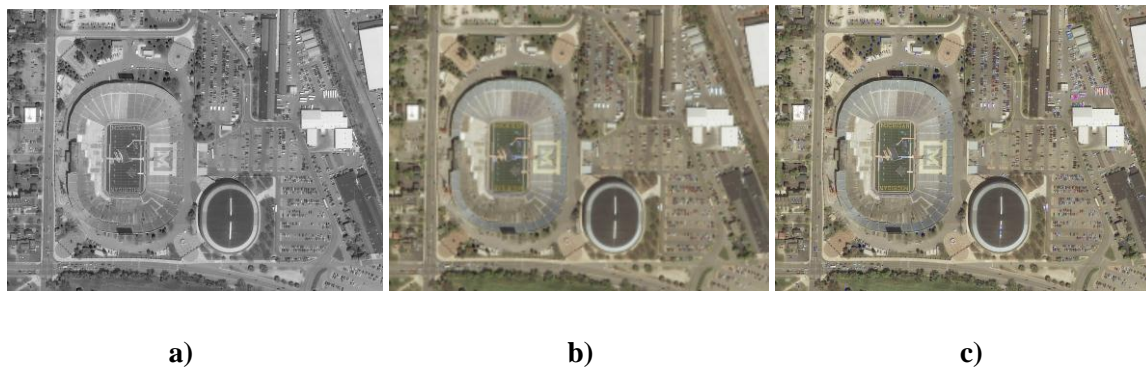


Figura 24: Fusión EIHS 09.

Nota: a= imagen pancromática, b= imagen multiespectral, c= imagen fusionada.

Fuente: a y b= (SateliteImagingCorporation, 2017), c= elaboración propia.



Imagen fusionada 10 realizada con el algoritmo EIHS

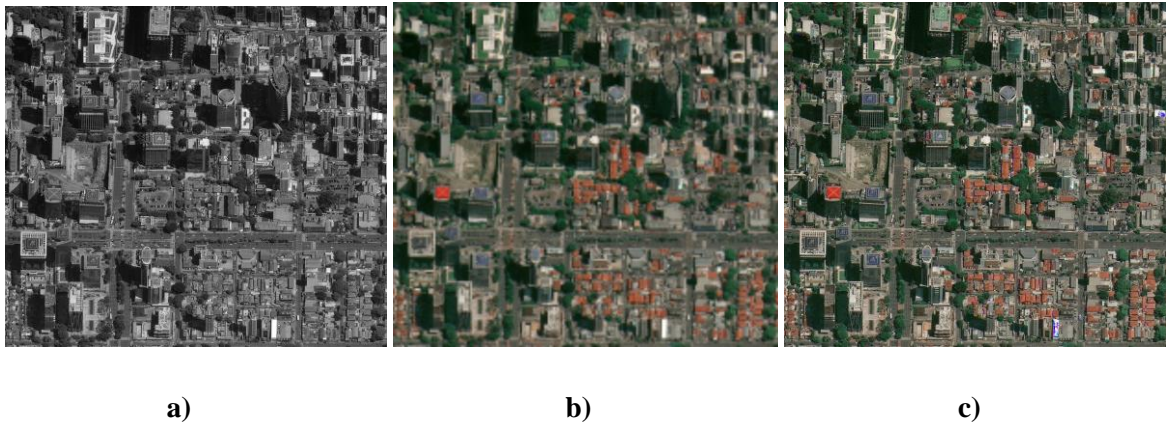


Figura 25: Fusión EIHS 10.

Fuente: a y b= (SatelliteImagingCorporation, 2017), c= elaboración propia.

5.3.2. Aplicación del algoritmo Brovey

(Shashidhar, 2016) El algoritmo Brovey aumenta el contraste y mejora los detalles espaciales de la imagen multiespectral.

(P, y otros, 2014) Para fusionar las imágenes el método Brovey normaliza las tres bandas multiespectrales utilizadas para la visualización RGB y las multiplica con la imagen pancromática para añadir la intensidad y el componente de brillo a la imagen.

(Maglione, Parente, & Vallari, 2016) El algoritmo Brovey fue desarrollado por el científico estadounidense Brovey, con el objetivo de aumentar visualmente el contraste de una imagen. Es una combinación de operaciones aritméticas y necesita normalizar las bandas espectrales antes de que se multipliquen con la pancromática.

(Rodríguez Esparragón, 2015) Brovey es un algoritmo basado en operaciones aritméticas y que da como resultado imágenes de buena calidad espacial. 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 inicial puede ser implementada según la expresión matemática siguiente:

$$R_{FUS} = \frac{3 \cdot R}{R + G + B} \cdot PAN$$

$$G_{FUS} = \frac{3 \cdot G}{R + G + B} \cdot PAN$$

$$B_{FUS} = \frac{3 \cdot B}{R + G + B} \cdot PAN$$

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

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

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

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.

Para la implementación del algoritmo Brovey, El primer paso es realizar un pre-procesado que consiste en tomar la imagen multiespectral y la re-muestreamos en función de la imagen pancromática para igualar el tamaño de pixeles de ambas imágenes. En el segundo paso cargamos tanto la imagen Pancromática como la imagen Multiespectral. Como tercer paso tomamos la imagen multiespectral y se realiza una separación de sus componentes RGB. En el cuarto paso se toma la componente r y lo dividimos por la suma de las componentes r, g, b, en seguida el valor que se obtiene de esta división y lo multiplicamos por los valores de la imagen pancromática para de esta manera obtener los valores r de la imagen fusionada. En el quinto paso se toma la componente g y lo dividimos por la suma de las componentes r, g, b, en seguida el valor que se obtiene de esta división



tiene que ser multiplicado por los valores de la imagen pancromática para de esta manera obtener los valores g de la imagen fusionada. En el sexto paso se toma la componente b y lo dividimos por la suma de las componentes r, g, b en seguida el valor que se obtiene de esta división tiene que ser multiplicado por los valores de la imagen pancromática para de esta manera obtener los valores b de la imagen fusionada. Como paso final estos nuevos valores r, g, b calculados son los que se tienen que tomar en cuenta para obtener la imagen fusionada final.

A continuación, se muestra el código fuente de la implementación del algoritmo Brovey.

```
//Primero cargo las imágenes de entrada.
//En las siguientes líneas cargo la imagen Multiespectral.

 QImage imageMS;

void MainWindow::on_btnloagMS_clicked()
{
    QString filename = QFileDialog::getOpenFileName(this, tr("Choose"),
    "", tr("Images (*.jpg *.png *.JPEG *.gif)"));
    if(QString::compare(filename, QString()) !=0)
    {

        bool valid = imageMS.load(filename);

        if(valid)
        {
            ui->lblingMS->setPixmap(QPixmap::fromImage(imageMS));
        }

        else
        {
            // Error
        }

    }

}

//En las siguientes líneas cargo la imagen Pancromática

 QImage imageP;

void MainWindow::on_pushButton_3_clicked()
{
    QString filename = QFileDialog::getOpenFileName(this, tr("Choose"),
    "", tr("Images (*.jpg *.png *.JPEG *.gif)"));
    if(QString::compare(filename, QString()) !=0)
    {

        bool valid = imageP.load(filename);
        if(valid)
        {
```



```

        ui->lblingPAN->setPixmap(QPixmap::fromImage(imageP));
    }
    else
    {
        // Error
    }
}

//Las imágenes de entrada han sido cargadas y almacenadas en variables de
//tipo QImage, pero para poder manipularlas, tenemos que convertirlas a
//tipo Mat. Las siguientes líneas harán posible dicha conversión.

cv::Mat qimage2mat(const QImage& qimage)
{
cv::Mat mat = cv::Mat(qimage.height(), qimage.width(), CV_8UC4,
(uchar*)qimage.bits(), qimage.bytesPerLine());
cv::Mat mat2 = cv::Mat(mat.rows, mat.cols, CV_8UC3 );
int from_to[] = { 0,0, 1,1, 2,2 };
cv::mixChannels( &mat, 1, &mat2, 1, from_to, 3 );
return mat2;
}

void MainWindow::on_pushButton_clicked()
{

//En las siguientes dos líneas, convierto las imágenes de QImage a tipo
//Mat.
    Mat Multi= qimage2mat(imageMS);
    Mat PAN= qimage2mat(imageP);

//En las siguientes líneas, recorro la imagen multiespectral pixel por
//pixel, canal por canal.
//El primer for recorre las filas y el segundo recorre las columnas, así
//recorro todas las filas y columnas.
//luego utilizo una variable de tipo Vect3b para recorrer canal por
//canal.

    for (size_t i = 0; i < Multi.rows; i++)
    {
        for (size_t j = 0; j < Multi.cols; j++)
        {
            Vec3b pixel = Multi.at<Vec3b>(i, j);

//Ahora separamos la imagen multiespectral en sus componentes: Blue,
//Green, Red
//y los almaceno en sus respectivas variables B,G,R.
//0 para los valores Blue, 1 para los valores Green y 2 para los valores
//Red.

            float B = pixel[0];
            float G = pixel[1];
            float R = pixel[2];

//Ahora recorro la imagen Pancromática pixel por pixel y almaceno sus
//valores en la variable PPP

```



```

uchar PPP = Pan.at<uchar>(i,j);

//Ahora que ya tengo los valores de las imágenes de entrada, puedo
//utilizarlos para crear la imagen fusionada.
//Asigno los valores pixel por pixel y canal por canal a la
//imagen fusionada. Para el canal blue, según la fórmula sería:
// 3 * Blue, sobre ...
//(Los valores del canal Blue + los ValDC Green + ValDC Red)*PAN.
//(blue green red) Se refiere a los canales de la imagen MUL.
//PAN son los valores de la imagen pancromática.

    fusBrovey.at<Vec3b>(i,j)[0]=((3*B)/(B+G+R))*PPP;

//Asigno los valores pixel por pixel y canal por canal a la
//imagen fusionada. Para el canal green, según la fórmula sería:
// 3 * Green, sobre ...
//(Los valores del canal Blue + los ValDC Green + ValDC Red)*PAN.
//(blue green red) Se refiere a los canales de la imagen MUL.
//PAN son los valores de la imagen pancromática.

    fusBrovey.at<Vec3b>(i,j)[1]=((3*G)/(B+G+R))*PPP;

//Asigno los valores pixel por pixel y canal por canal a la
//imagen fusionada. Para el canal red, según la fórmula sería:
// 3 * Red, sobre ...
//(Los valores del canal Blue + los ValDC Green + ValDC Red)*PAN.
//(blue green red) Se refiere a los canales de la imagen MUL.
//PAN son los valores de la imagen pancromática.

    fusBrovey.at<Vec3b>(i,j)[2]=((3*R)/(B+G+R))*PPP;

}
}

```

Las imágenes fusionadas generadas por el algoritmo Brovey se muestran a continuación:

Imagen fusionada 01 realizada con el algoritmo Brovey

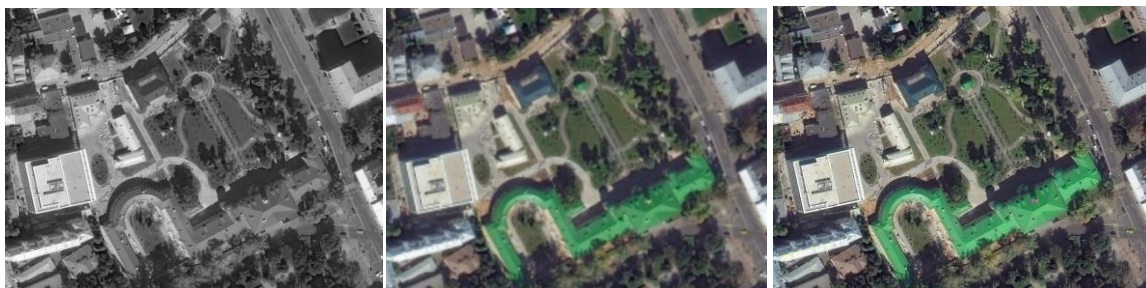


Figura 26: Fusión Brovey 01.

Nota: a= imagen pancromática, b= imagen multiespectral, c= imagen fusionada.

Fuente: a y b= (SateliteImagingCorporation, 2017), c= elaboración propia.



Imagen fusionada 02 realizada con el algoritmo Brovey

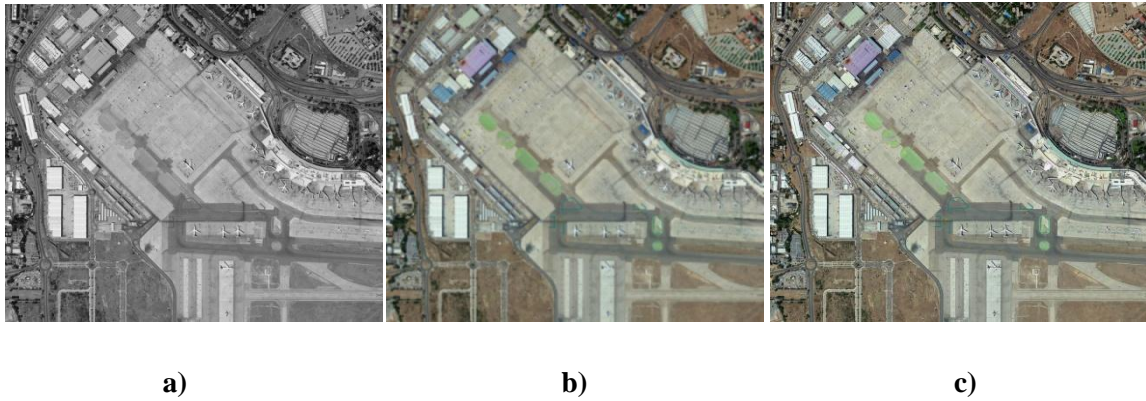


Figura 27: Fusión Brovey 02.

Nota: a= imagen pancromática, b= imagen multiespectral, c= imagen fusionada.

Fuente: a y b= (SateliteImagingCorporation, 2017), c= elaboración propia.

Imagen fusionada 03 realizada con el algoritmo Brovey

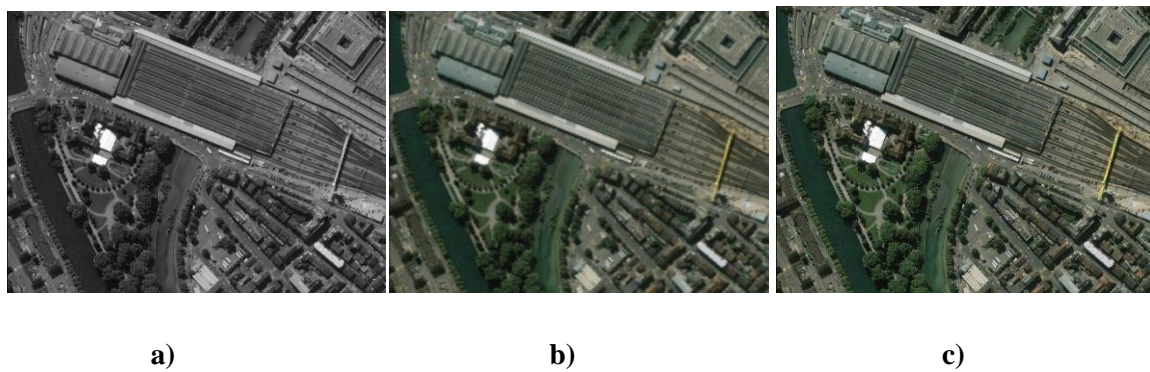


Figura 28: Fusión Brovey 03.

Nota: a= imagen pancromática, b= imagen multiespectral, c= imagen fusionada.

Fuente: a y b= (SateliteImagingCorporation, 2017), c= elaboración propia.



Imagen fusionada 04 realizada con el algoritmo Brovey

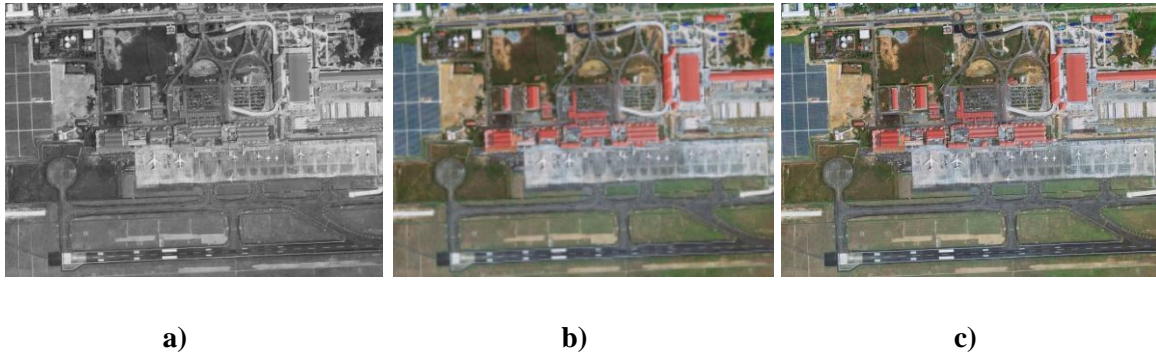


Figura 29: Fusión Brovey 04.

Nota: a= imagen pancromática, b= imagen multiespectral, c= imagen fusionada.

Fuente: a y b= (SatelliteImagingCorporation, 2017), c= elaboración propia.

Imagen fusionada 05 realizada con el algoritmo Brovey

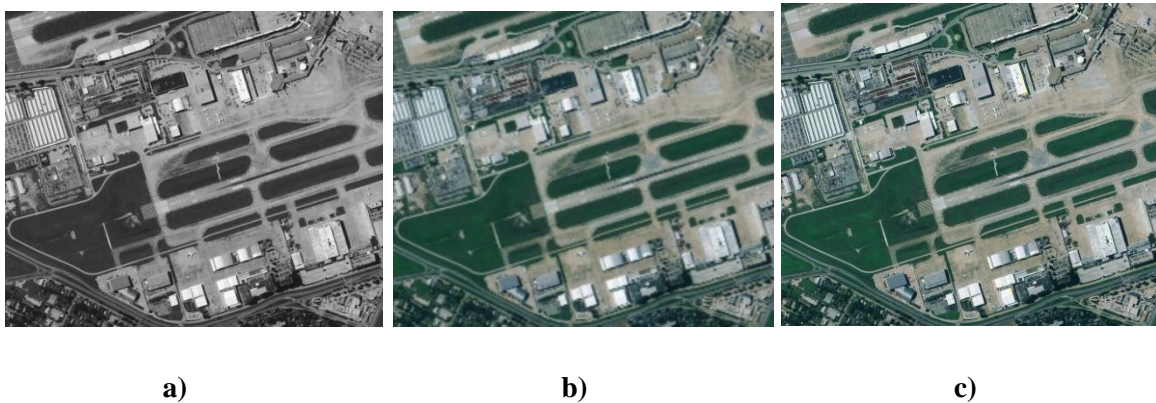


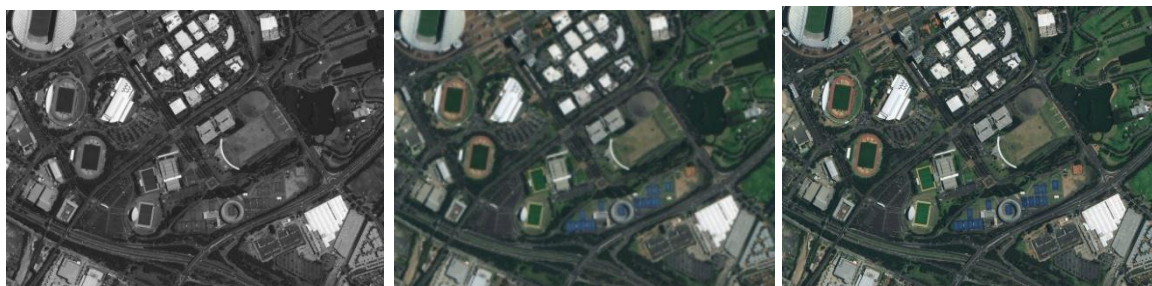
Figura 30: Fusión Brovey 05.

Nota: a= imagen pancromática, b= imagen multiespectral, c= imagen fusionada.

Fuente: a y b= (SatelliteImagingCorporation, 2017), c= elaboración propia.



Imagen fusionada 06 realizada con el algoritmo Brovey



a)

b)

c)

Figura 31: Fusión Brovey 06.

Nota: a= imagen pancromática, b= imagen multiespectral, c= imagen fusionada.

Fuente: a y b= (SateliteImagingCorporation, 2017), c= elaboración propia.

Imagen fusionada 07 realizada con el algoritmo Brovey



a)

b)

c)

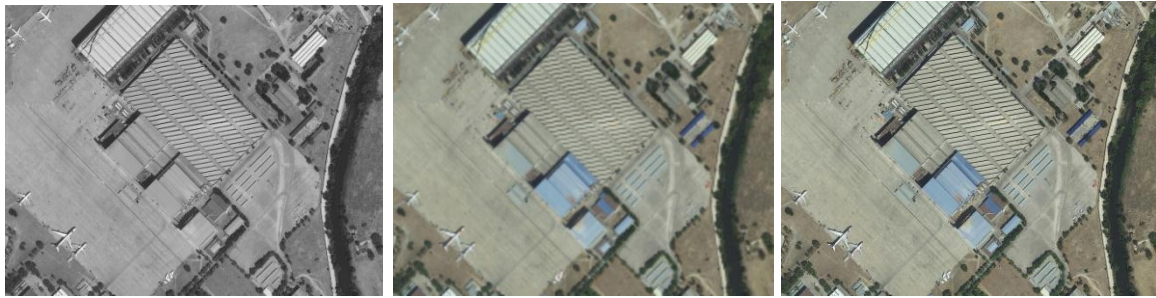
Figura 32: Fusión Brovey 07.

Nota: a= imagen pancromática, b= imagen multiespectral, c= imagen fusionada.

Fuente: a y b= (SateliteImagingCorporation, 2017), c= elaboración propia.



Imagen fusionada 08 realizada con el algoritmo Brovey



a)

b)

c)

Figura 33: Fusión Brovey 08.

Nota: a= imagen pancromática, b= imagen multiespectral, c= imagen fusionada.

Fuente: a y b= (SateliteImagingCorporation, 2017), c= elaboración propia.

Imagen fusionada 09 realizada con el algoritmo Brovey



a)

b)

c)

Figura 34: Fusión Brovey 09.

Nota: a= imagen pancromática, b= imagen multiespectral, c= imagen fusionada.

Fuente: a y b= (SateliteImagingCorporation, 2017), c= elaboración propia.



Imagen fusionada 10 realizada con Brovey

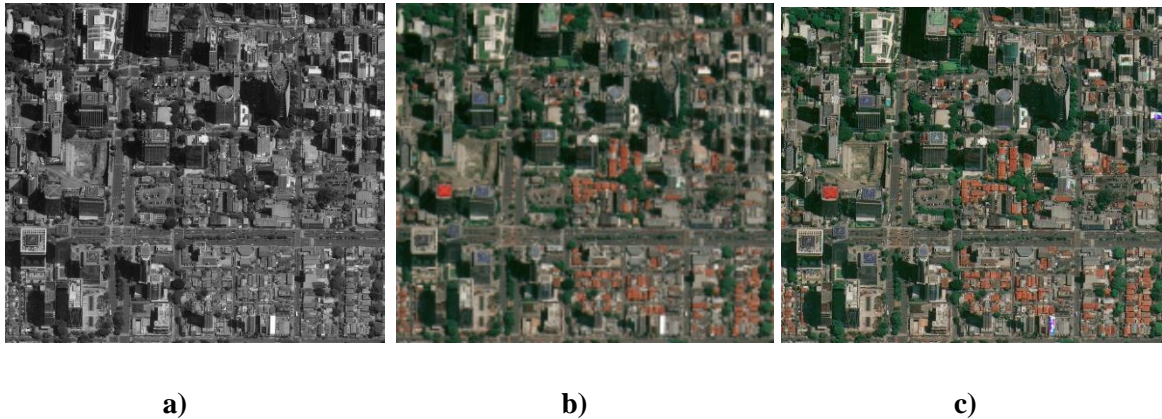


Figura 35: Fusión Brovey 10.

Nota: a= imagen pancromática, b= imagen multiespectral, c= imagen fusionada.

Fuente: a y b= (SatelliteImagingCorporation, 2017), c= elaboración propia.

5.3.3. Aplicación del algoritmo Averaging

(Rajput, 2015) El algoritmo Averaging trabaja calculando un promedio de cada píxel correspondiente de las imágenes fuente, multiespectral MS de buena resolución espectral y de la imagen pancromática PAN de buena resolución espacial para obtener la imagen fusionada resultante. La imagen fusionada producida por este método proyecta tanto la buena como la mala información de las imágenes de entrada. Debido a la operación de promedio, tanto la buena como la mala información se minimizan llegando a una imagen promedio.

$$F(img) = P(img) + Q(img) / 2$$

Donde, $F(img)$ es la imagen fusionada resultante, $P(img)$ es la imagen Pancromática PAN y $Q(img)$ es la imagen multiespectral MS.

El algoritmo de Averaging se puede definir de la siguiente manera:

$$\begin{bmatrix} R_{fus}(x,y) \\ G_{fus}(x,y) \\ B_{fus}(x,y) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} (P(x,y) + r(x,y)) / 2 \\ (P(x,y) + g(x,y)) / 2 \\ (P(x,y) + b(x,y)) / 2 \end{bmatrix}$$



Donde $R_{fus(x,y)}$ son los valores de la imagen fusionada en la banda Red, $G_{fus(x,y)}$ son los valores de la imagen fusionada en la banda Green, $B_{fus(x,y)}$ son los valores de la imagen fusionada en la banda Blue. $r_{(x,y)}$ Son los valores de la imagen multiespectral en la banda red, $g_{(x,y)}$ son los valores de la imagen multiespectral en la imagen green, $b_{(x,y)}$ son los valores de la imagen multiespectral en la banda red, $P_{(x,y)}$ son los valores de la imagen Pancromática en la posición (x,y) .

Para la implementación del algoritmo Averaging, El primer paso es realizar un pre-procesado que consiste en tomar la imagen multiespectral y la re-muestreamos en función de la imagen pancromática para igualar el tamaño de pixeles de ambas imágenes. En el segundo paso tomamos la imagen multiespectral y se efectúa una separación de sus componentes RGB. Para el tercer paso se toma la componente r y se tiene que sumar con los valores de la imagen pancromática, en seguida el valor que se obtiene de esta suma se divide entre dos para de esta manera obtener los valores r de la imagen fusionada. En el cuarto paso se toma la componente g y se tiene que sumar con la imagen pancromática, en seguida el valor que se obtiene de esta suma se divide entre dos para de esta manera obtener los valores g de la imagen fusionada. Como quinto paso tomamos la componente b y se tiene que sumar con los valores de la imagen pancromática, en seguida el valor que se obtiene de esta suma se divide entre dos para de esta manera obtener los valores b de la imagen fusionada. Estos nuevos valores r, g, b calculados son los pertenecientes a la imagen fusionada final.

Las imágenes satelitales han sido capturadas por los satélites Ikonos, Quickbird, GeoEye-1, LadSat.

A continuación, se muestra el código fuente de la implementación del algoritmo Averaging.

```
//Primero cargo las imágenes de entrada.
//En las siguientes líneas cargo la imagen Multiespectral.

QImage imageMS;

void MainWindow::on_btnloagMS_clicked()
{
```



```

QString filename = QFileDialog::getOpenFileName(this, tr("Choose"),
"", tr("Images(*.jpg *.png *.JPEG *.gif)"));
if(QString::compare(filename, QString()) !=0)
{
    bool valid = imageMS.load(filename);

    if(valid)
    {
        ui->lblingMS->setPixmap(QPixmap::fromImage(imageMS));
    }

    else
    {
        // Error
    }

}

}

//En las siguientes líneas cargo la imagen Pancromática

 QImage imageP;

void MainWindow::on_pushButton_3_clicked()
{
    QString filename = QFileDialog::getOpenFileName(this, tr("Choose"),
"", tr("Images(*.jpg *.png *.JPEG *.gif)"));
if(QString::compare(filename, QString()) !=0)
{
    bool valid = imageP.load(filename);
if(valid)
{
    ui->lblingPAN->setPixmap(QPixmap::fromImage(imageP));
}
else
{
    // Error
}
}
}

//Las imágenes de entrada han sido cargadas y almacenadas en variables de
//tipo QImage, pero para poder manipularlas, tenemos que convertirlas a
//tipo Mat. Las siguientes líneas harán posible dicha conversión.

cv::Mat qimage2mat(const QImage& qimage)
{
cv::Mat mat = cv::Mat(qimage.height(), qimage.width(), CV_8UC4,
(uchar*)qimage.bits(), qimage.bytesPerLine());
cv::Mat mat2 = cv::Mat(mat.rows, mat.cols, CV_8UC3 );
int from_to[] = { 0,0, 1,1, 2,2 };
cv::mixChannels( &mat, 1, &mat2, 1, from_to, 3 );
return mat2;
}

```



```

void MainWindow::on_pushButton_clicked()
{
//En las siguientes dos líneas, convierto las imágenes de QImage a tipo
//Mat.
    Mat Multi= qimage2mat(imageMS);
    Mat PAn= qimage2mat(imageP);

//En las siguientes líneas, recorro la imagen multiespectral pixel por
//pixel, canal por canal.
//El primer for recorre las filas y el segundo recorre las columnas, así
//recorro todas las filas y columnas.
//luego utilizo una variable de tipo Vect3b para recorrer canal por
//canal.

    for (size_t i = 0; i < Multi.rows; i++)
    {
        for (size_t j = 0; j < Multi.cols; j++)
        {
            Vec3b pixel = Multi.at<Vec3b>(i, j);

//Ahoraseparamos la imagen multiespectral en sus componentes: Blue,
//Green, Red
//y los almaceno en sus respectivas variables B,G,R.
//0 para los valores Blue, 1 para los valores Green y 2 para los valores
//Red.

            float B = pixel[0];
            float G = pixel[1];
            float R = pixel[2];

//Ahora recorro la imagen Pancromática pixel por pixel y almaceno sus
//valores en la variable PPP

            uchar PPP = Pan.at<uchar>(i, j);

//Ahora que ya tengo los valores de las imágenes de entrada, puedo
//utilizarlos para crear la imagen fusionada.
//Asigno los valores pixel por pixel y canal por canal a la
//imagen fusionada. Para el canal green, según la fórmula seria:
//Los valores del canal Blue + los valores de la imagen PAN ...
//Todo esto, sobre 2.
//(blue green red) Se refiere a los canales de la imagen MUL.

            fusAveraging.at<Vec3b>(i, j) [0]=(B+PPP)/2;

//Asigno los valores pixel por pixel y canal por canal a la
//imagen fusionada. Para el canal green, según la fórmula seria:
//Los valores del canal Green + los valores de la imagen PAN ...
//Todo esto, sobre 2.
//(blue green red) Se refiere a los canales de la imagen MUL.

            fusAveraging.at<Vec3b>(i, j) [1]=(G+PPP)/2;

//Asigno los valores pixel por pixel y canal por canal a la
//imagen fusionada. Para el canal red, según la fórmula seria:
//Los valores del canal Red + los valores de la imagen PAN ...
//Todo esto, sobre 2.
//(blue green red) Se refiere a los canales de la imagen MUL.

```



```
fusAveraging.at<Vec3b>(i, j) [2] = (R+PPP) / 2;
    }
}
```

Las imágenes fusionadas generadas por el algoritmo Averaging se muestran a continuación:

Imagen fusionada 01 realizada con el algoritmo Averaging

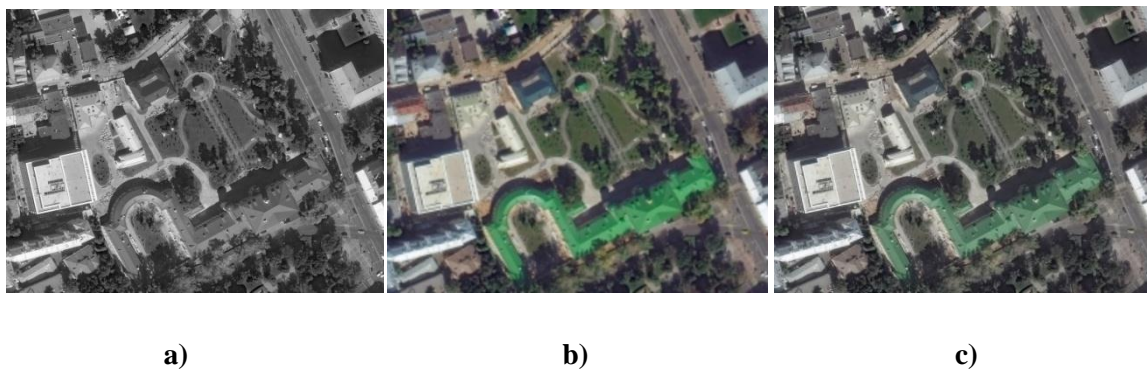


Figura 36: Fusión Averaging 01.

Nota: a= imagen pancromática, b= imagen multiespectral, c= imagen fusionada.

Fuente: a y b= (SateliteImagingCorporation, 2017), c= elaboración propia.

Imagen fusionada 02 realizada con el algoritmo Averaging

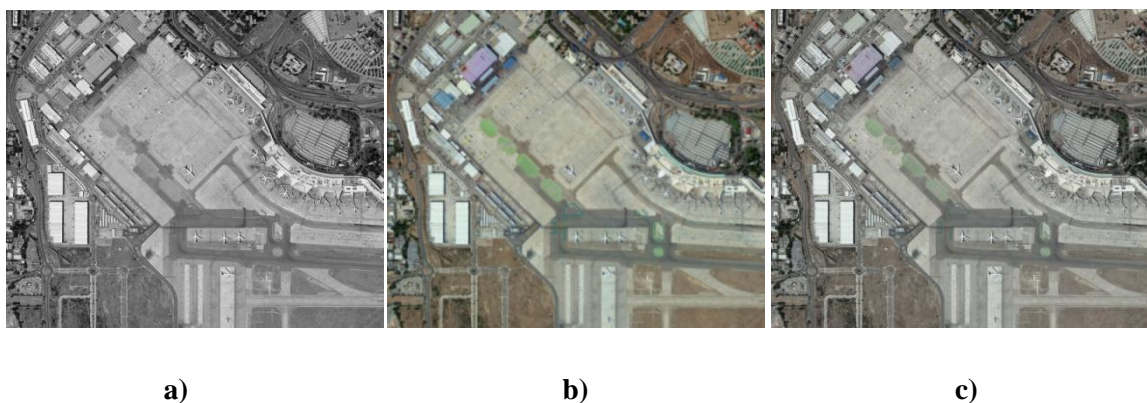


Figura 37: Fusión Averaging 02.

Nota: a= imagen pancromática, b= imagen multiespectral, c= imagen fusionada.

Fuente: a y b= (SateliteImagingCorporation, 2017), c= elaboración propia.



Imagen fusionada 03 realizada con el algoritmo Averaging



a)

b)

c)

Figura 38: Fusión Averaging 03.

Nota: a= imagen pancromática, b= imagen multiespectral, c= imagen fusionada.

Fuente: a y b= (SateliteImagingCorporation, 2017), c= elaboración propia.

Imagen fusionada 04 realizada con el algoritmo Averaging



a)

b)

c)

Figura 39: Fusión Averaging 04.

Nota: a= imagen pancromática, b= imagen multiespectral, c= imagen fusionada.

Fuente: a y b= (SateliteImagingCorporation, 2017), c= elaboración propia.



Imagen fusionada 05 realizada con el algoritmo Averaging

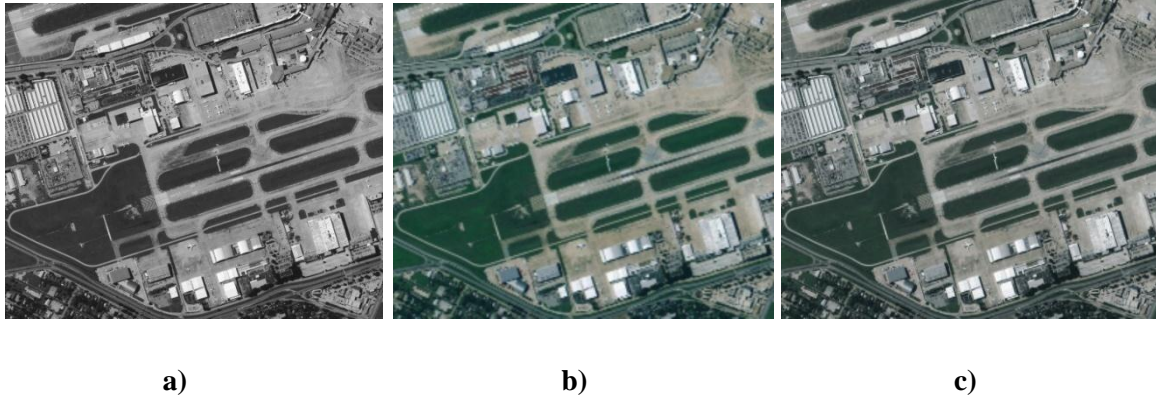


Figura 40: Fusión Averaging 05.

Nota: a= imagen pancromática, b= imagen multiespectral, c= imagen fusionada.

Fuente: a y b= (SatelliteImagingCorporation, 2017), c= elaboración propia.

Imagen fusionada 06 realizada con el algoritmo Averaging

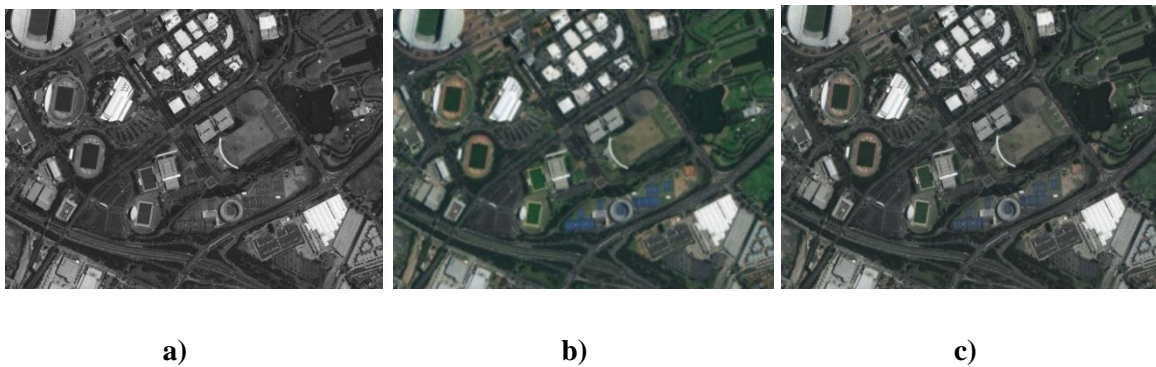


Figura 41: Fusión Averaging 06.

Nota: a= imagen pancromática, b= imagen multiespectral, c= imagen fusionada.

Fuente: a y b= (SatelliteImagingCorporation, 2017), c= elaboración propia.

Imagen fusionada 07 realizada con el algoritmo Averaging

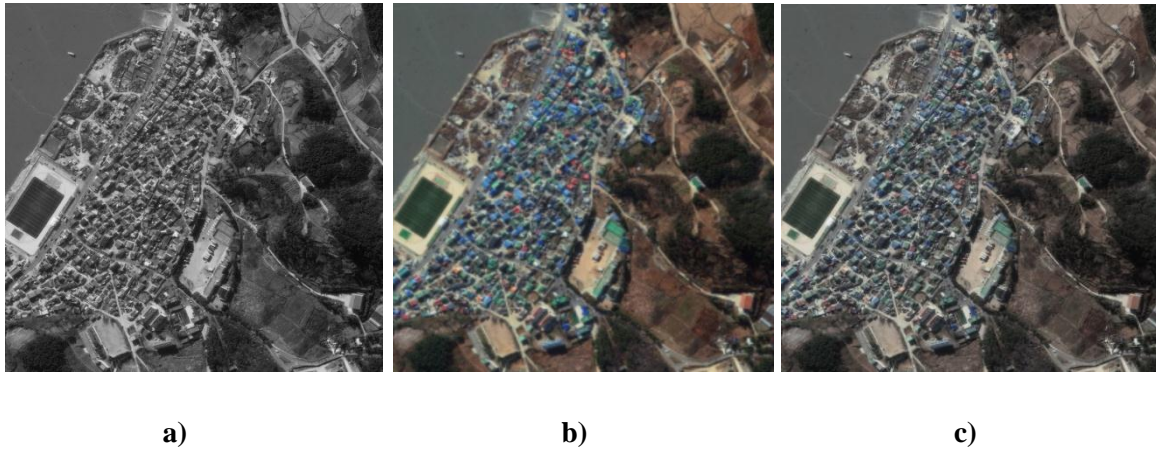


Figura 42: Fusión Averaging 07

Nota: a= imagen pancromática, b= imagen multiespectral, c= imagen fusionada.

Fuente: a y b= (SatelliteImagingCorporation, 2017), c= elaboración propia.

Imagen fusionada 08 realizada con el algoritmo Averaging

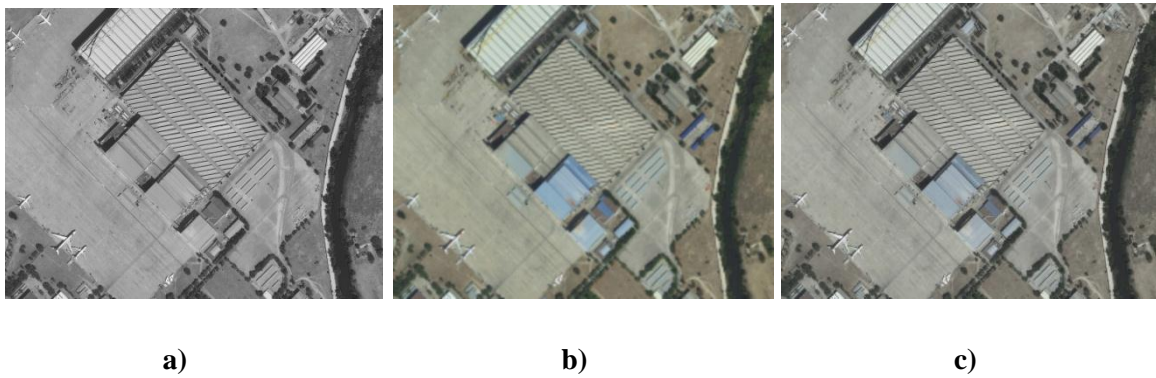


Figura 43: Fusión Averaging 08.

Nota: a= imagen pancromática, b= imagen multiespectral, c= imagen fusionada.

Fuente: a y b= (SatelliteImagingCorporation, 2017), c= elaboración propia.



Imagen fusionada 09 realizada con el algoritmo Averaging



a)

b)

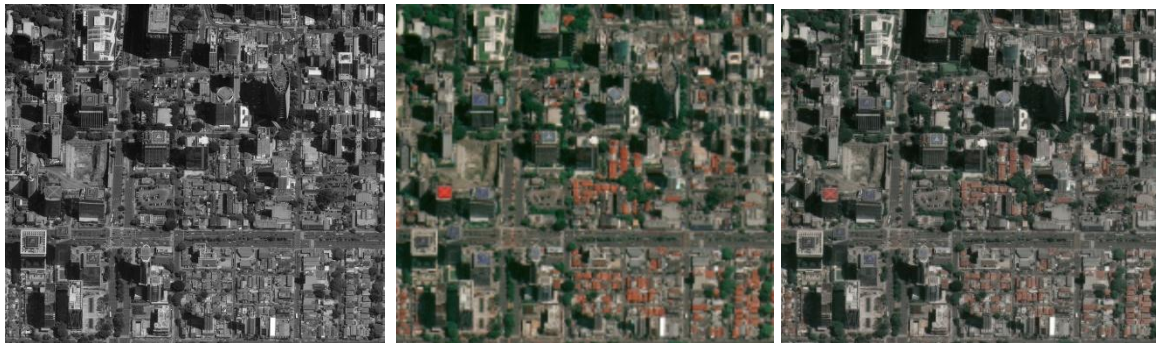
c)

Figura 44: Fusión Averaging 09.

Nota: a= imagen pancromática, b= imagen multiespectral, c= imagen fusionada.

Fuente: a y b= (SatelliteImagingCorporation, 2017), c= elaboración propia.

Imagen fusionada 10 realizada con el algoritmo Averaging



a)

b)

c)

Figura 45: Fusión Averaging 10.

Nota: a= imagen pancromática, b= imagen multiespectral, c= imagen fusionada.

Fuente: a y b= (SatelliteImagingCorporation, 2017), c= elaboración propia.



5.4. Aplicación de métodos para la evaluación de algoritmos.

(Zhang, Cao, Hu, & Jia, 2015) Establece que para la evaluación de los algoritmos de fusión de imágenes multiespectrales y pancromáticas es fundamental medir la calidad del registro de las imágenes como también medir la calidad de fusión. La exactitud de registro se evalúa utilizando el Root Mean Square Error (RMSE), mientras que la calidad de la fusión se evalúa usualmente utilizando índices de calidad de imagen entre las imágenes originales y la imagen fusionada haciendo uso de ERGAS (Erreur Relative Globale Adimensionnelle de Synthèse) “Error relativo Adimensionnelle Global Síntesis”. Estos métodos son los que se han utilizado para evaluar la calidad de las imágenes fusionadas del presente proyecto de investigación.

5.4.1 Aplicación del índice ERGAS espectral

(Rubén, Joyanes Aguilar, Pinilla Ruiz, Ardila, & Pineda, 2015) El índice ERGAS espectral se utiliza para evaluar la calidad de las imágenes fusionadas, este índice se encarga de evaluar la calidad espectral de la imagen fusionada. La definición ERGAS espectral de sus siglas en francés (Erreur Relative Globale Adimensionnelle de Synthèse) viene dada por la ecuación:

$$ERGAS_{Espectral} = 100 \frac{h}{l} \sqrt{\frac{1}{N \text{ Bandas}} \sum_{i=1}^{N \text{ Bandas}} \left[\frac{(RMSE_{Espectral}(Banda^i))^2}{(MULTI^i)^2} \right]}$$

Donde h es la alta resolución espacial de la imagen pancromática y l es la baja resolución de la imagen multiespectral; $N \text{ Bandas}$ es el número de bandas de la imagen fusionada; $MULTI^i$ es el valor de la i ésima banda de la imagen Multiespectral.

RMSE espectral De sus siglas en inglés Root Mean Square Error, será definida como sigue:



$$RMSE_{Espectral}(Banda^i) = \frac{1}{NP} \sqrt{\sum_{l=i}^{NP} (MULTI^i(j) - FUS^i(j))^2}$$

Siendo NP el número de píxeles de la imagen fusionada, $MULTI^i(j)$ la imagen multiespectral, $FUS^i(j)$ la imagen fusionada.

(Rodríguez Esparragón, 2015) Cuanto menor es el valor de ERGAS espectral, mayor es la calidad espectral de la imagen fusionada, considerándose que la calidad es buena siempre que el ERGAS espectral sea menor a 3.

Para la implementación del método de evaluación ERGAS espectral, el primer paso según la fórmula ERGAS, multiplicamos 100 por h/l (la imagen de alta resolución sobre la imagen de baja resolución) a esto le llamaremos primer término. Como segundo paso sacamos la raíz cuadrada a uno sobre el número de bandas de la imagen fusionada y lo multiplicamos por la sumatoria de MRSE al cuadrado sobre la imagen multiespectral al cuadrado, RMSE espectral se calcula según la fórmula: 1 sobre el número de píxeles de la imagen fusionada por la raíz cuadrada de: la sumatoria de, la imagen multiespectral menos la imagen fusionada, al cuadrado. Y como tercer y último paso para obtener el valor de ERGAS espectral multiplicamos el primer término por la respuesta de la raíz cuadrada calculada en el segundo paso.

A continuación, se muestra el código fuente de la implementación del método de evaluación ERGAS espectral.

```

////////////////////////////////////
// EVALUACION DE IMÁGENES FUSIONADAS //
////////////////////////////////////

```

```

int rowss = multi.rows;
int colss = multi.cols;
float azblue[rowss][colss];
float azgreen[rowss][colss];
float azred[rowss][colss];
float azpan[rowss][colss];
float fusblue[rowss][colss];
float fusgreen[rowss][colss];
float fusred[rowss][colss];

```



```

float pararaiz;
float raizzz;
float EEERGAS;
float corcheteparablue;
float corcheteparagreen;
float corcheteparared;
float corcheteparablueESPACIAL;
float corcheteparagreenESPACIAL;
float corchetepararedESPACIAL;

//////////////////// UTILIZAMOS EL ÍNDICE ERGAS //////////////////////
/// CALCULAMOS RMSE espectral para BLUE

for (int r=0; r < multi.rows; r++)
{
for (int c=0; c < multi.cols; c++)
{
Vec3b pixelformulti = multi.at<Vec3b>(r,c);

azblue[r][c] = pixelformulti[0]; // 0 FOR BLUE

azgreen[r][c] = pixelformulti[1]; // 1 FOR GREEN

azred[r][c] = pixelformulti[2]; // 2 FOR RED

////////////////////////////////////
////////////////////////////////////

Vec3b pixelforfus = fusAveraging.at<Vec3b>(r,c);

fusblue[r][c] = pixelforfus[0]; // 0 FOR BLUE

fusgreen[r][c] = pixelforfus[1]; // 1 FOR GREEN

fusred[r][c] = pixelforfus[2]; // 2 FOR RED

/// VAYAMOS A RMSE espectral
/// Calculamos 1/NP, y lo almaceno en "primerter"
///
float resol = (float)fusaveraging.cols * fusaveraging.rows;
float primerter= (float)1/resol;

/// Ahora calculo MULTI - FUS al cuadrado, para BLUE
///
float sumaxblue= (float)sumaxblue + (pow((azblue[r][c] -
fusblue[r][c]),2));
/// Ahora le saco la raiz cuadrada
float rrraiz = (float) sqrt(sumaxblue);

/// AHORA Nuestro RMSE espectral para Blue seria: El primer termino x la
raiz cuadrada.
///
float RMSEEE = (float) primerter * rrraiz;

```



```

/// AHORA VAYAMOS A NESTRO ERGAS espectral... dice: RMSE alcuadrado /
MULTI alcuadrado
/// ENTONCES ELEVEMOS AL CUADRADO A NUESTRO RMSE...
///
float RMSEBlue = (float)pow(RMSEEE,2);

/// Ahora calculemos MULTI alcuadrado, para Blue
///
float multiergasB= (float) multiergasB + pow(azblue[r][c],2);

/// BIEN!! YA TENEMOS CALCULADO RMSEEE para Blue
/// TBM TENEMOS CALCULADO MULTI AL CUADRADO para Blue
/// Finalmente, calculamos el corchete para BLUE...
corcheteparablu = (float)RMSEBlue/multiergasB;

}
}

/// AHORA CALCULAMOS RMSE espectral para GREEN

for (int r=0; r < multi.rows; r++)
{
for (int c=0; c < multi.cols; c++)
{
Vec3b pixelformulti = multi.at<Vec3b>(r,c);

azblue[r][c] = pixelformulti[0]; // 0 FOR BLUE
azgreen[r][c] = pixelformulti[1]; // 1 FOR GREEN
azred[r][c] = pixelformulti[2]; // 2 FOR RED

////////////////////////////////////
////////////////////////////////////

Vec3b pixelforfus = fusaveraging.at<Vec3b>(r,c);

fusblue[r][c] = pixelforfus[0]; // 0 FOR BLUE
fusgreen[r][c] = pixelforfus[1]; // 1 FOR GREEN
fusred[r][c] = pixelforfus[2]; // 2 FOR RED

// VAYAMOS A RMSE spectral
// Calculamos 1/NP, y lo almaceno en "primerter"
//
float resol = (float)fusaveraging.cols * fusaveraging.rows;
float primerter= (float)1/resol;

// AHORA MULTI - FUS al cuadrado
//
float sumaxgreen= (float)sumaxgreen + (pow((azgreen[r][c] -
fusgreen[r][c]),2));

```



```

// Ahora le saco la raiz cuadrada
//
float rrraizg = (float) sqrt(sumaxgreen);

// AHORA NUESTRO RMSE PARA GREEN seria... elprimertermino x la raiz
cuadrada.
//
float RMSEEEG = (float) primerter * rrraizg;

// AHORA VAYAMOS A NUESTRO ERGAS.... dice: RMSE alcuadrado / MULTI
alcuadrado
// elevemos entonces a nuestro RMSEEEG al cuadrado
//
float RMSEGreen = (float)pow(RMSEEEG,2);

// AHORA calculemos MULTI al cuadrado para Red
//
float multiergasG= (float) multiergasG + pow(azgreen[r][c],2);

// BIEN!! YA TENEMOS CALCULADO NUESTRO RMSE AL CUADRADO para Red
// TBM TENEMOS NUESTRO MULTI al cuadrado
// Finalmante, calculamos el corchete para la Green...
corcheteparagreen = (float)RMSEGreen/multiergasG;

}
}

/// AHORA CALCULAMOS RMSE espectral para RED

for (int r=0; r < multi.rows; r++)
{
for (int c=0; c < multi.cols; c++)
{
Vec3b pixelformulti = multi.at<Vec3b>(r,c);

azblue[r][c] = pixelformulti[0]; // 0 FOR BLUE
azgreen[r][c] = pixelformulti[1]; // 1 FOR GREEN
azred[r][c] = pixelformulti[2]; // 2 FOR RED

////////////////////////////////////
////////////////////////////////////

Vec3b pixelforfus = fusaveraging.at<Vec3b>(r,c);

fusblue[r][c] = pixelforfus[0]; // 0 FOR BLUE
fusgreen[r][c] = pixelforfus[1]; // 1 FOR GREEN
fusred[r][c] = pixelforfus[2]; // 2 FOR RED

/// Vayamos a RMSE espectral
/// Calculamos 1/NP, entonces... y lo almaceno en "primerter"
///

```



```

float resol = (float)fusaveraging.cols * fusaveraging.rows;
float primerter= (float)1/resol;

/// Ahora calculamos MULTI - FUS al cuadrado
///
float sumaxred= (float) sumaxred + (pow((azred[r][c] - fusred[r][c]),2));

/// Ahora le saco la raiz cuadrada
///
float rrraizr = (float) sqrt(sumaxred);

/// Nuestro RMSE PARA LA BANDA RED seria... elPrimer termino x la raiz
cuadrada.
///
float RMSEER = (float) primerter * rrraizr;

/// AHORA VAYAMOS A NESTRO ERGAS.... dice: RMSE alcuadrado / MULTI
alcuadrado
/// Elevemos entonces nuestro RMSEER al cuadrado...
///
float RMSERed = (float)pow(RMSEER,2);

/// AHORA calculemos MULTI al cuadrado...
///
float multiergasR= (float) multiergasR + pow(azred[r][c],2);

/// BIEN!! YA TENEMOS CALCULADO RMSEE para la banda RED
/// TBM TENEMOS CALCULADO MULTI AL CUADRADO para RED
/// Finalmante, calculamos el corchete para la Green...
corcheteparared = (float)RMSERed/multiergasR;

}
}

// AHORA HUBIQUEMONOS EN NUESTRO ERGAS ESPECTRAL

// SUMAMOS LOS TRES CORCHETES BLUE, GREEN, RED
//
float RMSEYES = (float) corcheteparared + corcheteparared +
corcheteparared;

// SIGAMOS CALCULANDO NUESTRO ERGAS...
// CALCULAMOS EL PRIMER TERMINO QUE ESTA EN LA RAIZ de ERGAS: 1/3
// Lo almaceno en la variable: terinraizergas
//
float terinraizergas= (float)1/3;

// AHORA MULTIPLICAMOS EL PRIMER TERMINO X LA MRSEYES... quien contiene
el resultado final del CORCHETE
//
float pararaizESPECTRAL = (float)terinraizergas * RMSEYES;

// AHORA RESOLVEMOS LA RAIZ CUADRADA QUE ESTA EN nuestro ERGAS...
//
float raizzzESPECTRAL= (float)sqrt(pararaizESPECTRAL);

```




```
// YA TENEMOS CALCULADO LA RAIZ.... AHORA TOCA CALCULAR 100 * H/L
// Y lo voy a almacenar en una variable ptEErgas....
//
float Hergas = (float)pan.cols * pan.rows;
float Lergas = (float)(multi.cols * multi.rows)/4;
float ptEErgas= (float)100*(Hergas/Lergas);

// AHORA SOLO NOS QUEDA MULTIPLICAR ptEErgas * raizzz,
// Y ASI ESTAMOS CALCULANDO NUESTRO ERGAS FINAL !!!
//
float ERGASESPECTRAL = (float) ptEErgas * raizzzESPECTRAL;

cout << " VALOR DE ERGAS espectral: "<<ERGASESPECTRAL << endl;
```

5.4.2 Aplicación del índice ERGAS espacial

(Rubén, Joyanes Aguilar, Pinilla Ruiz, Ardila, & Pineda, 2015) El índice ERGAS espacial se utiliza para evaluar la calidad de las imágenes fusionadas, este índice se encarga de evaluar la calidad espacial de la imagen fusionada. La definición ERGAS espacial de sus siglas en francés (Erreur Relative Globale Adimensionnelle de Synthèse) viene dada por la ecuación:

$$ERGAS_{Espacial} = 100 \frac{h}{l} \sqrt{\frac{1}{N \text{ Bandas}} \sum_{i=1}^{N \text{ Bandas}} \left[\frac{(RMSE_{Espacial}(Banda^i))^2}{(PAN^i)^2} \right]}$$

Donde h es la alta resolución espacial de la imagen pancromática y l es la baja resolución de la imagen multiespectral; $N \text{ Bandas}$ es el número de bandas de la imagen fusionada; PAN^i es la imagen pancromática.

RMSE espacial De sus siglas en inglés Root Mean Square Error, será definida como sigue:

$$RMSE_{Espacial}(Banda^i) = \frac{1}{NP} \sqrt{\sum_{I=i}^{NP} (PAN^i(j) - FUS^i(j))^2}$$



Siendo NP el número de píxeles de la imagen fusionada, $PAN^i(j)$ la imagen pancromática, $FUS^i(j)$ la imagen fusionada.

(Rodríguez Esparragón, 2015) Cuanto menor es el valor de ERGAS espacial, mayor es la calidad espacial de la imagen fusionada, considerándose que la calidad es buena siempre que el ERGAS espacial sea menor a 3.

Para la implementación del método de evaluación ERGAS espacial, el primer paso según la fórmula ERGAS, multiplicamos 100 por h/l (la imagen de alta resolución sobre la imagen de baja resolución) a esto le llamaremos primer término. Como segundo paso sacamos la raíz cuadrada a uno sobre el número de bandas de la imagen fusionada y lo multiplicamos por la sumatoria de MRSE al cuadrado sobre la imagen pancromática al cuadrado, RMSE espectral se calcula según la fórmula: 1 sobre el número de píxeles de la imagen fusionada por la raíz cuadrada de: la sumatoria de, la imagen pancromática menos la imagen fusionada, al cuadrado. Y como tercer y último paso para obtener el valor de ERGAS espacial multiplicamos el primer término por la respuesta de la raíz cuadrada calculada en el segundo paso.

A continuación, se muestra el código fuente de la implementación del método de evaluación ERGAS espacial.

```

//////////////////// UTILIZAMOS EL ÍNDICE ERGAS espacial
////////////////////
/// CALCULAMOS RMSE espacial

for (int r=0; r < pan.rows; r++)
{
for (int c=0; c < pan.cols; c++)
{

uchar pixelp=pan.at<uchar>(r,c);
azpan[r][c] = pixelp;

////////////////////
////////////////////

Vec3b pixelforfus = fusaveraging.at<Vec3b>(r,c);

fusblue[r][c] = pixelforfus[0]; // 0 FOR BLUE

fusgreen[r][c] = pixelforfus[1]; // 1 FOR GREEN
    
```



```

fusred[r][c] = pixelforfus[2]; // 2 FOR RED

/// VAYAMOS A RMSE espacial
/// Calculamos 1/NP, y lo almaceno en "primerter"
///
float resol = (float)fusaveraging.cols * fusaveraging.rows;
float primerter= (float)1/resol;

/// Ahora calculo PAN - FUS al cuadrado, para BLUE
///
float sumaxblue= (float)sumaxblue + (pow((azpan[r][c] -
fusblue[r][c]),2));
/// Ahora le saco la raiz cuadrada
float rrraiz = (float) sqrt(sumaxblue);

/// AHORA Nuestro RMSE espacial para Blue seria: El primer termino x la
raiz cuadrada.
///
float RMSEEE = (float) primerter * rrraiz;

/// AHORA VAYAMOS A NESTRO ERGAS espectral... dice: RMSE alcuadrado /
PAN alcuadrado
/// ENTONCES ELEVEMOS AL CUADRADO A NUESTRO RMSE...
///
float RMSEBlue = (float)pow(RMSEEE,2);

/// Ahora calculemos PAN alcuadrado, para Blue
///
float panblue = (float) panblue + pow(azpan[r][c],2);

/// BIEN!! YA TENEMOS CALCULADO RMSEEE para Blue
/// TBM TENEMOS CALCULADO MULTI AL CUADRADO para Blue
/// Finalmente, calculamos el corchete para BLUE....
corcheteparablueESPACIAL = (float)RMSEBlue/panblue;

}
}

/// AHORA CALCULAMOS RMSE espacial para GREEN

for (int r=0; r < pan.rows; r++)
{
for (int c=0; c < pan.cols; c++)
{

uchar pixelp=pan.at<uchar>(r,c);
azpan[r][c] = pixelp;

////////////////////////////////////
////////////////////////////////////

```



```

Vec3b pixelforfus = fusaveraging.at<Vec3b>(r,c);

fusblue[r][c] = pixelforfus[0]; // 0 FOR BLUE

fusgreen[r][c] = pixelforfus[1]; // 1 FOR GREEN

fusred[r][c] = pixelforfus[2]; // 2 FOR RED

// VAYAMOS A RMSE espacial
// Calculamos 1/NP, y lo almaceno en "primerter"
//
float resol = (float)fusaveraging.cols * fusaveraging.rows;
float primerter= (float)1/resol;

// AHORA PAN - FUS al cuadrado
//
float sumaxgreen= (float)sumaxgreen + (pow((azpan[r][c] -
fusgreen[r][c]),2));

// Ahora le saco la raiz cuadrada
//
float rrraizg = (float) sqrt(sumaxgreen);

// AHORA NUESTRO RMSE PARA GREEN seria... elprimertermino x la raiz
cuadrada.
//
float RMSEEEG = (float) primerter * rrraizg;

// AHORA VAYAMOS A NUESTRO ERGAS.... dice: RMSE alcuadrado / PAN
alcuadrado
// elevemos entonces a nuestro RMSEEEG al cuadrado
//
float RMSEGreen = (float)pow(RMSEEEG,2);

// AHORA calculemos PAN al cuadrado para Red
//
float pangreen= (float) pangreen + pow(azpan[r][c],2);

// BIEN!! YA TENEMOS CALCULADO NUESTRO RMSE AL CUADRADO para Red
// TBM TENEMOS NUESTRO MULTI al cuadrado
// Finalmante, calculamos el corchete para la Green...
corcheteparagreenESPACIAL = (float)RMSEGreen/pangreen;

}
}

///< AHORA CALCULAMOS RMSE espacial para RED

for (int r=0; r < multi.rows; r++)
{
for (int c=0; c < multi.cols; c++)
{
uchar pixelp=pan.at<uchar>(r,c);
azpan[r][c] = pixelp;
////////////////////////////////////

```



```

////////////////////////////////////
Vec3b pixelforfus = fusaveraging.at<Vec3b>(r,c);

fusblue[r][c] = pixelforfus[0]; // 0 FOR BLUE

fusgreen[r][c] = pixelforfus[1]; // 1 FOR GREEN

fusred[r][c] = pixelforfus[2]; // 2 FOR RED

/// Vayamos a RMSE spectral
/// Calculamos 1/NP, entonces... y lo almaceno en "primerter"
///
float resol = (float)fusaveraging.cols * fusaveraging.rows;
float primerter= (float)1/resol;

/// Ahora calculamos PAN - FUS al cuadrado
///
float sumaxred= (float) sumaxred + (pow((azpan[r][c] - fusred[r][c]),2));

/// Ahora le saco la raiz cuadrada
///
float rrraizr = (float) sqrt(sumaxred);

/// Nuestro RMSE PARA LA BANDA RED seria... elPrimer termino x la raiz
cuadrada.
///
float RMSEER = (float) primerter * rrraizr;

/// AHORA VAYAMOS A NESTRO ERGAS.... dice: RMSE alcuadrado / PAN
alcuadrado
/// Elevemos entonces nuestro RMSEER al cuadrado...
///
float RMSERed = (float)pow(RMSEER,2);

/// AHORA calculemos MULTI al cuadrado...
///
float panred= (float) panred + pow(azred[r][c],2);

/// BIEN!! YA TENEMOS CALCULADO RMSEE para la banda RED
/// TBM TENEMOS CALCULADO MULTI AL CUADRADO para RED
/// Finalmante, calculamos el corchete para la Green...
corchetepararedESPACIAL = (float)RMSERed/panred;

}
}

// AHORA HUBIQUEMONOS EN NUESTRO ERGAS ESPECTRAL

// SUMAMOS LOS TRES CORCHETES BLUE, GREEN, RED
//
float RMSEYESESPA = (float) corchetepararedESPACIAL +
corchetepararedESPACIAL + corchetepararedESPACIAL;

// SIGAMOS CALCULANDO NUESTRO ERGAS...

```



```
// CALCULAMOS EL PRIMER TERMINO QUE ESTA EN LA RAIZ de ERGAS: 1/3
// Lo almaceno en la variable: terinraizergas
//
float terinraizergasESPA= (float)1/3;

// AHORA MULTIPLICAMOS EL PRIMER TERMINO X LA MRSEYES... quien contiene
el resultado final del CORCHETE
//
float pararaizESPACIAL = (float)terinraizergasESPA * RMSEYESESPA;

// AHORA RESOLVEMOS LA RAIZ CUADRADA QUE ESTA EN nuestro ERGAS...
//
float raizzzESPACIAL= (float)sqrt(pararaizESPACIAL);

// YA TENEMOS CALCULADO LA RAIZ.... AHORA TOCA CALCULAR 100 * H/L
// Y lo voy a almacenar en una variable ptEErgas....
//
float HergasESPA = (float)pan.cols * pan.rows;
float LergasESPA = (float)(multi.cols * multi.rows)/4;
float ptEErgasESPA= (float)100*(HergasESPA/LergasESPA);

// AHORA SOLO NOS QUEDA MULTIPLICAR ptEErgas * raizzz,
// Y ASI ESTAMOS CALCULANDO NUESTRO ERGAS FINAL !!!
//
float ERGASESPACIAL = (float) ptEErgasESPA * raizzzESPACIAL;

cout << " VALOR DE ERGAS espacial: "<<ERGASESPACIAL << endl;

//ui->lblspectral->setText("hola");
QString spe;
spe = spe.number(ERGASESPECTRAL);
ui->lblspectral->setText(spe);
QString spa;
spa = spa.number(ERGASESPACIAL);
ui->lblespacial->setText(spa);
```



CAPÍTULO VI: CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES



6.1. Conclusiones

Los algoritmos de fusión seleccionados para la presente investigación son: EIHS, Brovey, Averaging.

Los métodos de evaluación seleccionados para la presente investigación son: ERGAS espectral y ERGAS espacial. Los algoritmos de fusión y los métodos de evaluación, han sido seleccionados tomando en cuenta la vigencia de su uso, lo cual se ve evidenciado en las investigaciones citadas en los capítulos anteriores.

La mejor calidad espectral se ha logrado obtener con el algoritmo Averaging con una calificación de 0.00739424, seguido por Brovey con una calificación de 0.0141402 y en tercer lugar con el algoritmo EIHS con 0.015074. Y la mejor calidad espacial se ha logrado obtener con el algoritmo EIHS con una calificación de 0.00712512, seguido por Brovey con una calificación de 0.00621607 y en tercer lugar con el algoritmo Averaging con una calificación de 0.00682976.

Se ha calculado un promedio entre ambas calidades y en función a ello, la mejor calidad de fusión se logró con el algoritmo Averaging con una calificación de 0.00739424, seguido por Brovey con una calificación de 0.0141402 y en tercer lugar con el algoritmo EIHS con una calificación de 0.015074.

6.2. Recomendaciones

(León, 2012) La información obtenida a partir de las imágenes satelitales y mejorada a través de técnicas de fusión, se puede utilizar para mejorar la toma de decisiones en:

a) Infraestructura y servicios: Para la planificación y mantenimiento de redes de teléfono, alcantarillado, agua potable, electricidad, carreteras, canales, tuberías, transporte público.

b) Planificación urbana: En las tareas de zonificación urbana, estimados de densidad poblacional en zonas urbanas (un aproximado de cuántas personas



viven en un territorio, su valor generalmente está dado en habitantes *por km²*), así como en la obtención de estimados de demanda de servicios.

c) Recursos Naturales: Los siguientes recursos a menudo se administran haciendo uso de imágenes satelitales: agua potable, recursos forestales, petróleo y minería-geología. Además, el estudio y cuantificación del uso de suelos es un importante tipo de información que a menudo se obtiene de imágenes satelitales.

d) Investigación ambiental: Para el estudio de cuencas hidrológicas, planicies de inundación, vegetación, contaminación, manejo de desechos, manejo de humedales, oceanografía, pesquerías, cambio climático.

e) Agricultura: Entre las aplicaciones más destacadas se encuentran: inventario y clasificación de cultivos, predicción de rendimiento, evaluación de daños a cosechas, administración del proceso de producción, y la “Agricultura de precisión”, que consiste en la aplicación precisa de agroquímicos y agua a los cultivos de acuerdo a demandas específicas determinadas por el suelo, clima, y estado del cultivo.

f) Negocios o geografía empresarial: Comprende aplicaciones como: localización óptima de servicios, redes eficientes de distribución de productos, programas de mercadotecnia, servicios de bienes raíces, turismo, seguimiento de vehículos, espionaje industrial.

g) Desastres naturales: Para la prevención de desastres naturales y la coordinación y diseño de una respuesta rápida cuando han ocurrido. También, la evaluación de daños muchas veces se puede realizar de este modo. Los principales desastres naturales contemplados comprenden: deslizamientos y hundimientos de tierra, terremotos, volcanes, inundaciones, incendios y derrames de contaminantes.



REFERENCIAS

- Adauto Aguirre, M. E., & Leo Willems, B. (2015). *IDENTIFICACIÓN DE HUMEDALES ALTO ANDINOS INTEGRANDO IMÁGENES LANDSAT Y ASTER GDEM CON ÁRBOL DE DECISIÓN SOBRE LA CABECERA DE LAS CUENCAS PISCO Y PAMPAS EN HUANCAMELICA - PERÚ*. Lima.
- Aguirre, A., & Elena, M. (2016). *Estimación de la evolución espacial y temporal de los ecosistemas de humedales alto-andinos en la cuenca integrada Ica - Huancavelica, empleando datos imágenes de satélite*. Ica.
- Alba Cadena, A. (2011). *Ejercicios con OpenCV*. Mexico.
- Alva Huayaney, M. E., & Meléndez, J. F. (2009). *Aplicación de la Teledetección para el análisis multitemporal de la regresión glaciaria en la Cordillera Blanca*. Huaraz.
- Ashok Mandhare, R., Pragati, U., & Sudha, G. (2015). *Pixel-Level Image Fusion Using Brovey Transform And Wavelet Transform*. Vidyavihar, Mumbai, India: K.J.SOMIYA College of Engineering.
- ASOCIACIÓN ESPAÑOLA DE TELEDETECCIÓN. (2017). Recuperado el 12 de 08 de 2017, de http://www.aet.org.es/jornadas/II_Jornadas_fusion_AET_S3_PROGRAMA_IJFusion.pdf
- Bretschneider, T., & Kao, O. (2015). *Image Fusion in Remote Sensing*. Alemania: Department of Computer Science Technical University of Clausthal.
- Budhiraja, S., & Shruti. (2016). *Performance Analysis of IHS and Wavelet based Integrated Pan Sharpening Techniques*. Panjab, India.
- Deepak Kumar, S., & M.P., P. (2015). *Different Image Techniques, A critical Review*. Jabalpur, India.
- Efigenia Alarcón, T., & Huerta Ávila, H. (2017). *II TALLER DE PROCESAMIENTO DE IMÁGENES Y RECONOCIMIENTO DE PATRONES*. Guadalajara, Mexico.
- El Baz, A. H., ella Hassanien, A., & Mohamed. (2014). *Remote sensing image fusion approach based on Brovey and wavelets transforms Reham Gharbia*. Egipto.
- Espinoza, A., & P. A. (2016). *Pre procesamiento de la imagen satelital WorldView 2 en el distrito de Ilo. Asencios Espinoza, Paul Alejandro Pre procesamiento de la imagen satelital WorldView 2 en el distrito de Ilo*. Ilo.
- Fallah Yakhani, M., & Azizi, A. (2010). *QUALITY ASSESSMENT OF IMAGE FUSION TECHNIQUES FOR MULTISENSOR*. Vienna, Austria.
- FLORES GOYCOCHEA, C. A. (2010). *CODIFICACIÓN DE IMÁGENES SATELITALES UTILIZANDO TÉCNICAS DE COMPRESIÓN CON PÉRDIDAS Y SIN PÉRDIDAS*. Lima, Perú.
- G, V., Alparone, Chanussot, Mura, D., Garzelli, & Licciardi. (2015). *A Critical Comparison Among Pansharpening Algorithms*.



- Grochala, A., & Kedzierski, M. (2017). *A Method of Panchromatic Image Modification for Satellite Imagery Data Fusion*.
- Guoa, Q., Q. W., Liuc, Z., A. L., & Zhanga, H. (2015). *Multispectral and panchromatic image fusion using a joint spatial domain and transform domain for improved DFRNT*.
- He, G., Shao, Z., Xing, S., & Don, D. (2016). *Study on Panchromatic and Multispectral Image Fusion Based on SFIM and CA Transform*.
- Hong. (2013). *Images Fusion Methods*.
- Jagalingam, & Vittal Hegde, A. (2015). *A Review of Quality Metrics for Fused Image*. Karnataka, India.
- Joyanes, L., Medina, R., Pinilla, C., Ardila, O., & Pineda, F. (2013). *Evaluación cualitativa y cuantitativa de la fusión de imágenes satelitales usando la transformada de wavelet*. Cancun, Mexico.
- Joyanes, L., Pinilla, C., Medina, R. J., Ardila, O., & Pineda, F. (2013). *IMPLEMENTATION OF A WEB SERVICE (MASHUP) FOR SATELLITE IMAGE FUSION BASED ON FAST HAAR WAVELET TRANSFORM*. Bogotá, Colombia.
- Kaur, P. (2015). *Hybrid PCA-DCT Based Image Fusion For*. India.
- Lang, J., & Hao, Z. (2015). *Image fusion method based on adaptive pulse coupled neural network in the discrete fractional random transform domain*. Shenyang, China.
- León, Y. (2012). *Introducción a las Imágenes Satelitales*. Santo Domingo, República Dominicana .
- Lizarazo Salcedo, I., Medina Daza, R., Vivas Perdomo , A., & Bolívar , F. (2014). *Evaluacion De La Fusion De Imágenes Satelitales Usando La Transformada De Wavelet Con Relacion A Los Metodos Tradicionales*. Colombia.
- Maglione, P., Parente, C., & Vallari, A. (2016). *Pan-sharpening WorldView-2: IHS, Brovey and Zhang methods in comparison*. Naples, Italy.
- MARCELLO, MEDINA, J., & EUGENIO. (2013). *Evaluation of Spatial and Spectral Effectiveness of Pixel-Level Fusion Techniques*.
- Mendoza Nolorbe, J. N., & Rojas Acuña, J. (2009). *Exploración de aguas subterráneas en la región Lambayeque–Perú usando imágenes Landsat y ASTE*. Lambayeque.
- Meza, B., & Renee, R. (2012). *Detección de la salinidad en los suelos de cultivos de algodón usando imágenes de satélite en la costa norte del Perú*. Lambayeque.
- Navarro Jáuregui, C. T., Rivera Caicedo, J. P., & Cepeda Morales, J. C. (2016). *Analysis of image fusion methods using Landsat 8 on land use and land cover in*. Nayarit. México.
- P, P., Shingare, M, P., Hermane, S, D., & Dandekar. (2014). *Review on Different Methods of Image Fusion Of Multispectral and Panchromatic Image*.



- P. M., Parente, C., & Vallario, A. (2016). *Pan-sharpening WorldView-2: IHS, Brovey*. Naples, Italy.
- Patel, R., Rajput, M., & Parekh, P. (2015). *Comparative Study on Multi-focus Image Fusion Techniques in Dynamic Scene*. Gujarat, India.
- Pineda, F., Ardila, O., Pinilla Ruiz, C., Joyanes Aguilar, L., & Medina Daza, R. J. (2013). *Evaluación de la fusión de imágenes satelitales usando la Transformada rápida de wavelet haar y counturlet*. Cancun, Mexico.
- R. J., Joyanes Aguilar, L., Pinilla Ruiz, C., Ardila, O., & Pineda, F. (2015). *Evaluación de la fusión de imágenes satelitales usando la Transformada rápida de wavelet haar y counturlet*. Cancun, Mexico.
- Rajput, M. (2015). *Comparative Study on Multi-focus Image Fusion Techniques in Dynamic*. India.
- Restaino, R., Vivone, G., & Chanussot, J. (2016). *Fusion of Multispectral and Panchromatic Images Based on Morphological Operators*. Harbin, China.
- Rivera Caicedo, J. P., Navarro Jáuregui, C. T., & Cepeda Morales, J. C. (2016). *Analysis of image fusion methods using Landsat 8 on land use and land cover in the municipality of Bahía de Banderas, Nayarit*. Bahía de Banderas, Nayarit, México.
- Riyahia, R., Kleinna, C., & Fluchs, H. (2010). *COMPARISON OF DIFFERENT IMAGE FUSION TECHNIQUES FOR*.
- Rodríguez Esparragón, D. (2015). *Evaluación y desarrollo de métricas de calidad espectral y espacial para aplicaciones de fusión de imágenes*. España.
- Rojas Acuña, J., & Rufasto Campos, E. M. (2011). *Relación de la conductividad eléctrica de los suelos con la reflectancia de imágenes de satélite en la Región de Lambayeque – Perú*. Lambayeque.
- Ruiz Fernandez, L. A. (2015). *Image Fusion Methods*.
- S. A. (2016). *Saturation IHS Image Fusion: A New Method of Image Fusion*. Chengannur, India.
- S. S. (2016). *Survey on Fusion of Multispectral and Panchromatic Images for High Spatial and Spectral Information*. India.
- Sapkal, R. J., & Kulkarni, S. M. (2013). *Innovative Multilevel Image Fusion Algorithm using*. Pune, Maharashtra, India.
- SateliteImagingCorporation. (02 de Agosto de 2017). *Satellite Imaging Corp*. Obtenido de <https://www.satimagingcorp.com>
- Sharma, A., & Saroliya, A. (2015). *A Brief Review of Different Image Fusion*. Rajasthan, India.
- Shruti, & Budhiraja, S. (2016). *Performance Analysis of IHS and Wavelet based Integrated Pan Sharpening Techniques*. Chandigarh, India.



- Sonka, M., Hlavac, V., & Boyle, R. (2014). *Image Processing, Analysis, and Machine Vision*.
- Sonka, M., Hlavac, V., & Boyle, R. (2015). *Image Processing, Analysis, and Machine Vision*.
- Sukhpreet, S., & Rajput, R. (2014). *A Comparative Study of Classification of Image*. Punjab, India.
- Teledet. (2017). *Aplicaciones practicas de la percepcion remota satelital*. Recuperado el 16 de Julio de 2017, de <http://www.teledet.com.uy/default.htm>
- Teledetección, G. d. (2016). Facultad de Informatica, Universidad Politécnica de Madrid.
- Tewari, K., Singh, N., Naidu, R., & Thawani, V. (2016). *Comparison and Study of Different Image Fusion Techniques*. India.
- Vieira Marcelino, E., Formaggi, A. R., & Eiji Maeda, E. (s.f.). *Landslide inventory using image fusion techniques in Brazil*.
- Vijayaraj, V. (2014). *A QUANTITATIVE ANALYSIS OF PANSHARPENED IMAGES*. Mississippi State, Estados Unidos .
- Vivancos, J., Llastarri, A., Grau, M., & Vivancos, D. (2017). *Resolución de las imágenes satélite*. Recuperado el 16 de Julio de 2017, de http://concurso.cnice.mec.es/cnice2006/material121/unidad1/i_resolucion.htm
- Wu, W., Yao , J., & Kang , T. (2015). *Study Of Remote Sensing Image Fusion And Its Application In Image Classification*. China.
- X. H.-q. (2004). *ASSESSMENT OF THE SFIM ALGORITHM*. China.
- X. Z., & W. W. (2014). *Compressive sensing image fusion algorithm*.
- Yakhdani, F., & Azizi, A. (2010). *QUALITY ASSESSMENT OF IMAGE FUSION TECHNIQUES FOR MULTISENSOR HIGH RESOLUTION SATELLITE IMAGES (CASE STUDY: IRS-P5 AND IRS-P6 SATELLITE IMAGES)*. Vienna, Austria.
- Zhang, K., Wang, M., & Yang, S. (2016). *Fusion of Panchromatic and Multispectral Images via Coupled Sparse Non-Negative Matrix Factorization*.
- Zhang, Q., Cao, Z., Hu, Z., & Jia, Y. (2015). *Joint Image Registration and Fusion for Panchromatic and Multispectral Images*.

