

Refinado Pancromático: Una Estrategia para Incrementar la Resolución en Imágenes Satelitales Hiperespectrales

Steven Martinez Vargas^{1,2,3}[0000-0001-5452-1168] and Alejandro Vitale^{1,2,3,4}

¹ Consejo Nacional de Investigaciones Científicas y Tecnológicas (CONICET)

² Instituto Argentino de Oceanografía (IADO-CONICET)

³ Departamento de Ingeniería Eléctrica y de Computadoras (DIEC),
Universidad Nacional del Sur (UNS)

⁴ Departamento de Geografía y Turismo (UNS)
Bahía Blanca 8000, Argentina

Resumen La mayor limitación de las imágenes satelitales hiperespectrales (HS) radica en su baja resolución espacial (250 m por píxel en la constelación MODIS, o 30 m en PRISMA). Es común que algunas constelaciones incluyan un sensor pancromático, de mayor resolución, lo que permite mejorar la resolución espacial de las bandas espectrales a través de *pansharpening*. En este trabajo se analizaron los datos HS PRISMA, que incluyen una imagen pancromática de 5 m por píxel. Se implementaron dos métodos de *pansharpening* basados en Análisis de Componentes Principales (PCA) y en la Transformada de Brovey, respectivamente. Se evaluaron los resultados utilizando diversas métricas, como el índice de correlación espacial, el índice de correlación espectral, el error cuadrático medio y el índice de relación señal a ruido. Además, se realizó una comparación contra las imágenes HS originales y las imágenes HS con resolución aumentada mediante interpolación spline de tercer orden. Los resultados obtenidos indican que el método basado en PCA ofrece resultados consistentes, con una menor distorsión espectral y una mejor capacidad para extraer detalles de la imagen pancromática, aunque con una respuesta menos satisfactoria en las frecuencias bajas de la imagen.

Keywords: Análisis de Componentes Principales · Transformación de Brovey · Fusión de Imágenes Satelitales

1. Introducción

Los sistemas de teledetección óptica permiten capturar diferentes rangos espectrales, clasificándose en rojo-verde-azul (RGB) [1], multispectrales (MS) [2], hiperespectrales (HS) [3] y térmicos [4]. En el diseño de estos sensores, existe un limitante crítico entre la resolución espacial, la resolución espectral y la relación señal-ruido (SNR), principalmente debido a la cantidad limitada de energía incidente [5]. Por consiguiente, los sensores ópticos pueden proporcionar datos con alta resolución espacial pero con un número limitado de bandas espectrales,

como la imagen pancromática (IPAN) del satélite PRISMA [6] de 5 m por píxel, o con una alta resolución espectral pero baja resolución espacial, como en el caso de las imágenes multispectrales (IMS) con más de diez bandas (por ejemplo, las constelaciones Landsat-8 [7], MODIS [8], Sentinel-3 [9], con resoluciones de 30 m, 250 m y 500 m por píxel respectivamente), o las imágenes hiperespectrales (IHS) con más de cien bandas, como la constelación PRISMA [6] con una resolución de 30 m por píxel. En el procesamiento de imágenes, se han propuesto diversos métodos para mejorar la resolución, desde diferentes técnicas de interpolación hasta métodos de fusión de imágenes, con el objetivo de producir imágenes de mayor resolución con la menor distorsión posible. Basándose en esto, es posible realizar fusiones entre imágenes satelitales. Según Swathika [10], se requiere de una IPAN de mayor resolución para extraer su información espacial y fusionarla con el conjunto de bandas espectrales asociadas a las IMS. Esta técnica se conoce como refinado pancromático o *pansharpening* (PS). Su propósito fundamental radica en mejorar la resolución de las imágenes MS mediante la fusión de la IPAN con el conjunto de bandas espectrales, preservando al mismo tiempo sus características y rango espectral. Sin embargo, el desafío del PS radica en encontrar métodos que ofrezcan un rendimiento óptimo en todo el espectro de las imágenes, el cual no está completamente representado por los datos pancromáticos [5]. Aunque la mayoría de los métodos de PS han sido desarrollados para fusionar datos pancromáticos con IMS, en la actualidad se han expandido para incluir IHS, dada la relevancia y disponibilidad de estas últimas, como las de la constelación PRISMA. Diversos estudios han abordado diferentes métodos de *pansharpening* [11,12,13], los cuales se basan principalmente en transformaciones aritméticas, sustitución de componentes, análisis de multiresolución, enfoques bayesianos y métodos basados en aprendizaje profundo. En este estudio, nos enfocamos en dos métodos basados en las dos primeras técnicas mencionadas: la Transformada de Brovey (TB) [14] y el Análisis de Componentes Principales (PCA)[15,16]. Dado que hay pocos estudios que aborden las técnicas de *pansharpening* con IHS mediante herramientas de código abierto, nuestro objetivo es implementar, adaptar y evaluar el desempeño de los métodos de TB y PCA en lenguaje Python. Para evaluar los métodos, utilizamos las IHS de la constelación PRISMA, que además de las IHS, disponen de una IPAN de alta resolución.

2. Métodos y Materiales

En esta sección se presentan los datos hiperespectrales, seguido por los métodos de fusión pancromática a implementar y finalmente las métricas de validación. En la Fig. 1 se presenta un esquema de la metodología planteada.

2.1. Datos Hiperespectrales

Imágenes Satelitales Hiperespectrales Las imágenes hiperespectrales (ISH) usadas en este estudio corresponden al satélite hiperespectral PRISMA [6] que

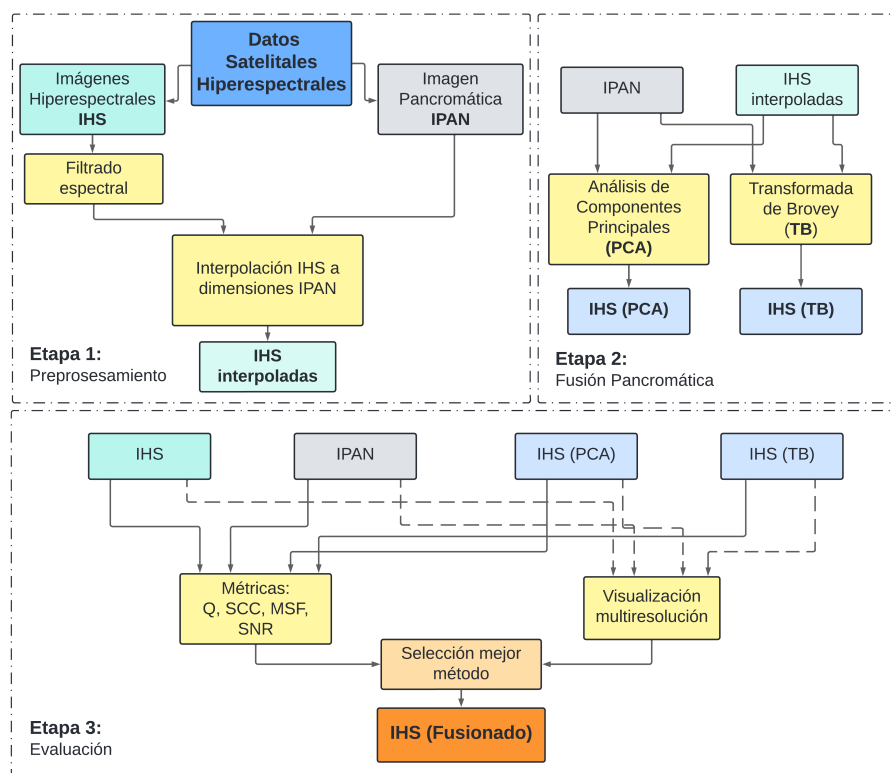


Figura 1. Esquema metodológico del método de refinado pancromático.

fue lanzado a orbita en marzo del 2019 por parte de la Agencia Espacial Italiana (ASI). PRISMA tiene un periodo de muestreo de 30 días y cuenta con un generador de imágenes hiperespectrales (PRISMA HIS), que puede obtener imágenes con una resolución espacial de $30\text{ m} \times 30\text{ m}$, en cuadrículas que cubren un área de 900 km^2 . Su resolución espectral es inferior a 12 nm , y cuenta con 239 bandas en total. Dentro de estas las primeras 66 bandas corresponden al espectro visible e infrarrojo cercano (VNIR) cuyo rango espectral esta entre $400\text{ a }1010\text{ nm}$. Las otras 173 bandas están en el rango infrarrojo de onda corta (SWIR) con un rango espectral entre $920\text{ a }2500\text{ nm}$. Además de las IHS el satélite PRISMA proporciona una IPAN de alta resolución, cuya resolución espacial es de 5 m por píxel, en un rango espectral comprendido entre los $400\text{ a }700\text{ nm}$. Lo cual facultaría que mediante técnicas de PS se pueda aumentar la resolución espacial de las IHS a $5\text{ m} \times 5\text{ m}$, permitiendo detectar y mapear objetos mas pequeños en la superficie terrestre.

Filtrado Espectral El filtrado espectral consiste en determinar si existen bandas espectrales dentro del conjunto de datos HS que tengan un alto nivel de ruido

o que simplemente sean bandas nulas sin ningún tipo de información espectral. Para esto se hizo uso de la ecuación 1 que representa el índice relación señal a ruido (SNR), donde P_{imagen} representa la potencia de la imagen que se obtiene mediante la varianza (σ^2) de la imagen y P_{ruido} como la varianza del ruido.

$$SNR_{dB} = 10 * \log_{10} \left(\frac{P_{imagen}}{P_{ruido}} \right) \quad (1)$$

Basado en los resultados del SNR para cada una de las bandas, se deben identificar las bandas cuyo SNR sea menor que un nivel deseado, las cuales posterior a una inspección visual se definirá si estas deben ser descartadas del conjunto de las IHS.

2.2. Métodos de Fusión Pancromática

El principio básico de la fusión pancromática o *pansharpening* consiste en fusionar una imagen multiespectral/hiperespectral de baja resolución espacial con una IPAN de resolución mas fina. El resultado produce un nuevo conjunto de datos multibanda con las propiedades espectrales y la resolución espacial de la IPAN. Dentro los diferentes métodos, el enfoque clásico se basa en el refinamiento HSV, que consiste en transformar del espacio de color RGB a HSV (tono/saturación/valor), donde la componente V de la imagen multibanda es reemplazada por la IPAN, manteniendo el mismo valor de tono y saturación y luego transformando de nuevo al espacio de color RGB. Este método mantiene las características de color de la imagen de baja resolución, aunque con algunas distorsiones. Sin embargo, este método solo puede ser aplicado a imágenes MS con 3 bandas, lo cual lo hace inviable para las IHS que pueden contener hasta cientos de bandas. Otros enfoques populares en aplicaciones de PS a imágenes multiespectrales que se pueden escalar a las imágenes hiperespectrales se describen a continuación.

Método de Transformada de Brovey La transformación de Brovey se basa en el modelado espectral y fue desarrollado para incrementar el contraste en los extremos bajo y alto del histograma de datos. El método implica una normalización de las bandas. La ecuación (2) muestra su implementación para imágenes MS o HS de N bandas.

$$Y^k = \left(\frac{P}{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \hat{X}_i} \right) \times \hat{X}^k, \quad (2)$$

donde Y relaciona la banda k a ser estimada con mayor resolución, \hat{X} representa las IHS interpoladas a la escala de la IPAN, y P es la IPAN.

Para homogeneizar los datos fusionados se realiza una normalización del rango de valores digitales a todo el conjunto de datos. Esto se logra mediante la resta del valor mínimo, multiplicado por la resolución en bits y dividido entre la diferencia entre el valor máximo y mínimo del conjunto de datos.

Método de Análisis de Componentes Principales El método PCA, se basa en el algoritmo al que atribuye su nombre, el cual mediante una rotación de los datos (transformación lineal), da lugar a los componentes principales (PC) [5] cuyo número de componentes es igual al número de bandas espectrales. El principio base del PS-PCA subyace en que la información espacial que es compartida por todos los canales se concentra en la primera componente principal PC1, mientras que la información espectral en las demás PC. El método de PS-PCA se basa en cinco pasos. Primero, el conjunto de las IHS se debe interpolar a las dimensiones de la IPAN. Segundo con el conjunto IHS interpolado se obtienen tantos PC como bandas HS existan. Tercero, se iguala el histograma de la IPAN al de la PC1, obteniendo una imagen pseudopanromática. Cuarto, Se sustituye la PC1 por la imagen pseudopanromática. Quinto, Se aplica la operación inversa de PCA a todos los componentes para obtener los datos espectrales fusionados. Matemáticamente el método de fusión PCA puede describirse a través de las ecuaciones (3) y (4) [17] [18], donde los vectores w y g son los vectores de coeficientes que se derivan del procedimiento PCA aplicado al conjunto HS.

$$\hat{Y}^k = \hat{X}_H^k + g_k(P - O_l), \quad (3)$$

para $k = 1, \dots, m\lambda$ donde \hat{Y}^k relaciona la banda k a ser estimada a una mayor resolución, \hat{X}_H representa las IHS interpoladas a la escala de la IPAN, $g = [g_1, \dots, g_m\lambda]^T$ es el vector que contiene las ganancias de inyección, y O_l se define como:

$$O_l = \sum_{i=1}^{m_x} w_i \hat{X}_H^i, \quad (4)$$

donde los pesos $w = [w_1, \dots, w_i, \dots, w_m\lambda]^T$ miden el solapamiento espectral entre las bandas espectrales y la IPAN [12] [20].

Una vez obtenido el conjunto \hat{X} se realiza una verificación de rango al a cada valor digital del conjunto de datos, el cual debe estar dentro de la resolución en bits del conjunto HS original. Aquellos valores que estén fuera de rango serán asignados al valor mínimo o máximo de la resolución en bits según corresponda. Por ejemplo, para una resolución de 8 bits el rango esta entre 0 y 255.

2.3. Métricas de validación

A continuación se relacionaran las diferentes métricas utilizadas para la validación de calidad de fusión de las imágenes. Donde X describe a la IPAN y Y a la IHS resultante después de aplicar algún método de PS.

Índice de correlación espacial El índice de correlación espacial (Q) mide el grado de correlación lineal entre las dos imágenes. Este valor varía entre -1 y 1, donde 1 indica una correlación positiva perfecta, -1 una correlación negativa perfecta, y 0 ninguna correlación. Un valor de Q cercano a 1 indica que las dos imágenes están altamente correlacionadas espacialmente.

$$Q = \frac{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})(Y_i - \bar{Y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2 (Y_i - \bar{Y})^2}}. \quad (5)$$

X_i y Y_i son los valores de los píxeles en las imágenes a comparar respectivamente. \bar{X} y \bar{Y} son los valores medios de los píxeles y n es el número total de píxeles en las imágenes.

Índice de correlación espectral (SCC)

$$\text{SCC} = \text{mean}(\rho(Z, Y)), \quad (6)$$

donde Z es la imagen espectral, $\rho(Z, Y)$ es el coeficiente de correlación entre Z e Y , y $\text{mean}(\rho(Z, Y))$ es la media del coeficiente de correlación.

Error cuadrático medio

$$\text{MSE} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (X_i - Y_i)^2, \quad (7)$$

Relación señal-ruido

$$\text{SNR} = 10 \cdot \log_{10} \left(\frac{\text{Var}(X)}{\text{Var}(Y - X)} \right). \quad (8)$$

donde $\text{Var}(X)$ y $\text{Var}(Y - X)$ son las varianzas de X y la diferencia entre las Y y X respectivamente.

2.4. Evaluación de Resultados

Esta etapa tiene como objetivo presentar de forma gráfica y mediante las métricas descritas en la sección 2.3 la calidad de fusión lograda por los métodos PS descritos en la sección 2.2. Para esto se tomara como referente el conjunto HS original (X), la IPAN (P), el conjunto HS interpolado a las dimensiones de la IPAN (\hat{X}), y el resultado de los métodos PS (Y).

3. Análisis de Datos y Resultados

En esta sección se presenta el preprocesamiento inicial de los datos, la implementación de los métodos de fusión pancromática y finalmente la evaluación. Se expondrán los resultados y su respectivo análisis.

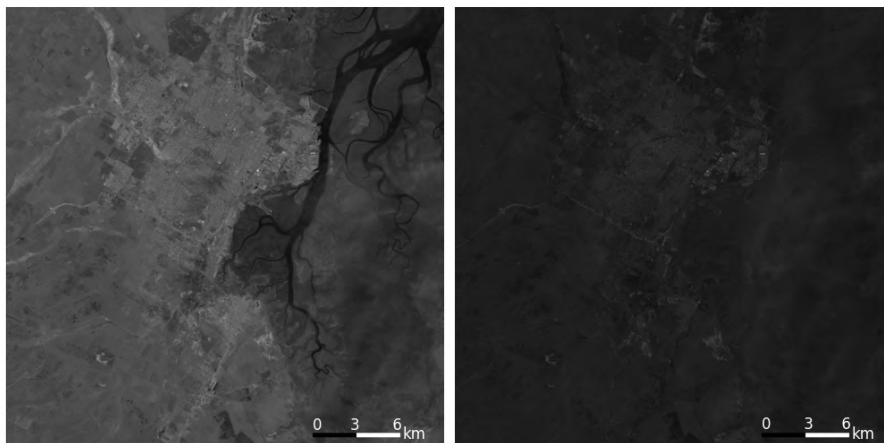


Figura 2. Conjunto de datos hiperespectrales PRISMA, capturados sobre el municipio de Punta Alta, noreste del Estuario de Bahía Blanca, provincia de Buenos Aires, Argentina. (15 de noviembre de 2023). (a) (Izq.) banda HS (935 nm). (b) (Der.) IPAN.

3.1. Preprocesamiento

La etapa 1 del esquema metodológico de la Fig. 1 es presentado en esta sección. El conjunto de IHS utilizado para evaluar los métodos de PS proviene del satélite hiperespectral PRISMA (Fig. 2). Estos datos fueron adquiridos por el satélite PRISMA el 15 de noviembre de 2023, en condiciones de cielo despejado y sin presencia de nubes. La ubicación de captura corresponde al municipio de Punta Alta, situado al noreste del estuario de Bahía Blanca, en la provincia de Buenos Aires, Argentina. El conjunto de IHS consta de 234 bandas (400-2500 nm) con una resolución espacial de 30 m, además de una IPAN (400-700 nm), con una resolución espacial de 5 m, la cual está coregistrada con las IHS, permitiendo así la prueba de técnicas de fusión de imágenes. Para la evaluación de los métodos de PS, se seleccionó el rango de bandas VNIR (400-1010 nm) debido a que se encuentran dentro del espectro visible ya que la IPAN fue capturada dentro de este rango. Por lo tanto, un total de 66 bandas HS conformaron el conjunto de datos espectrales junto con la IPAN. Se eliminaron del conjunto de datos espectrales aquellas bandas que mostraron un bajo índice de relación señal a ruido (ecuación (1)), resultando en un conjunto de IHS de 63 bandas. Las bandas eliminadas corresponden al rango (979-1010 nm).

Tanto la Transformada de Brovey (TB) como el método PCA requieren que el conjunto de IHS tenga las mismas dimensiones que la IPAN. Inicialmente, el conjunto de IHS tiene una dimensión de 1000×1000 píxeles, mientras que la IPAN tiene una resolución seis veces mayor. Para igualar las dimensiones del conjunto de IHS con las de la IPAN, se aplicó una interpolación spline de tercer orden a todas las bandas del conjunto de IHS. Esto resultó en un nuevo conjunto de datos de IHS con una dimensión de 6000×6000 píxeles, coincidiendo

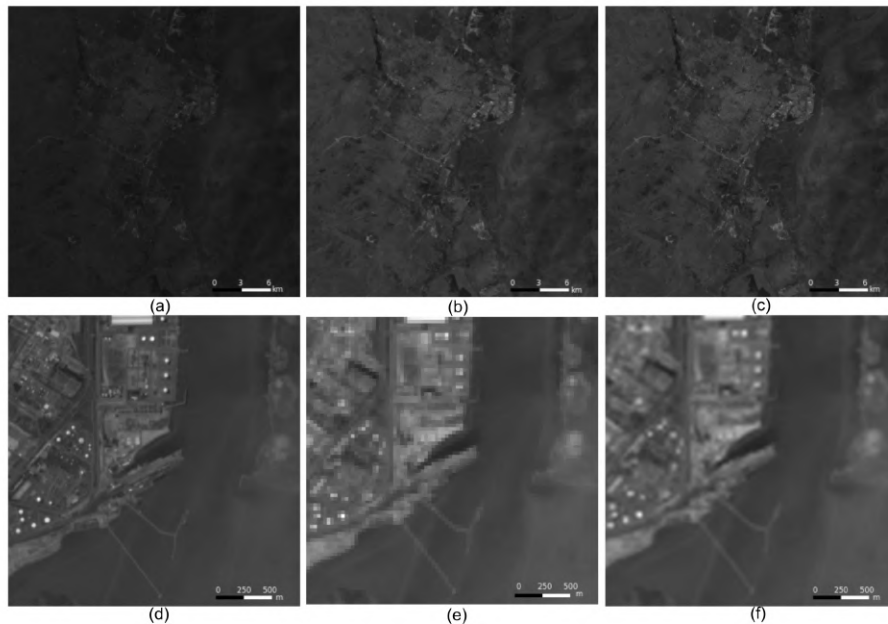


Figura 3. Comparación de resoluciones entre datos hiperespectrales PRIMSA y la imagen hiperespectral interpolada: (a, d) IPAN. (b, e) Banda HS (716 nm). (c, f) Banda hiperespectral interpolada (716 nm).

con la resolución de la IPAN. En la Fig. 3 puede observarse una comparación entre la IPAN, la IHS y la IHS-interpolada. Se incluyó un zoom a la imagen en una región de 500×500 píxeles, donde se evidencia la diferencia de resolución entre estas imágenes. Asimismo en la Fig. 4 puede observarse el histograma correspondiente a las imágenes de la Fig. 3, donde se evidencia claramente el escalamiento logrado mediante la interpolación, dado en número de píxeles versus la radiancia espectral, manteniendo la misma distribución espectral, pero escalando su resolución en seis veces la IHS.

Por otro lado puede observarse que la distribución de los números digitales (DN) de la IPAN está concentrada en un rango muy inferior al de la IHS, teniendo como rango un valor mínimo de píxel de 94 y máximo de 1771 DN, mientras que el conjunto de IHS tiene un rango de valores mínimo y máximo que para todas las bandas va desde 92 hasta 35105 DN. Sin embargo la mayor parte de los píxeles suele encontrarse en el rango entre 2500 y 12500 DN tal y como puede observarse en la Fig. 4, cuya variación depende de la banda que está siendo observada. La implementación de la interpolación spline se realizó haciendo uso de la librería Scikit-image Python [19].

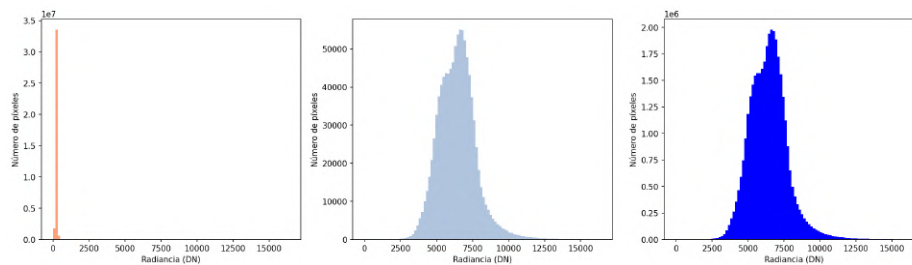


Figura 4. Histogramas de datos hiperespectrales PRISMA y la imagen hiperespectral interpolada: (a) (Izq.) IPAN. (b) (Cen.) Banda HS (716 nm). (c) (Der.) Banda HS interpolada (716 nm).

3.2. Fusión Pancromática

En la segunda etapa del esquema metodológico (ver Fig. 1), se observa que tanto el método PCA como TB requieren dos conjuntos de datos: el hiperespectral interpolado (como parte del preprocesamiento) y la imagen pancromática, para llevar a cabo la fusión pancromática. En la sección 2.2, se proporciona una descripción detallada de estos métodos. La implementación se llevó a cabo utilizando la librería Numpy-Python, conocida por su eficacia en cálculos numéricos.

3.3. Evaluación de Resultados

Finalmente, la tercer etapa del esquema metodológico (Fig. 1) muestra los criterios de evaluación que permiten obtener la mejor imagen hiperespectral fusionada. Los métodos de *pansharpening* se evaluaron utilizando las métricas de validación descritas en la sección 2.3. La Tabla 1 muestra el resultado para cada uno de ellos.

Cuadro 1. Índices de calidad de Fusión Pancromática.

Método	Índices			
	Q	SCC	MSE	SNR
Transformada de Brovey	0.837	0.702	29108.195	3.440
PCA	0.848	0.703	27632.161	3.297

Los resultados muestran un mejor desempeño para el método PCA casi en todas las métricas, exceptuando el índice SNR. El método PCA se destaca por tener un mejor Q, un mayor SCC y un menor MSE, con 0.848, 0.703 y 27632.161 respectivamente. Por otro lado, el método TB presenta un mejor SNR con un valor de 3.440 frente a 3.297 de PCA. Los resultados indican que a nivel general el

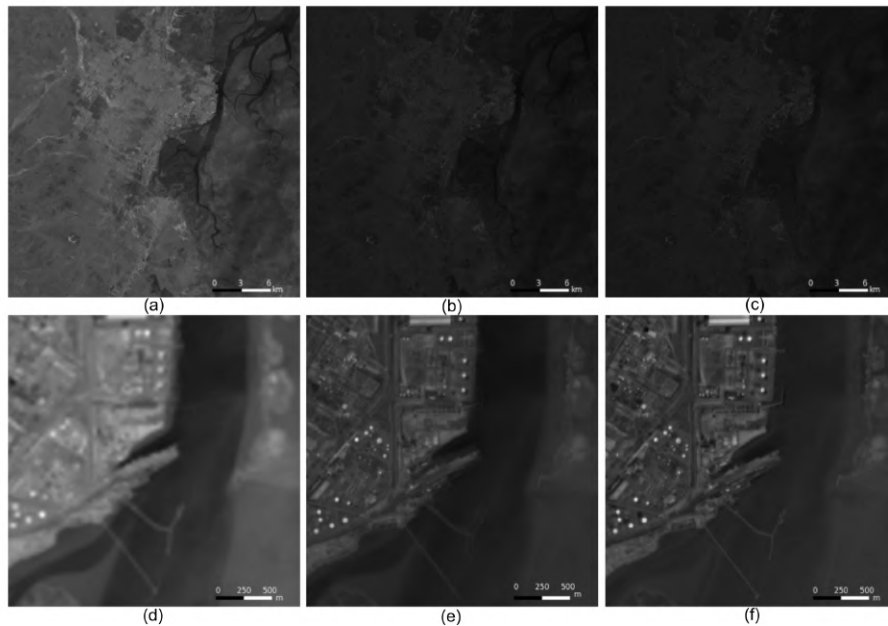


Figura 5. Resultado de Pansharpenig para los datos hiperespectrales PRISMA): (a, d) IHS-interpolada (841 nm). (b, e) Fusión pancromática mediante Transformada Brovey (841 nm). (c, f) Fusión pancromática mediante PCA (841 nm).

método PCA presenta una mejor correlación espacial y espectral que se traducen en un menor error cuadrático medio en comparación con el método TB.

En la Fig. 5 puede observarse la comparación entre la IHS-interpolada, el resultado de la TB y el método PCA respectivamente. A primera vista es notable la incidencia de la IPAN sobre el resultado de los métodos de fusión pancromática, ya que generan imágenes más oscuras, en comparación con la IHS-interpolada, esto se debe a la predominancia en los bajos DN de la IPAN tal y como se pudo observar en el histograma de la IPAN (Fig. 4). Además, al realizar un zoom sobre la imagen en una región de 500×500 píxeles, puede observarse como los métodos PS (Fig. 5(e, f)) mejoran notablemente la definición de la imagen con respecto a la IHS interpolada (Fig. 5(d)). Aunque ambos métodos de PS logran extraer una mejora espacial de la IPAN, el método PCA genera imágenes con mayor definición y menor distorsión espacial en comparación con la TB, confirmando los resultados obtenidos por las métricas de calidad de fusión pancromática (Tabla. 1).

Una validación adicional basada en los histogramas de cada conjunto de datos se presenta en la Fig. 6. Cada histograma evaluado contiene 1000 *bins*. Estos histogramas relacionan los resultados obtenidos por los métodos de refinamiento pancromático con respecto al conjunto IHS original. En la Fig. 6(I), que representa la comparación promedio para todo el conjunto de datos, se observa que

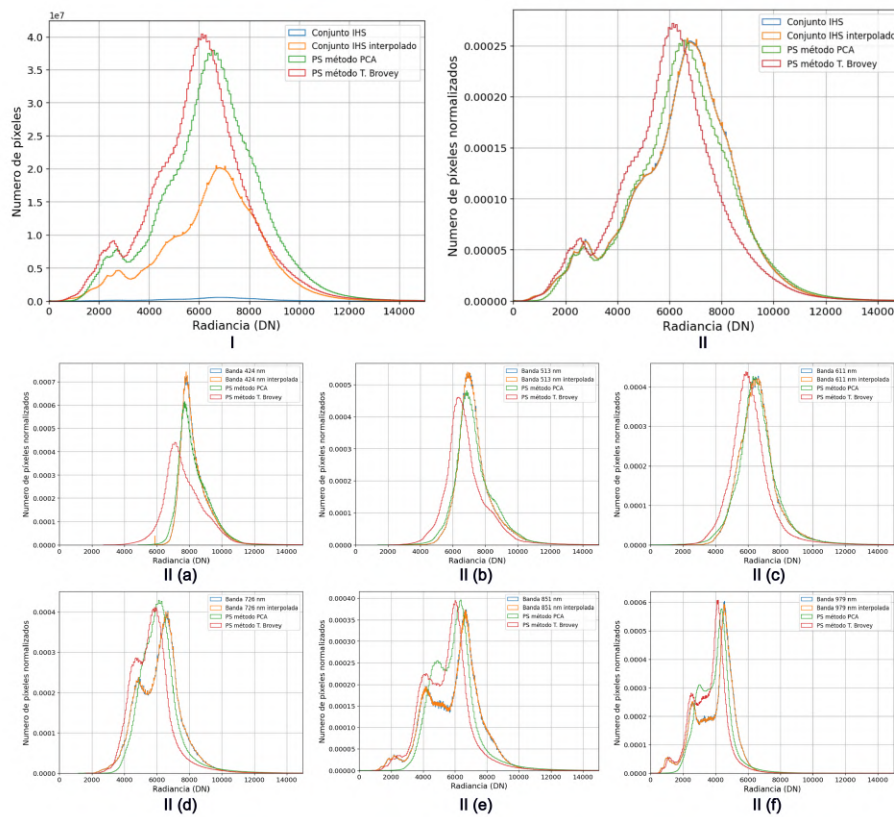


Figura 6. Superposición y comparación de histogramas antes y después del refinado pancromático: (I) Conjunto de datos hiperespectrales IHS. (II) Conjunto de datos hiperespectrales IHS normalizado. Bandas normalizadas: (a) 424 nm. (b) 513 nm. (c) 611 nm. (d) 726 nm. (e) 851 nm. (f) 979 nm.

los métodos PCA y TB han incorporado información espectral de la imagen pancromática en comparación con el conjunto IHS original e interpolado. Además, se nota que la distribución espectral varía entre los métodos.

Al normalizar los histogramas para todo el conjunto de datos IHS, como se ilustra en la Fig. 6(II), se aprecia que la distribución espectral para el conjunto IHS y el conjunto IHS interpolado es idéntica. Sin embargo, los métodos de *pansharpening* muestran un desplazamiento espectral. Además del conjunto IHS, se seleccionó un conjunto de seis bandas distribuidas dentro del espectro VNIR de los cuales se obtuvieron sus histogramas normalizados correspondientes (Fig. 6 II (a, b, c, d, e y f)). Para cuantificar las diferencias entre los histogramas, se calcularon diferentes métricas, como la distancia euclídea (ED), el error cuadrático medio (MSE) y el Índice de correlación (R^2). Los resultados de estas métricas para cada histograma respectivo se presentan en la Tabla 2.

Cuadro 2. Métricas de comparación para los métodos de refinado pancromático en relación con las IHS dados sus histogramas normalizados (Distancia euclídea (ED), Error cuadrático medio (MSE), Índice de correlación (R^2)).

Bandas (nm)	ED		MSE		R^2	
	IHS-PCA	IHS-TB	IHS-PCA	IHS-TB	IHS-PCA	IHS-TB
Conjunto IHS	0.0021	0.0022	4.742e-09	5.063e-09	-0.3326	-0.4229
424	0.0023	0.0034	5.701e-09	1.215e-08	0.7001	0.3607
513	0.0007	0.0033	5.177e-10	1.127e-08	0.9459	-0.1770
611	0.0024	0.0033	5.911e-09	1.143e-08	0.2455	-0.4595
726	0.0035	0.0035	1.254e-08	1.277e-08	-0.5954	-0.6255
851	0.0034	0.0035	1.200e-08	1.230e-08	-0.7327	-0.7763
979	0.0037	0.0035	1.416e-08	1.293e-08	-0.2975	-0.1848

Al analizar los resultados para el conjunto IHS de los histogramas normalizados, se evidencia que, el método PCA presenta un mejor desempeño (Fig. 6(II)), con un ED = 0.0021, un MSE = 4.742e-09 y un $R^2 = -0.3326$ con respecto a el método TB. El método PCA genera una menor distorsión espectral promedio en comparación con el método TB. El análisis del conjunto de bandas individuales mostró que, la distorsión espectral es muy baja para el método PCA (Fig. 6 II (a, b, c)), con un MSE bajo y altos niveles de correlación para el conjunto de bandas descrito entre los 424 y 611 nm. Esto se puede explicar por el rango de correlación espectral existente con respecto a la IPAN (400 - 700 nm). Sin embargo, al analizar las bandas superiores (Fig. 6 II (d, e, f)), se evidencia un mayor nivel de distorsión, tal como lo muestran los resultados presentados en la Tabla 2. Por otro lado, el método TB presenta índices más homogéneos (DE, MSE, R^2), pero con un desempeño más bajo a lo largo de todo el espectro analizado. Dentro del rango evaluado, no se encontró un rango espectral donde la distorsión del método TB sea menor en comparación con el método PCA.

4. Conclusiones

Este estudio demuestra la efectividad de aplicar el refinamiento pancromático a IHS utilizando los métodos de Transformada de Brovey (TB) y Análisis de Componentes Principales (PCA). Estos métodos permiten obtener IHS de mayor resolución, mejorando la definición espacial y manteniendo las características espectrales de cada banda con una distorsión promedio mínima. Los métodos de *pansharpening* (PS) producen imágenes con una resolución espacial y definición superiores en comparación con las técnicas tradicionales de interpolación de imágenes (Upsampling), las cuales, a pesar de aumentar la resolución, introducen distorsiones al llenar espacios adicionales basándose en los píxeles más cercanos.

Los métodos de PS utilizan una IPAN como referencia para mejorar la resolución espacial de las IHS, fusionando sus características espaciales con los valores digitales de cada banda. De los dos métodos de PS evaluados, el método PCA muestra un mejor equilibrio en términos de métricas de calidad de fusión,

análisis de histogramas y evaluación visual en comparación con la TB y la interpolación de la imagen hiperespectral. PCA presenta un rango de distorsión espectral muy bajo para las bandas que coinciden con el rango espectral cubierto por la IPAN, comprendido entre los 400 y 700 nm. Esto sugiere que el método PCA puede ser más adecuado para este tipo de imágenes y para bandas que se correlacionan con el espectro de la imagen pancromática proporcionada. Sin embargo, la elección del método puede depender del contexto específico y de las necesidades particulares en términos de resolución espacial o espectral.

Disponibilidad de datos: El repositorio público con la implementación de los métodos de *pansharpening* y las métricas de validación implementadas está disponible en: <https://github.com/smarvar/pansharpening-hyperespectral.git>

Referencias

1. Jin, X.; Liu, S.; Baret, F.; Hemerlé, M.; Comar, A. Estimates of plant density of wheat crops at emergence from very low altitude UAV imagery. *Remote Sens. Environ.* 2017, 198, 105–114.
2. Brook, A.; De Micco, V.; Battipaglia, G.; Erbaggio, A.; Ludeno, G.; Catapano, I.; Bonfante, A. A smart multiple spatial and temporal resolution system to support precision agriculture from satellite images: Proof of concept on Aglianico vineyard. *Remote Sens. Environ.* 2020, 240, 111679.
3. Camino, C.; González-Dugo, V.; Hernández, P.; Sillero, J.C.; Zarco-Tejada, P.J. Improved nitrogen retrievals with airborne-derived fluorescence and plant traits quantified from VNIR-SWIR hyperspectral imagery in the context of precision agriculture. *Int. J. Appl. Earth Obs. Geoinf.* 2018, 70, 105–117.
4. Bian, J.; Zhang, Z.; Chen, J.; Chen, H.; Cui, C.; Li, X.; Chen, S.; Fu, Q. Simplified Evaluation of Cotton Water Stress Using High Resolution Unmanned Aerial Vehicle Thermal Imagery. *Remote Sens.* 2019, 11.
5. L. Loncan et al., "Hyperspectral Pansharpening: A Review," in *IEEE Geoscience and Remote Sensing Magazine*, vol. 3, no. 3, pp. 27-46, Sept. 2015, doi: 10.1109/MGRS.2015.2440094.
6. PRISMA Algorithm Theoretical Basis Document, <https://prisma.asi.it/>, last accessed 2024/03/29
7. Landsat 8 | Landsat Science. (2023, January 11). Retrieved from <https://landsat.gsfc.nasa.gov/satellites/landsat-8/>
8. MODIS Web. (n.d.). Retrieved from <https://modis.gsfc.nasa.gov/>
9. Sentinel-3 - Sentinel Online. (n.d.). Retrieved from <https://sentinels.copernicus.eu/web/sentinel/copernicus/sentinel-3>
10. R. Swathika and T. S. Sharmila, "Image fusion for MODIS and Landsat images using top hat based moving technique with FIS," *Cluster Computing*, vol. 22, pp. 12939–12947, Sep. 2019, doi: 10.1007/s10586-018-1802-2.
11. G. Vivone, L. Alparone, J. Chanussot, M. D. Mura, Garzelli, and G. Licciardi, "A critical comparison of pansharpening algorithms," in *Proc. IEEE Int. Conf. Geoscience Remote Sensing*, July 2014, pp. 191–194.
12. B. Aiazzi, L. Alparone, S. Baronti, A. Garzelli, and M. Selva, "25 years of pansharpening: A critical review and new developments," in *Signal Image Processing for*

- Remote Sensing, 2nd ed., C. H. Chen, Ed. Boca Raton, FL: CRC Press, 2011, ch. 28, pp. 533–548.
13. C. Thomas, T. Ranchin, L. Wald, and J. Chanussot, “Synthesis of multispectral images to high spatial resolution: A critical review of fusion methods based on remote sensing physics,” *IEEE Trans. Geosci. Remote Sensing*, vol. 46, no. 5, pp. 1301–1312, May 2008.
 14. X. Zhu and W. Bao, “Investigation of Remote Sensing Image Fusion Strategy Applying PCA to Wavelet Packet Analysis Based on IHS Transform,” *Journal of the Indian Society of Remote Sensing*, vol. 47, no. 3, pp. 413–425, Mar. 2019, doi: 10.1007/s12524-018-0930-8.
 15. V. Shettigara, “A generalized component substitution technique for spatial enhancement of multispectral images using a higher resolution data set,” *Photogramm. Eng. Remote Sens.*, vol. 58, no. 5, pp. 561–567, 1992.
 16. V. P. Shah, N. Younan, and R. L. King, “An efficient pan-sharpening method via a combined adaptive PCA approach and contourlets,” *IEEE Trans. Geosci. Remote Sensing*, vol. 56, no. 5, pp. 1323–1335, May 2008.
 17. G. Vivone, L. Alparone, J. Chanussot, M. D. Mura, Garzelli, and G. Licciardi, “A critical comparison of pansharpening algorithms,” in *Proc. IEEE Int. Conf. Geoscience Remote Sensing*, July 2014, pp. 191–194.
 18. G. Vivone, L. Alparone, J. Chanussot, M. D. Mura, A. Garzelli, and G. Licciardi, “A critical comparison among pansharpening algorithms,” *IEEE Trans. Geosci. Remote Sensing*, vol. 53, no. 5, pp. 2565–2586, May 2015.
 19. van der Walt, S., Schönberger, J. L., Nunez-Iglesias, J., Boulogne, F., Warner, J. D., Yager, N., . . . Yu, T. (2014). *scikit-image: image processing in Python*. *PeerJ*, 2, e453. <https://doi.org/10.7717/peerj.453>
 20. T.-M. Tu, P. S. Huang, C.-L. Hung, and C.-P. Chang, “A fast intensity- hue-saturation fusion technique with spectral adjustment for IKONOS imagery,” *IEEE Trans. Geosci. Remote Sensing Lett.*, vol. 1, no. 4, pp. 309–312, 2004.