

**UNIVERSIDAD NACIONAL DE INGENIERÍA
FACULTAD DE INGENIERÍA ELÉCTRICA Y ELECTRÓNICA**



TESIS:

**UN MÉTODO DE COMPRESIÓN DE IMÁGENES SATELITALES
MULTIESPECTRALES BASADO EN LA CODIFICACIÓN DE SUB-BANDAS
WAVELETS**

**PARA OBTENER EL GRADO ACADÉMICO DE MAESTRO EN CIENCIAS CON
MENCIÓN EN TELECOMUNICACIONES**

ELABORADO POR

JOEL ENYELBER TELLES CASTILLO

ASESOR

Dr. GUILLERMO LEOPOLDO KEMPER VÁSQUEZ

LIMA – PERÚ

2022

DEDICATORIA

A mi esposa Yolanda, y mis hijos Renzo y Alice.

AGRADECIMIENTOS

Un agradecimiento muy especial al asesor de mi tesis, Dr. Guillermo Leopoldo Kemper Vásquez, y al Dr. Samuel Gustavo Huamán Bustamante por sus consejos y apoyo brindado. Al Instituto Nacional de Investigación y Capacitación de Telecomunicaciones de la Universidad Nacional de Ingeniería (INICTEL-UNI) y a los profesores de la sección de posgrado de la FIEE de la UNI, a la Comisión Nacional de Investigación y Desarrollo Aeroespacial - CONIDA por las imágenes satelitales brindadas para el desarrollo del presente trabajo.

ÍNDICE DE CONTENIDOS

INTRODUCCIÓN	1
CAPITULO I.....	3
ANTECEDENTES Y DESCRIPCIÓN DEL PROBLEMA.....	3
1.1 Antecedentes bibliográficos	3
1.2 Descripción de la situación problemática	9
1.3 Formulación del problema.....	11
1.4 Justificación e importancia de la investigación.....	12
1.5 Objetivos.....	12
1.5.1 Objetivo general.....	12
1.5.2 Objetivos específicos	12
1.6 Hipótesis.....	12
1.6.1 Hipótesis principal.....	12
1.6.2 Hipótesis secundarias.....	12
1.7 Variables e indicadores.....	13
1.7.1 Variables para la hipótesis principal.....	13
1.7.2 Variables para la hipótesis secundarias.....	13
1.7.3 Indicadores para la hipótesis principal	13
1.7.4 Indicadores para las hipótesis secundarias	13
1.8 Unidad de análisis.....	14
1.9 Tipo y nivel de investigación	14
1.10 Periodo del análisis	14
1.11 Fuentes de información e instrumentos utilizados	14
1.12 Técnicas de recolección y procesamiento de datos.....	14
CAPITULO II.....	15
MARCO TEÓRICO Y MARCO CONCEPTUAL	15
2.1 La imagen digital en escala de grises.....	15
2.2 El pixel.....	15
2.3 Características espectrales de las imágenes satelitales.....	16
2.4 Firmas espectrales.....	16
2.5 Características espaciales y radiométricas	16
2.6 Resolución espacial	18
2.7 Modelo de color RGB.....	18

2.8	Longitudes de ondas de las imágenes satelitales	18
2.9	Codificación por transformada	19
2.10	Codificación sub-banda	20
2.11	Transformada Wavelet	20
2.12	Transformada Wavelet Discreta Bidimensional.....	20
2.13	Medición de la información.....	24
2.14	Codificación de Huffman	25
2.15	Métrica de medición de la calidad de la imagen.....	25
2.16	Índice de similitud estructural (SSIM)	25
2.17	Relación de Señal Pico a Ruido (PSNR).....	25
2.18	Medición del factor de compresión	26
2.19	Codificador EZW	26
2.20	Codificador SPIHT	27
2.21	Codificador STW	28
CAPÍTULO III.....		29
DESARROLLO DEL trabajo		29
3.1	Diagrama de bloques del método propuesto.....	29
3.2	Datos experimentales: Imágenes de Entrada	30
3.3	Algoritmo de diferenciador referenciado.....	33
3.4	Descomposición / Reconstrucción sub-bandas wavelet	36
3.5	Aproximación al valor entero más cercano	43
3.6	Algoritmo de codificación predictivo	44
3.7	Codificador de Huffman	59
3.8	Decodificador.....	62
3.9	Decodificador de entropía	63
3.10	Decodificador predictivo	63
3.11	Reconstrucción Sub-Banda Wavelet	64
3.12	Decodificador Diferenciador Referenciado	64
CAPÍTULO IV		67
ANÁLISIS y presentación de resultados.....		67
4.1	Análisis	67
4.2	Resultados de la investigación	68
4.3	Evaluación de los métodos empleando Imágenes satelitales PeruSat-1	68
4.3.1	Resultados de comprimir la imagen $B(x, y)$ (Banda 1) de PeruSat-1	68
4.3.1.1	Resultados Promedio: Método SPIHT	69
4.3.1.2	Resultados Promedio: Método EZW	69

4.3.1.3	Resultados Promedio: Método STW	69
4.3.1.4	Resultados Promedio: Método Propuesto.....	70
4.3.2	Resultados de comprimir la imagen $G(x, y)$ (Banda 2) de PeruSat-1	71
4.3.2.1	Resultados Promedio: Método SPIHT.....	71
4.3.2.2	Resultados Promedio: Método EZW	73
4.3.2.3	Resultados Promedio: Método STW	73
4.3.2.4	Resultados Promedio: Método Propuesto.....	73
4.3.3	Resultados de comprimir la imagen $R(x, y)$ (Banda 3) de PeruSat-1	74
4.3.3.1	Resultados Promedio: Método SPIHT.....	76
4.3.3.2	Resultados Promedio: Método EZW	76
4.3.3.3	Resultados Promedio: Método STW	76
4.3.3.4	Resultados Promedio: Método Propuesto.....	77
4.3.4	Resultados de comprimir la imagen $NIR(x, y)$ (Banda 4) de PeruSat-1	78
4.3.4.1	Resultados Promedio: Método SPIHT.....	78
4.3.4.2	Resultados Promedio: Método EZW	80
4.3.4.3	Resultados Promedio: Método STW	80
4.3.4.4	Resultados Promedio: Método Propuesto.....	81
4.4	Evaluación de los métodos empleando Imágenes satelitales Landsat	89
4.4.1	Resultados de comprimir la imagen $B(x, y)$ (Banda 1) de Landsat.....	89
4.4.1.1	Resultados Promedio: Método SPIHT.....	89
4.4.1.2	Resultados Promedio: Método EZW	90
4.4.1.3	Resultados Promedio: Método STW	90
4.4.1.4	Resultados Promedio: Método Propuesto.....	91
4.4.2	Resultados de comprimir la imagen $G(x, y)$ (Banda 2) de Landsat.....	93
4.4.2.1	Resultados Promedio: Método SPIHT.....	93
4.4.2.2	Resultados Promedio: Método EZW	93
4.4.2.3	Resultados Promedio: Método STW	94
4.4.2.4	Resultados Promedio: Método Propuesto.....	94
4.4.3	Resultados de comprimir la imagen $R(x, y)$ (Banda 3) de Landsat.....	95
4.4.3.1	Resultados Promedio: Método SPIHT.....	97
4.4.3.2	Resultados Promedio: Método EZW	97
4.4.3.3	Resultados Promedio: Método STW	97
4.4.3.4	Resultados Promedio: Método Propuesto.....	98
4.4.4	Resultados de comprimir la imagen $NIR(x, y)$ (Banda 4) de Landsat.....	99
4.4.4.1	Resultados Promedio: Método SPIHT.....	99
4.4.4.2	Resultados Promedio: Método EZW	99

4.4.4.3	Resultados Promedio: Método STW	101
4.4.4.4	Resultados Promedio: Método Propuesto.....	101
4.5	Resultados en términos de velocidad y tiempo de descarga.....	110
4.6	Impacto Computacional de los Métodos Estudiados	113
4.7	Contrastación de las hipótesis	116
4.8	Contrastación de la primera hipótesis secundaria	116
4.9	Contrastación de segunda hipótesis secundaria.....	117
4.10	Contrastación de la hipótesis principal	117
	CONCLUSIONES.....	121
	RECOMENDACIONES	123
	GLOSARIO DE ABREVIATURAS	124
	BIBLIOGRAFÍA	126
	ANEXO 1: Publicacion Realizada	130

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1.1 Resultados sobre la imagen Bárbara	4
Tabla 1.2 Resultados del método EZW sobre la imagen Lena.....	5
Tabla 1.3 Resultados del método EZW sobre la imagen Bárbara.....	5
Tabla 1.4 Resultados del método SPIHT sobre la imagen Lena	6
Tabla 1.5 Resultados del método SPIHT sobre la imagen Barbara	6
Tabla 1.6 Resultados del método SPIHT sobre la imagen Goldhill	7
Tabla 1.7 Pruebas de compresión usando varios filtros wavelet.....	9
Tabla 1.8 Especificaciones técnicas de algunos satélites de observación.....	10
Tabla 2.1 Regiones espectrales usadas en teledetección.....	17
Tabla 2.2 Longitudes de onda de los colores primarios.....	19
Tabla 3.1 Entropía promedio de 30 imágenes satelitales	33
Tabla 3.2 Algoritmo diferenciador referenciando a $R(x, y)$	34
Tabla 3.3 Algoritmo diferenciador referenciando a $G(x, y)$	35
Tabla 3.4 Algoritmo diferenciador referenciando a $B(x, y)$	35
Tabla 3.5 Algoritmo diferenciador referenciando a $NIR(x, y)$	35
Tabla 3.6 Resumen y comparación de los resultados de entropía promedio.....	35
Tabla 3.7 Leyenda de las Variables del Filtro	36
Tabla 3.8 Imagen reconstruida con una sub-banda recibida.....	37
Tabla 3.9 Imagen reconstruida con dos sub-bandas recibidas.....	40
Tabla 3.10 Imagen reconstruida con tres sub-bandas recibidas	40
Tabla 3.11 Imagen reconstruida con cuatro sub-bandas recibidas	40
Tabla 3.12 Imagen reconstruida con cinco sub-bandas recibidas.....	41
Tabla 3.13 Imagen reconstruida con seis sub-bandas recibidas.....	41
Tabla 3.14 Imagen reconstruida con siete sub-bandas recibidas.....	41
Tabla 3.15 Imagen reconstruida con ocho sub-bandas recibidas	41
Tabla 3.16 Imagen reconstruida con nueve sub-bandas recibidas	42
Tabla 3.17 Imagen reconstruida con diez sub-bandas recibidas.....	42
Tabla 3.18 Resultado de la reconstrucción de la imagen codificada.....	42
Tabla 3.19 Familia Wavelet.....	43
Tabla 3.20 Ejemplo de procedimiento transformación matriz a vector.....	55
Tabla 3.21 Valores para la creación del diccionario de Huffman.....	60
Tabla 4.1 Resultados del método SPIHT	69
Tabla 4.2 Resultados del método EZW	69

Tabla 4.3 Resultados del método STW	70
Tabla 4.4 Resultados del método Propuesto imagen PeruSat-1 $B(x, y)$	70
Tabla 4.5 Resultados del método SPIHT	71
Tabla 4.6 Resultados del método EZW	73
Tabla 4.7 Resultados del método STW	73
Tabla 4.8 Resultados del método propuesto imagen PeruSat-1 $G(x, y)$	74
Tabla 4.9 Resultados del método SPIHT	76
Tabla 4.10 Resultados del método EZW	76
Tabla 4.11 Resultados del método STW	77
Tabla 4.12 Resultados del método propuesto imagen PeruSat-1 $R(x, y)$	77
Tabla 4.13 Resultados del método SPIHT	78
Tabla 4.14 Resultados del método EZW	80
Tabla 4.15 Resultados del método STW	80
Tabla 4.16 Resultados del algoritmo propuesto imagen PeruSat-1 $NIR(x, y)$	81
Tabla 4.17 Resultados del método SPIHT	89
Tabla 4.18 Resultados del método EZW	90
Tabla 4.19 Resultados del método STW	90
Tabla 4.20 Resultados del método propuesto imagen Landsat $B(x, y)$	91
Tabla 4.21 Resultados del método SPIHT	93
Tabla 4.22 Resultados del método EZW	93
Tabla 4.23 Resultados del método STW	94
Tabla 4.24 Resultados del método propuesto imagen Landsat $G(x, y)$	94
Tabla 4.25 Resultados del método SPIHT	97
Tabla 4.26 Resultados del método EZW	97
Tabla 4.27 Resultados del método STW	98
Tabla 4.28 Resultados del método propuesto imagen Landsat $R(x, y)$	98
Tabla 4.29 Resultados del método SPIHT	99
Tabla 4.30 Resultados del método EZW	101
Tabla 4.31 Resultados del método STW	101
Tabla 4.32 Resultados del método propuesto imagen Landsat $NIR(x, y)$	102
Tabla 4.33 Comparación respecto al tiempo de descarga de $G(x, y)$	111
Tabla 4.34 Comparación respecto al tiempo de descarga de $B(x, y)$	111
Tabla 4.35 Comparación respecto al tiempo de descarga de $R(x, y)$	111
Tabla 4.36 Comparación respecto al tiempo de descarga de $NIR(x, y)$	111
Tabla 4.38 Comparación respecto al tiempo de descarga de $G(x, y)$	112

Tabla 4.39 Comparación respecto al tiempo de descarga de $B(x, y)$	112
Tabla 4.40 Comparación respecto al tiempo de descarga de $R(x, y)$	112
Tabla 4.41 Comparación respecto al tiempo de descarga de $NIR(x, y)$	113

ÍNDICE DE ILUSTRACIONES

Figura 1.1. Resultados sobre la imagen Lena (Fuente: Referencia [19])	7
Figura 1.2. Resultados sobre la imagen Bárbara	7
Figura 1.3. Influencia del nivel de profundidad de las wavelets sobre la calidad	8
Figura 1.4. Influencia de la resolución de la imagen sobre la calidad	8
Figura 1.5 Comparación del número de satélites lanzados anualmente	10
Figura 2.1 Imagen satelital Landsat 8 del Lago Titicaca - Perú	15
Figura 2.2 Firmas espectrales de trigo, remolacha azucarera y la avena	17
Figura 2.3: Comparación espacial y espectral del sensor TM y AVIRIS	17
Figura 2.4 TWD 2-D discreta de nivel simple (SL-2D-DWT).....	22
Figura 2.5 Descomposición SL-2D-DWT de un nivel.....	23
Figura 2.6 Descomposición SL-2D-DWT de dos niveles	23
Figura 2.7 Descomposición SL-2D-DWT de tres niveles	23
Figura 2.8 Descomposición de la imagen Lena	24
Figura 3.1 Diagrama de bloques del método propuesto del componente $R(x, y)$	31
Figura 3.2 Diagrama de bloques del método propuesto del componente $B(x, y)$	31
Figura 3.3 Diagrama de bloques del método propuesto del componente $NIR(x, y)$..	32
Figura 3.4 Diagrama de bloques del método propuesto del componente $G(x, y)$	32
Figura 3.5 Imagen PeruSat-1 de una zona del Perú.....	33
Figura 3.6 Imagen diferencia	33
Figura 3.7 Orden de la codificación de las sub-bandas wavelet.....	37
Figura 3.8 Árbol de descomposición sub-banda wavelet de 3 niveles $G(x, y)$	38
Figura 3.9 Árbol de descomposición sub-banda wavelet de 3 niveles $Rd(x, y)$	38
Figura 3.10 Árbol de descomposición sub-banda wavelet de 3 niveles $Bd(x, y)$	39
Figura 3.11 Árbol de descomposición sub-banda wavelet de 3 niveles $NIRd(x, y)$...	39
Figura 3.12 Escritura en zigzag de las bandas de aproximación	45
Figura 3.13 Resultados PSNR de la imagen $G(x, y)$	46
Figura 3.14 Resultados SSIM de la imagen $G(x, y)$	47
Figura 3.15 Resultados PSNR, referencia $G(x, y)$ – Evaluación: $NIR(x, y)$	48
Figura 3.16 Resultados SSIM, referencia $G(x, y)$ – Evaluación: $NIR(x, y)$	49
Figura 3.17 Resultados PSNR, referencia $G(x, y)$ – Evaluación: $B(x, y)$	50
Figura 3.18 Resultados SSIM, referencia $G(x, y)$ – Evaluación: $B(x, y)$	51
Figura 3.19 Resultados PSNR, referencia $G(x, y)$ – Evaluación: $R(x, y)$	52
Figura 3.20 Resultados SSIM, referencia $G(x, y)$ – Evaluación: $R(x, y)$	53
Figura 3.21 Diagrama del codificador predictivo	55

Figura 3.22 Función de distribución de probabilidad de la banda de aproximación...	57
Figura 3.23 Funcion de distribución de probabilidad después del algoritmo.....	57
Figura 3.24 Comparación de funciones de distribución	57
Figura 3.25 Comparación de F.C y PSNR.....	58
Figura 3.26 FDP de banda de aproximación.....	60
Figura 3.27 FDP de banda de detalle horizontal.....	61
Figura 3.28 FDP de banda de detalle vertical	61
Figura 3.29 FDP de banda de detalle diagonal	61
Figura 3.30 Diagrama de bloques del decodificador de la imagen codificada <i>ICG</i>	62
Figura 3.31 Diagrama de bloques del decodificador de la imagen codificada <i>ICR</i>	62
Figura 3.32 Diagrama de bloques del decodificador de la imagen <i>ICB</i>	62
Figura 3.33 Diagrama de bloques del decodificador de la imagen <i>ICNIR</i>	63
Figura 3.34 Ejemplo de Reconstrucción Progresiva (continuación)	66
Figura 4.1 Comparación métodos SPIHT, EZW, STW y el método propuesto	72
Figura 4.2 Comparación métodos SPIHT, EZW, STW y el método propuesto	72
Figura 4.3 Comparación métodos SPIHT, EZW, STW y el método propuesto	75
Figura 4.4 Comparación métodos SPIHT, EZW, STW y el método propuesto	75
Figura 4.5 Comparación métodos SPIHT, EZW, STW y el método propuesto	79
Figura 4.6 Comparación métodos SPIHT, EZW, STW y el método propuesto	79
Figura 4.7 Comparación métodos SPIHT, EZW, STW y el método propuesto	82
Figura 4.8 Comparación métodos SPIHT, EZW, STW y el método propuesto	82
Figura 4.9 Compresión de imagen PeruSat-1- Banda 1 usando el método SPIHT ...	83
Figura.4.10 Compresión de imagen PeruSat-1- Banda 1 usando el método EZW....	84
Figura 4.11 Compresión de imagen PeruSat-1- Banda 1 usando el método STW....	86
Figura.4.12 Compresión PeruSat-1- Banda 1, Método propuesto.....	87
Figura 4.13 Comparación métodos SPIHT, EZW, STW y el método propuesto	92
Figura 4.14 Comparación métodos SPIHT, EZW, STW y el método propuesto	92
Figura 4.15 Comparación métodos SPIHT, EZW, STW y el método propuesto	96
Figura 4.16 Comparación métodos SPIHT, EZW, STW y el método propuesto	96
Figura 4.17 Comparación métodos SPIHT, EZW, STW y el método propuesto	100
Figura 4.18 Comparación métodos SPIHT, EZW, STW y método propuesto	100
Figura 4.19 Comparación métodos SPIHT, EZW, STW y el método propuesto	103
Figura 4.20 Comparación métodos SPIHT, EZW, STW y el método propuesto	103
Figura 4.22 Compresión Landsat- Banda 3 usando el método EZW	105
Figura 4.23 Compresión Landsat- Banda 3 usando el método STW	107
Figura 4.24 Compresión Landsat- Banda 3 usando el M. propuesto	108

Figura 4.25 Comparación sobre la imagen PerúSat-1 $B(x, y)$	114
Figura 4.26 Comparación sobre la imagen PerúSat-1 $G(x, y)$	114
Figura 4.27 Comparación sobre la imagen PerúSat-1 $R(x, y)$	114
Figura 4.28 Comparación sobre la imagen PerúSat-1 $NIR(x, y)$	114
Figura 4.29 Comparación sobre la imagen Landsat $B(x, y)$	115
Figura 4.30 Comparación sobre la imagen Landsat $G(x, y)$	115
Figura 4.31 Comparación sobre la imagen Landsat $R(x, y)$	115
Figura 4.32 Comparación sobre la imagen Landsat $NIR(x, y)$	116

RESUMEN

En el presente trabajo se propone un método de compresión de imágenes satelitales multiespectrales con pérdida que incluye las longitudes de onda del azul, verde, rojo e infrarrojo cercano; enfocado en aumentar la calidad de la imagen de acuerdo con la cantidad de datos recibidos. El método se basa en la codificación de sub-bandas wavelet, un algoritmo de diferencia referenciada, codificación predictiva entre imágenes multiespectrales de diferentes longitudes de onda y codificación Huffman. Este método se consideró debido a la baja tasa de transmisión y a la corta duración de la ventana de tiempo durante la cual se tiene línea de vista una estación terrena con un pequeño satélite. Se realizó una base de datos de imágenes de prueba del satélite PeruSat-1 y Landsat 8 con la finalidad de tener diferentes resoluciones espaciales. Se realizaron las comparaciones con los métodos SPIHT, EZW y STW; Presentando el método propuesto una mejor eficiencia evaluados en función al PSNR (relación de señal pico a ruido) y SSIM (índice de similitud estructural).

ABSTRACT

This work proposes a new lossy multispectral satellite image compression method, which includes blue, green, red and near infrared wavelengths, focused on increasing image quality based on the amount of data received. This method was considered due to the low transmission rate and the short duration of the time window during which an earth station with a small satellite is in line of sight. A database of test images of the PeruSat-1 and Landsat 8 satellites was created in order to have different spatial resolutions. Comparisons were made with the SPIHT, EZW and STW methods. Presenting the proposed method a better efficiency evaluated based on the PSNR (peak signal to noise ratio) and SSIM (structural similarity index).

INTRODUCCIÓN

En la actualidad existen diversos programas en agencias espaciales que fomentan la creación de pequeños satélites, los cuales tienen como objetivo la formación de recursos humanos en la línea satelital, realización de experimentos y adquisición de imágenes de la tierra. Algunos programas internacionales que promueven el desarrollo de pequeños satélites son La Sociedad Americana de Astronáutica (AAS) y el Instituto Americano de Aeronáutica y Astronáutica (AIAA); estas instituciones desarrollan el programa Texas CanSat Competition, en el cual participan estudiantes y profesores de diferentes instituciones educativas con los objetivos de construir, lanzar y probar prototipos de satélites miniaturizados. En Europa el programa de desarrollo de pequeños satélites es promovido por la Agencia Espacial Europea (ESA) y organizado por el Centro Noruego de Educación Espacial (NAROM), en Francia este programa es organizado por el Centro Nacional de Estudios Espaciales, en Japón este programa lo organiza el Consorcio de Ingeniería Espacial Universitaria (UNISEC) [16].

Principalmente son dos las limitaciones con las cuales se debe lidiar en el desarrollo del módulo de adquisición de imágenes en los pequeños satélites, la primera es el corto tiempo que el satélite tiene línea de vista con la estación terrena y la segunda es la baja tasa de transmisión. Trabajos previos han realizado el módulo de adquisición de imágenes empleando el codificador de imágenes JPEG con una velocidad de transmisión de 1200 bits/s [2] [13] [14]. Otro trabajo propone un método de compresión de imágenes térmicas sin pérdidas para un nano satélite. El método aplica técnicas predictivas, la Transformada Discreta Wavelet (TDW) y finalmente emplean un codificador de entropía de longitud fija. Sin embargo, las pruebas fueron realizadas sobre imágenes en escala de grises con resolución espacial de 512 x 512, no adquiridas por un satélite, presentando tasas de compresión entre 1.42 a 1.57 [5]. En [18] se realizó una comparación entre las técnicas de compresión basados en Huffman, Transformada Discreta Wavelet (TDW) y Fractal, donde concluyen que la técnica que posee mejor desempeño con respecto a calidad medida en la Proporción Máxima de Señal a Ruido o PSNR (del inglés Peak Signal-to-Noise Ratio) es el codificador fractal, seguido del codificador TDW y por último el codificador de Huffman, el estudio lo realizaron sobre seis imágenes de prueba las cuales no fueron imágenes satelitales y solo emplearon como métricas la PSNR. En [19] se realizó un estudio de comparación de los codificadores EZW, JPEG y JPEG 2000 sobre las imágenes de prueba

“Lena” y “Bárbara” con una resolución de 512 x 512 píxeles en escala de grises (8 bpp), en el estudio el autor utilizó la wavelet Biortogonal 9/7, los resultados muestran en el caso de la comparación del codificador EZW con el codificador JPEG, una mejora considerable de parte del codificador EZW evaluado en el nivel de la PSNR para una misma cantidad de bits por píxel (bpp). En el caso de la comparación con el codificador JPEG2000 se aprecia que presentan un similar rendimiento. En el mismo trabajo se realizó un estudio comparativo empleando las imágenes de prueba “Lena”, “Bárbara” y “Goldhill”, cada imagen se encuentra en escala de grises y con un tamaño de 512 x 512 píxeles. Se emplearon la wavelet Biortogonal 9.7 con seis niveles de descomposición. En los resultados de las comparaciones realizadas entre los métodos SPIHT, EZW y JPEG 2000, se aprecia que el método SPIHT presenta un mayor factor de compresión y calidad con respecto a los métodos EZW y JPEG2000. En [17] se informa del lanzamiento del PUCP-SAT 1, cuyo lanzamiento se realizó el 21 de noviembre del 2013, era del tipo nanosatélite, su peso fue de 1 240 gramos, sus medidas fueron de 10x10x10 cm, su comunicación fue mediante el protocolo de comunicación AX.25 a una velocidad de 1200 bps, a 128 Bytes por paquete.

En el presente trabajo se propone un algoritmo de compresión con pérdida y una codificación escalable de imágenes multispectrales que incluye las longitudes de onda azul, verde, rojo e infrarrojo cercano; enfocado en aumentar la calidad de la imagen de acuerdo con la cantidad de datos recibidos. El algoritmo se basa en la codificación y cuantificación de sub-bandas wavelet, codificación por diferencia entre imágenes multispectrales de diferentes longitudes de onda y codificación Huffman. Se realizó una base de datos de imágenes de prueba del satélite PeruSat-1 y Landsat 8 con la finalidad de tener diferentes resoluciones espaciales. Se realizaron las comparaciones con las técnicas SPIHT [21], EZW [27] y STW [10].

En el Anexo 1, se muestra la evidencia del artículo “A Multispectral Image Compression Algorithm for Small Satellites Based on Wavelet Subband Coding” publicado en base a este proyecto de tesis, el cual está indizado en SCOPUS y ha sido publicado bajo la editorial SPRINGER a través del congreso Brazilian Technology Symposium BTSym'19, realizado los días 22, 23 y 24 de octubre del 2019.

CAPITULO I

ANTECEDENTES Y DESCRIPCIÓN DEL PROBLEMA

1.1 Antecedentes bibliográficos

Las métricas de medición de la calidad de la imagen han sido discutidas por muchos años, en la literatura podemos encontrar la Relación Señal a Ruido de Pico (PSNR) que es muy empleada, cuando el valor de la PSNR es grande indica distorsiones pequeñas. Este valor está relacionado con el error cuadrático medio (MSE), el cual se calcula promediando las diferencias de intensidad al cuadrado de las imágenes distorsionadas y de referencia. Sin embargo, esta métrica evalúa un tipo de distorsión por lo cual en el presente trabajo usaremos de manera complementaria la métrica del Índice de Similitud Estructural (SSIM) el cual se basa en la comparación de estructuras de intensidades de píxeles, es decir cuantifica la visibilidad de los errores en base a una imagen de referencia y la imagen distorsionada; este índice trata de estimar una evaluación similar al sistema visual humano [1].

El factor de compresión (F.C) se define como la división del tamaño de la imagen original entre el tamaño de la imagen comprimida, otra manera de poder medir el tamaño de una imagen es respecto a la cantidad de bits por pixel (bpp) que se emplea para reproducir una imagen.

Principalmente son dos las limitaciones con la cual se debe lidiar en el desarrollo del módulo de adquisición de imágenes en los pequeños satélites, la primera es el corto tiempo que el satélite tiene línea de vista con la estación terrena y la segunda es la baja tasa de transmisión. Trabajos previos han realizado el módulo de adquisición de imágenes empleando el codificador de imágenes JPEG con una velocidad de transmisión de 1200 bits/s [2] [13] [14], cabe mencionar que los trabajos no emplean una decodificación progresiva y su factor de compresión y de calidad son los correspondientes al codificador JPEG.

En [5] se proponen un método de compresión de imágenes térmicas sin pérdidas capturadas y transmitidas por un nano satélite; el método aplica técnicas predictivas, la Transformada Discreta Wavelet (TDW) y finalmente emplean un codificador de entropía de longitud fija. Sin embargo, las pruebas fueron realizadas sobre imágenes en escala de grises con resolución espacial de 512 x 512, no adquiridas por un satélite, presentando tasas de compresión entre 1.42 a 1.57; adicionalmente no permite una decodificación progresiva.

En [18] realiza una comparación entre las técnicas de compresión basados en Huffman, Transformada Discreta Wavelet (TDW) y Fractal, donde se concluye que la técnica que posee mejor desempeño con respecto a calidad medida en la Relación Señal a Ruido de Pico PSNR (del inglés Peak Signal-to-Noise Ratio) es el codificador fractal, seguido del codificador TDW y por último el codificador de Huffman. La prueba la realizaron sobre seis imágenes de prueba las cuales no fueron imágenes satelitales multiespectrales, y no permite una reconstrucción a medida que se vayan recibiendo la información, lo cual sería importante por la corta duración de tiempo para la descarga de la imagen.

En [25] se da a conocer los avances tecnológicos en la miniaturización de satélites, los cuales han realizado esfuerzos en la creación de constelación de micro satélites de observación, con el objetivo de minimizar el tiempo de revisita de una misma zona con una alta resolución espacial de las imágenes.

En [19] se realizó un estudio de comparación empleando los métodos EZW, JPEG y JPEG 2000 sobre las imágenes de prueba “Lena” y “Bárbara” con una resolución de 512 x 512 pixeles en escala de grises (8 bpp), empleando la wavelet biortogonal 9/7. En la Tabla 1.1 se muestran los resultados de la comparación de los métodos EZW, JPEG y JPEG 2000 sobre la imagen Bárbara. Como se puede apreciar el método EZW presenta mejor desempeño que el JPEG para el caso de la imagen de prueba Bárbara, sin embargo, la calidad solo alcanza un PSNR de 26 y las pruebas no son realizadas sobre imágenes satelitales multiespectrales y tampoco permite una decodificación progresiva.

Tabla 1.1 Resultados sobre la imagen Bárbara
(Fuente: Referencia [19])

Método	bpp	MSE	PSNR
EZW	0.25	138.93	26.70
JPEG	0.25	317.69	23.11
EZW	0.067	333.98	23.11
JP2000	0.25	143.43	26.56
EZW	0.23	135.11	26.56

En la Tabla 1.2 se muestran los resultados del método EZW con diferentes factores de compresión sobre la imagen Lena. En la Tabla 1.3 se presentan los resultados de la compresión de la imagen Bárbara con el método EZW utilizando diferentes factores de compresión (F.C).

Tabla 1.2 Resultados del método EZW sobre la imagen Lena
(Fuente: Referencia [19])

bpp	F.C	MSE	PSNR
1	8:1	7.36	39.46
0.5	16:1	16	36.09
0.25	32:1	33.76	32.85
0.125	64:1	66.21	29.92
1/16	128:1	112.51	27.62
1/32	256:1	174.78	25.40
1/64	512:1	294.65	23.44
1/128	1024:1	475.85	21.36

Tabla 1.3 Resultados del método EZW sobre la imagen Bárbara
(Fuente: Referencia [19])

bpp	Factor	MSE	PSNR
1	8:1	19.59	35.21
0.5	16:1	58.97	30.42
0.25	32:1	138.93	26.70
0.125	64:1	244.33	24.25
1/16	128:1	333.88	22.89
1/32	256:1	415.60	21.94
1/64	512:1	531.41	20.88
1/128	1024:1	763.36	19.30

En el caso de la comparación del método EZW con JPEG, presentados en la Tabla 1.1 se observa una mejora considerable del método EZW evaluado en la PSNR para una misma cantidad de bits por pixel (bpp). En el caso de la comparación con el método JPEG 2000 se aprecia que presentan un similar rendimiento. También se resalta la variación de la PSNR a una misma tasa de compresión de la imagen de prueba “Lena” y “Bárbara”.

En [19] se realiza un estudio comparativo empleando las imágenes de prueba “Lena”, “Barbara” y “Goldhill”, cada imagen se encuentra en escala de grises y un tamaño de 512 x 512 pixeles. Se emplearon la wavelet Biortogonal 9.7 con seis niveles de descomposición. Sin embargo, las pruebas no son realizadas con imágenes satelitales, tampoco emplean una decodificación progresiva. En la Tabla 1.4 se presenta los resultados de la compresión de la imagen Lena con el método SPIHT utilizando diferentes factores de compresión. En la Tabla 1.5 se presenta los resultados de la compresión de la imagen Bárbara con el método SPIHT. En la Tabla 1.6 se presenta los resultados de la compresión de la imagen Goldhill con el método SPIHT.

Tabla 1.4 Resultados del método SPIHT sobre la imagen Lena

(Fuente: Referencia [19])

bpp	factor	MSE	PSNR
1	8:1	6.71	39.86
0.5	16:1	13.67	36.77
0.25	32:1	28.06	33.65
0.125	64:1	56.22	30.63
1/16	128:1	106.40	27.86
1/32	256:1	183.43	25.50
1/64	512:1	276.89	23.71
1/128	1024:1	421.61	21.88

Tabla 1.5 Resultados del método SPIHT sobre la imagen Barbara

(Fuente: Referencia [19])

bpp	factor	MSE	PSNR
1	8:1	16.77	35.89
0.5	16:1	52.02	30.97
0.25	32:1	126.00	27.13
0.125	64:1	233.95	24.44
1/16	128:1	318.54	23.10
1/32	256:1	404.49	22.06
1/64	512:1	538.76	20.82
1/128	1024:1	702.99	19.66

De acuerdo a los estudios realizado por [19], en la Figura 1.1 se muestran los resultados de la comparación de los métodos JPEG 2000, EZW y SPIHT sobre la imagen Lena. En la Figura 1.2 se muestra la comparación de los métodos JPEG 2000, EZW y SPIHT sobre la imagen Bárbara; en ambos casos se aprecia que el método SPIHT presenta un mayor factor de compresión y calidad con respecto a los métodos EZW y JPEG 2000.

En [12] se emplea la wavelet Biortogonal 9.7 y realiza un estudio de la influencia que tienen los niveles de descomposición wavelet y resolución de las imágenes con la tasa de compresión, los resultados se muestran en la Figura 1.3 y Figura 1.4, se aprecia que el desempeño del codificador SPIHT es eficiente con niveles de descomposición mayores a 5 para la imagen de prueba "Lena". También se observa que a medida que la resolución se incrementa el PSNR de la imagen mejora.

Tabla 1.6 Resultados del método SPIHT sobre la imagen Goldhill
(Fuente: Referencia [19])

bpp	factor	MSE	PSNR
1	8:1	12.01	37.34
0.5	16:1	30.69	33.26
0.25	32:1	58.22	30.48
0.125	64:1	94.35	28.38
1/16	128:1	143.99	26.55
1/32	256:1	198.66	25.15
1/64	512:1	267.89	23.85
1/128	1024:1	366.99	22.48

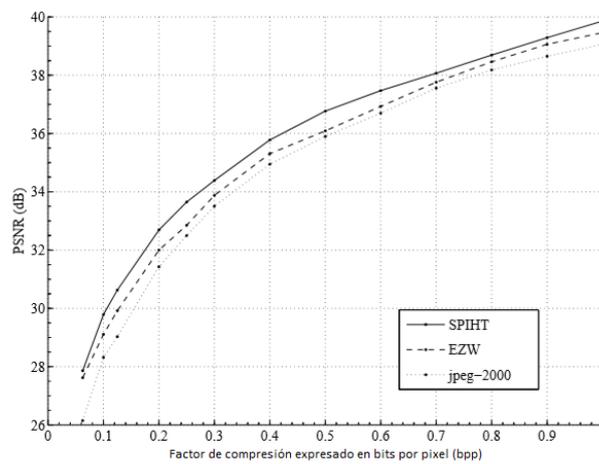


Figura 1.1. Resultados sobre la imagen Lena (Fuente: Referencia [19])

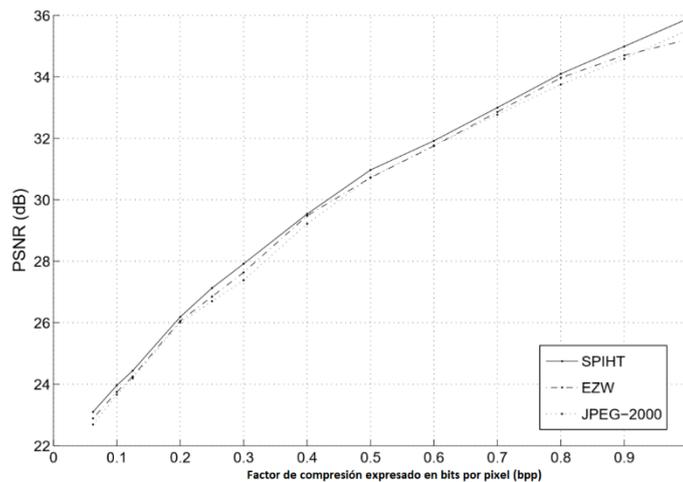


Figura 1.2. Resultados sobre la imagen Bárbara (Fuente: Referencia [19])

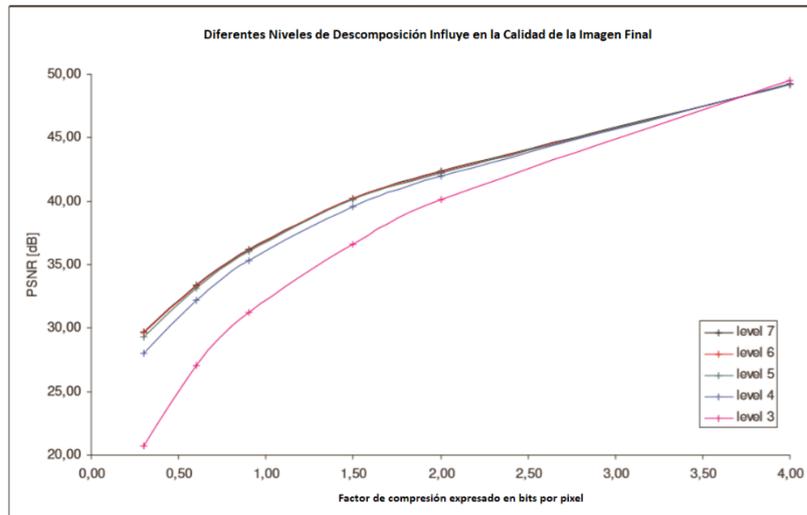


Figura 1.3. Influencia del nivel de profundidad de las wavelets sobre la calidad (Fuente: Referencia [12])

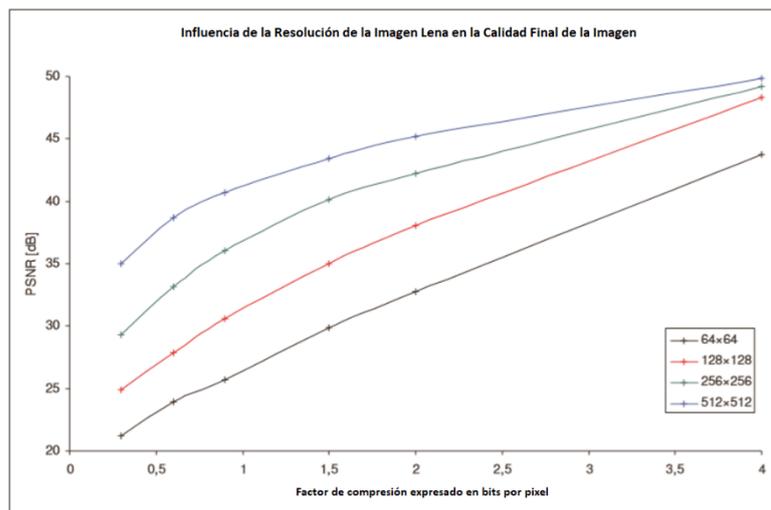


Figura 1.4. Influencia de la resolución de la imagen sobre la calidad (Fuente: Referencia [12])

En [12] se realiza un estudio de evaluación del codificador SPIHT empleando cinco niveles de descomposición. Para su estudio empleó la imagen de prueba “Lena” en escala de grises (8 bpp) con una resolución de 256 x 256. El objetivo del estudio fue determinar el rendimiento del codificador SPIHT en términos de compresión y calidad, sobre la familia wavelet Biortogonales principalmente. Los resultados se muestran en la Tabla 1.7.

De acuerdo a los resultados se puede apreciar que la Biortogonal 9.7 (CDF 9/7) presenta mejores resultados seguido por la Biortogonal 4.4 y 6.8, se resalta que la comparación solo fue realizada con una imagen de prueba.

Como resumen se puede decir que en los artículos revisados no realizan las pruebas sobre imágenes satelitales, teniendo en cuenta que las imágenes satelitales pueden ser adquiridas a diferentes resoluciones espaciales, también que las técnicas no contemplan una codificación progresiva. En cuanto al rendimiento de los métodos estudiadas se puede apreciar que el método EZW presenta mejor relación entre el factor de compresión y calidad que el JPEG y que el método SPIHT presenta un mejor desempeño que los métodos EZW y JPEG 2000. Con respecto a la influencia del nivel de profundidad de las wavelets sobre la calidad en el método SPIHT es eficiente con niveles de descomposición mayores a cinco.

Tabla 1.7 Pruebas de compresión usando varios filtros wavelet
(Fuente: Referencia [12])

Wavelet	0.3 bpp	0.5 bpp	0.7 bpp	0.9 bpp	Subjective Result
Haar	27.09	29.62	31.52	33.26	Block artifacts
Db2	27.98	30.70	32.56	34.55	Blurry
Db6	28.36	31.15	33.00	35.00	Grooved
Db 15	28.08	30.70	32.56	34.40	Very grooved
Bior 1.5	26.52	28.74	30.85	32.45	Extensive block artifact
Bior 3.1	25.24	28.01	30.60	31.74	Very blurry
Bior 4.4	28.93	31.74	33.75	35.68	Slightly blurry
Bior 6.8	28.93	31.80	33.82	35.71	Good
Rbio 6.8	28.43	31.30	33.12	35.16	Slightly blurry
Cdf 9/7	29.43	32.07	34.22	36.03	Excellent

1.2 Descripción de la situación problemática

La tecnología satelital evoluciona constantemente y en la actualidad se puede encontrar satélites de observación con resoluciones muy altas, esto origina que las imágenes obtenidas tengan un mayor tamaño en bytes, lo cual dificulta el proceso de transmisión de la información a la estación terrena dado que consume un mayor ancho de banda y el tiempo de transmisión es limitado.

Según [31], las velocidades de descarga de datos son de 9600 bps, empleando BPSK en Banda-S o AFSK en VHF, la cantidad de imágenes adquiridas se ha incrementado en los últimos años. En [28] se realiza una comparación entre el número de lanzamientos de satélites cuyo peso es mayor de 500 kilos y los satélites pequeños cuyo peso es menor de 500 kilos, los resultados mostrados en la Figura 1.5, dan a conocer que a partir del año 2012 en adelante el lanzamiento de pequeños satélites ha superado a los satélites de mayor magnitud.

En [6] hicieron un estudio de las resoluciones y tasas de transmisión de algunos satélites de observación comerciales, en la Tabla 1.8 se ilustra la necesidad del incremento de compresión según el modo de adquisición, resolución espacial y tasa de transmisión necesaria. Se debe tener en cuenta que el tiempo de la descarga de la información del satélite con la estación terrena es limitado y la información se almacena en el satélite en una unidad de almacenamiento ya que la transmisión de la información no es en tiempo real.

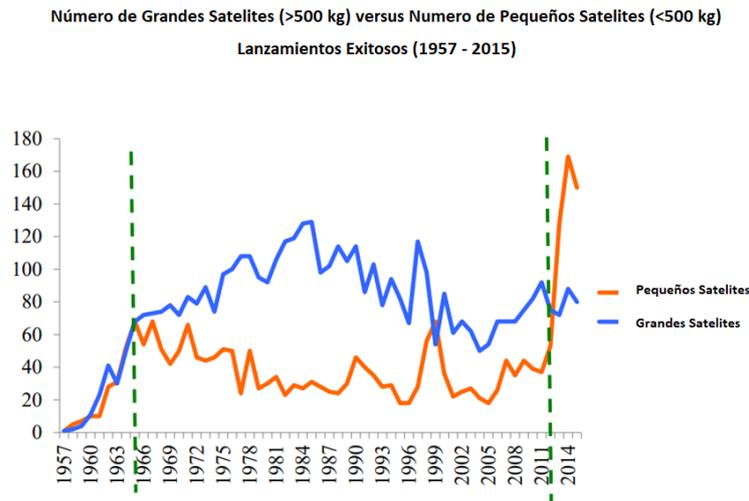


Figura 1.5 Comparación del número de satélites lanzados anualmente
(Fuente: Referencia [28])

Tabla 1.8 Especificaciones técnicas de algunos satélites de observación
(Fuente: Referencia [6])

	SPOT5 (2002)	FORMOSAT-2 (2004)	SPOT 7 (2014)	PeruSat-1 (2016)
Ancho de barrido	60 km	24 km	60 km	14.5 km
Resolución	5 m	2 m	2.2 m	0.7
Velocidad de bits	100 Mbps	120 Mbps	300 Mbps	
Peso	3000 kg	741 kg	712 kg	430 kg

En [25] se indica que en la actualidad la miniaturización de los satélites de observación ha avanzado con el objetivo de contar con un máximo número de imágenes de alta calidad y minimizar el tiempo de revisita, por lo que se viene trabajando en la implementación de constelación de micros satélites. La ventaja de la constelación de micro satélite es que pueden brindar imágenes de cualquier parte del mundo a diario. En la actualidad existe la constelación de micro satélites de monitoreo de desastres naturales o provocados por el hombre como pueden ser terremotos, tormentas, tsunamis, incendios, sequias y

contaminación. En [6] y [3] los autores muestran algunos de los principales micro satélites lanzados dentro del programa de monitoreo de desastres.

En [30] se menciona que los futuros micro satélites tendrán la capacidad de capturar un número cada vez mayor de imágenes mediante cámaras multiespectrales de alta resolución. Las imágenes capturadas se transmiten a la Tierra a través de subsistemas de comunicación cuyo ancho de banda a menudo representa un cuello de botella inevitable para la transmisión de dicha información. Debido a esto, el subsistema de compresión de imagen a bordo se vuelve cada vez más necesario.

Como se ha visto en la literatura las propuestas que existen de codificadores no son muchas veces idóneos principalmente por las limitaciones con la cual se debe lidiar en el desarrollo del módulo de adquisición de imágenes en los pequeños satélites, la primera es el corto tiempo que el satélite tiene línea de vista con la estación terrena y la segunda es la baja tasa de transmisión, los métodos revisados en el estado del arte no contemplan una codificación progresiva; lo que permitiría reconstruir las imágenes a medida que se reciba la información y se iría mejorando la calidad, también se puede observar que los métodos que tienen mejor rendimiento en términos de factor de compresión (F.C) y PSNR son el SPIHT y el EZW. Adicionalmente en el estado del arte revisado las pruebas de compresión de los algoritmos no fueron realizadas sobre imágenes satelitales, se debe tomar en cuenta que las imágenes satelitales pueden tener diferentes resoluciones espaciales sobre el terreno. Por lo mencionado se requiere de un codificador que puedan adaptarse mejor a estas limitaciones, este codificador deberá tener una baja complejidad y deberá adaptarse a niveles de PSNR promedio mayores de 30 de tal manera que no afecte la calidad de la imagen, ni el diagnóstico por inspección visual sabiendo que la compresión va incorporar distorsión. Por estas razones en el presente trabajo se propone un método de compresión con pérdida y codificación progresiva de imágenes satelitales multiespectrales el cual permitiría visualizar una imagen desde la primera sub-banda recibida.

1.3 Formulación del problema

Ineficientes métodos de compresión y codificación de imágenes satelitales multiespectrales que permitan una decodificación progresiva y tenga una mejor relación entre compresión y calidad evaluados para un PSNR mayor o igual a 30 y un SSIM mayor o igual a 0.9.

1.4 Justificación e importancia de la investigación

En la actualidad se han incrementado los estudios de observación de la tierra empleando nano satélites, micro satélites y satélites de mayor envergadura; a su vez las imágenes que capturan son de mayor resolución, esto origina que las imágenes obtenidas tengan un mayor tamaño en bytes, lo cual dificulta el proceso de transmisión de la información a la estación terrena dado que consume un mayor ancho de banda, el tiempo de transmisión es limitado, emplea un mayor consumo de memoria y energía.

1.5 Objetivos

Los objetivos se han dividido en objetivo general y objetivo específicos.

1.5.1 Objetivo general

Desarrollar un método de compresión y codificación de imágenes multiespectrales que permita una decodificación progresiva y tenga una mejor relación entre compresión y calidad en comparación que los codificadores SPIHT, EZW y STW, evaluados para un PSNR mayor o igual a 30 y un SSIM mayor o igual a 0.9.

1.5.2 Objetivos específicos

Los objetivos específicos de la tesis son:

1. Desarrollar un algoritmo de compresión basado en análisis multirresolución para garantizar una decodificación progresiva.
2. Desarrollar un algoritmo de pre-procesamiento sobre las imágenes multiespectrales que permita minimizar la entropía y mejorar la relación entre compresión y calidad.

1.6 Hipótesis

Las hipótesis se han dividido en hipótesis principal y en hipótesis secundarias.

1.6.1 Hipótesis principal

El método propuesto de compresión de imágenes multiespectrales basado en descomposición y reconstrucción sub-banda permite una decodificación progresiva y presenta mejor relación entre compresión y calidad respecto a los métodos SPIHT, EZW y STW para niveles de calidad medidos en PSNR mayor o igual a 30 y SSIM mayores o igual a 0.9.

1.6.2 Hipótesis secundarias

Las hipótesis secundarias son:

1. Es posible realizar un método de compresión progresivo aplicando la descomposición / reconstrucción sub-banda sobre las imágenes satelitales multiespectrales manteniendo una buena relación entre calidad y compresión.

2. Existe una imagen de referencia de una imagen satelital multiespectral de cuatro bandas que permiten minimizar la entropía y mejorar la relación entre compresión y calidad al aplicar un algoritmo de diferencia referenciado.

1.7 Variables e indicadores

Las variables e indicadores se dividen en variables e indicadores para la hipótesis principal e hipótesis secundarias.

1.7.1 Variables para la hipótesis principal

- Variable independiente: Compresión.

- Variable dependiente: Calidad.

1.7.2 Variables para la hipótesis secundarias

Las variables de la hipótesis secundaria 1 son:

- Variable independiente: Compresión.

- Variable dependiente: Calidad.

Las variables de la hipótesis secundaria 2 son:

- Variable independiente: Compresión.

- Variable dependiente: Calidad.

1.7.3 Indicadores para la hipótesis principal

El indicador de la variable independiente: Factor de compresión de imágenes.

El indicador de la variable dependiente: Factor de calidad.

1.7.4 Indicadores para las hipótesis secundarias

Los indicadores de la hipótesis secundaria 1 son:

El indicador de la variable independiente: Factor de compresión de imágenes.

El indicador de la variable dependiente: Factor de calidad.

Los indicadores de la hipótesis secundaria 2 son:

El indicador de la variable independiente: Factor de compresión de imágenes.

El indicador de la variable dependiente: Factor de calidad.

1.8 Unidad de análisis

El codificador de imágenes.

1.9 Tipo y nivel de investigación

El tipo de investigación es experimental aplicada, experimental debido a que se trabaja bajo un entorno controlado y aplicada porque se basa en el estado del arte y se propone una aplicación; se desarrolla un método para la compresión de imágenes satelitales con pérdida y se está validando con imágenes satelitales PeruSat-1 y Landsat 8.

El nivel de la investigación corresponde a una tesis de maestría en ciencias, debido a que se están aplicando los conocimientos adquiridos en la maestría como es el procesamiento digital de señales e imágenes y se propone un nuevo método de compresión de imágenes satelitales; Así también el estado de arte revisado para el desarrollo del presente trabajo está basado en artículos científicos y tesis de posgrado.

1.10 Periodo del análisis

La información procesada corresponde a las imágenes satelitales PeruSat-1 y Landsat 8, el periodo de análisis no afecta a los resultados.

1.11 Fuentes de información e instrumentos utilizados

La fuente de información empleada son artículos técnicos IEEE, libros relacionados a métodos de compresión, procesamiento digital de imágenes y tesis de posgrado, toda esta información está indicada en las fuentes bibliográficas. Los instrumentos de búsqueda a través de las bases de datos, fueron IEEE Xplore, Springerlink entre los más relevantes.

1.12 Técnicas de recolección y procesamiento de datos

En cuanto a las técnicas de procesamiento de datos, este se realiza a través de equipos de cómputo y el algoritmo de procesamiento y codificación de imágenes fue implementados en Matlab.

CAPITULO II

MARCO TEÓRICO Y MARCO CONCEPTUAL

2.1 La imagen digital en escala de grises

Una imagen en escala de grises puede ser definida como una función de dos dimensiones, $I(x, y)$ donde x y y son coordenadas espaciales, y la amplitud de $I(x, y)$ en cualquier par de coordenadas (x, y) es llamada intensidad o nivel de gris de la imagen en ese punto como se aprecia en la ecuación (2.1). Ahora cuando los valores de la amplitud de $I(x, y)$ son finitos y discretamente cuantificados podemos llamar a esta imagen una imagen digital. Las imágenes digitales están compuestas por pixeles, en la Figura 2.1 se muestra una imagen digital [22].

$$I(x, y) = \begin{bmatrix} I(0,0) & I(0,1) & I(0,2) & \dots & I(0, N - 1) \\ I(1,0) & I(1,1) & I(1,2) & \dots & I(1, N - 1) \\ I(2,0) & I(2,1) & I(2,2) & \dots & I(2, N - 1) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ I(M - 1, 0) & I(M - 1, 1) & I(M - 1, 2) & \dots & I(M - 1, N - 1) \end{bmatrix} \quad (2.1)$$



Figura 2.1 Imagen satelital Landsat 8 del Lago Titicaca - Perú
(Fuente: Referencia [24])

2.2 El pixel

El pixel es la menor unidad en la que se puede descomponer una imagen digital. El valor del pixel la podemos definir como la amplitud de la función $I(x, y)$ [22]

2.3 Características espectrales de las imágenes satelitales

Existen algunas regiones espectrales ópticas utilizadas en la teledetección, estas se muestran en la Tabla 2.1, estas regiones son de interés dado que contienen anchos de banda de frecuencia donde existen sensores de radiación efectivos. Es importante mencionar que las imágenes satelitales ópticas requieren que exista radiación solar sobre los objetos. Varios componentes de la atmosfera absorben radiación, como por ejemplo el vapor de agua, absorbe radiación entre 2.5 y 3 μm . En las frecuencias de alta transmitancia atmosférica, los sensores de microondas y radar se destacan por su capacidad para penetrar nubes, niebla y lluvia, así como la capacidad de proporcionar imágenes durante la noche dado su propia señal emitida [23].

2.4 Firmas espectrales

Muchas veces debido a la baja resolución espacial de los sistemas de teledetección por satélite es difícil identificar los objetos por su forma o detalle espacial. En algunos casos es posible identificar tales objetos en función a su respuesta espectral, por lo cual es importante conocer las firmas espectrales de los materiales de la superficie como vegetación, suelo y roca. La firma espectral de un material se puede definir en la región reflectante del sol, por su reflectancia en función de la longitud de onda, medida con una resolución espectral apropiada. En la Figura 2.2 se muestran firmas espectrales de pastos, tipos de cultivos agrícolas, se debe tener en cuenta que las firmas espectrales de la vegetación exhiben características espectrales similares [23].

2.5 Características espaciales y radiométricas

Cada pixel en la imagen representa un promedio en cada una de las tres dimensiones, las cuales son espacio, longitud de onda y tiempo. En la Figura 2.3, se muestra la comparación espacial y espectral del sensor TM de Landsat y AVIRIS en el rango espectral VNIR (400 a 900 nm) [23].

El sensor recoge parte de la radiación electromagnética que se propaga hacia arriba de la tierra y forma una imagen de la superficie terrestre en su plano focal. Cada detector integra la energía que incide en su superficie para formar la medición en cada pixel. La irradiancia integrada en cada pixel se convierte en una señal eléctrica y se cuantifica como un valor entero, denominado numero digital (ND), y se utiliza un numero finito de bits, Q , para codificar las mediciones de los datos continuos como resultados binarios. El ND viene dado por (2.2) [23], y puede ser cualquier numero entero en el rango como se expresa en (2.3) [23].

Tabla 2.1 Regiones espectrales usadas en teledetección
(Fuente: Referencia [23])

Longitud de onda	Rango	Fuente de radiación	Propiedad de interés de la superficie
Visible	0.4 – 0.7 μm	Solar	Reflectancia
Infrarrojo cercano	0.7 – 1.1 μm	Solar	Reflectancia
Infrarrojo de longitud de onda corta	1.1 – 1.35 μm 1.4 – 1.8 μm 2 – 2.5 μm	Solar	Reflectancia
Infrarrojo de longitud de onda media	3 – 4 μm 4.5 – 5 μm	Solar, térmica	Reflectancia, temperatura
Infrarrojo de longitud de onda larga	8 – 9.5 μm 10 – 14 μm	Térmica	Temperatura
Microonda, radar	1 mm – 1 m	Térmica (pasivo) Artificial (activo)	Temperatura (pasivo) Rugosidad (activo)

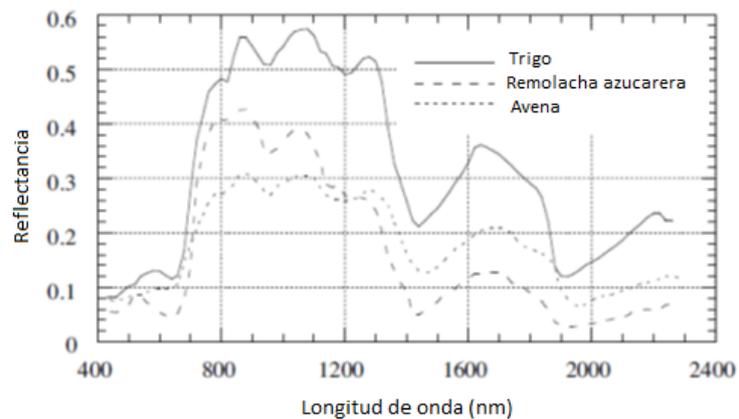


Figura 2.2 Firmas espectrales de trigo, remolacha azucarera y la avena
(Fuente: Referencia [23])

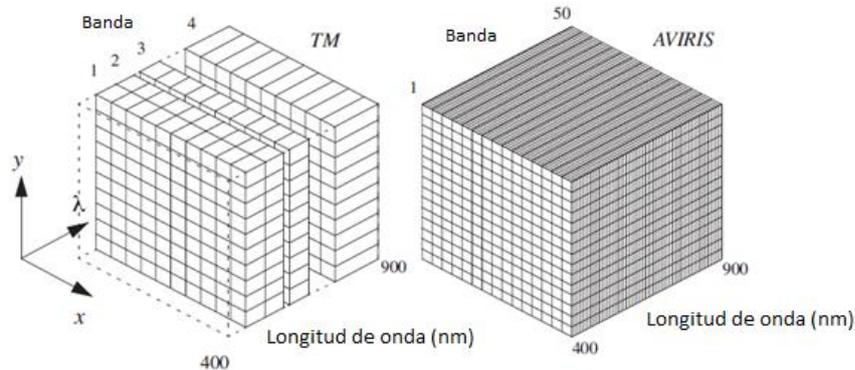


Figura 2.3: Comparación espacial y espectral del sensor TM y AVIRIS
(Fuente: Referencia [23])

$$ND = 2^Q \quad (2.2)$$

$$ND_{rango} = [0, 2^Q - 1] \quad (2.3)$$

Cuanto más alto sea el valor de Q , más se aproximará los datos cuantificados a la señal continua original y mayor es la resolución radiométrica del sensor. Como ejemplo los primeros satélites SPOT y el sensor de TM de Landsat tenían una resolución de 8 bits por pixel, el sensor AVHRR trabajo con 10 bits por pixel, los sensores de la EOS MODIS están diseñados con 12 bits por pixel [23].

2.6 Resolución espacial

La resolución espacial se define como la cantidad de pixeles que conforman una imagen, esto se representa a través de una matriz de N columnas por M filas. La resolución espacial de una imagen es un indicador del tamaño del pixel expresado en función del área. Es decir, un pixel podría representar a 1 kilómetro cuadrado o 100 metros cuadrados.

2.7 Modelo de color RGB

Los colores que el ser humano puede percibir en un objeto están relacionados con la naturaleza de la luz reflejada en el objeto. El espectro electromagnético de luz visible va desde 400 a 700 nanómetros (nm) aproximadamente. Dadas las características del sistema visual humano, todos los colores se observan como una combinación de los tres colores básicos o primarios, Rojo (r), Verde (g), Azul (b) y su expresión matemática de cada componente de color se muestra en (2.4), (2.5) y (2.6), donde $R(x, y)$ representa la matriz del componente de color rojo, $G(x, y)$ representa la matriz del componente de color verde y $B(x, y)$ representa la matriz de componente del color azul. La Comisión Internacional de Iluminación (CIE) designo en 1931 las siguientes longitudes de onda para los tres colores primarios los cuales se muestran en la Tabla 2.2 [7].

2.8 Longitudes de ondas de las imágenes satelitales

Las imágenes del satélite PeruSat-1 tiene cuatro bandas: rojo (0.63-0.7 μm), verde (0.53-0.59 μm), azul (0.45-0.50 μm) e infrarrojo cercano o NIR (0.752-0.885 μm) [15].

Con respecto a las imágenes del satélite Landsat 8, estas cuentan con nueve bandas espectrales, de las cuales en el presente trabajo empleamos cuatro bandas las cuales son: rojo (0.64-0.67 μm), verde (0.53-0.59 μm), azul (0.45-0.51 μm) e infrarrojo cercano o NIR (0.85-0.88 μm) [9].

$$R(x, y) = \begin{bmatrix} I(0,0,1) & I(0,1,1) & I(0,2,1) & \dots & I(0, N - 1,1) \\ I(1,0,1) & I(1,1,1) & I(1,2,1) & \dots & I(1, N - 1,1) \\ I(2,0,1) & I(2,1,1) & I(2,2,1) & \dots & I(2, N - 1,1) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ I(M - 1,0,1) & I(M - 1,1,1) & I(M - 1,2,1) & \dots & I(M - 1, N - 1,1) \end{bmatrix} \quad (2.4)$$

$$G(x, y) = \begin{bmatrix} I(0,0,2) & I(0,1,2) & I(0,2,2) & \dots & I(0, N - 1,2) \\ I(1,0,2) & I(1,1,2) & I(1,2,2) & \dots & I(1, N - 1,2) \\ I(2,0,2) & I(2,1,2) & I(2,2,2) & \dots & I(2, N - 1,2) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ I(M - 1,0,2) & I(M - 1,1,2) & I(M - 1,2,2) & \dots & I(M - 1, N - 1,2) \end{bmatrix} \quad (2.5)$$

$$B(x, y) = \begin{bmatrix} I(0,0,3) & I(0,1,3) & I(0,2,3) & \dots & I(0, N - 1,3) \\ I(1,0,3) & I(1,1,3) & I(1,2,3) & \dots & I(1, N - 1,3) \\ I(2,0,3) & I(2,1,3) & I(2,2,3) & \dots & I(2, N - 1,3) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ I(M - 1,0,3) & I(M - 1,1,3) & I(M - 1,2,3) & \dots & I(M - 1, N - 1,3) \end{bmatrix} \quad (2.6)$$

Tabla 2.2 Longitudes de onda de los colores primarios

(Fuente: Referencia [7])

Rojo	700 nm
Verde	546.1 nm
Azul	435.8 nm

2.9 Codificación por transformada

En el codificador por transformada se desarrolla cuatro funciones básicas las cuales son: descomposición en sub-imágenes, transformación, cuantificación y codificación. El objetivo del proceso de transformación es deshacer la correlación de los píxeles de cada sub-imagen, otro de los objetivos es empaquetar la mayor cantidad de información en el menor número de coeficientes posibles. Entre las principales transformadas podemos mencionar la Transformada de Karhunen-Loeve (KLT), Transformada Discreta de Fourier (TDF), Transformada Discreta del Coseno (TDC), Transformada Discreta Wavelet (TDW), Transformada de Walsh-Hadamard (TWH). La correcta elección de una transformada va a depender de la aplicación que se desea implementar, entre las características a tomar en cuenta se puede mencionar, los recursos de cálculo disponibles y la tolerancia a errores permitida. Cabe mencionar que la compresión se consigue durante la cuantificación de los coeficientes de la transformada según [7].

2.10 Codificación sub-banda

La codificación sub-banda es una técnica empleada para la compresión de señales e imágenes, inicialmente la imagen a comprimir se descompone en sub-imágenes mediante banco de filtros las cuales contienen un rango limitado de información de la imagen original; después de este proceso de filtrado se obtienen las imágenes sub-bandas. Posteriormente se realiza una etapa de sub muestreo. A estos procesos de filtrado y sub muestreo se le conoce como ANALISIS. Hasta este punto solo se habrá logrado realizar una transformación para cambiar la organización de la imagen mas no realizar una compresión, ahora toca elegir un método para codificar las imágenes generadas y comprimir la imagen. En el proceso de decodificación se realiza la etapa de sobre muestreo y posteriormente el proceso de filtrado a cada sub-banda; a este proceso se le conoce como SINTESIS. En todos estos procesos de ANALISIS, CODIFICACIÓN y SINTESIS la imagen habrá sufrido pérdidas y es importante llegar a un punto de equilibrio entre el factor de compresión y la calidad deseada [4].

2.11 Transformada Wavelet

La transformada wavelet cumple los requerimientos de la etapa de Análisis y la transformada wavelet inversa cumple con los requisitos de la etapa de Síntesis. Esta transformada es eficiente para el estudio de señales no estacionarias y de rápida transitoriedad y mapea la señal en una representación tiempo - escala. La Transformada Wavelet provee análisis de multiresolución con ventanas dilatadas [4].

2.12 Transformada Wavelet Discreta Bidimensional

La transformada wavelet bidimensional se aplica a señales 2-D, tal como son las imágenes, la transformada wavelet discreta 2-D requiere el uso de filtros bidimensionales. Los filtros bidimensionales pueden ser separables o no. Un filtro 2-D es separable si su función de transferencia se puede expresar como: $f(x, y) = f_1(x)f_2(y)$ [4].

La transformada wavelet bidimensional, produce una compactación de energía de tal manera que la sub-imagen de aproximación almacena la mayor parte de la energía de la imagen. Esta propiedad es el fundamento de los métodos de compresión de imágenes.

De acuerdo a [4] la transformada wavelet bidimensional de una imagen se puede expresar como (2.7), (2.8), (2.9) y (2.10). Donde $h_1(w)$ es el filtro pasa bajos y $h_2(w)$ es el filtro pasa altos [4].

$$W_{i+1,4j-3}(x, y) = \sum_{m_1} \sum_{m_2} h1(m_1)h1(m_2)W_{i,j}(2x - m_1, 2y - m_2) \quad (2.7)$$

$$W_{i+1,4j-2}^1(x, y) = \sum_{m_1} \sum_{m_2} h1(m_1)h2(m_2)W_{i,j}(2x - m_1, 2y - m_2) \quad (2.8)$$

$$W_{i+1,4j-1}^2(x, y) = \sum_{m_1} \sum_{m_2} h2(m_1)h1(m_2)W_{i,j}(2x - m_1, 2y - m_2) \quad (2.9)$$

$$W_{i+1,4j}^3(x, y) = \sum_{m_1} \sum_{m_2} h2(m_1)h2(m_2)W_{i,j}(2x - m_1, 2y - m_2) \quad (2.10)$$

A continuación, se describe la leyenda:

$W_{i,j}^c(x, y)$	<p>$W =$ Sub – banda</p> <p>$c =$ representa la componente de color</p> <p>$i =$ Nivel de descomposición del arbol</p> <p>$j =$ Identifica el número de sub – banda en el nivel de descomposición i</p>
-------------------	--

A partir de estas ecuaciones se puede obtener la Transformada Wavelet Discreta 2-D de nivel simple (SL-2D-DWT) que se muestra en la Figura 2.4. La señal $W_{i+1,4j-3}(x, y)$ contiene la sub-banda después de pasar por los filtros $h1(y)$ y $h1(x)$ si el análisis fuera sobre un primer nivel de descomposición sería la sub-banda de aproximación, la señal $W_{i+1,4j-2}(x, y)$ contiene la sub-banda después de pasar por los filtros $h1(y)$ y $h2(x)$ si el análisis fuera sobre un primer nivel de descomposición sería la sub-banda de detalles en la horizontal, $W_{i+1,4j-1}(x, y)$ contiene la sub-banda después de pasar por los filtros $h2(y)$ y $h1(x)$ si el análisis sería sobre un primer nivel de descomposición sería la sub-banda de detalles en la vertical, y la $W_{i+1,4j}(x, y)$ contiene la sub-banda después de pasar por los filtros $h2(y)$ y $h2(x)$ si el análisis fuera sobre un primer nivel de descomposición sería la sub-banda de detalles en la diagonal, un ejemplo de esta descomposición se muestra en la Figura 2.5 [4].

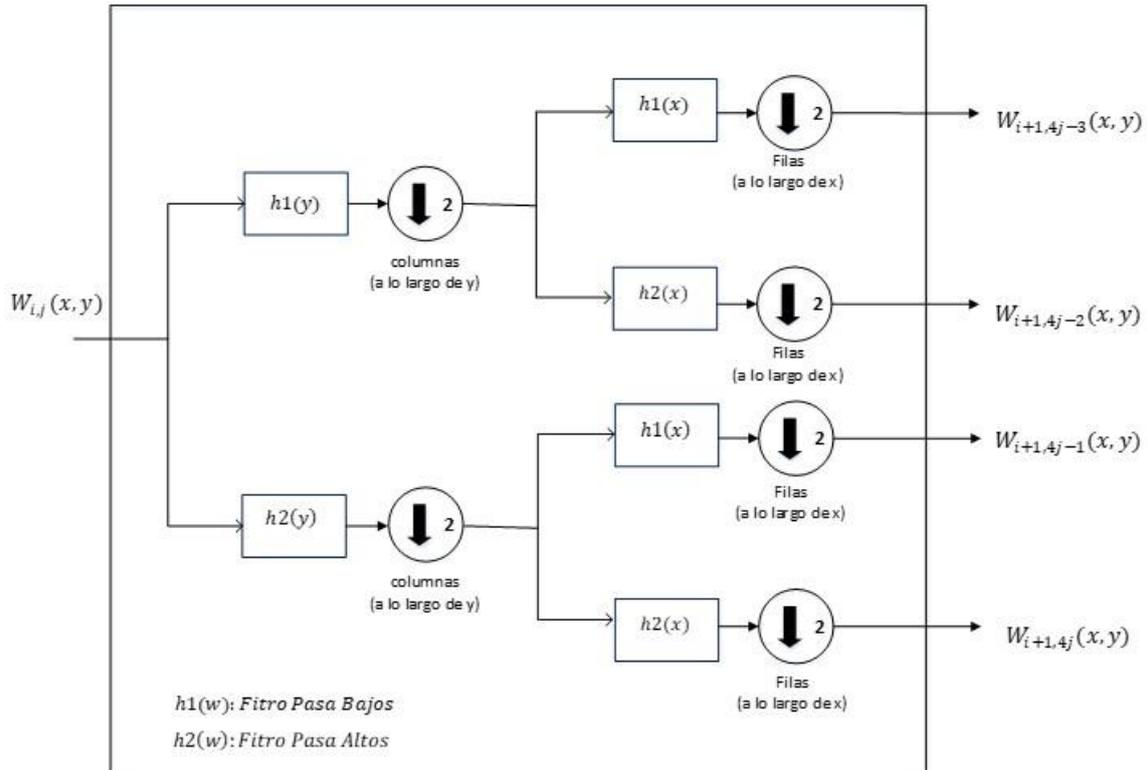


Figura 2.4 TWD 2-D discreta de nivel simple (SL-2D-DWT)

Como podemos observar en la Figura 2.4, para aplicar la transformada wavelet discreta a una imagen, primero se realiza un filtrado por filas y luego por columnas, ya que se trata de señales bidimensionales filtradas con filtros unidimensionales.

Con el objetivo de ilustrar la descomposición de los niveles de descomposición empleando la SL-2D-DWT, en la Figura 2.5 se muestra la descomposición SL-2D-DWT de un nivel y en la Figura 2.8 se muestra un ejemplo de descomposición de la imagen Lena de un nivel; en la Figura 2.6 se muestra la descomposición SL-2D-DWT de dos niveles; en la Figura 2.7 se muestra la descomposición SL-2D-DWT de tres niveles.

La elección de wavelet juega un papel muy importante en los resultados finales. Entre las características más importantes a tener en cuenta se puede mencionar el soporte compacto, es decir que se puede implementar mediante filtros de respuesta finita, simetría, entre otros. Las Wavelet Biortogonales son las más eficientes para un posterior proceso de compresión ya que presenta fase lineal y esto genera un filtrado con un retardo homogéneo.

Generalmente, la energía de las imágenes se concentra en las frecuencias bajas. Una imagen tiene un espectro que se reduce con el incremento de las frecuencias. Estas propiedades de las imágenes quedan reflejadas en la transformada wavelet discreta de la imagen. Los niveles más bajos de compresión se corresponden con las bandas de alta frecuencia [4].

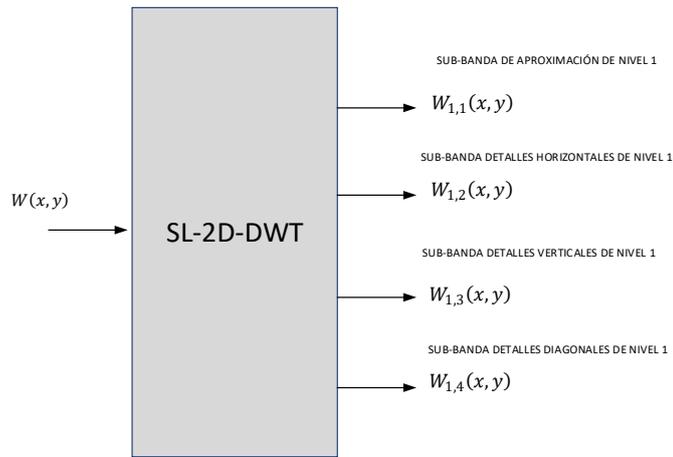


Figura 2.5 Descomposición SL-2D-DWT de un nivel

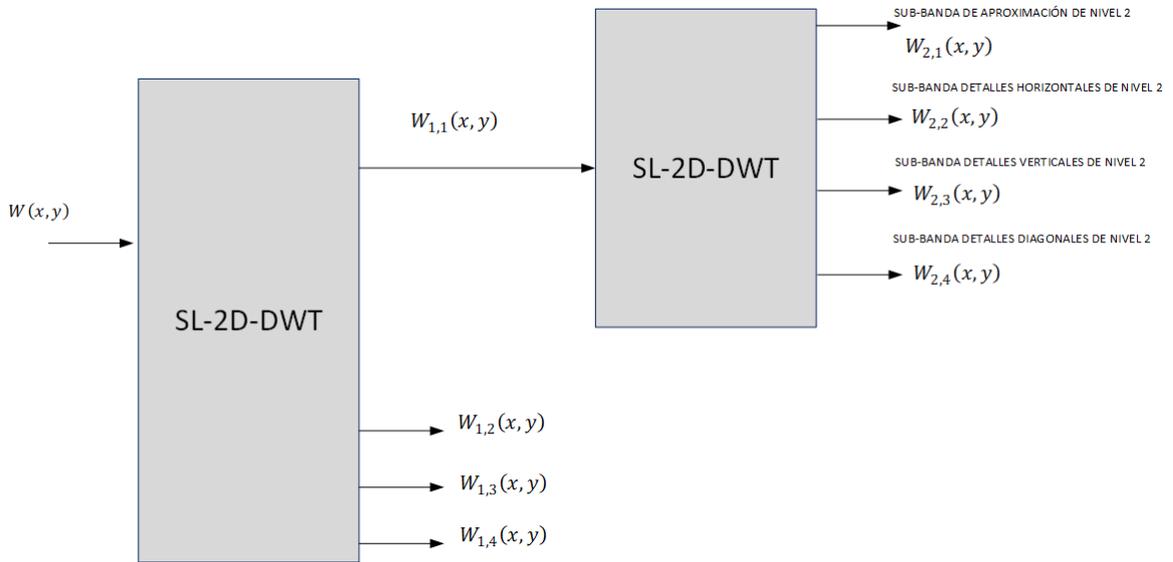


Figura 2.6 Descomposición SL-2D-DWT de dos niveles

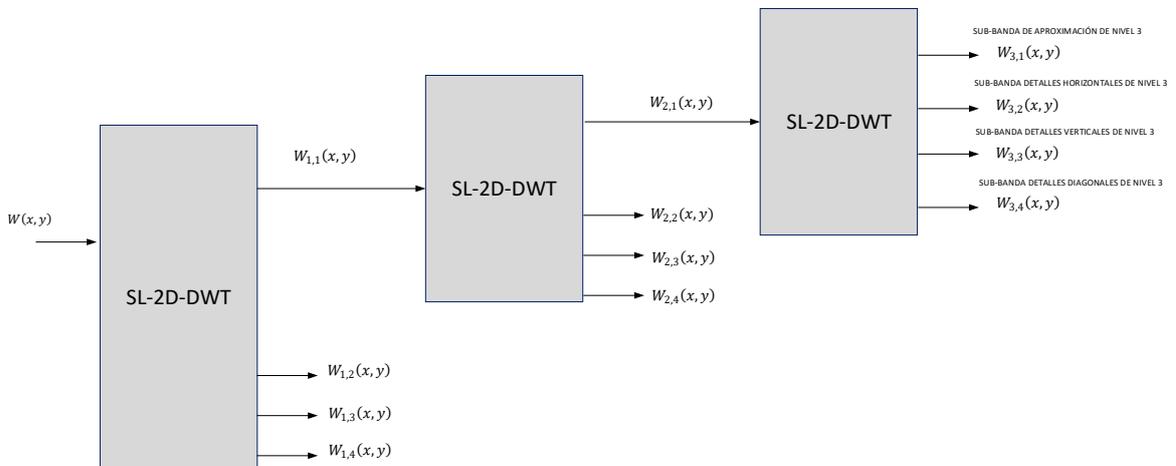


Figura 2.7 Descomposición SL-2D-DWT de tres niveles

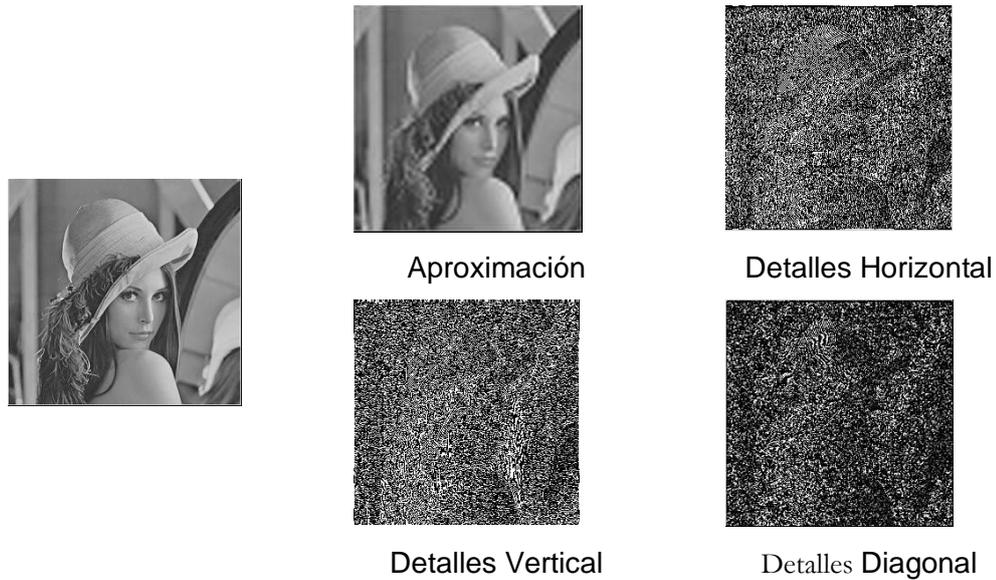


Figura 2.8 Descomposición de la imagen Lena

2.13 Medición de la información

Una de las premisas de la teoría de la información es que la generación de la información puede ser modelada como un proceso probabilístico que puede ser medido de una manera que esté de acuerdo con la intuición. De acuerdo con esta suposición, se puede decir que un evento aleatorio E que ocurre con probabilidad $P(E)$ se puede representar por (2.11) [7].

$$IF(E) = \log_2 \frac{1}{P(E)} = -\log_2 P(E) \quad (2.11)$$

La cantidad de $IF(E)$ a menudo se denomina auto información de E , la auto información que se atribuye a un evento E esta inversamente relacionada a la probabilidad de E . Si la probabilidad es $P(E) = 1$ significa que el evento siempre ocurre. $P(E)=0$ no hay información atribuida. La base del logaritmo determina la unidad usada para medir la información, si la base es dos, la unidad de información es llamado bit [7].

El promedio de la auto información obtenida es llamado la Entropía y está definida por $H(z)$ y se representa en su forma matemática en (2.12) [7].

$$H(z) = - \sum_{i=1}^i P(g_i) \log_2 P(g_i) \quad (2.12)$$

2.14 Codificación de Huffman

La técnica de Huffman fue desarrollado por Huffman, D. (1952), y publicado en su artículo *A Method for the construction of minimum-redundancy codes* [8]. La técnica de Huffman se encarga de eliminar la redundancia estadística asignando la menor cantidad de bits a la información con mayor probabilidad de ocurrencia, la codificación de Huffman consigue el número más pequeño posible de símbolos de código por símbolos de fuente. Esta técnica requiere que junto al archivo comprimido se debe crear una la tabla de códigos con la cual se llevó a cabo la compresión. La codificación de Huffman entrega como resultado un código libre de prefijos, es decir la cadena de bits que representa un símbolo particular nunca es un prefijo de la cadena de bits que representa cualquier otro símbolo. Huffman fue capaz de diseñar el método de compresión más eficiente de este tipo: ningún otro mapeo de símbolos fuente individuales a cadenas únicas de bits producirá un tamaño de salida promedio más pequeño cuando las frecuencias del símbolo real concuerdan con las usadas para crear el código [8] [11].

2.15 Métrica de medición de la calidad de la imagen

Las imágenes digitales son propensas a las distorsiones durante la compresión con pérdidas por cual es necesario emplear algunas métricas de evaluación de la calidad. Las métricas utilizadas en el presente trabajo son la PSNR (Relación de Señal Pico a Ruido) y SSIM (Índice de Similitud Estructural).

2.16 Índice de similitud estructural (SSIM)

El SSIM se basa en la comparación de estructuras de intensidades de pixeles, es decir cuantifica la visibilidad de los errores en base a una imagen de referencia y la imagen distorsionada [1].

En [26] se realiza una comparación entre los codificadores Huffman, LZW, Aritmético y Run-Lenth obteniendo las conclusiones detalladas en la Tabla 2.3

2.17 Relación de Señal Pico a Ruido (PSNR)

La relación señal a ruido de pico (PSNR) que está dado por (2.13) [7], donde max es el máximo valor que puede tomar un pixel en la imagen, M y N son el número de filas y columnas de la imagen. Cuando el valor del PSNR es grande indica distorsiones pequeñas. Este valor está relacionado con el error cuadrático medio (MSE), el cual se calcula promediando las diferencias de intensidad al cuadrado de las imágenes distorsionadas y de referencia, la PSNR no siempre se relaciona con la calidad visual percibida, pero es una medida importante y ampliamente usada en la literatura.

Tabla 2.3 Eficiencia de la codificación de Huffman
(Fuente: Referencia [26])

Algoritmos	Codificador Huffman	LZW (Lempel-Zip Welch)	Codificador Aritmético	Codificador Run-Length
Ventajas	-Implementación sencilla. -Sin pérdida.	-Implementación sencilla -Sin pérdida. -Técnica basado en diccionario	-Es eficiente -Sin perdida	-Simple de implementar. -Rápido para ejecutar. -Sin perdida
Desventajas	-Relativamente lento -Depende de modelo estadístico de los datos. -La decodificación es difícil debido al código de longitud variable. -Sobre carga computacional en el decodificador debido al Árbol Huffman.	-Gestión de la cadena de caracteres es difícil. -Alta cantidad de almacenamiento -Pago de regalías.	-Protegido por patente -Costo computacional alto	-Su tasa de compresión es baja en comparación con los otros algoritmos.
Aplicaciones	JPEG y MP3	TIFF y GIF		TIFF y BMP

$$MSE = \frac{1}{M \times N} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N \left(I_{original}(x, y) - I_{distorsión}(x, y) \right)^2 \quad (2.13)$$

$$PSNR = 10 \log_{10} \left(\frac{\max^2}{MSE} \right)$$

2.18 Medición del factor de compresión

El Factor de Compresión (F.C) se define como la división del tamaño de la imagen original entre el tamaño de la imagen comprimida y está dado por (2.14) [7].

$$F.C = \frac{\text{Peso de la imagen original}}{\text{Peso de la imagen comprimida}} \quad (2.14)$$

2.19 Codificador EZW

El codificador EZW por sus siglas en ingles Embedded Zerotree Wavelet fue desarrollado por Shapiro [27], es un codificador basado en la transformada wavelet, EZW

está basado en la codificación progresiva para comprimir una imagen en una secuencia de bits con precisión creciente. El algoritmo inicia encontrando el mayor valor absoluto de la matriz de coeficientes wavelet de la imagen, luego se recorre la imagen y se construye un mapa de significancia, un coeficiente es significativo si es mayor a un umbral, esta información es almacenada en unas estructuras denominadas árboles de ceros (Zerotree). Los árboles de ceros organizan los coeficientes de cuatro en cuatro, cada coeficiente tiene cuatro hijos y a su vez cada hijo tiene cuatro hijos [27].

El codificador EZW se basa en dos observaciones importantes: La primera es que cuando a una imagen se le aplica una transformación wavelet, la energía de las sub-bandas disminuye cuando decrece la escala (escalas bajas significan alta resolución), por lo que los coeficientes wavelet serán, en media, más pequeños en las sub-bandas con frecuencias más altas que en las sub-bandas con frecuencias más bajas. Esto muestra que la codificación progresiva es una elección muy adecuada para comprimir imágenes transformadas con wavelets, pues las escalas bajas sólo añaden detalles. La segunda es que los coeficientes wavelet grandes son más importantes que los coeficientes wavelet pequeños [20].

El recorrido inicia en los coeficientes de mayor nivel de transformación, el método aprovecha esta estructura puesto que por lo general los coeficientes se decrementan a medida que aumenta la escala y los hijos tienden a tener magnitudes menores a los padres. La significancia se etiqueta de la siguiente manera: ZTR si el valor absoluto del coeficiente y el valor absoluto de todos los coeficientes de su árbol es menor al umbral; IZ si el valor absoluto del coeficiente es menor al umbral y existe al menos un coeficiente de su árbol que es mayor al umbral; POS, si es mayor al umbral y positivo; NEG, si es mayor al umbral y negativo. Una vez se ha recorrido toda la imagen se decrementa el umbral y se repite el proceso hasta alcanzar el umbral deseado, este proceso lo llamaremos **LOOP**, en cada decremento del umbral se codifica un plano de bits [19] [27] [20].

2.20 Codificador SPIHT

El método SPIHT por sus siglas en inglés Set Partitioning in Hierarchical Trees, fue desarrollado por Said y Pearlman [21], es un codificador basado en la transformada wavelet, y realizaron una mejora al codificador EZW con respecto al árbol donde se tiene en cuenta la jerarquía y se utilizan conjuntos de datos organizados en subárboles.

Los principios de SPIHT son el ordenamiento parcial de los coeficientes transformados por magnitud con un algoritmo de ordenamiento basado en la partición en conjuntos, transmisión ordenada del plano de bits y explotación de la auto similitud entre los diferentes niveles de la transformada. Siguiendo estos principios, el codificador siempre envía los bits

más significativos al decodificador. El algoritmo se desarrolla en cuatro pasos: el paso de inicialización donde se define el umbral de partida a partir del mayor valor absoluto de los coeficientes de la imagen y se inicializan las listas, el paso de clasificación donde se ordenan los coeficientes en las listas de acuerdo a la significancia, el paso de refinamiento donde se excluye la información que ya ha sido codificada y el paso de cuantificación donde se decreta el umbral de uno en uno, en cada decremento del umbral se codifica un plano de bits, si el umbral es diferente de cero se salta al paso de clasificación, el proceso se repite hasta alcanzar el umbral cero, a la repetición de este paso disminuyendo el umbral en uno lo llamaremos **LOOP**. El algoritmo por si solo disminuye la cantidad de bits necesarios para representar la imagen, sin embargo, la tasa de compresión puede mejorarse aplicando sobre el flujo binario de salida un codificador aritmético [19] [21] [20].

2.21 Codificador STW

El método STW por sus siglas en inglés Spatial Orientation Tree Wavelet, se basa en el método SPIHT, con una ligera mejora en la codificación de salida, la diferencia con el codificador EZW es que STW utiliza un enfoque diferente para codificar la información del árbol de ceros (Zerotree) [10]. Como principales características de este codificador son: valores altos de PSNR para compresión de una variedad de imágenes, emplea un árbol de orientación espacial, emplea árboles cuádruples jerárquicos particionados (Quad-tree or hierarchical trees set-partitioned), emplea transmisión progresiva superior a JPEG en calidad de imagen avaluado en PSNR [10].

CAPÍTULO III

DESARROLLO DEL TRABAJO

3.1 Diagrama de bloques del método propuesto

En la Figura 3.1 se muestra el diagrama de bloques del método propuesto correspondiente al componente de color rojo $R(x, y)$, las entradas al bloque diferenciador referenciado son $R(x, y)$ y la imagen de referencia $G(x, y)$, la salida de este bloque diferenciador es la imagen $Rd(x, y)$, la cual pasará por el bloque de descomposición sub-banda de tres niveles cuya salida son las sub-bandas $W_{3,1}^{Rd}(x, y)$, $W_{1,2}^{Rd}(x, y)$, $W_{1,3}^{Rd}(x, y)$, $W_{1,4}^{Rd}(x, y)$, $W_{2,2}^{Rd}(x, y)$, $W_{2,3}^{Rd}(x, y)$, $W_{2,4}^{Rd}(x, y)$, $W_{3,2}^{Rd}(x, y)$, $W_{3,3}^{Rd}(x, y)$, $W_{3,4}^{Rd}(x, y)$. Luego estas sub-bandas ingresan al bloque de aproximación al valor entero más cercano cuyo valores de salida son $W_{3,1}^{Rr}(x, y)$, $W_{1,2}^{Rr}(x, y)$, $W_{1,3}^{Rr}(x, y)$, $W_{1,4}^{Rr}(x, y)$, $W_{2,2}^{Rr}(x, y)$, $W_{2,3}^{Rr}(x, y)$, $W_{2,4}^{Rr}(x, y)$, $W_{3,2}^{Rr}(x, y)$, $W_{3,3}^{Rr}(x, y)$, $W_{3,4}^{Rr}(x, y)$. Después la banda de aproximación $W_{3,1}^{Rr}(x, y)$, pasa por el bloque de codificador predictivo saliendo la imagen $W_{3,1}^{PRr}(x, y)$. Todas las sub-bandas de salida pasan por el codificador de Huffman, finalmente se tiene la salida ICR la cual es la imagen codificada de la componente rojo.

En la Figura 3.2 se muestra el diagrama de bloques del método propuesto, correspondiente al componente de color azul $B(x, y)$, las entradas al bloque diferenciador referenciado son $B(x, y)$ y la imagen de referencia $G(x, y)$, la salida de este bloque diferenciador es la imagen $Bd(x, y)$, la cual pasará por el bloque de descomposición sub-banda de tres niveles cuya salida son las sub-bandas $W_{3,1}^{Bd}(x, y)$, $W_{1,2}^{Bd}(x, y)$, $W_{1,3}^{Bd}(x, y)$, $W_{1,4}^{Bd}(x, y)$, $W_{2,2}^{Bd}(x, y)$, $W_{2,3}^{Bd}(x, y)$, $W_{2,4}^{Bd}(x, y)$, $W_{3,2}^{Bd}(x, y)$, $W_{3,3}^{Bd}(x, y)$, $W_{3,4}^{Bd}(x, y)$. Luego estas sub-bandas ingresan al bloque de aproximación al valor entero más cercano cuyo valores de salida son $W_{3,1}^{Br}(x, y)$, $W_{1,2}^{Br}(x, y)$, $W_{1,3}^{Br}(x, y)$, $W_{1,4}^{Br}(x, y)$, $W_{2,2}^{Br}(x, y)$, $W_{2,3}^{Br}(x, y)$, $W_{2,4}^{Br}(x, y)$, $W_{3,2}^{Br}(x, y)$, $W_{3,3}^{Br}(x, y)$, $W_{3,4}^{Br}(x, y)$. Después la banda de aproximación $W_{3,1}^{Br}(x, y)$, pasa por el bloque de codificador predictivo cuya salida es $W_{3,1}^{PBr}(x, y)$. Todas las sub-bandas de salida pasan por el codificador de Huffman. Finalmente se tiene la salida ICB la cual es la imagen codificada de la componente azul.

En la Figura 3.3 se muestra el diagrama de bloques del método propuesto, correspondiente al componente infrarrojo cercano $NIR(x, y)$, las entradas al bloque diferenciador referenciado son $NIR(x, y)$ y la imagen de referencia $G(x, y)$, la salida de este bloque diferenciador es la imagen $NIRd(x, y)$, la cual pasará por el bloque de descomposición sub-banda de tres niveles cuya salida son las sub-bandas $W_{3,1}^{NIRd}(x, y)$,

$W_{1,2}^{NIRd}(x,y)$, $W_{1,3}^{NIRd}(x,y)$, $W_{1,4}^{NIRd}(x,y)$, $W_{2,2}^{NIRd}(x,y)$, $W_{2,3}^{NIRd}(x,y)$, $W_{2,4}^{NIRd}(x,y)$, $W_{3,2}^{NIRd}(x,y)$, $W_{3,3}^{NIRd}(x,y)$, $W_{3,4}^{NIRd}(x,y)$. Luego estas sub-bandas ingresan al bloque de aproximación al valor entero más cercano cuyo valores de salida son $W_{3,1}^{NIRr}(x,y)$, $W_{1,2}^{NIRr}(x,y)$, $W_{1,3}^{NIRr}(x,y)$, $W_{1,4}^{NIRr}(x,y)$, $W_{2,2}^{NIRr}(x,y)$, $W_{2,3}^{NIRr}(x,y)$, $W_{2,4}^{NIRr}(x,y)$, $W_{3,2}^{NIRr}(x,y)$, $W_{3,3}^{NIRr}(x,y)$, $W_{3,4}^{NIRr}(x,y)$. Después la banda de aproximación $W_{3,1}^{NIRr}(x,y)$, pasa por el bloque de codificador predictivo cuya salida es la imagen $W_{3,1}^{PNIRr}(x,y)$. Todas las sub-bandas de salida pasan por el codificador de Huffman. Finalmente se tiene la salida *ICNIR* la cual es la imagen codificada de la componente infrarrojo cercano.

En la Figura 3.4 se muestra el diagrama de bloques del método propuesto, correspondiente al componente verde $G(x,y)$, esta componente no pasa por el bloque diferenciador referenciado, pasará directo por el bloque de descomposición sub-banda de tres niveles cuya salida son las sub-bandas $W_{3,1}^G(x,y)$, $W_{1,2}^G(x,y)$, $W_{1,3}^G(x,y)$, $W_{1,4}^G(x,y)$, $W_{2,2}^G(x,y)$, $W_{2,3}^G(x,y)$, $W_{2,4}^G(x,y)$, $W_{3,2}^G(x,y)$, $W_{3,3}^G(x,y)$, $W_{3,4}^G(x,y)$. Luego estas sub-bandas ingresan al bloque de aproximación al valor entero más cercano cuyo valores de salida son $W_{3,1}^{Gr}(x,y)$, $W_{1,2}^{Gr}(x,y)$, $W_{1,3}^{Gr}(x,y)$, $W_{1,4}^{Gr}(x,y)$, $W_{2,2}^{Gr}(x,y)$, $W_{2,3}^{Gr}(x,y)$, $W_{2,4}^{Gr}(x,y)$, $W_{3,2}^{Gr}(x,y)$, $W_{3,3}^{Gr}(x,y)$, $W_{3,4}^{Gr}(x,y)$. Después la banda de aproximación $W_{3,1}^{Gr}(x,y)$, pasa por el bloque de codificador predictivo cuya salida es $W_{3,1}^{PGr}(x,y)$. Todas las sub-bandas de salida pasan por el codificador de Huffman. Finalmente se tiene la salida *ICG* la cual es la imagen codificada de la componente verde.

En [29] **Telles, J.** (2022), se presenta los scripts desarrollados en Matlab.

3.2 Datos experimentales: Imágenes de Entrada

Las imágenes del satélite PeruSat-1 tiene cuatro bandas: rojo (0.63-0.7 μm), verde (0.53-0.59 μm), azul (0.45-0.50 μm) e infrarrojo cercano o NIR (0.752-0.885 μm). La resolución espacial de las bandas multispectrales es de 2.8 m por pixel. Se empleó 30 imágenes satelitales PeruSat-1 de diferentes áreas geográficas entre las cuales tenemos selva tropical, desierto, áreas agrícolas, áreas urbanas e imágenes con nubes. Las imágenes que se emplearon en las pruebas tuvieron una resolución de 1024 x 1024 pixeles a 8 bpp [15]. Con respecto a las imágenes del satélite Landsat 8 solo se emplearon cuatro bandas: rojo (0.64-0.67 μm), verde (0.53-0.59 μm), azul (0.45-0.51 μm) e infrarrojo cercano o NIR (0.85-0.88 μm). La resolución espacial de las bandas multispectrales es de 30 m por pixel. Se empleó 30 imágenes satelitales Landsat 8 de diferentes áreas geográficas también. Las imágenes que se emplearon en las pruebas tuvieron una resolución de 1024 x 1024 pixeles a 8 bpp [9].

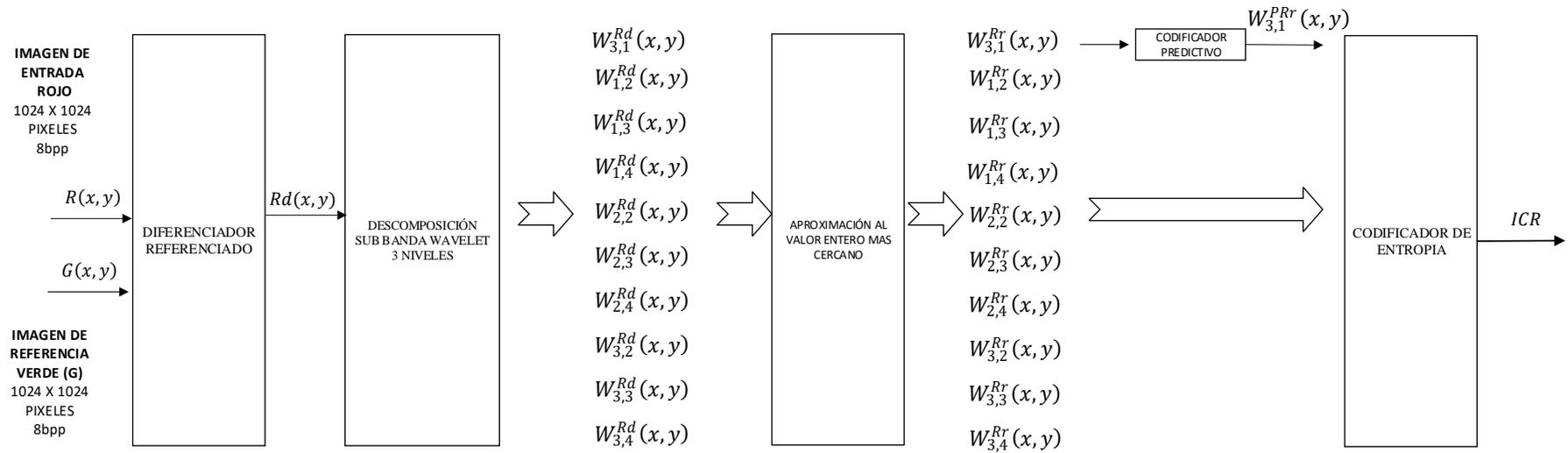


Figura 3.1 Diagrama de bloques del método propuesto del componente $R(x, y)$

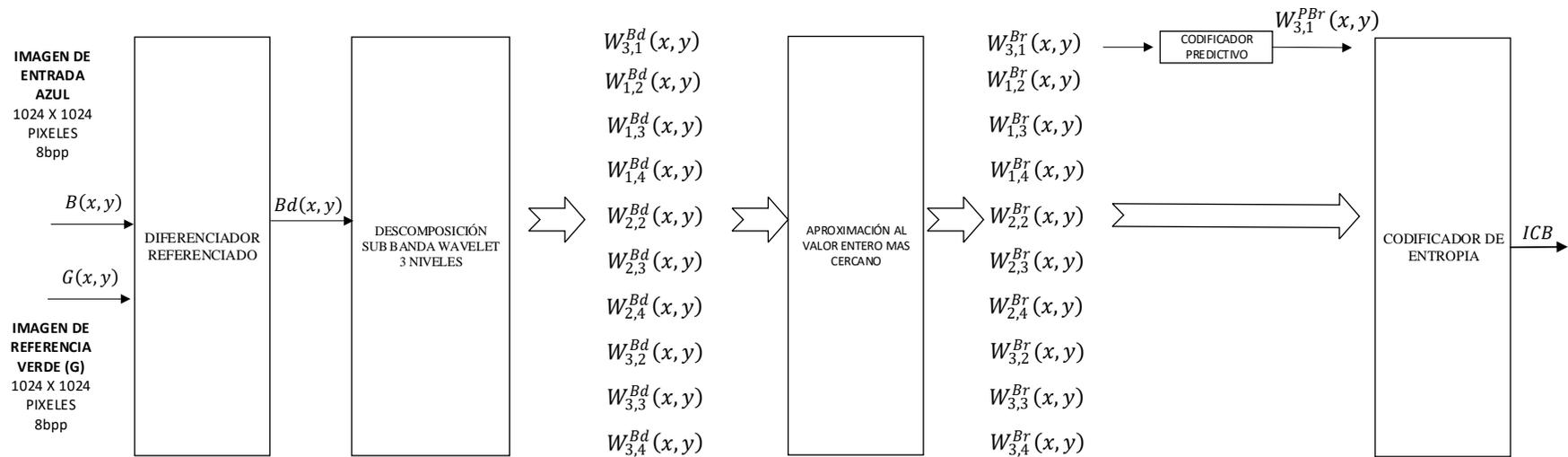


Figura 3.2 Diagrama de bloques del método propuesto del componente $B(x, y)$

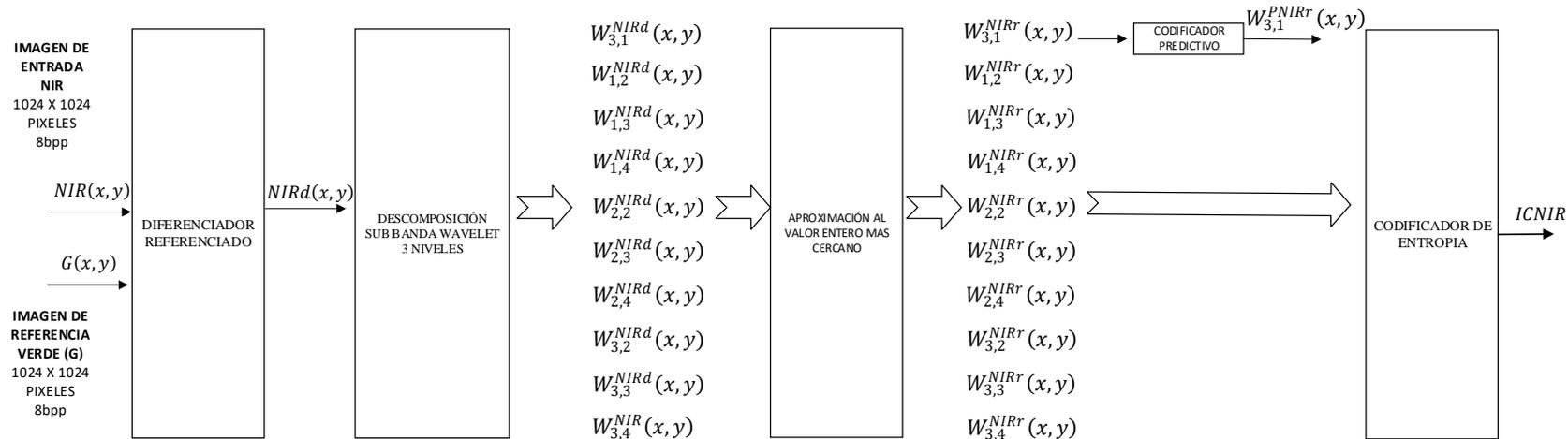


Figura 3.3 Diagrama de bloques del método propuesto del componente $NIR(x, y)$

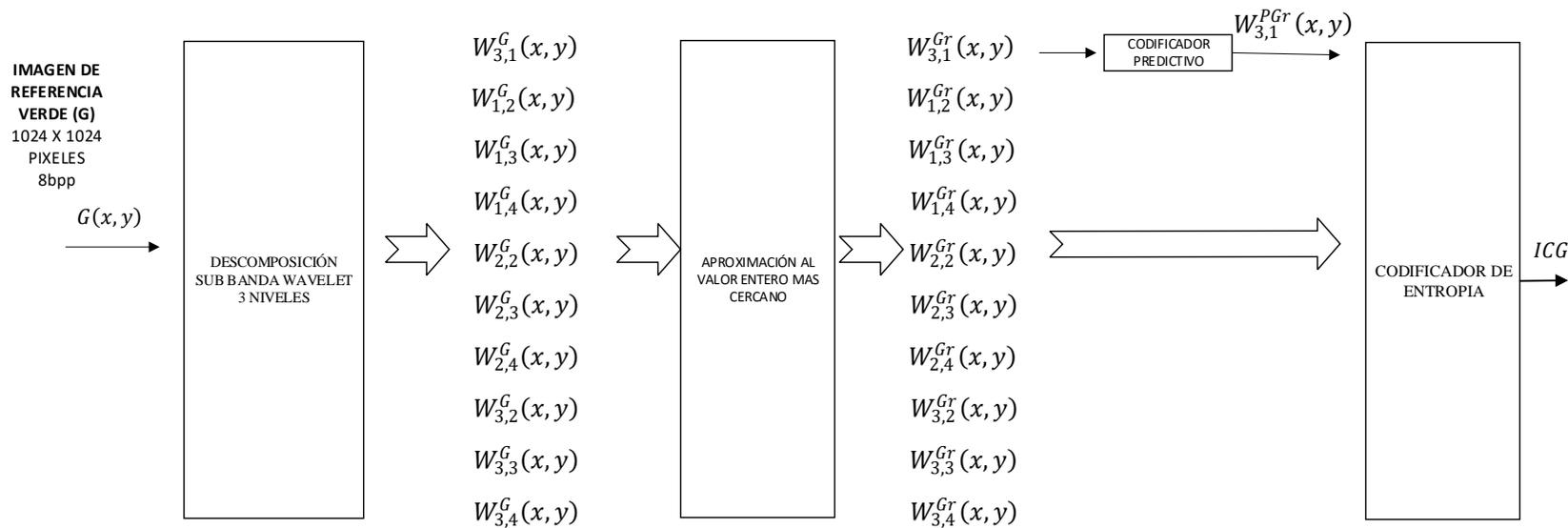
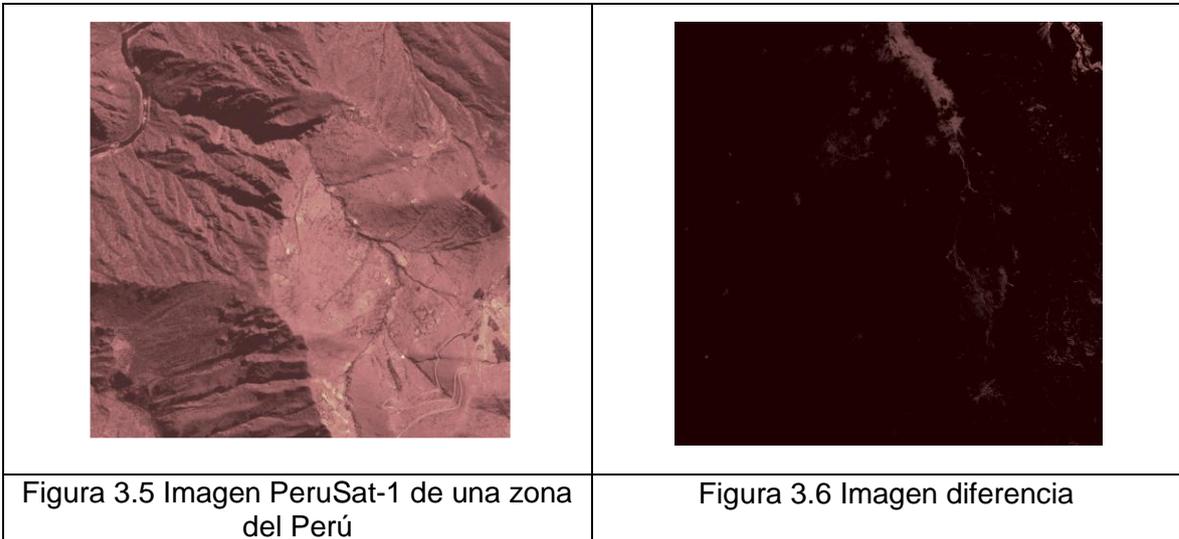


Figura 3.4 Diagrama de bloques del método propuesto del componente $G(x, y)$

3.3 Algoritmo diferenciador referenciado

Los datos de entrada del algoritmo son las imágenes $R(x, y)$, $G(x, y)$, $B(x, y)$, $NIR(x, y)$, los cuales representan las imágenes rojo, verde, azul e infrarrojo cercano respectivamente. La imagen $G(x, y)$ es usada como referencia. Con el objetivo de clarificar la idea del algoritmo diferenciador referenciado, se presenta el siguiente ejemplo; en la Figura 3.5 se tiene la componente azul en falso color de una imagen satelital, el valor de entropía de esta imagen es 6.54 bits por pixel. Si tomamos como referencia la componente del $NIR(x, y)$ y se realiza la diferencia entre la imagen $NIR(x, y)$ y la imagen Azul la cual es representada por $B(x, y)$, la imagen diferencia se muestra en la Figura 3.6, cuyo valor de entropía es 0.61 bits por pixel.



Como primer paso se calculó la entropía de 30 imágenes satelitales PeruSat-1 en sus componentes $R(x, y)$, $G(x, y)$, $B(x, y)$, $NIR(x, y)$ mediante la ecuación (2.12), con la finalidad de tenerlo como referencia, esto se muestra en la Tabla 3.1.

Tabla 3.1 Entropía promedio de 30 imágenes satelitales

Imágenes Satelitales	Entropía Promedio
$R(x, y)$	3.83
$G(x, y)$	4.15
$B(x, y)$	4.45
$NIR(x, y)$	5.44

Como segundo paso, se procede a identificar cuál de las componentes $R(x, y)$, $G(x, y)$, $B(x, y)$, $NIR(x, y)$, se debe tomar como referencia con el objetivo que permita reducir mejor la entropía de las otras componentes y por consecuencia permita mejorar la compresión. En la ecuación (3.1) se coloca como referencia $R(x, y)$, luego se realiza la diferencia entre $R(x, y)$ con $G(x, y)$, $B(x, y)$, $NIR(x, y)$; el resultado de la diferencia será $Gr(x, y)$, $Br(x, y)$, $NIRr(x, y)$. En la ecuación (3.2), (3.3) y (3.4) se coloca como referencia $G(x, y)$, $B(x, y)$, $NIR(x, y)$ respectivamente y se realiza el mismo procedimiento anterior.

$$\begin{aligned}
 Gr(x, y) &= R(x, y) - G(x, y) \\
 Br(x, y) &= R(x, y) - B(x, y) \\
 NIRr(x, y) &= R(x, y) - NIR(x, y)
 \end{aligned}
 \tag{3.1}$$

$$\begin{aligned}
 Rg(x, y) &= G(x, y) - R(x, y) \\
 Bg(x, y) &= G(x, y) - B(x, y) \\
 NIRg(x, y) &= G(x, y) - NIR(x, y)
 \end{aligned}
 \tag{3.2}$$

$$\begin{aligned}
 Rb(x, y) &= B(x, y) - R(x, y) \\
 Gb(x, y) &= B(x, y) - G(x, y) \\
 NIRb(x, y) &= B(x, y) - NIR(x, y)
 \end{aligned}
 \tag{3.3}$$

$$\begin{aligned}
 Rnir(x, y) &= NIR(x, y) - R(x, y) \\
 Gnir(x, y) &= NIR(x, y) - G(x, y) \\
 Bnir(x, y) &= NIR(x, y) - B(x, y)
 \end{aligned}
 \tag{3.4}$$

Los resultados de realizar las ecuaciones (3.1), (3.2), (3.3) y (3.4) empleando 30 imágenes satelitales, se muestran en las Tablas 3.2, 3.3, 3.4 y 3.5. En la Tabla 3.6 se muestra un resumen y comparación de los resultados de entropía promedio.

Tabla 3.2 Algoritmo diferenciador referenciando a $R(x, y)$

Algoritmo diferenciador tomando como referencia $R(x, y)$	Entropía Promedio
$Gr(x, y)$	0.34
$Br(x, y)$	0.44
$NIRr(x, y)$	0.44

Tabla 3.3 Algoritmo diferenciador referenciando a $G(x, y)$

Algoritmo diferenciador tomando como referencia $G(x, y)$	Entropía Promedio
$Rg(x, y)$	0.27
$Bg(x, y)$	0.41
$NIRg(x, y)$	0.28

Tabla 3.4 Algoritmo diferenciador referenciando a $B(x, y)$

Algoritmo diferenciador tomando como referencia $B(x, y)$	Entropía Promedio
$Rb(x, y)$	0.26
$Gb(x, y)$	0.61
$NIRb(x, y)$	0.39

Tabla 3.5 Algoritmo diferenciador referenciando a $NIR(x, y)$

Algoritmo diferenciador tomando como referencia $NIR(x, y)$	Entropía Promedio
$Rnir(x, y)$	0.36
$Gnir(x, y)$	0.33
$Bnir(x, y)$	0.34

Tabla 3.6 Resumen y comparación de los resultados de entropía promedio

Imágenes de referencia \ Imágenes Salida	$R(x, y)$	$G(x, y)$	$B(x, y)$	$NIR(x, y)$
$Rd(x, y)$	--	0.27	0.26	0.36
$Gd(x, y)$	0.34	--	0.61	0.33
$Bd(x, y)$	0.44	0.41	--	0.34
$NIRd(x, y)$	0.44	0.28	0.39	--
Promedio	0.40	0.32	0.42	0.34

Como se puede apreciar en la Tabla 3.6 cuando la imagen $G(x,y)$ es tomada como referencia, en promedio las imágenes, presenta los niveles más bajos de entropía promedio.

3.4 Descomposición / Reconstrucción sub-bandas wavelet

La descomposición / reconstrucción sub banda Wavelet se basa en la Transformada Wavelet Bidimensional Discreta [4], Después de la etapa del diferenciador referenciado, se tienen la imagen de referencia $G(x,y)$, considerando que la imagen de referencia no pasa por el bloque diferenciador, y las imágenes $Rd(x,y)$, $Bd(x,y)$ y $NIRd(x,y)$, son sometidas al árbol de descomposición de tres niveles wavelet para la generación de las sub bandas. Con la finalidad que las operaciones de convolución no produzcan tamaños mayores de los esperados se emplea el método de convolución por extensión periódica de la imagen de entrada, de esta forma la resolución de la imagen no se incrementa con la convolución.

El árbol de descomposición para las imágenes $G(x,y)$, $Rd(x,y)$, $Bd(x,y)$ y $NIRd(x,y)$ se muestra en la Figura 3.8, Figura 3.9, Figura 3.10 y Figura 3.11 respectivamente, en la Tabla 3.7 se muestra la leyenda de las variables del filtro.

Tabla 3.7 Leyenda de las Variables del Filtro

	Leyenda	Valores posibles
$W_{i,j}^c(x,y)$	$W = Sub - banda$	
	$c = representa la componente de color$	$c = B$ componente Azul $c = G$ componente Verde $c = R$ componente Rojo $c = NIR$ componente NIR
	$i = Nivel de descomposición del arbol$	$i = \{1; 2; 3\}$
	$j = Identifica el número de sub - banda$	$j = \{1; 2; 3; 4\}$

La codificación se realiza por cada sub-banda iniciando por la sub-banda de aproximación del ultimo nivel, seguido por las sub-banda de detalles en la horizontal, vertical y diagonal respectivamente; luego se continua con el nivel inferior codificando las sub-banda de detalles horizontal, vertical y diagonal en ese orden, un ejemplo se muestra en la Figura 3.7, sobre la componente azul y su descomposición de 3 niveles, la codificación se realiza en el siguiente orden $W_{3,1}^B(x,y)$, $W_{3,2}^B(x,y)$, $W_{3,3}^B(x,y)$, $W_{3,4}^B(x,y)$, $W_{2,2}^B(x,y)$, $W_{2,3}^B(x,y)$, $W_{2,4}^B(x,y)$, $W_{1,2}^B(x,y)$, $W_{1,3}^B(x,y)$, $W_{1,4}^B(x,y)$.

Muestra	Imagen PerúSat-1
Wavelet	Biortogonal 5.5
Resolución	1024 x 1024
Método Propuesto	Sub-Banda
	$W_{3,1}^B$
	$W_{3,1}^B + W_{3,2}^B$
	$W_{3,1}^B + W_{3,2}^B + W_{3,3}^B$
	$W_{3,1}^B + W_{3,2}^B + W_{3,3}^B + W_{3,4}^B$
	$W_{3,1}^B + W_{3,2}^B + W_{3,3}^B + W_{3,4}^B + W_{2,2}^B$
	$W_{3,1}^B + W_{3,2}^B + W_{3,3}^B + W_{3,4}^B + W_{2,2}^B + W_{2,3}^B$
	$W_{3,1}^B + W_{3,2}^B + W_{3,3}^B + W_{3,4}^B + W_{2,2}^B + W_{2,3}^B + W_{2,4}^B$
	$W_{3,1}^B + W_{3,2}^B + W_{3,3}^B + W_{3,4}^B + W_{2,2}^B + W_{2,3}^B + W_{2,4}^B + W_{1,2}^B$
	$W_{3,1}^B + W_{3,2}^B + W_{3,3}^B + W_{3,4}^B + W_{2,2}^B + W_{2,3}^B + W_{2,4}^B + W_{1,2}^B + W_{1,3}^B$
	$W_{3,1}^B + W_{3,2}^B + W_{3,3}^B + W_{3,4}^B + W_{2,2}^B + W_{2,3}^B + W_{2,4}^B + W_{1,2}^B + W_{1,3}^B + W_{1,4}^B$

Figura 3.7 Orden de la codificación de las sub-bandas wavelet

La decodificación se realiza por cada sub-banda recibida, en el mismo orden que fueron transmitidas con la diferencia que para la reconstrucción de las sub-bandas que aún no lleguen se completa con ceros, de esta manera se logra una decodificación progresiva, un ejemplo se muestra en las Tablas del 3.8 a 3.16.

Tabla 3.8 Imagen reconstruida con una sub-banda recibida

Sub-bandas recibidas	Acción del decodificador
$W_{3,1}^B(x, y)$	Decodifica y se reconstruye la imagen
$W_{3,2}^B(x, y)$	Rellena con ceros
$W_{3,3}^B(x, y)$	Rellena con ceros
$W_{3,4}^B(x, y)$	Rellena con ceros
$W_{2,2}^B(x, y)$	Rellena con ceros
$W_{2,3}^B(x, y)$	Rellena con ceros
$W_{2,4}^B(x, y)$	Rellena con ceros
$W_{1,2}^B(x, y)$	Rellena con ceros
$W_{1,3}^B(x, y)$	Rellena con ceros
$W_{1,4}^B(x, y)$	Rellena con ceros

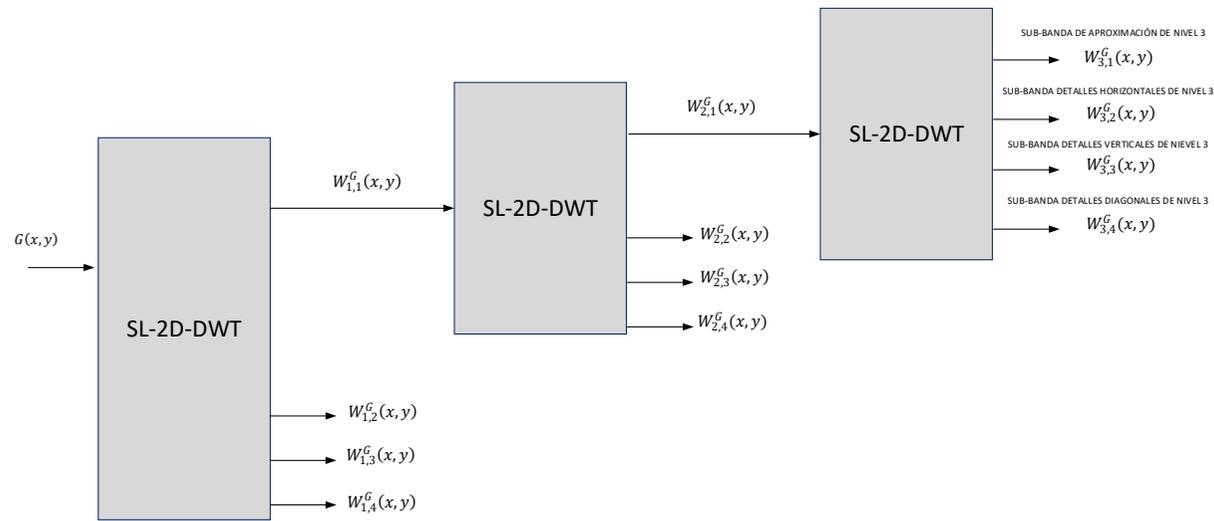


Figura 3.8 Árbol de descomposición sub-banda wavelet de 3 niveles $G(x, y)$

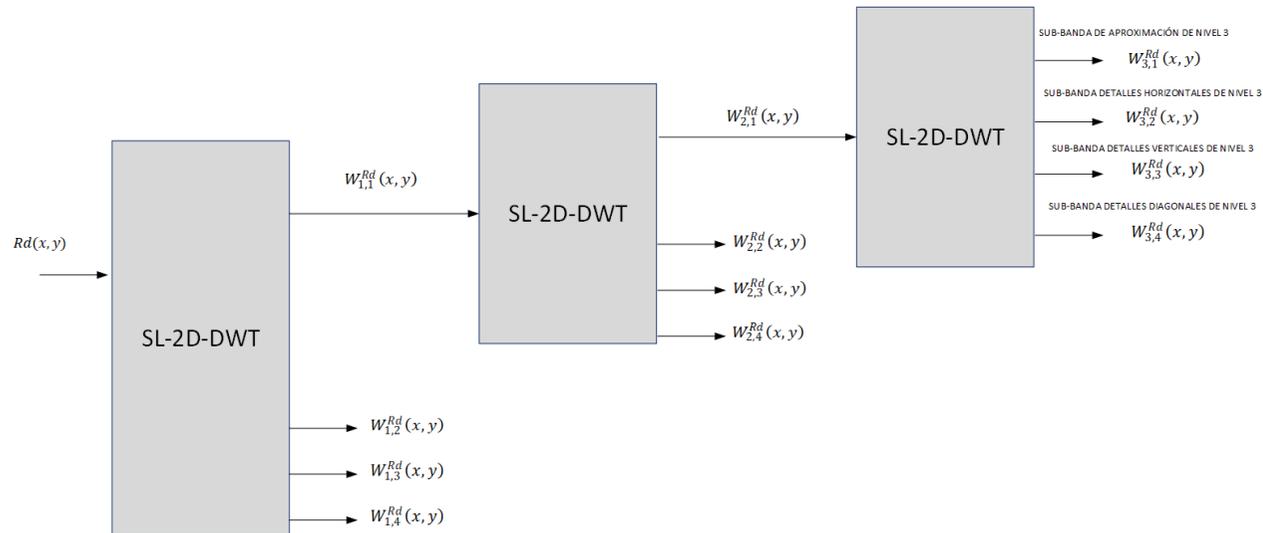


Figura 3.9 Árbol de descomposición sub-banda wavelet de 3 niveles $Rd(x, y)$

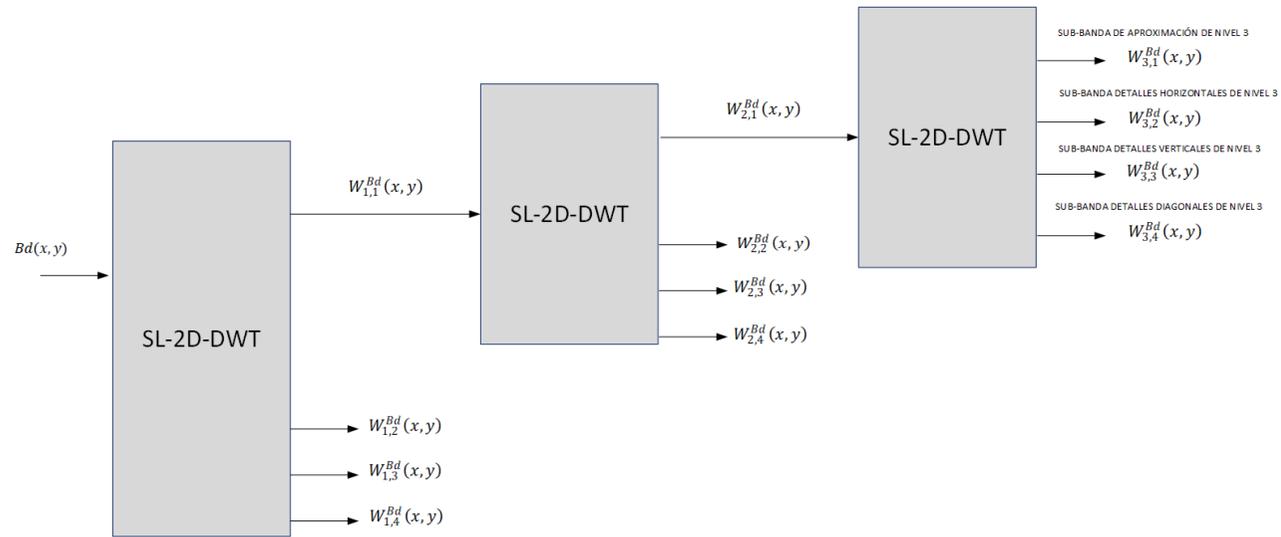


Figura 3.10 Árbol de descomposición sub-banda wavelet de 3 niveles $Bd(x,y)$

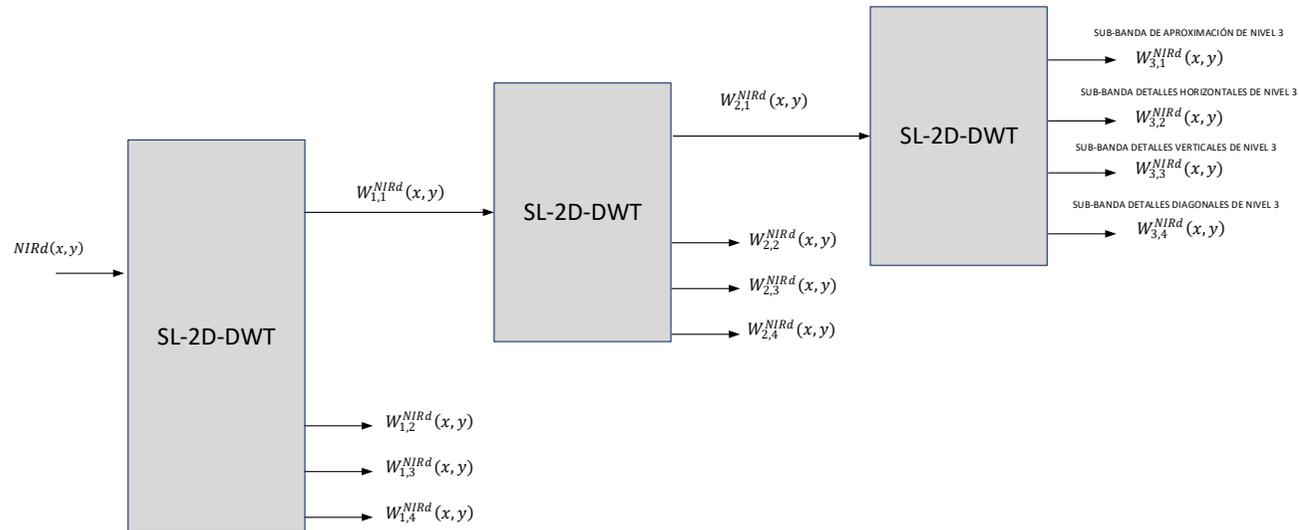


Figura 3.11 Árbol de descomposición sub-banda wavelet de 3 niveles $NIRd(x,y)$

Tabla 3.9 Imagen reconstruida con dos sub-bandas recibidas

Sub-bandas recibidas	Acción del decodificador
$W_{3,1}^B(x, y) + W_{3,2}^B(x, y)$	Decodifica y se reconstruye la imagen
$W_{3,3}^B(x, y)$	Rellena con ceros
$W_{3,4}^B(x, y)$	Rellena con ceros
$W_{2,2}^B(x, y)$	Rellena con ceros
$W_{2,3}^B(x, y)$	Rellena con ceros
$W_{2,4}^B(x, y)$	Rellena con ceros
$W_{1,2}^B(x, y)$	Rellena con ceros
$W_{1,3}^B(x, y)$	Rellena con ceros
$W_{1,4}^B(x, y)$	Rellena con ceros

Tabla 3.10 Imagen reconstruida con tres sub-bandas recibidas

Sub-bandas recibidas	Acción del decodificador
$W_{3,1}^B(x, y) + W_{3,2}^B(x, y) + W_{3,3}^B(x, y)$	Decodifica y se reconstruye la imagen
$W_{3,4}^B(x, y)$	Rellena con ceros
$W_{2,2}^B(x, y)$	Rellena con ceros
$W_{2,3}^B(x, y)$	Rellena con ceros
$W_{2,4}^B(x, y)$	Rellena con ceros
$W_{1,2}^B(x, y)$	Rellena con ceros
$W_{1,3}^B(x, y)$	Rellena con ceros
$W_{1,4}^B(x, y)$	Rellena con ceros

Tabla 3.11 Imagen reconstruida con cuatro sub-bandas recibidas

Sub-bandas recibidas	Acción del decodificador
$W_{3,1}^B(x, y) + W_{3,2}^B(x, y) + W_{3,3}^B(x, y) + W_{3,4}^B(x, y)$	Decodifica y se reconstruye la imagen
$W_{2,2}^B(x, y)$	Rellena con ceros
$W_{2,3}^B(x, y)$	Rellena con ceros
$W_{2,4}^B(x, y)$	Rellena con ceros
$W_{1,2}^B(x, y)$	Rellena con ceros
$W_{1,3}^B(x, y)$	Rellena con ceros
$W_{1,4}^B(x, y)$	Rellena con ceros

Tabla 3.12 Imagen reconstruida con cinco sub-bandas recibidas

Sub-bandas recibidas	Acción del decodificador
$W_{3,1}^B(x, y) + W_{3,2}^B(x, y) + W_{3,3}^B(x, y) + W_{3,4}^B(x, y) + W_{2,2}^B(x, y)$	Decodifica y se reconstruye la imagen
$W_{2,3}^B(x, y)$	Rellena con ceros
$W_{2,4}^B(x, y)$	Rellena con ceros
$W_{1,2}^B(x, y)$	Rellena con ceros
$W_{1,3}^B(x, y)$	Rellena con ceros
$W_{1,4}^B(x, y)$	Rellena con ceros

Tabla 3.13 Imagen reconstruida con seis sub-bandas recibidas

Sub-bandas recibidas	Acción del decodificador
$W_{3,1}^B(x, y) + W_{3,2}^B(x, y) + W_{3,3}^B(x, y) + W_{3,4}^B(x, y) + W_{2,2}^B(x, y) + W_{2,3}^B(x, y)$	Decodifica y se reconstruye la imagen
$W_{2,4}^B(x, y)$	Rellena con ceros
$W_{1,2}^B(x, y)$	Rellena con ceros
$W_{1,3}^B(x, y)$	Rellena con ceros
$W_{1,4}^B(x, y)$	Rellena con ceros

Tabla 3.14 Imagen reconstruida con siete sub-bandas recibidas

Sub-bandas recibidas	Acción del decodificador
$W_{3,1}^B(x, y) + W_{3,2}^B(x, y) + W_{3,3}^B(x, y) + W_{3,4}^B(x, y) + W_{2,2}^B(x, y) + W_{2,3}^B(x, y) + W_{2,4}^B(x, y)$	Decodifica y se reconstruye la imagen
$W_{1,2}^B(x, y)$	Rellena con ceros
$W_{1,3}^B(x, y)$	Rellena con ceros
$W_{1,4}^B(x, y)$	Rellena con ceros

Tabla 3.15 Imagen reconstruida con ocho sub-bandas recibidas

Sub-bandas recibidas	Acción del decodificador
$W_{3,1}^B(x, y) + W_{3,2}^B(x, y) + W_{3,3}^B(x, y) + W_{3,4}^B(x, y) + W_{2,2}^B(x, y) + W_{2,3}^B(x, y) + W_{2,4}^B(x, y) + W_{1,2}^B(x, y)$	Decodifica y se reconstruye la imagen
$W_{1,3}^B(x, y)$	Rellena con ceros
$W_{1,4}^B(x, y)$	Rellena con ceros

Tabla 3.16 Imagen reconstruida con nueve sub-bandas recibidas

Sub-bandas recibidas	Acción del decodificador
$W_{3,1}^B(x, y) + W_{3,2}^B(x, y) + W_{3,3}^B(x, y) + W_{3,4}^B(x, y)$ $+ W_{2,2}^B(x, y) + W_{2,3}^B(x, y) + W_{2,4}^B(x, y) + W_{1,2}^B(x, y)$ $+ W_{1,3}^B(x, y)$	Decodifica y se reconstruye la imagen
$W_{1,4}^B(x, y)$	Rellena con ceros

Tabla 3.17 Imagen reconstruida con diez sub-bandas recibidas

Sub-bandas recibidas	Acción del decodificador
$W_{3,1}^B(x, y) + W_{3,2}^B(x, y) + W_{3,3}^B(x, y) + W_{3,4}^B(x, y)$ $+ W_{2,2}^B(x, y) + W_{2,3}^B(x, y) + W_{2,4}^B(x, y) + W_{1,2}^B(x, y)$ $+ W_{1,3}^B(x, y) + W_{1,4}^B(x, y)$	Decodifica y se reconstruye la imagen

Para nuestro ejemplo los resultados se muestran en la Tabla 3.18, donde se puede observar cómo va incrementando la calidad de la imagen de acuerdo al incremento de la sub-bandas decodificadas, también se puede apreciar que sub-bandas contribuyen mejor a incrementar la calidad de la imagen.

En la Figura 3.13 se muestran los resultados de las evaluaciones de las familia de wavelets de la Tabla 3.19, para la imagen de referencia $G(x, y)$, se puede apreciar que la Bior5.5 presenta un resultado aproximado de un F.C=4 y una PSNR=58, en la Figura 3.14 se muestra que la Bior5.5 alcanza un F.C=4 y un SSIM=0.9.

Tabla 3.18 Resultado de la reconstrucción de la imagen codificada

Muestra	Imagen PerúSat-1			
Wavelet	Biortogonal 5.5			
Resolución	1024 x 1024			
Método Propuesto	Sub-Banda	PSNR	SSIM	F.C
	$W_{3,1}^B$	22.93	0.96	196.47
	$W_{3,1}^B + W_{3,2}^B$	23.26	0.96	128.24
	$W_{3,1}^B + W_{3,2}^B + W_{3,3}^B$	23.64	0.96	95.69
	$W_{3,1}^B + W_{3,2}^B + W_{3,3}^B + W_{3,4}^B$	23.78	0.97	77.55
	$W_{3,1}^B + W_{3,2}^B + W_{3,3}^B + W_{3,4}^B + W_{2,2}^B$	42.05	0.97	45.63
	$W_{3,1}^B + W_{3,2}^B + W_{3,3}^B + W_{3,4}^B + W_{2,2}^B + W_{2,3}^B$	42.27	0.97	32.46
	$W_{3,1}^B + W_{3,2}^B + W_{3,3}^B + W_{3,4}^B + W_{2,2}^B + W_{2,3}^B + W_{2,4}^B$	42.35	0.97	25.36
	$W_{3,1}^B + W_{3,2}^B + W_{3,3}^B + W_{3,4}^B + W_{2,2}^B + W_{2,3}^B + W_{2,4}^B + W_{1,2}^B$	42.43	0.97	13.75
	$W_{3,1}^B + W_{3,2}^B + W_{3,3}^B + W_{3,4}^B + W_{2,2}^B + W_{2,3}^B + W_{2,4}^B + W_{1,2}^B + W_{1,3}^B$	42.47	0.97	9.48
	$W_{3,1}^B + W_{3,2}^B + W_{3,3}^B + W_{3,4}^B + W_{2,2}^B + W_{2,3}^B + W_{2,4}^B + W_{1,2}^B + W_{1,3}^B + W_{1,4}^B$	42.48	0.97	7.25

Las familias wavelet que se emplearon en el estudio fueron las que se muestran en la Tabla 3.19.

Tabla 3.19 Familia Wavelet

Daubechies	DB1, DB2, DB3, DB10
Coiflet	Coiflet 1, Coiflet 2, Coiflet 3, Coiflet 4
Biortogonales	Bior1.1, Bior1.5, Bior2.2, Bior2.6, Bior3.1, Bior3.5, Bior3.7, Bior3.9, Bior4.4, Bior5.5

En la Figura 3.15 se muestra los resultados de las evaluaciones de las familia de wavelets de la Tabla 3.19, tomando como referencia la imagen $G(x, y)$, en este caso la evaluación se realiza sobre imagen $NIR(x, y)$, se puede apreciar que la Bior5.5 presenta un resultado aproximado de un F.C=7 a 50 y una PSNR=45 aproximadamente, en la Figura 3.16 se muestra que la Bior5.5 alcanza un F.C=7 a 50 y un SSIM=0.98.

En la Figura 3.17 se muestra los resultados de las evaluaciones de las familia de wavelets de la Tabla 3.19, tomando como referencia la imagen $G(x, y)$, en este caso la evaluación se realiza sobre imagen $B(x, y)$, se puede apreciar que la Bior5.5 presenta un resultado aproximado de un F.C=7 a 58 a una PSNR=49 aproximadamente, en la Figura 3.18 se muestra que la Bior5.5 alcanza un F.C=7 a 58 a un SSIM=0.99.

En la Figura 3.19 se muestra los resultados de las evaluaciones de las familia de wavelets de la Tabla 3.19, tomando como referencia la imagen $G(x, y)$, en este caso la evaluación se realiza sobre imagen $R(x, y)$, se puede apreciar que la Bior5.5 presenta un resultado aproximado de un F.C=7 a 59 a una PSNR=49 aproximadamente, en la Figura 3.20 se muestra que la Bior5.5 alcanza un F.C=7 a 59 a un SSIM=0.99.

3.5 Aproximación al valor entero más cercano

En esta etapa a las sub-bandas wavelet a la salida del bloque descomposición sub-banda wavelet del componentes rojo, verde, azul y NIR son divididos entre diez y aproximados al valor entero más cercano, donde $round(v)$ redondea al entero más cercano de v , cabe resaltar que en la etapa de reconstrucción se realiza la operación inversa.

Para el caso de la componente del rojo las sub-bandas de salida se muestra en la Figura 3.1, y son las siguientes: $W_{3,1}^{Rr}(x, y)$, $W_{1,2}^{Rr}(x, y)$, $W_{1,3}^{Rr}(x, y)$, $W_{1,4}^{Rr}(x, y)$, $W_{2,2}^{Rr}(x, y)$, $W_{2,3}^{Rr}(x, y)$, $W_{2,4}^{Rr}(x, y)$, $W_{3,2}^{Rr}(x, y)$, $W_{3,3}^{Rr}(x, y)$, $W_{3,4}^{Rr}(x, y)$, esto son los resultados de aplicar la (3.5a) a la (3.5j). Cada una de estas sub-bandas son divididos entre 10 y pasan por la función redondeo al entero más cercano.

3.6 Algoritmo de codificación predictivo

En esta etapa a cada sub banda de aproximación de tercer nivel $W_{3,1}^{Rr}(x, y)$, $W_{3,1}^{Br}(x, y)$, $W_{3,1}^{NIRr}(x, y)$, $W_{3,1}^{Gr}(x, y)$ se escanea en forma de zigzag de acuerdo con la Figura 3.12, con la finalidad convertir de matriz a vector. Empleando la ecuación (3.6) se obtiene la transformación de matriz a vector, los cuales son representados por $WV_{3,1}^{Rr}(n)$, $WV_{3,1}^{Br}(n)$, $WV_{3,1}^{NIRr}(n)$, $WV_{3,1}^{Gr}(n)$. Estas señales son la entrada al algoritmo de codificación predictivo que se muestra en la Figura 3.21. El algoritmo predictivo toma la entrada de cada valor de las componentes de aproximación $WV_{3,1}^{Rr}(n)$, $WV_{3,1}^{Br}(n)$, $WV_{3,1}^{NIRr}(n)$, $WV_{3,1}^{Gr}(n)$, y realiza la diferencia con el valor del pixel anterior, el valor $f(n)$ inicial de predicción es cero, esta diferencia es almacenada y será enviada al codificador de entropía, a este error lo denominaremos error de predicción $E(n)$, si tomamos como ejemplo la componente de aproximación rojo estaría dado por (3.9), este error $E_{3,1}^{Rr}(n - 1)$ se suma con el valor de $f_{3,1}^{Rr}(n - 1)$ y se convierte en el nuevo valor de predicción dado por (3.10), el diagrama del codificador se presenta en la Figura 3.21.

$$W_{3,1}^{Rr}(x, y) = \text{round} \left(\frac{W_{3,1}^{Rd}(x, y)}{10} \right) \quad (3.5a)$$

$$W_{1,2}^{Rr}(x, y) = \text{round} \left(\frac{W_{1,2}^{Rd}(x, y)}{10} \right) \quad (3.5b)$$

$$W_{1,3}^{Rr}(x, y) = \text{round} \left(\frac{W_{1,3}^{Rd}(x, y)}{10} \right) \quad (3.5c)$$

$$W_{1,4}^{Rr}(x, y) = \text{round} \left(\frac{W_{1,4}^{Rd}(x, y)}{10} \right) \quad (3.5d)$$

$$W_{2,2}^{Rr}(x, y) = \text{round} \left(\frac{W_{2,2}^{Rd}(x, y)}{10} \right) \quad (3.5e)$$

$$W_{2,3}^{Rr}(x, y) = \text{round} \left(\frac{W_{2,3}^{Rd}(x, y)}{10} \right) \quad (3.5f)$$

$$W_{2,4}^{Rr}(x, y) = \text{round} \left(\frac{W_{2,4}^{Rd}(x, y)}{10} \right) \quad (3.5g)$$

$$W_{3,2}^{Rr}(x, y) = \text{round} \left(\frac{W_{3,2}^{Rd}(x, y)}{10} \right) \quad (3.5h)$$

$$W_{3,3}^{Rr}(x,y) = \text{round}\left(\frac{W_{3,3}^{Rd}(x,y)}{10}\right) \quad (3.5i)$$

$$W_{3,4}^{Rr}(x,y) = \text{round}\left(\frac{W_{3,4}^{Rd}(x,y)}{10}\right) \quad (3.5j)$$

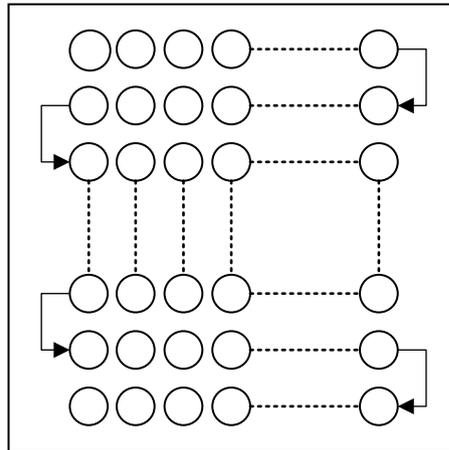


Figura 3.12 Escritura en zigzag de las bandas de aproximación

En la Figura 3.13, se está evaluando la imagen usada como referencia $G(x,y)$ con las familias wavelet de la Tabla 3.19, dado que es la imagen de referencia se transmite con la mayor calidad, se puede apreciar que todas las familias wavelet se encuentran en el rango de 3 a 6 veces como factor de compresión y 55 a 60 de PSNR; en la Figura 3.14 la wavelet Bior 5.5 presenta un SSIM aproximado de 0.9 y se encuentra entre las más alta.

En la Figura 3.15 se observa los resultados obtenidos al evaluar la imagen $NIR(x,y)$, la cual para factores de compresión hasta 50 veces presentan un rendimiento similar en término de PSNR entre 45 y 48, en la Figura 3.16 la wavelet Bior 5.5 presenta un rendimiento ligeramente mayor con valor aproximado de SSIM de 0.98.

En la Figura 3.17 se observa los resultados al evaluar la imagen $B(x,y)$, el cual para factores de compresión hasta 50 veces presentan un rendimiento similar en término de PSNR entre 48 y 52; en la Figura 3.18 la wavelet Bior 5.5 presenta un rendimiento ligeramente mayor con un valor aproximado de SSIM de 0.99.

En la Figura 3.19 se observa los resultados obtenidos al evaluar sobre la imagen $R(x,y)$, el cual para factores de compresión hasta 50 veces presentan un rendimiento similar en término de PSNR entre 48 y 52; en la Figura 3.20 la wavelet Bior 5.5 presenta un rendimiento ligeramente mayor con un valor aproximado de SSIM de 0.99.

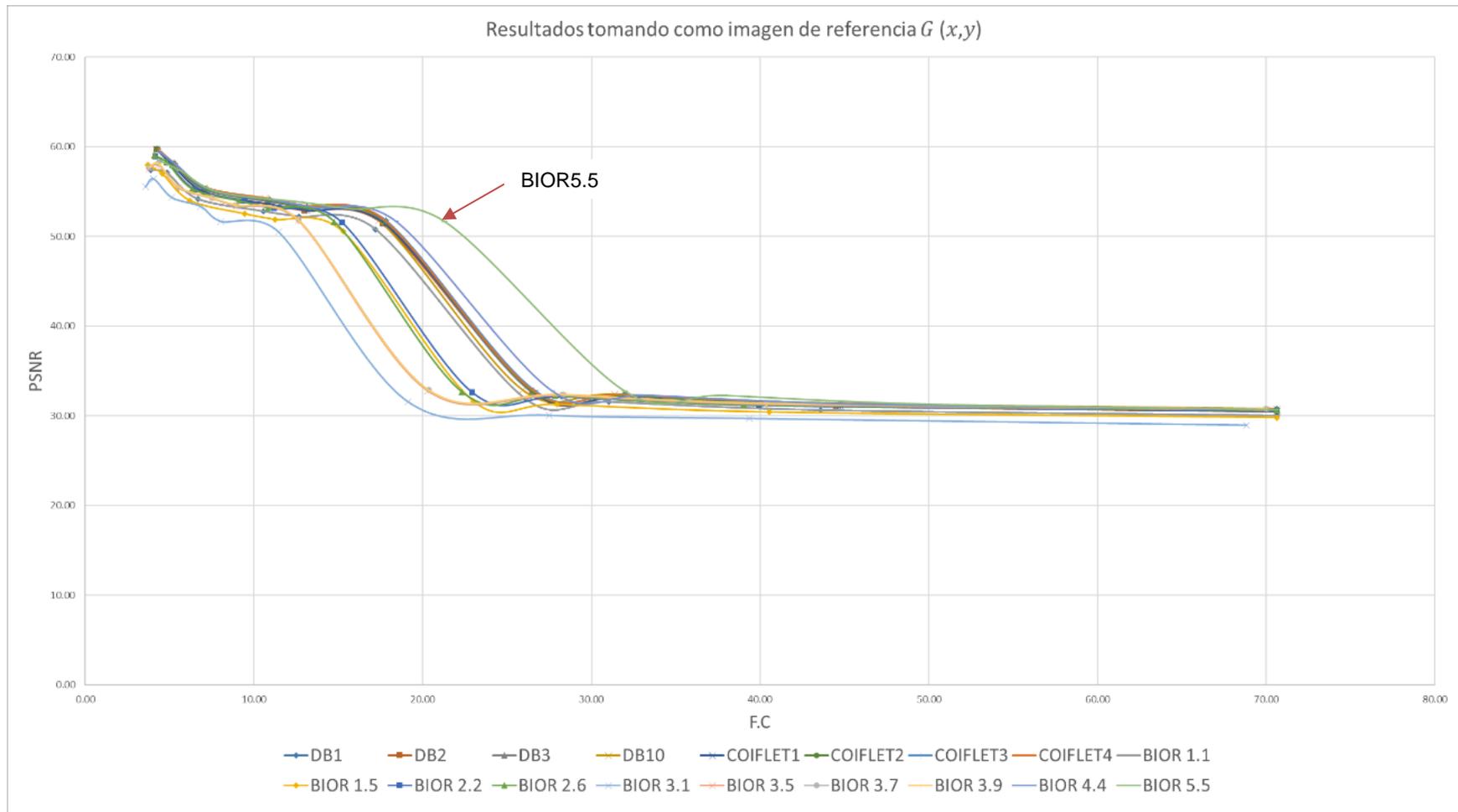


Figura 3.13 Resultados PSNR de la imagen $G(x,y)$

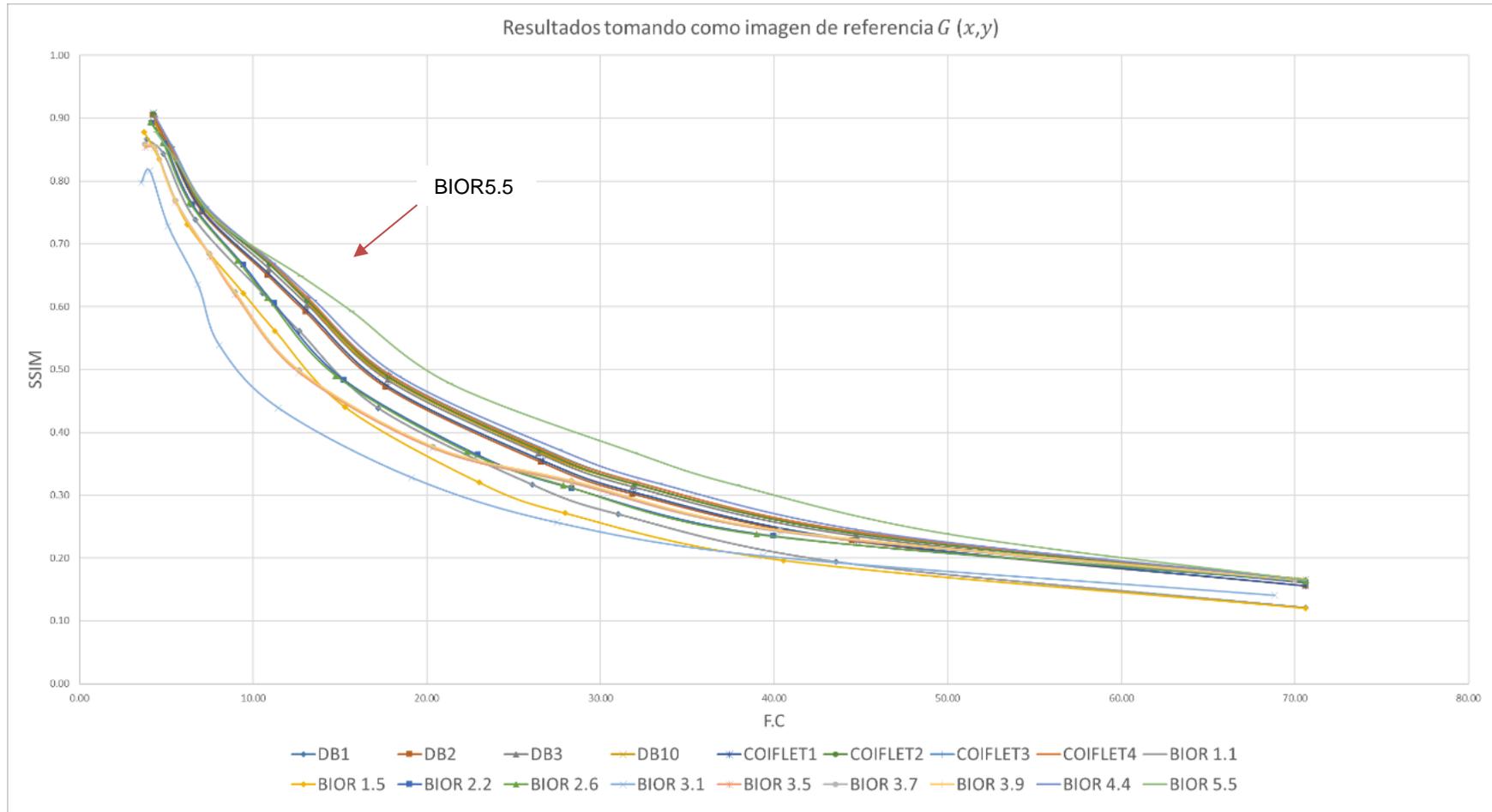


Figura 3.14 Resultados SSIM de la imagen $G(x,y)$

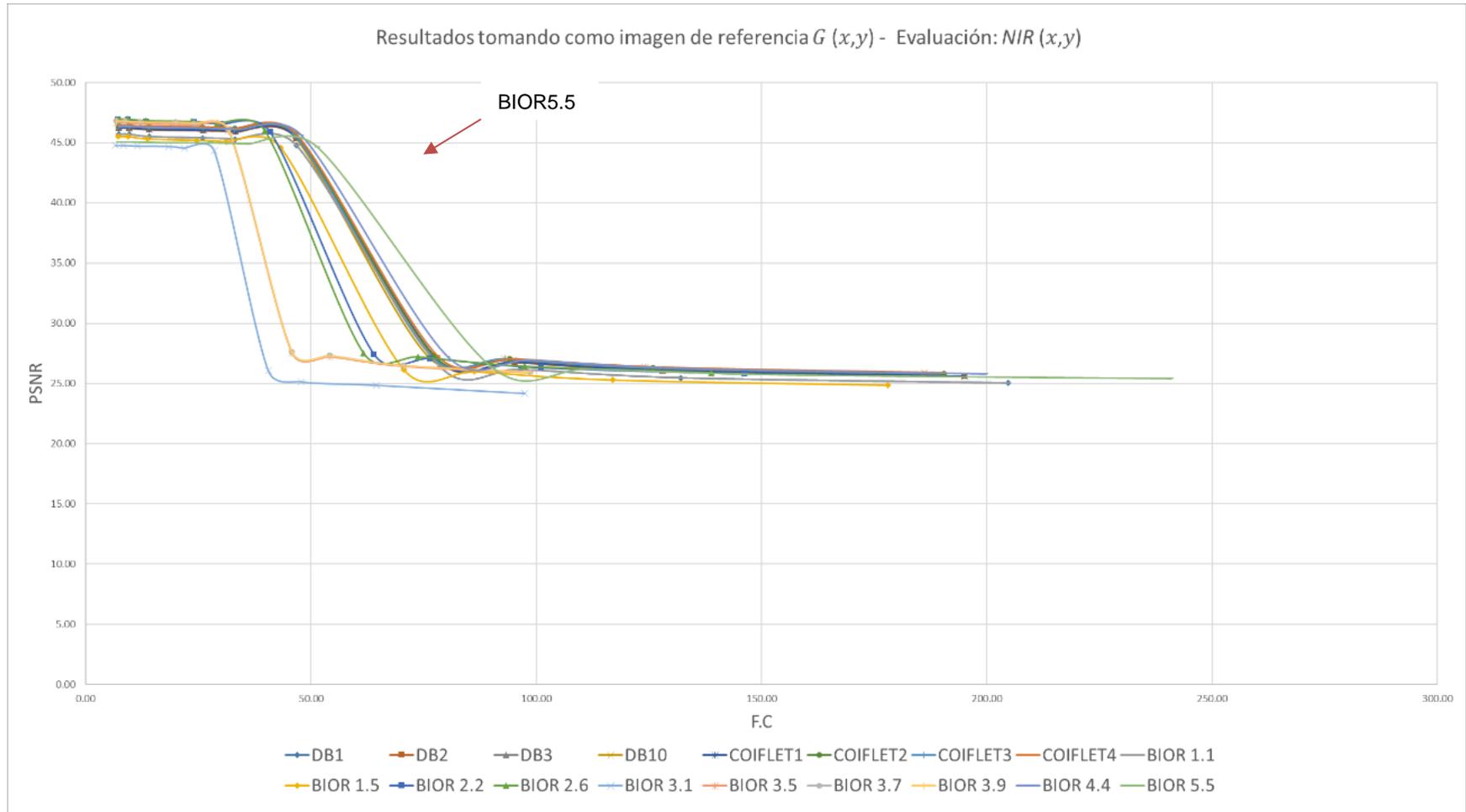


Figura 3.15 Resultados PSNR, referencia $G(x,y)$ – Evaluación: $NIR(x,y)$

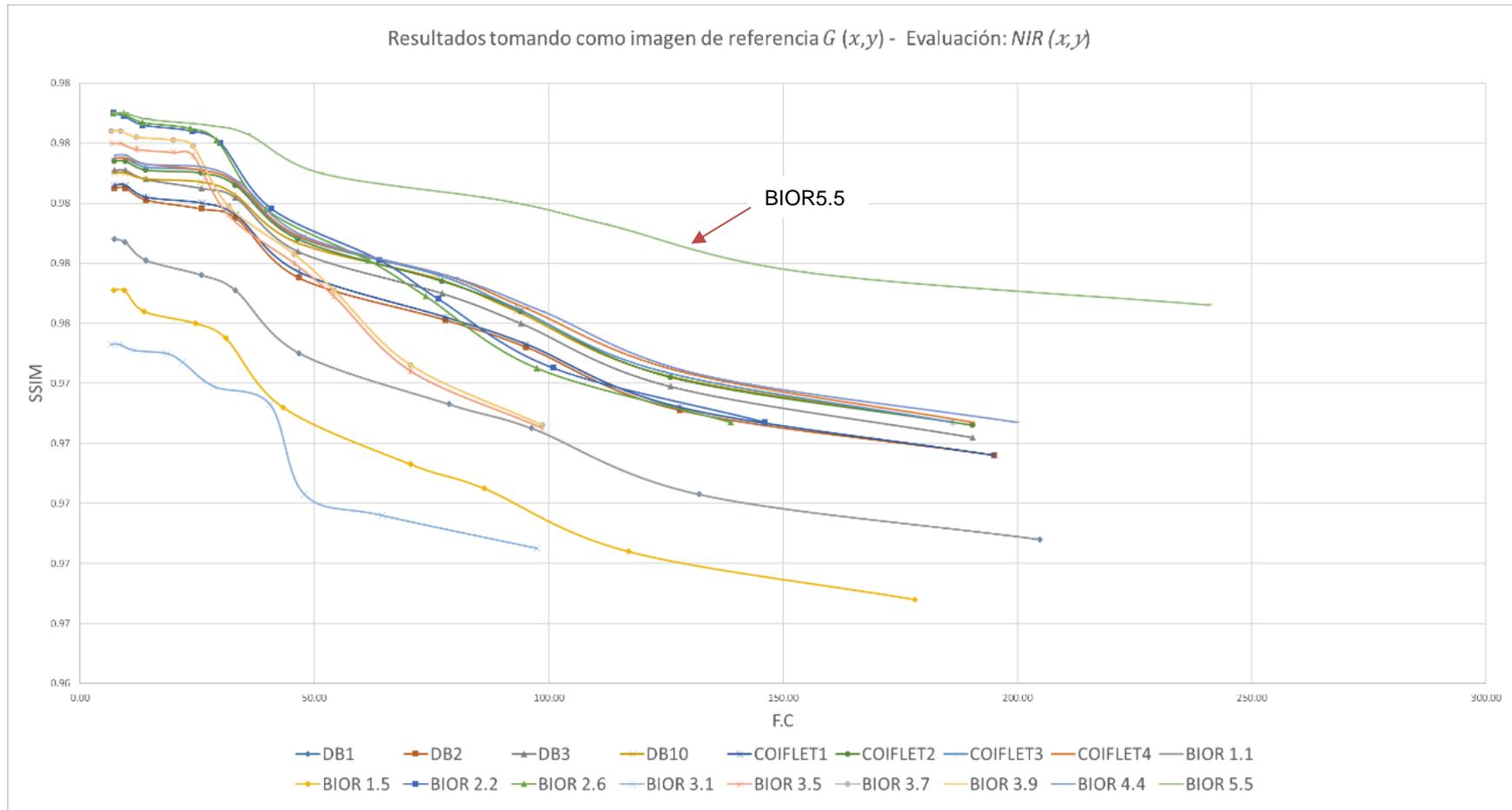


Figura 3.16 Resultados SSIM, referencia $G(x,y)$ – Evaluación: $NIR(x,y)$

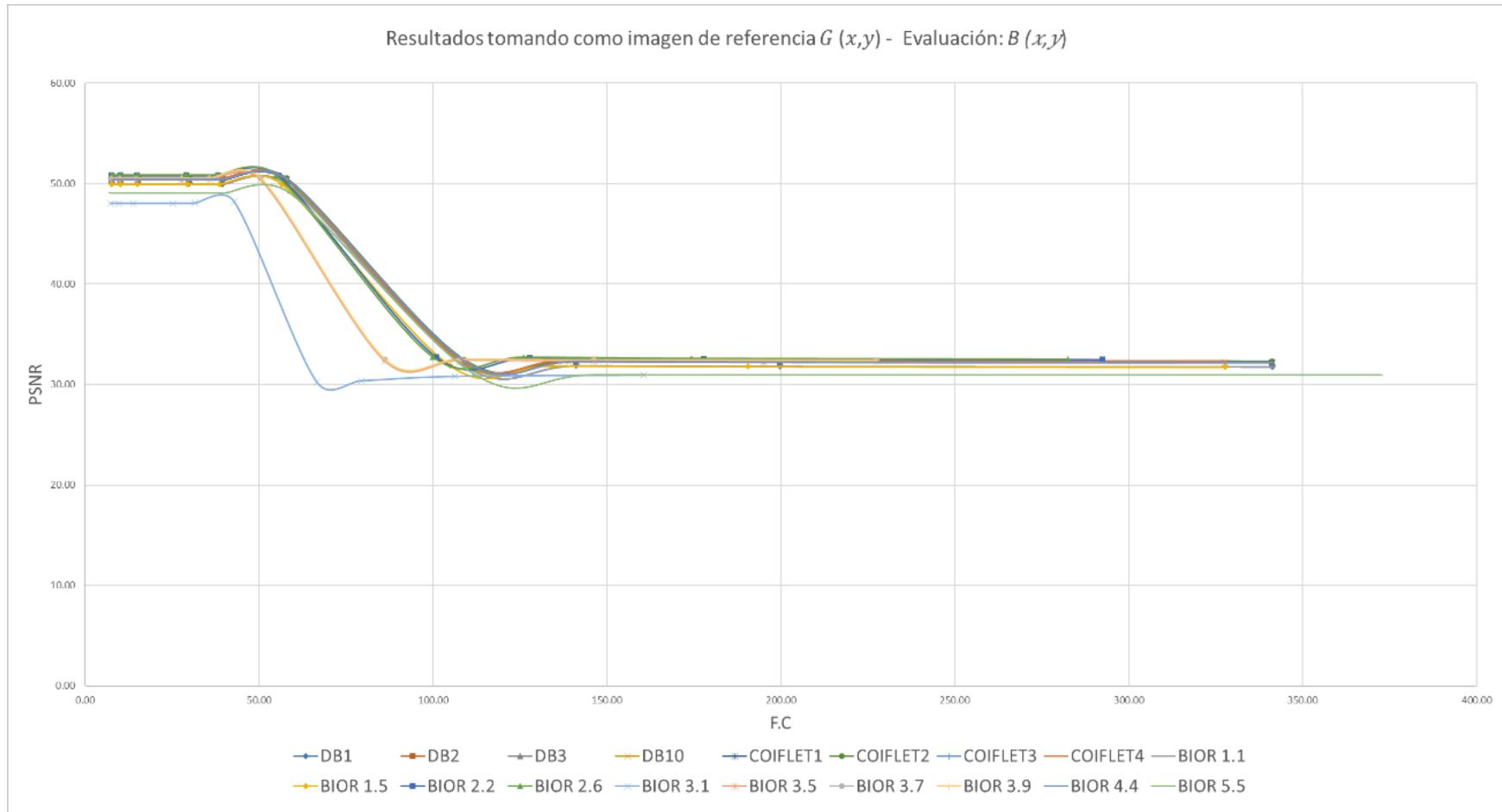


Figura 3.17 Resultados PSNR, referencia $G(x,y)$ – Evaluación: $B(x,y)$

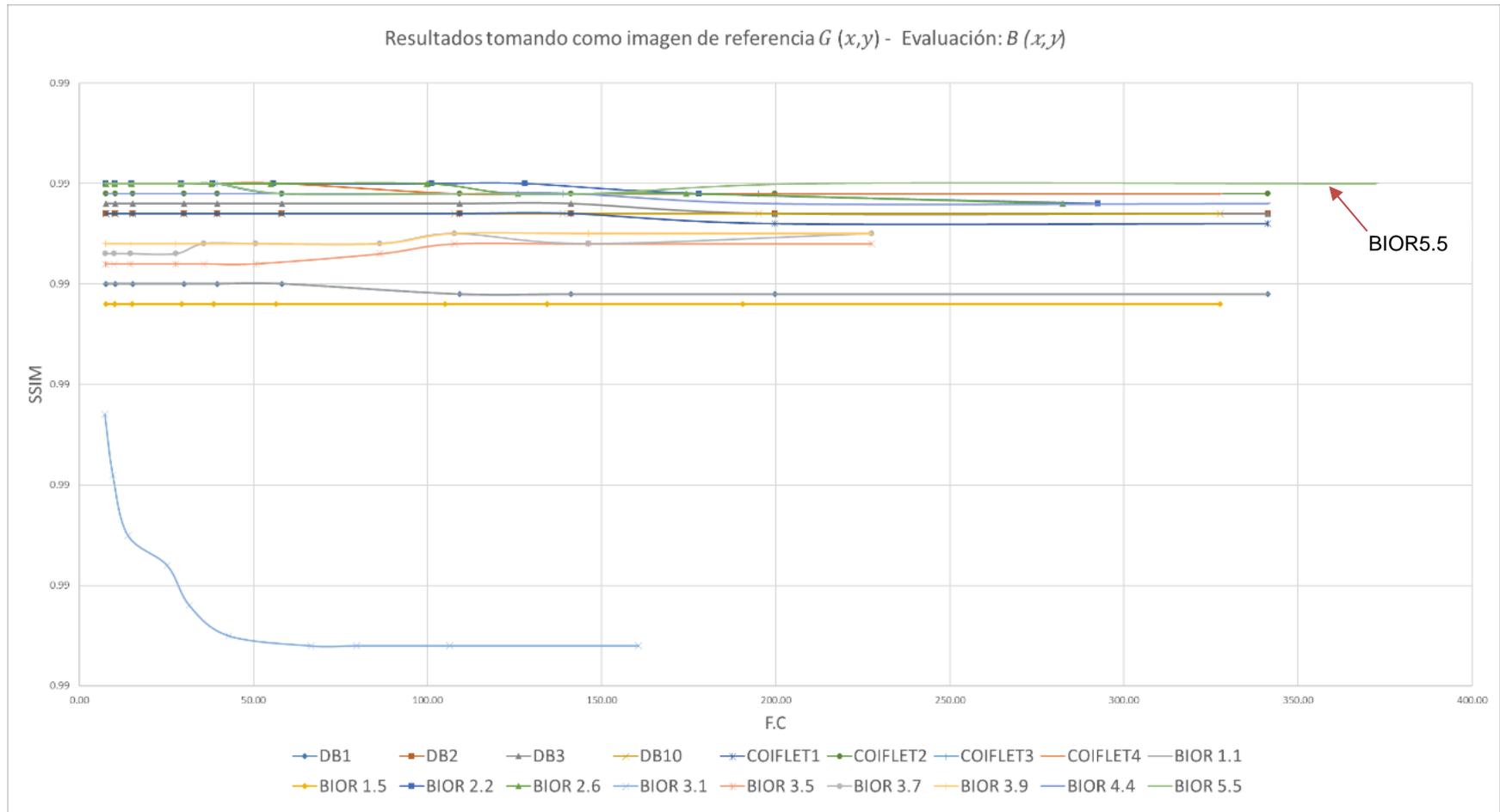


Figura 3.18 Resultados SSIM, referencia $G(x,y)$ – Evaluación: $B(x,y)$

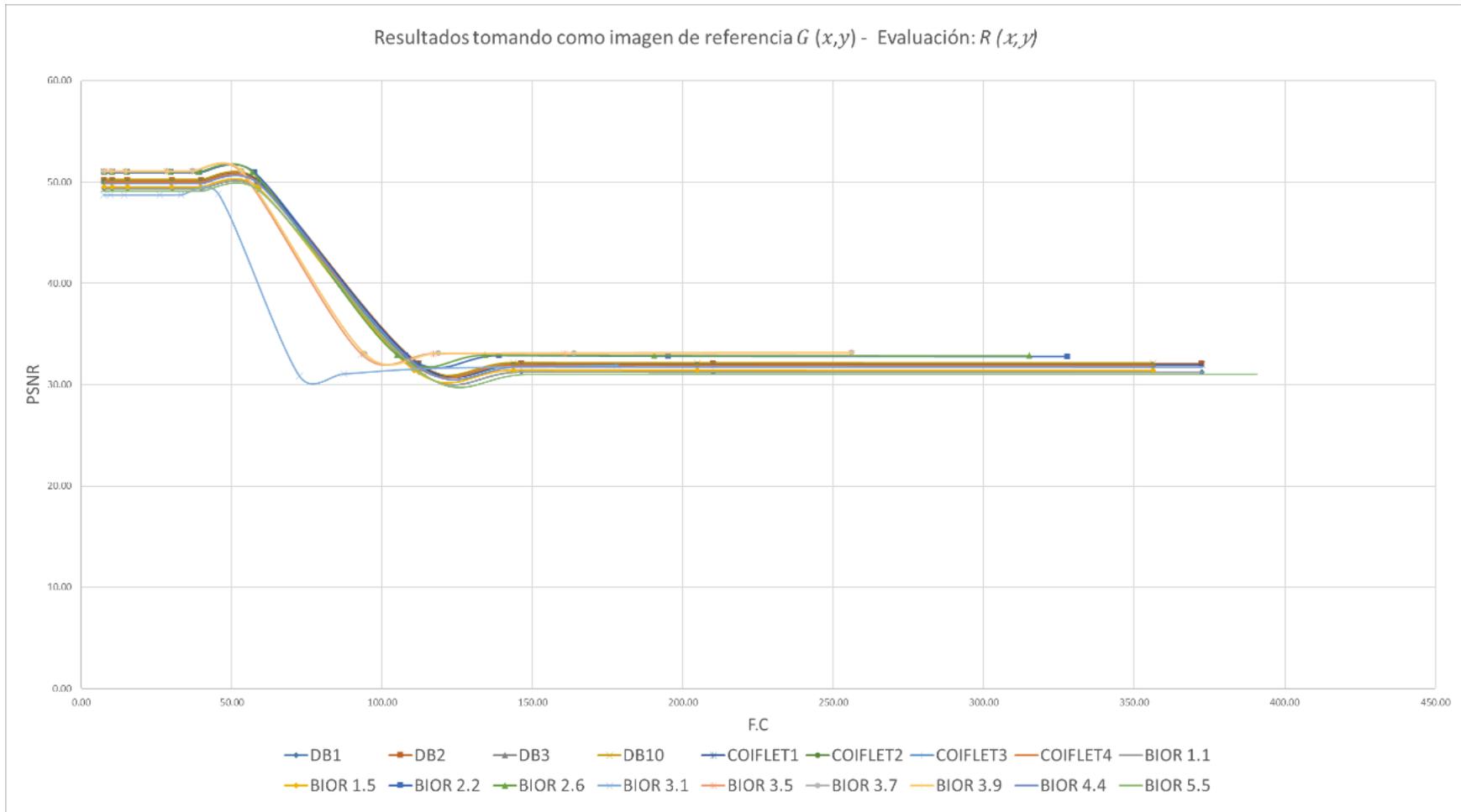


Figura 3.19 Resultados PSNR, referencia $G(x,y)$ – Evaluación: $R(x,y)$

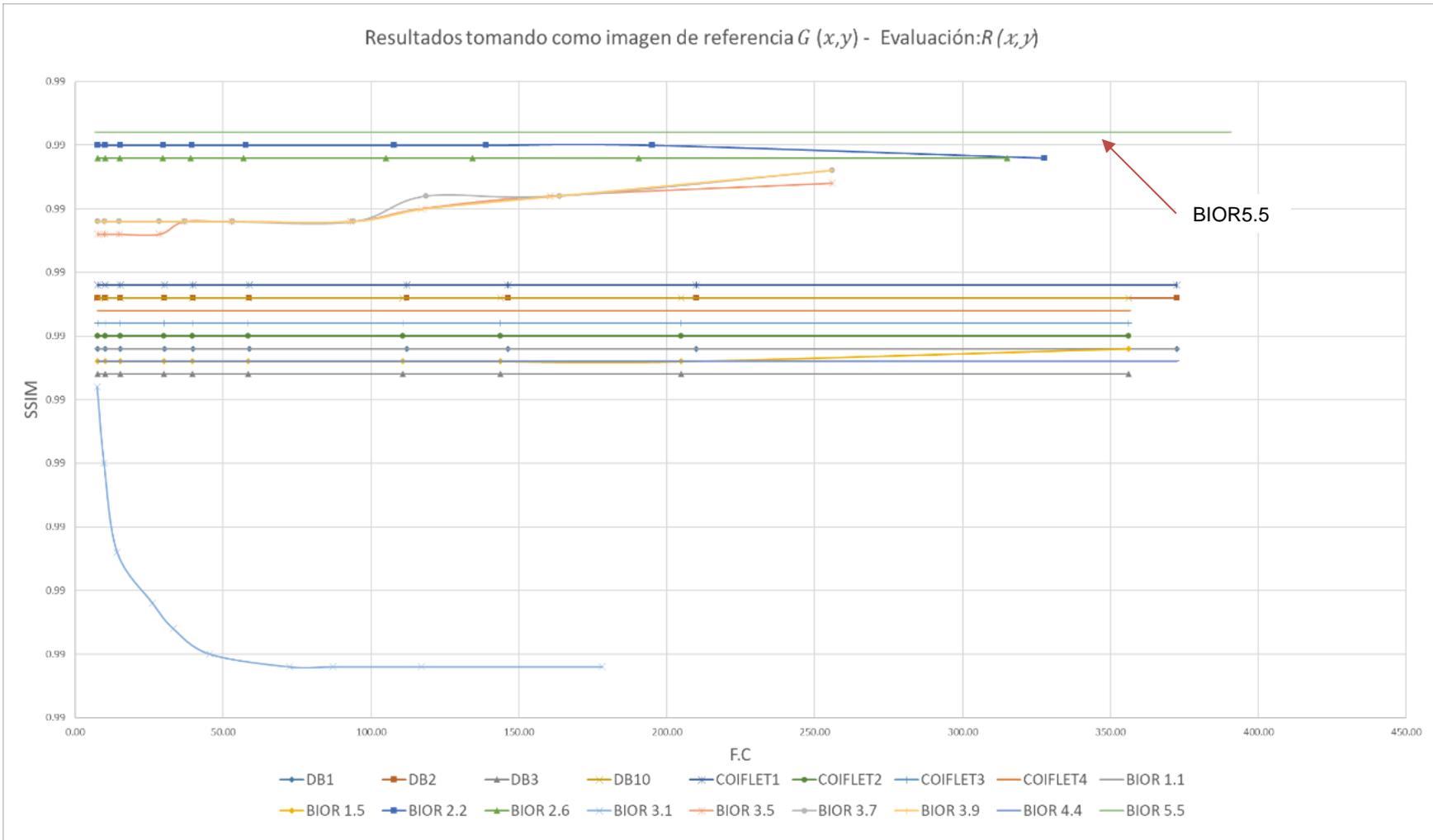


Figura 3.20 Resultados SSIM, referencia $G(x,y)$ – Evaluación: $R(x,y)$

Se puede observar en la Figura 3.18 y Figura 3.20 donde se muestran los resultados de las evaluaciones de la imagen $B(x, y)$ y $R(x, y)$ respectivamente empleando la métrica SSIM; que los valores tienden a tener un valor de 0.9 y no varía a pesar de que los valores del factor de compresión se incrementa, sin embargo en la Figura 3.17 se evalúa la misma imagen pero empleando la métrica PSNR, se observa que hasta un valor de F.C de 50 veces es similar y luego va decreciendo; esto demuestra la importancia de emplear dos métricas complementarias para la medición de la calidad de la imagen, mientras que en la métrica SSIM se evalúa la estructura de la imagen comprimida en función a la imagen original, en la PSNR se evalúa el ruido que tiene la imagen comprimida con respecto a la original. Analizando por qué no se observa variación en la SSIM se puede argumentar que en el método propuesto se emplea la imagen $G(x, y)$ como referencia la cual es transmitida cuidadosamente con la menor compresión, y luego se transmiten las diferencias codificadas de $B(x, y)$, $R(x, y)$ y $NIR(x, y)$; en el decodificador la imagen de referencia es reconstruida y usada para la reconstrucción de las otras imágenes, por ello que la imagen de referencia conserva la estructura principal de las imágenes comprimidas, lo cual produce que la SSIM entregue valores altos sobre todo en las imágenes $B(x, y)$ y $R(x, y)$. También es importante resaltar que no se ha realizado ninguna aproximación en las curvas entre los datos obtenidos, solo se coloca ese tipo de grafico para un mejor seguimiento visual.

$$(x, y) \rightarrow n = \begin{cases} y + (x.N) & , \quad x \text{ par} \\ (N - 1 - y) + (x.N) & , \quad x \text{ impar} \end{cases} \quad (3.6)$$

A continuación, se presenta un ejemplo de la transformación de matriz a vector consideremos para el ejemplo la matriz $I(x, y)$, de la ecuación (3.7) la cual pasará por la ecuación (3.6), el procedimiento se detalla en la Tabla 3.20 y el resultado se muestra en la ecuación (3.8)

$$I(x, y) = \begin{bmatrix} I(0,0) & I(0,1) & I(0,2) & I(0,3) \\ I(1,0) & I(1,1) & I(1,2) & I(1,3) \\ I(2,0) & I(2,1) & I(2,2) & I(2,3) \\ I(3,0) & I(3,1) & I(3,2) & I(3,3) \end{bmatrix} \quad (3.7)$$

Para el ejemplo se tiene $M = 4, N = 4$

Tabla 3.20 Ejemplo de procedimiento transformación matriz a vector

Valores de x e y	Resultado
$x = 0, y = 0$	$n_0 = 0$
$x = 0, y = 1$	$n_1 = 1$
$x = 0, y = 2$	$n_2 = 2$
$x = 0, y = 3$	$n_3 = 3$
$x = 1, y = 3$	$n_4 = 4$
$x = 1, y = 2$	$n_5 = 5$
$x = 1, y = 1$	$n_6 = 6$
$x = 1, y = 0$	$n_7 = 7$
$x = 2, y = 0$	$n_8 = 8$
$x = 2, y = 1$	$n_9 = 9$
$x = 2, y = 2$	$n_{10} = 10$
$x = 2, y = 3$	$n_{11} = 11$
$x = 3, y = 3$	$n_{12} = 12$
$x = 3, y = 2$	$n_{13} = 13$
$x = 3, y = 1$	$n_{14} = 14$
$x = 3, y = 0$	$n_{15} = 15$

$$vI = [I(0,0) I(0,1) I(0,2) I(0,3) I(1,3) I(1,2) I(1,1) I(1,0) I(2,0) I(2,1) I(2,2) I(2,3) I(3,3) I(3,2) I(3,1) I(3,0)] \quad (3.8)$$

$$E_{3,1}^{Rr}(n) = WV_{3,1}^{Rr}(n) - f_{3,1}^{Rr}(n) \quad (3.9)$$

$$f_{3,1}^{Rr}(n) = E_{3,1}^{Rr}(n-1) + f_{3,1}^{Rr}(n-1) \quad (3.10)$$

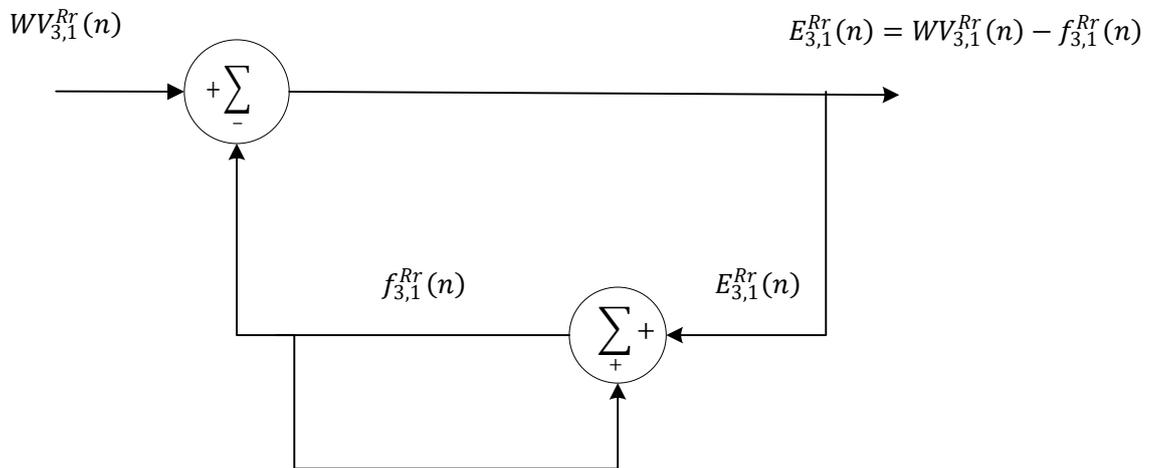


Figura 3.21 Diagrama del codificador predictivo

Se presenta el siguiente ejemplo tomando como entrada para $WV_{3,1}^{Rr}(n)$ los siguientes valores:

125	126	127	130	129	128
-----	-----	-----	-----	-----	-----

Los resultados serían los siguientes:

n	$WV_{3,1}^{Rr}(n)$	$f_{3,1}^{Rr}(n-1)$	$E_{3,1}^{Rr}(n-1)$	$f_{3,1}^{Rr}(n)$	$E_{3,1}^{Rr}(n)$
0	128	0	0	0	128-0=128
1	129	0	128	128+0=128	129-128=1
2	130	128	1	1+128=129	130-129=1
3	127	129	1	1+129=130	127-130=-3
4	126	130	-3	-3+130=127	126-127=-1
5	125	127	-1	127-1=126	125-126=-1

El codificador predictivo tiene como objetivo acondicionar la función de distribución de probabilidad (FDP) de las bandas nivel $WV_{3,1}^{Rr}(n)$, $WV_{3,1}^{Br}(n)$, $WV_{3,1}^{NIRr}(n)$, $WV_{3,1}^{Gr}(n)$ para ser modelada por una FDP Normal de media cero, las bandas en mención tienen funciones de distribución de probabilidad similares a la que se muestran en las Figura 3.22, en esta grafica presenta la función de distribución de probabilidad de la banda de aproximación de nivel 3 de la componente NIR. En la Figura 3.23 se muestra el resultado después del algoritmo de codificación predictivo, como se puede apreciar su función de densidad de probabilidad está centrado en cero y puede ser modelado con una FDP Normal de media cero la comparación se muestra en la Figura 3.24. Esto permitirá al codificador de Huffman tener un mejor desempeño.

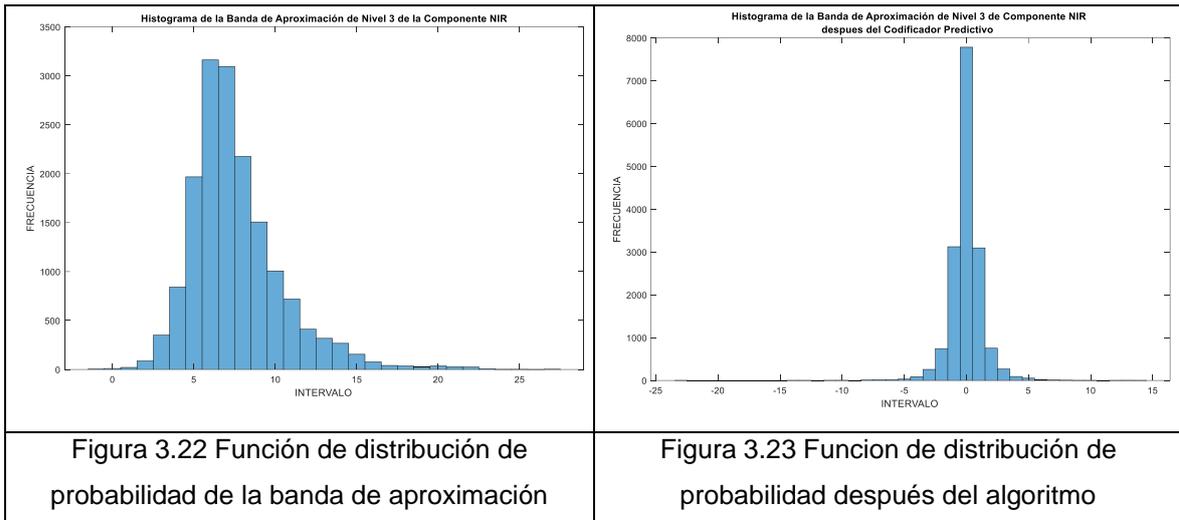


Figura 3.24 Comparación de funciones de distribución

La comparación de los resultados aplicando el algoritmo de codificación predictivo en función de la compresión y calidad se presentan en la Figura 3.25, se puede observar que sin la aplicación del algoritmo propuesto los niveles de calidad se mantienen sin embargo los factores de compresión se ven afectados negativamente, entonces se concluye que con la aplicación del algoritmo propuesto es posible mejorar los resultados de la compresión de Huffman manteniendo la calidad.

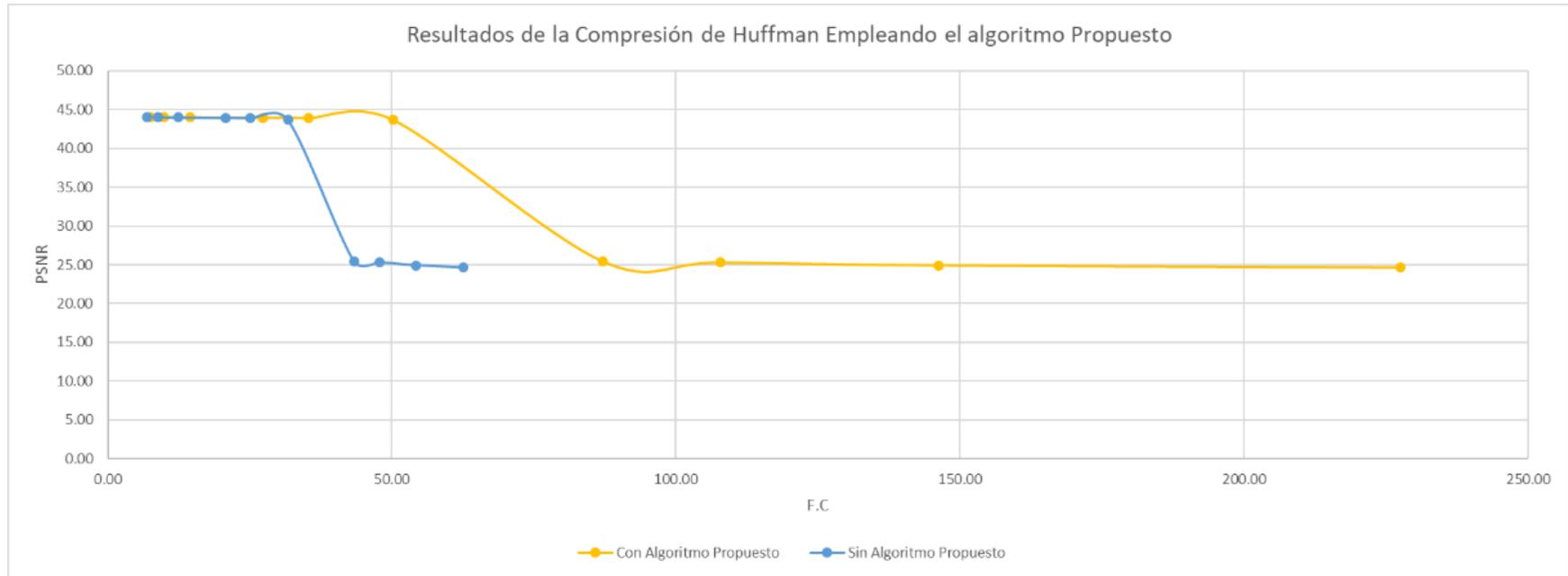


Figura 3.25 Comparación de F.C y PSNR

3.7 Codificador de Huffman

La codificación de Huffman explota la redundancia estadística de la salida del codificador predictivo y del bloque de aproximación al entero más próximo, los valores de estos coeficientes serán representados por códigos de tamaño variable generados por el método de Huffman. Los diccionarios de Huffman fueron modelados a partir de la función de distribución de probabilidad Gaussiana o Normal (3.11) [7]. Inicialmente se calcula el máximo valor de cada sub banda y de acuerdo a ello se deriva al diccionario de Huffman mas aproximado.

$$y = f(h|\mu, \sigma) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} e^{\left[\frac{-(h-\mu)^2}{2\sigma^2}\right]}, \quad \text{for } h \in R \quad (3.11)$$

Para la determinación de los parámetros de media μ y varianza σ^2 de la Función de Distribución Normal, se realizó el análisis de sub-bandas de aproximación y detalles. Como primer paso se calcula el valor absoluto máximo de cada sub-banda al cual se le denominara $Vmax$, como segundo paso se debe calcular, el valor de pot que cumpla con $2^{pot} \geq Vmax$, lo cual se calcula mediante la ecuación (3.12), donde $ceil$, redondea al entero próximo más cercano. Los símbolos estarán dados en el siguiente rango de $-(2^{pot})$ a (2^{pot}) como se ilustra en la Tabla 3.21

$$pot = ceil(\log_2(Vmax)) \quad (3.12)$$

En el caso de la sub banda de aproximación los valores de media cero y desviación estándar 3 se aproximó muy bien la función de distribución de probabilidad promedio de las sub bandas, como se muestra en la Figura 3.26.

En el caso de la sub banda de detalle horizontal los valores de media cero y desviación estándar 1.5 se aproximó muy bien la función de distribución de probabilidad promedio de las sub bandas como se muestra en la Figura 3.27.

En el caso de la sub banda de detalle vertical los valores de media cero y desviación estándar 1 se aproximó muy bien la función de distribución de probabilidad promedio de las sub bandas como se muestra en la Figura 3.28.

En el caso de la sub banda de detalle diagonal los valores de media cero y desviación estándar 0.4 se aproximó muy bien la función de distribución de probabilidad promedio de las sub bandas como se muestra en la Figura 3.29.

Tabla 3.21 Valores para la creación del diccionario de Huffman

Sub-bandas	Símbolo		Peso Parámetros de la FDP Normal
	Mínimo	Máximo	
$AV_3^{Rr}(n), AV_3^{Br}(n), AV_3^{NIRr}(n), AV_3^{Gr}(n)$	$-(2^{pot})$	2^{pot}	$\mu = 0 \sigma = 3$
$W_{1,1}^{Rr}(x,y), W_{2,1}^{Rr}(x,y), W_{3,1}^{Rr}(x,y)$ $W_{1,1}^{Gr}(x,y), W_{2,1}^{Gr}(x,y), W_{3,1}^{Gr}(x,y)$ $W_{1,1}^{Br}(x,y), W_{2,1}^{Br}(x,y), W_{3,1}^{Br}(x,y),$ $W_{1,1}^{NIRr}(x,y), W_{2,1}^{NIRr}(x,y), W_{3,1}^{NIRr}(x,y)$	$-(2^{pot})$	2^{pot}	$\mu = 0 \sigma = 1.5$
$W_{1,2}^{Rr}(x,y), W_{2,2}^{Rr}(x,y), W_{3,2}^{Rr}(x,y)$ $W_{1,2}^{Gr}(x,y), W_{2,2}^{Gr}(x,y), W_{3,2}^{Gr}(x,y)$ $W_{1,2}^{Br}(x,y), W_{2,2}^{Br}(x,y), W_{3,2}^{Br}(x,y)$ $W_{1,2}^{NIRr}(x,y), W_{2,2}^{NIRr}(x,y), W_{3,2}^{NIRr}(x,y)$	$-(2^{pot})$	2^{pot}	$\mu = 0 \sigma = 1$
$W_{1,3}^{Rr}(x,y), W_{2,3}^{Rr}(x,y), W_{3,3}^{Rr}(x,y)$ $W_{1,3}^{Gr}(x,y), W_{2,3}^{Gr}(x,y), W_{3,3}^{Gr}(x,y)$ $W_{1,3}^{Br}(x,y), W_{2,3}^{Br}(x,y), W_{3,3}^{Br}(x,y)$ $W_{1,3}^{NIRr}(x,y), W_{2,3}^{NIRr}(x,y), W_{3,3}^{NIRr}(x,y)$	$-(2^{pot})$	2^{pot}	$\mu = 0 \sigma = 0.4$

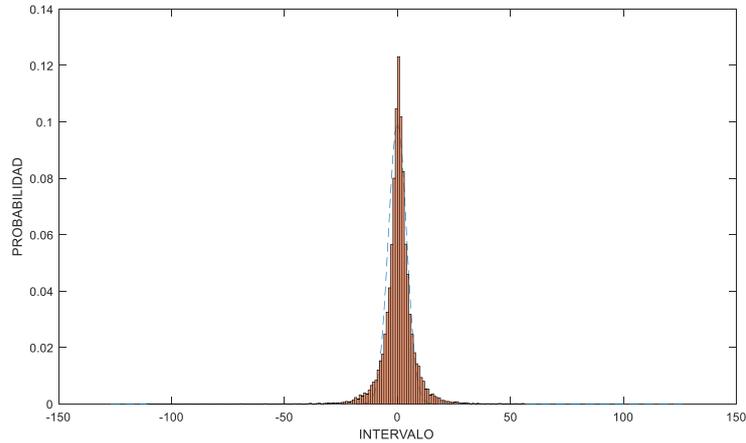


Figura 3.26 FDP de banda de aproximación

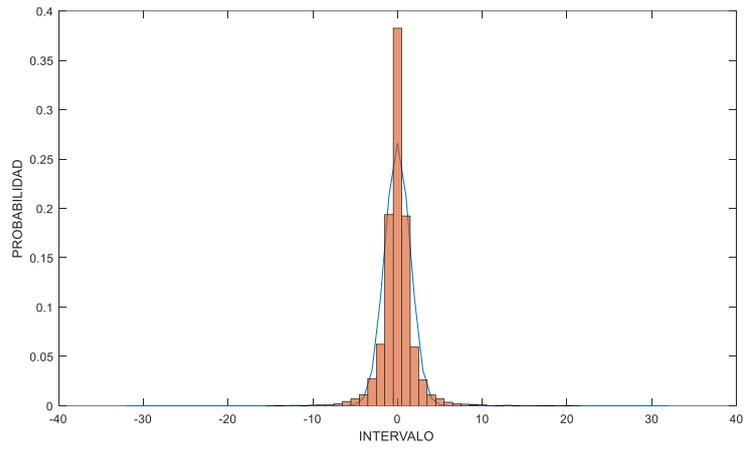


Figura 3.27 FDP de banda de detalle horizontal

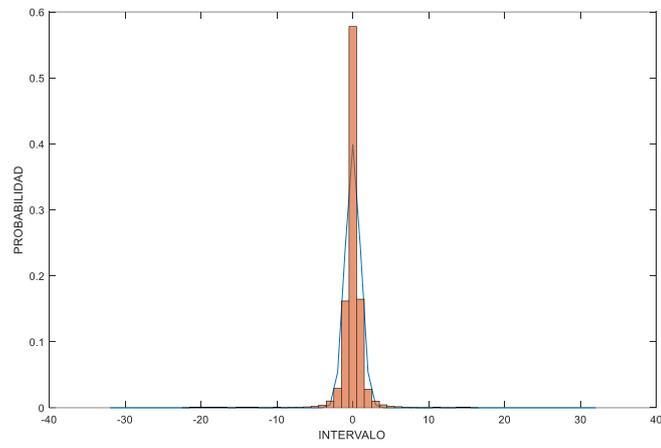


Figura 3.28 FDP de banda de detalle vertical

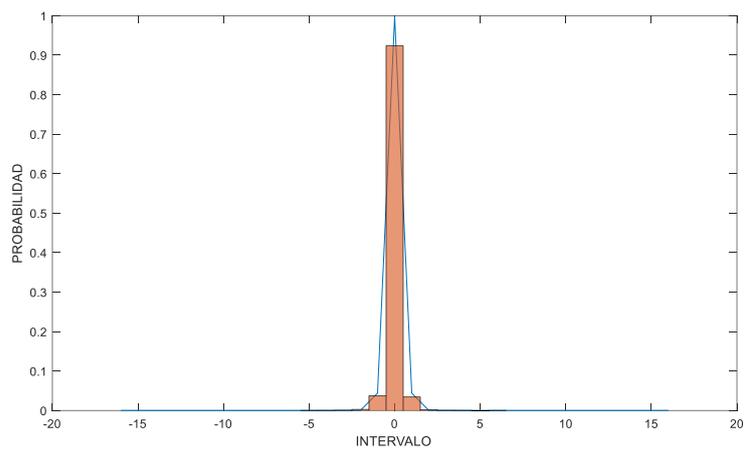


Figura 3.29 FDP de banda de detalle diagonal

3.8 Decodificador

En la Figura 3.30, Figura 3.31, Figura 3.32 y Figura 3.33 se presentan los diagramas de bloques del decodificador de las imágenes *ICG*(Imagen codificada verde), *ICR*(Imagen codificada rojo), *ICB*(Imagen codificada azul) y *ICNIR*(Imagen codificada *NIR*).

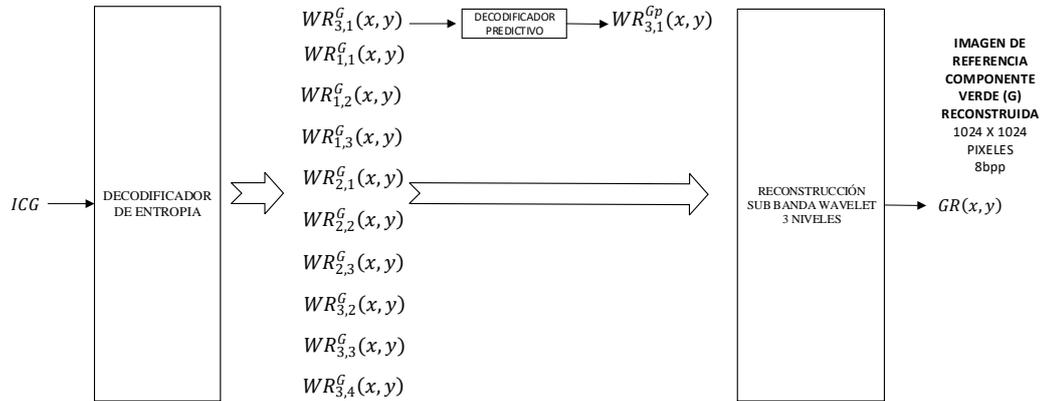


Figura 3.30 Diagrama de bloques del decodificador de la imagen codificada *ICG*

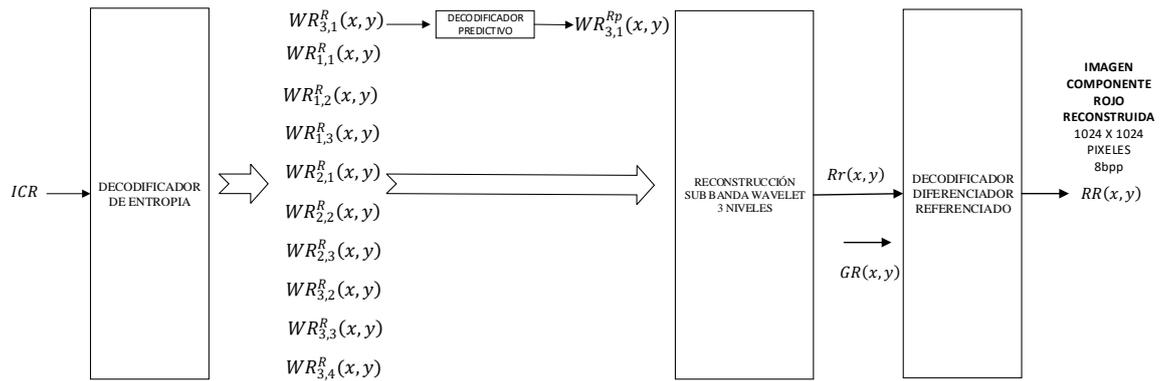


Figura 3.31 Diagrama de bloques del decodificador de la imagen codificada *ICR*

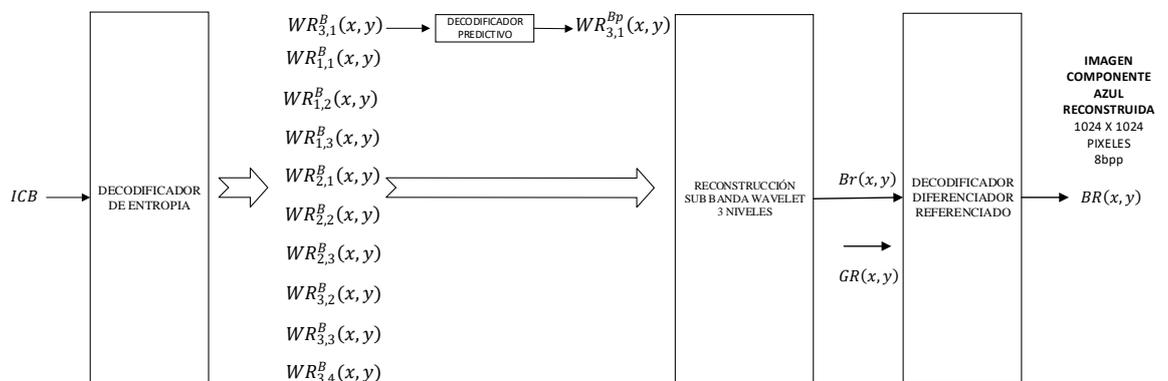


Figura 3.32 Diagrama de bloques del decodificador de la imagen *ICB*

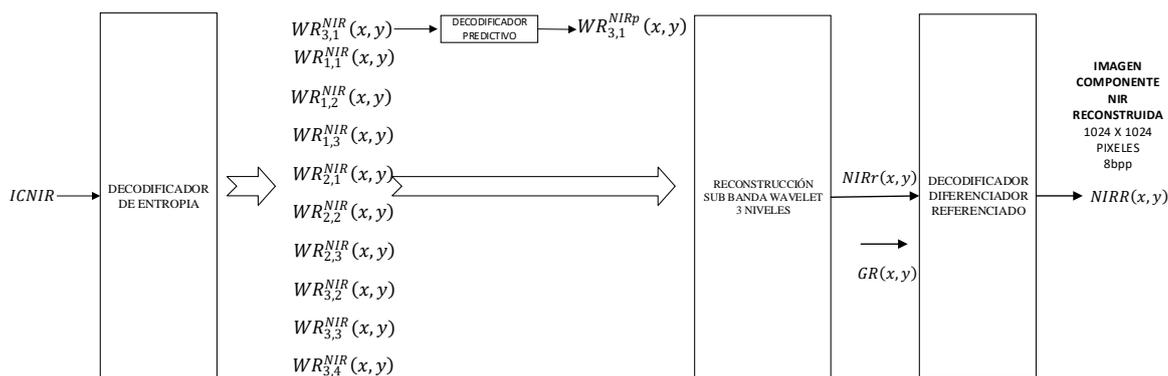


Figura 3.33 Diagrama de bloques del decodificador de la imagen *ICNIR*

3.9 Decodificador de entropía

La primera imagen a ser decodificada es la *ICG*, la cual es la imagen $G(x,y)$ codificada, esta imagen es la primera dado que fue empleada como imagen de referencia, esta imagen pasa por el decodificador Huffman donde se recuperan las sub-bandas $WR_{3,1}^G(x,y)$, $WR_{1,2}^G(x,y)$, $WR_{1,3}^G(x,y)$, $WR_{1,4}^G(x,y)$, $WR_{2,2}^G(x,y)$, $WR_{2,3}^G(x,y)$, $WR_{2,4}^G(x,y)$, $WR_{3,2}^G(x,y)$, $WR_{3,3}^G(x,y)$, $WR_{3,4}^G(x,y)$, luego solo la banda $WR_{3,1}^G(x,y)$ pasa por el decodificador predictivo, y luego las sub-bandas ingresan al bloque de reconstrucción sub-banda Wavelet de tres niveles. Finalmente se obtiene la imagen decodificada $GR(x,y)$.

Para el caso de la decodificación de la imagen *ICR*, después de pasar por el decodificador de Huffman se obtienen las sub-bandas $WR_{3,1}^R(x,y)$, $WR_{1,2}^R(x,y)$, $WR_{1,3}^R(x,y)$, $WR_{1,4}^R(x,y)$, $WR_{2,2}^R(x,y)$, $WR_{2,3}^R(x,y)$, $WR_{2,4}^R(x,y)$, $WR_{3,2}^R(x,y)$, $WR_{3,3}^R(x,y)$, $WR_{3,4}^R(x,y)$.

Para el caso de la decodificación de la imagen *ICB*, después de pasar por el decodificador de Huffman se obtienen las sub-bandas $WR_{3,1}^B(x,y)$, $WR_{1,2}^B(x,y)$, $WR_{1,3}^B(x,y)$, $WR_{1,4}^B(x,y)$, $WR_{2,2}^B(x,y)$, $WR_{2,3}^B(x,y)$, $WR_{2,4}^B(x,y)$, $WR_{3,2}^B(x,y)$, $WR_{3,3}^B(x,y)$, $WR_{3,4}^B(x,y)$.

Para el caso de la decodificación de la imagen *ICNIR*, después de pasar por el decodificador de Huffman se obtienen las sub-bandas $WR_{3,1}^{NIR}(x,y)$, $WR_{1,2}^{NIR}(x,y)$, $WR_{1,3}^{NIR}(x,y)$, $WR_{1,4}^{NIR}(x,y)$, $WR_{2,2}^{NIR}(x,y)$, $WR_{2,3}^{NIR}(x,y)$, $WR_{2,4}^{NIR}(x,y)$, $WR_{3,2}^{NIR}(x,y)$, $WR_{3,3}^{NIR}(x,y)$, $WR_{3,4}^{NIR}(x,y)$.

3.10 Decodificador predictivo

En esta etapa a cada sub banda de aproximación de tercer nivel $WR_{3,1}^{NIRp}(x,y)$, $WR_{3,1}^{Br}(x,y)$, $WR_{3,1}^{NIRr}(x,y)$, $WR_{3,1}^{Gr}(x,y)$ pasará por este bloque y se realizara la operación opuesta que el codificador.

3.11 Reconstrucción Sub-Banda Wavelet

La reconstrucción sub-banda wavelet se basa en la Transformada Wavelet Discreta [4], la primera imagen a ser reconstruida es la imagen $G(x, y)$, cuyas sub-bandas son $WR_{3,1}^{Gp}(x, y)$, $WR_{1,2}^G(x, y)$, $WR_{1,3}^G(x, y)$, $WR_{1,4}^G(x, y)$, $WR_{2,2}^G(x, y)$, $WR_{2,3}^G(x, y)$, $WR_{2,4}^G(x, y)$, $WR_{3,2}^G(x, y)$, $WR_{3,3}^G(x, y)$, $WR_{3,4}^G(x, y)$ luego es sometida al árbol de reconstrucción de tres niveles, obteniendo como salida la imagen $Gr(x, y)$

Las siguientes imágenes a ser reconstruida pueden ser en cualquier orden, para el caso de la imagen $R(x, y)$ se obtiene como imagen reconstruida la imagen $Rr(x, y)$. Para el caso de la imagen $B(x, y)$ la imagen reconstruida es la imagen $Br(x, y)$. Para el caso de la imagen $NIR(x, y)$ la imagen reconstruida es la imagen $NIRr(x, y)$.

3.12 Decodificador Diferenciador Referenciado

Las imágenes $Rr(x, y)$, $Br(x, y)$ y $NIRr(x, y)$ son la salida del bloque reconstrucción sub-banda Wavelet, son imágenes diferencia, es decir para obtener las imágenes decodificadas se debe realizar la operación de diferencia entre la imagen de referencia menos las imágenes de las salidas del bloque de reconstrucción sub-banda Wavelet según la ecuación (3.13).

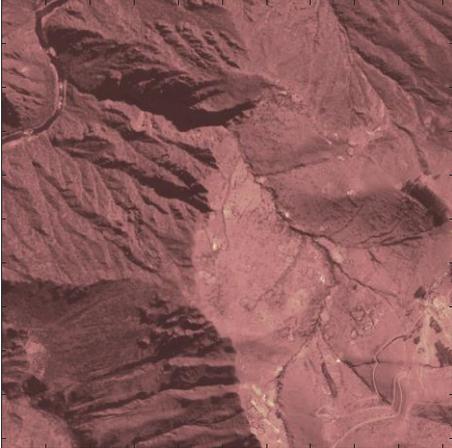
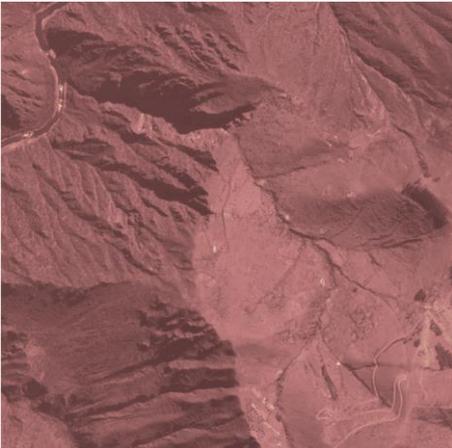
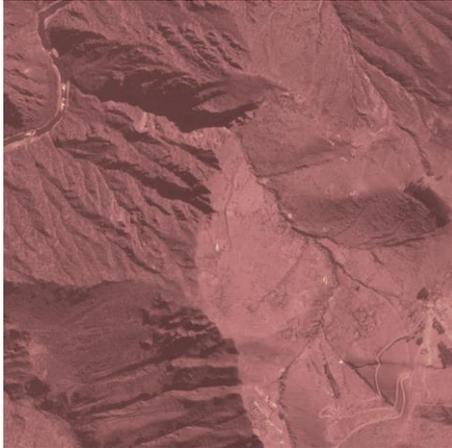
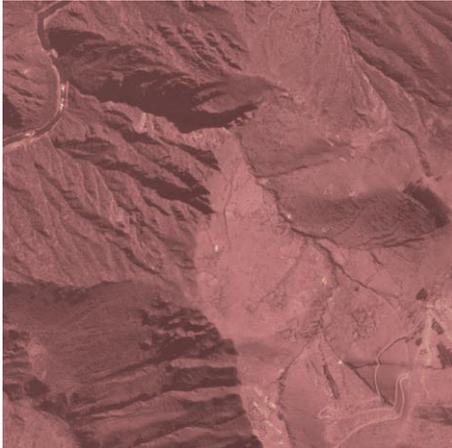
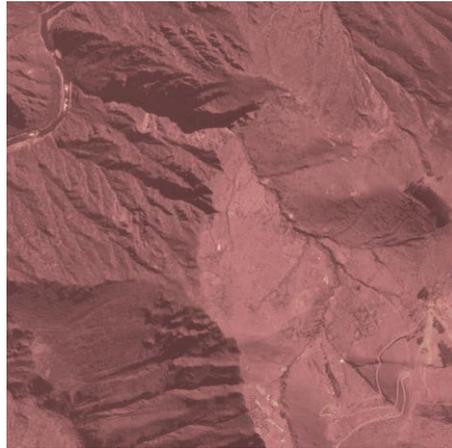
$$\begin{aligned} RR(x, y) &= GR(x, y) - Rr(x, y) \\ BR(x, y) &= GR(x, y) - Br(x, y) \\ NIRR(x, y) &= GR(x, y) - NIRr(x, y) \end{aligned} \quad (3.13)$$

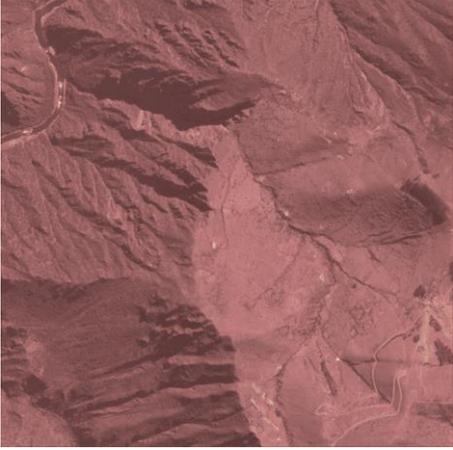
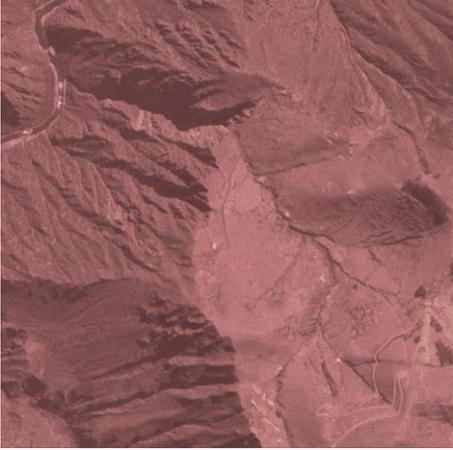
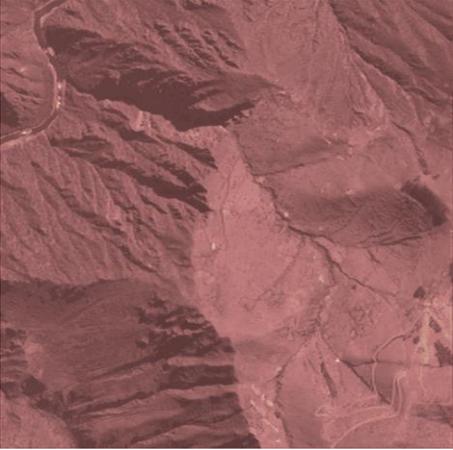
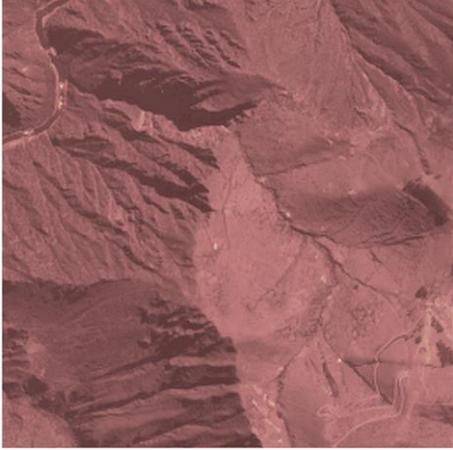
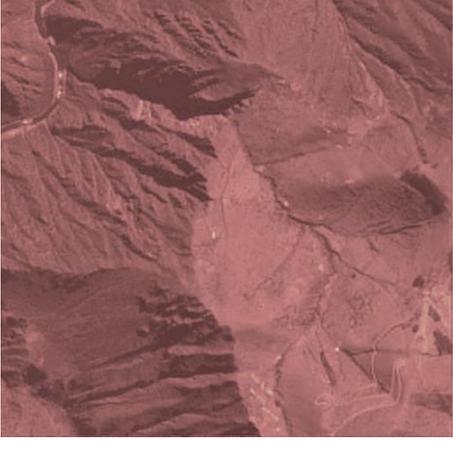
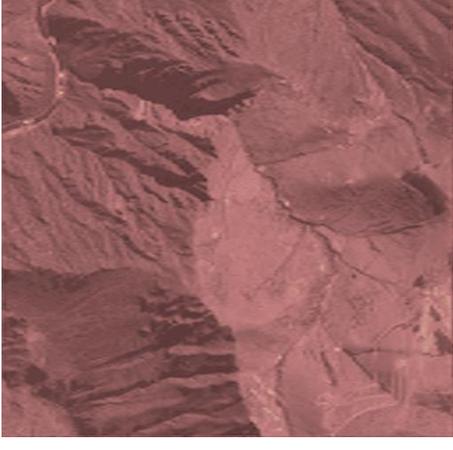
Tabla 3.22 Reconstrucción progresiva de las sub-bandas de la imagen $B(x, y)$

Muestra	Imagen PerúSat-1 Banda 1			
Wavelet	Biortogonal 5.5			
Resolución	1024 x 1024			
Método Propuesto	Sub-Banda	PSNR	SSIM	F.C
	$W_{3,1}^B$	22.93	0.96	196.47
	$W_{3,1}^B + W_{3,2}^B$	23.26	0.96	128.24
	$W_{3,1}^B + W_{3,2}^B + W_{3,3}^B$	23.64	0.96	95.69
	$W_{3,1}^B + W_{3,2}^B + W_{3,3}^B + W_{3,4}^B$	23.78	0.97	77.55
	$W_{3,1}^B + W_{3,2}^B + W_{3,3}^B + W_{3,4}^B + W_{2,2}^B$	42.05	0.97	45.63
	$W_{3,1}^B + W_{3,2}^B + W_{3,3}^B + W_{3,4}^B + W_{2,2}^B + W_{2,3}^B$	42.27	0.97	32.46
	$W_{3,1}^B + W_{3,2}^B + W_{3,3}^B + W_{3,4}^B + W_{2,2}^B + W_{2,3}^B + W_{2,4}^B$	42.35	0.97	25.36
	$W_{3,1}^B + W_{3,2}^B + W_{3,3}^B + W_{3,4}^B + W_{2,2}^B + W_{2,3}^B + W_{2,4}^B + W_{1,2}^B$	42.43	0.97	13.75
	$W_{3,1}^B + W_{3,2}^B + W_{3,3}^B + W_{3,4}^B + W_{2,2}^B + W_{2,3}^B + W_{2,4}^B + W_{1,2}^B + W_{1,3}^B$	42.47	0.97	9.48
$W_{3,1}^B + W_{3,2}^B + W_{3,3}^B + W_{3,4}^B + W_{2,2}^B + W_{2,3}^B + W_{2,4}^B + W_{1,2}^B + W_{1,3}^B + W_{1,4}^B$	42.48	0.97	7.25	

Es importante mencionar que para obtener la decodificación progresiva de las sub-bandas se procede a completar con cero las sub-bandas que no se hayan recibido, en la Tabla 3.22, se presenta los resultados de la reconstrucción progresiva de las sub-bandas

de la imagen $B(x, y)$, y sus valores de PSNR, SSIM y F.C por cada sub-banda recibida, y el la Figura 3.34 se presenta un ejemplo de los resultados en forma visual.

	
Imagen Original	
	
Sub-Banda: $W_{3,1}^B + W_{3,2}^B + W_{3,3}^B + W_{3,4}^B + W_{2,2}^B + W_{2,3}^B + W_{2,4}^B + W_{1,2}^B + W_{1,3}^B + W_{1,4}^B$	Sub-Banda: $W_{3,1}^B + W_{3,2}^B + W_{3,3}^B + W_{3,4}^B + W_{2,2}^B + W_{2,3}^B + W_{2,4}^B + W_{1,2}^B + W_{1,3}^B$
Método Propuesto F.C =7.07, PSNR 41.00, SSIM 0.97	Método Propuesto F.C =9.17, PSNR 41.00, SSIM 0.97
	
Sub-Banda: $W_{3,1}^B + W_{3,2}^B + W_{3,3}^B + W_{3,4}^B + W_{2,2}^B + W_{2,3}^B + W_{2,4}^B + W_{1,2}^B$	Sub-Banda: $W_{3,1}^B + W_{3,2}^B + W_{3,3}^B + W_{3,4}^B + W_{2,2}^B + W_{2,3}^B + W_{2,4}^B$
Método Propuesto F.C =13.13, PSNR 40.93, SSIM 0.97	Método Propuesto F.C =23.41, PSNR 40.83, SSIM 0.97
Figura 3.34 Ejemplo de Reconstrucción Progresiva	

	
Sub-Banda: $W_{3,1}^B + W_{3,2}^B + W_{3,3}^B + W_{3,4}^B + W_{2,2}^B + W_{2,3}^B$	Sub-Banda: $W_{3,1}^B + W_{3,2}^B + W_{3,3}^B + W_{3,4}^B + W_{2,2}^B$
Método Propuesto F.C =29.57, PSNR 40.68, SSIM 0.97	Método Propuesto: F.C =40.96, PSNR 40.27, SSIM 0.96
	
Sub-Banda: $W_{3,1}^B + W_{3,2}^B + W_{3,3}^B + W_{3,4}^B$	Sub-Banda: $W_{3,1}^B + W_{3,2}^B + W_{3,3}^B$
Método Propuesto: F.C =67.15, PSNR 21.84, SSIM 0.96	Método Propuesto: F.C =81.92 PSNR 21.58 SSIM 0.96
	
Sub-Banda: $W_{3,1}^B + W_{3,2}^B$	Sub-Banda: $W_{3,1}^B$
Método Propuesto F.C =109.23, PSNR 21.05, SSIM 0.96	Método Propuesto: F.C =167, PSNR 20.57, SSIM 0.96
Figura 3.34 Ejemplo de Reconstrucción Progresiva (continuación)	

CAPÍTULO IV

ANÁLISIS Y PRESENTACIÓN DE RESULTADOS

4.1 Análisis

Es importante realizar la evaluación de la calidad empleando métricas que evalúen diferentes tipos de distorsiones, la PSNR es usado en muchos artículos como única medida de la calidad de la imagen, sin embargo, hay veces que no guarda relación con la percepción del ser humano, es ahí donde la métrica SSIM presenta un mejor desempeño, es decir pueden ser métricas complementarias. Por estas razones en el presente trabajo se emplean ambas métricas.

El Factor de Compresión (F.C) se define como la división del tamaño de la imagen original entre el tamaño de la imagen comprimida.

Con referente a los codificadores con los cuales comparamos el presente trabajo; los cuales son EZW (Embedded Zerotree Wavelet), SPIHT (Set Partitioning in Hierarchical Tress) y STW (Spatial Orientation Tree Wavelet). Las razones son las siguientes, la primera porque de acuerdo al estado del arte revisado estos codificadores presentan desempeños mejores, en el caso de JPEG y similares en el caso de JPEG2000 como se pudo apreciar en [19] y la segunda razón es que debido a que emplean la transformada wavelet discreta, esto permite realizar una decodificación progresiva.

Como se mencionó en el marco teórico los algoritmos EZW, SPIHT y STW emplean arboles de descomposición jerárquicos, iniciando con un umbral, el cual va decreciendo de uno en uno hasta alcanzar el valor de compresión deseado, a este proceso se le denomina **LOOP**, para nuestro estudio se emplean LOOPS de 12, 13, 14 15, 16 y 17, esto porque en estos valores el desempeño de los codificadores EZW, SPIHT y STW alcanzan valores de calidad evaluados en PSNR entre 20 y 40 aproximadamente, rango en el cual deseamos realizar las comparaciones con el método propuesto.

La desviación estándar es una medida estadística que se utiliza para cuantificar la variación o la dispersión de un conjunto de datos numéricos, una desviación estándar baja quiere decir que la mayor parte de los datos de una muestra tienden a estar agrupados cerca de su media, al contrario, una desviación estándar alta indica que los datos se extienden sobre un rango de valores más amplio. Una propiedad de la desviación estándar es que se expresa en las mismas unidades que los datos a partir de los que se calcula.

En el método propuesto la imagen $G(x,y)$ es usado como referencia y se transmite con mayor calidad por lo cual su factor de compresión promedio en las imágenes satelitales PeruSat-1 es aproximadamente de 1.8 logrando un PSNR =57 y un SSIM=0.99 y en las

imágenes satelitales Landsat es de 3.4 veces con un PSNR =56 y un SSIM=0.93, de acuerdo a los resultados de la Tabla 4.8 y Tabla 4.24 respectivamente.

Con respecto a la imagen $B(x,y)$ en la Tabla 4.4 se observa que en las imágenes satelitales PeruSat-1 se obtiene un factor de compresión promedio de 45 con un PSNR de 42 y un SSIM de 0.97 y en la Tabla 4.20 se observa que las imágenes satelitales Landsat se obtiene un factor de compresión promedio de 56 con un PSNR de 46 y un SSIM de 0.99.

Con respecto a la imagen $R(x,y)$ en la Tabla 4.12 se observa que en las imágenes satelitales PeruSat-1 se obtiene un factor de compresión promedio de 47 con un PSNR de 42 y un SSIM de 0.96 y en la Tabla 4.28 se observa que las imágenes satelitales Landsat obtiene un factor de compresión promedio de 56 con un PSNR de 47 y un SSIM de 0.99.

Con respecto a la imagen $NIR(x,y)$ en la Tabla 4.16 se observa que en las imágenes satelitales PeruSat-1 se obtiene un factor de compresión promedio de 27 con un PSNR de 37 y un SSIM de 0.92 y en Tabla 4.32 se observa que las imágenes satelitales Landsat se obtiene un factor de compresión promedio de 36 con un PSNR de 38 y un SSIM de 0.92.

Con respecto a la familia de wavelet Biortogonales, presenta la ventaja de la fase lineal, esta propiedad resulta importante en procesamiento digital de imágenes dado que permite obtener una reconstrucción de la imagen con menor distorsión.

4.2 Resultados de la investigación

Los resultados de la investigación se trabajaron con las imágenes satelitales PeruSat-1 las cuales tienen una resolución de 2.8 metros por pixel y las imágenes Landsat las cuales tienen 30 metros por pixel.

4.3 Evaluación de los métodos empleando Imágenes satelitales PeruSat-1

Se realizó la comparación de resultados por las técnicas SPIHT [21], EZW [27], STW [10] y el método propuesto empleando las imágenes PeruSat-1.

4.3.1 Resultados de comprimir la imagen $B(x,y)$ (Banda 1) de PeruSat-1

En la Figura 4.1 y Figura 4.2, se presenta la comparación de los resultados promedio de la comparación del método propuesto con los métodos SPIHT, EZW y STW, empleando los indicadores PSNR, SSIM, F.C.

En la Tabla 4.1 se muestran los resultados del método SPIHT en función de PSNR, SSIM y F.C.

4.3.1.1 Resultados Promedio: Método SPIHT

Tabla 4.1 Resultados del método SPIHT

Muestra	Imagen PerúSat-1 Banda 1			
Wavelet	Biortogonal 5.5			
Resolución	1024 x 1024			
Método SPIHT	Loop	PSNR	SSIM	F.C
	17	36.63	0.95	3.11
	16	34.72	0.91	4.61
	15	31.30	0.81	9.94
	14	27.73	0.66	23.96
	13	24.49	0.47	62.80
	12	21.68	0.30	177.81

Los resultados de la Tabla 4.1 muestran que el método SPITH funciona mejor para Factores de Compresión (F.C) menores a 9.94; tomando en consideración para la evaluación de la calidad de la imagen la medida del índice de similitud estructural (SSIM) y a la relación señal a ruido (PSNR) obteniendo para este factor de compresión un valor de PSNR de 31.30 y un SSIM de 0.81.

4.3.1.2 Resultados Promedio: Método EZW

En la Tabla 4.2 se muestran los resultados del método EZW en función de PSNR, SSIM y F.C.

Tabla 4.2 Resultados del método EZW

Muestra	Imagen PerúSat-1 Banda 1			
Wavelet	Biortogonal 5.5			
Resolución	1024 x 1024			
Método EZW	Loop	PSNR	SSIM	F.C
	17	36.70	0.95	2.33
	16	35.57	0.93	3.00
	15	33.01	0.87	5.62
	14	29.46	0.73	13.16
	13	25.96	0.55	33.76
	12	22.86	0.36	92.43

Los resultados de la Tabla 4.2 muestran que el método EZW funciona mejor para Factores de Compresión (F.C) menores a 5.62; tomando en consideración para la evaluación de la calidad de la imagen la medida del índice de similitud estructural (SSIM) y a la relación señal a ruido (PSNR) obteniendo para este factor de compresión un valor de PSNR de 33.01 y un SSIM de 0.87.

4.3.1.3 Resultados Promedio: Método STW

En la Tabla 4.3 se muestran los resultados del método STW en función de PSNR, SSIM y F.C.

Tabla 4.3 Resultados del método STW

Muestra	Imagen PerúSat-1 Banda 1			
Wavelet	Biortogonal 5.5			
Resolución	1024 x 1024			
Método STW	Loop	PSNR	SSIM	F.C
	17	46.05	0.99	1.90
	16	41.11	0.96	2.71
	15	34.29	0.87	6.09
	14	29.22	0.72	15.56
	13	25.29	0.52	42.11
	12	22.14	0.33	121.01

Los resultados de la Tabla 4.3 muestran que el método STW funciona mejor para Factores de Compresión (F.C) menores a 6.09; tomando en consideración para la evaluación de la calidad de la imagen la medida del índice de similitud estructural (SSIM) y a la relación señal a ruido (PSNR) obteniendo para este factor de compresión un valor de PSNR de 34.29 y un SSIM de 0.87.

4.3.1.4 Resultados Promedio: Método Propuesto

En la Tabla 4.4 se muestran los resultados del método propuesto en función de PSNR, SSIM y F.C. Sus métricas de dispersión: desviación estándar, valor máximo y mínimo y el rango se encuentran en el Anexo 2 que se encuentra en [29].

Tabla 4.4 Resultados del método Propuesto imagen PeruSat-1 $B(x, y)$

Muestra	Imagen PerúSat-1 Banda 1			
Wavelet	Biortogonal 5.5			
Resolución	1024 x 1024			
Método Propuesto	Sub-Banda	PSNR	SSIM	F.C
	$W_{3,1}^B$	22.93	0.96	196.47
	$W_{3,1}^B + W_{3,2}^B$	23.26	0.96	128.24
	$W_{3,1}^B + W_{3,2}^B + W_{3,3}^B$	23.64	0.96	95.69
	$W_{3,1}^B + W_{3,2}^B + W_{3,3}^B + W_{3,4}^B$	23.78	0.97	77.55
	$W_{3,1}^B + W_{3,2}^B + W_{3,3}^B + W_{3,4}^B + W_{2,2}^B$	42.05	0.97	45.63
	$W_{3,1}^B + W_{3,2}^B + W_{3,3}^B + W_{3,4}^B + W_{2,2}^B + W_{2,3}^B$	42.27	0.97	32.46
	$W_{3,1}^B + W_{3,2}^B + W_{3,3}^B + W_{3,4}^B + W_{2,2}^B + W_{2,3}^B + W_{2,4}^B$	42.35	0.97	25.36
	$W_{3,1}^B + W_{3,2}^B + W_{3,3}^B + W_{3,4}^B + W_{2,2}^B + W_{2,3}^B + W_{2,4}^B + W_{1,2}^B$	42.43	0.97	13.75
	$W_{3,1}^B + W_{3,2}^B + W_{3,3}^B + W_{3,4}^B + W_{2,2}^B + W_{2,3}^B + W_{2,4}^B + W_{1,2}^B + W_{1,3}^B$	42.47	0.97	9.48
$W_{3,1}^B + W_{3,2}^B + W_{3,3}^B + W_{3,4}^B + W_{2,2}^B + W_{2,3}^B + W_{2,4}^B + W_{1,2}^B + W_{1,3}^B + W_{1,4}^B$	42.48	0.97	7.25	

Los resultados de la Tabla 4.4 muestran que el método propuesto funciona mejor para Factores de Compresión (F.C) menores a 45.63; tomando en consideración para la evaluación de la calidad de la imagen la medida del índice de similitud estructural (SSIM) y a la relación señal a ruido (PSNR) obteniendo para este factor de compresión un valor de PSNR de 42.05 y un SSIM de 0.97. Cabe resaltar que la métrica SSIM se encuentra en el rango de 0.96 – 0.97. El método propuesto presente un mejor desempeño sobre la Banda 1 de la imagen PeruSat-1 respecto a los métodos SPIHT, EZW y STW en el rango de factor

de compresión de 7 a 45 veces; después de ese rango los cuatro métodos presentan un desempeño similar.

En las Figuras 4.1 y 4.2 se muestra los resultados de comparar el método propuesto y los métodos SPIHT, EZW y STW sobre la imagen $B(x, y)$, se puede apreciar que el método propuesto tiene un mejor rendimiento en términos de factor de compresión (F.C) y PSNR en el rango de un factor de compresión de 6 a 50 veces, alcanzando una medida de PSNR entre 40 a 45, luego de ello los cuatro métodos tienen un rendimiento similar. En el caso de la métrica SSIM se puede apreciar que el método propuesto tiene un mejor desempeño en comparación con los otros métodos, alcanzando un SSIM de 0.9 aproximadamente.

4.3.2 Resultados de comprimir la imagen $G(x, y)$ (Banda 2) de PeruSat-1

En la Figura 4.3 y Figura 4.4, se presenta la comparación de los resultados promedio de la comparación del método propuesto con los métodos SPIHT, EZW y STW, empleando los indicadores PSNR, SSIM, F.C.

4.3.2.1 Resultados Promedio: Método SPIHT

Los resultados de la Tabla 4.5 muestran que el método SPIHT funciona mejor para Factores de compresión (F.C) menores a 4.79; tomando en consideración para la evaluación de la calidad de la imagen la medida del índice de similitud estructural (SSIM) y a la relación señal a ruido (PSNR) obteniendo para este factor de compresión un valor de PSNR de 34.94 y un SSIM de 0.91.

Tabla 4.5 Resultados del método SPIHT

Muestra	Imagen PerúSat-1 Banda 2			
Wavelet	Biortogonal 5.5			
Resolución	1024 x 1024			
Método SPIHT	Loop	PSNR	SSIM	F.C
	17	36.91	0.94	3.23
	16	34.94	0.91	4.79
	15	31.42	0.78	10.82
	14	27.93	0.61	27.37
	13	24.85	0.43	74.40
	12	22.20	0.26	216.04

Comparación grafica de los métodos SPIHT, EZW, STW y Método Propuesto

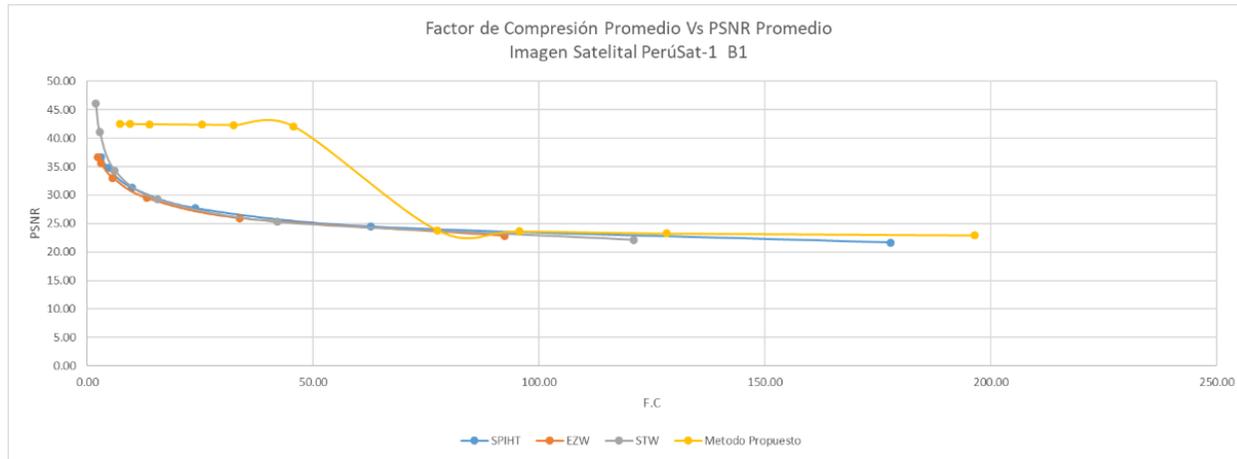


Figura 4.1 Comparación métodos SPIHT, EZW, STW y el método propuesto

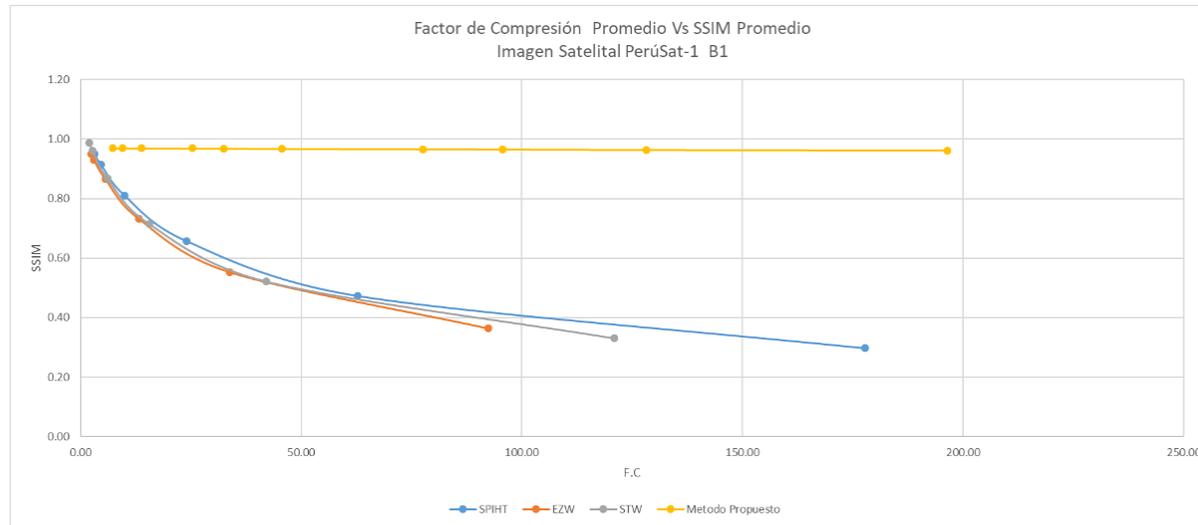


Figura 4.2 Comparación métodos SPIHT, EZW, STW y el método propuesto

4.3.2.2 Resultados Promedio: Método EZW

Los resultados de la Tabla 4.6 muestran que el método EZW funciona mejor para factores de compresión (F.C) menores a 3.22; tomando en consideración para la evaluación de la calidad de la imagen la medida del índice de similitud estructural (SSIM) y a la relación señal a ruido (PSNR) obteniendo para este factor de compresión un valor de PSNR de 35.75 y un SSIM de 0.92.

Tabla 4.6 Resultados del método EZW

Muestra	Imagen PerúSat-1 Banda 2			
Wavelet	Biortogonal 5.5			
Resolución	1024 x 1024			
Método EZW	Loop	PSNR	SSIM	F.C
	17	36.98	0.95	2.45
	16	35.75	0.92	3.22
	15	33.16	0.84	6.23
	14	29.63	0.69	15.15
	13	26.23	0.51	39.74
	12	23.29	0.32	111.45

4.3.2.3 Resultados Promedio: Método STW

En la Tabla 4.7 se muestran los resultados del método STW en función de PSNR, SSIM y F.C.

Tabla 4.7 Resultados del método STW

Muestra	Imagen PerúSat-1 Banda 2			
Wavelet	Biortogonal 5.5			
Resolución	1024 x 1024			
Método STW	Loop	PSNR	SSIM	F.C
	17	46.04	0.99	1.87
	16	41.07	0.96	2.52
	15	34.12	0.85	6.06
	14	29.23	0.66	17.22
	13	25.56	0.46	49.83
	12	22.66	0.28	149.32

Los resultados de la Tabla 4.7 muestran que el método STW funciona mejor para Factores de compresión (F.C) menores a 6.06; tomando en consideración para la evaluación de la calidad de la imagen la medida del índice de similitud estructural (SSIM) y a la relación señal a ruido (PSNR) obteniendo para este factor de compresión un valor de PSNR de 34.12 y un SSIM de 0.85.

4.3.2.4 Resultados Promedio: Método Propuesto

En la Tabla 4.8 se muestran los resultados del método propuesto en función de PSNR, SSIM y F.C. Sus métricas de dispersión: desviación estándar, valor máximo y mínimo y el rango se encuentran en el Anexo 2 que se encuentra en [29].

Tabla 4.8 Resultados del método propuesto imagen PeruSat-1 $G(x, y)$

Muestra	Imagen PerúSat-1 Banda 2			
Wavelet	Biortogonal 5,5			
Resolución	1024 x 1024			
Método Propuesto	Sub-Banda	PSNR	SSIM	F.C
	$W_{3,1}^G$	16.07	0.33	64.13
	$W_{3,1}^G + W_{3,2}^G$	17.25	0.44	30.53
	$W_{3,1}^G + W_{3,2}^G + W_{3,3}^G$	18.78	0.54	18.92
	$W_{3,1}^G + W_{3,2}^G + W_{3,3}^G + W_{3,4}^G$	19.56	0.61	15.21
	$W_{3,1}^G + W_{3,2}^G + W_{3,3}^G + W_{3,4}^G + W_{2,2}^G$	39.30	0.73	9.28
	$W_{3,1}^G + W_{3,2}^G + W_{3,3}^G + W_{3,4}^G + W_{2,2}^G + W_{2,3}^G$	41.97	0.83	6.85
	$W_{3,1}^G + W_{3,2}^G + W_{3,3}^G + W_{3,4}^G + W_{2,2}^G + W_{2,3}^G + W_{2,4}^G$	43.30	0.88	5.22
	$W_{3,1}^G + W_{3,2}^G + W_{3,3}^G + W_{3,4}^G + W_{2,2}^G + W_{2,3}^G + W_{2,4}^G + W_{1,2}^G$	46.03	0.93	3.08
	$W_{3,1}^G + W_{3,2}^G + W_{3,3}^G + W_{3,4}^G + W_{2,2}^G + W_{2,3}^G + W_{2,4}^G + W_{1,2}^G + W_{1,3}^G$	53.09	0.98	2.14
$W_{3,1}^G + W_{3,2}^G + W_{3,3}^G + W_{3,4}^G + W_{2,2}^G + W_{2,3}^G + W_{2,4}^G + W_{1,2}^G + W_{1,3}^G + W_{1,4}^G$	57.92	0.99	1.82	

En la Tabla 4.8 se muestran los resultados del método propuesto sobre la banda $G(x, y)$, dado que esta es la imagen que se emplea como referencia y se decodificaran todas las sub-bandas con el propósito de alcanzar la mayor calidad, se puede concluir que el método propuesto alcanza un F.C= 1.82 con un PSNR=57.92 y SSIM=0.99. En comparación de los métodos SPIHT, EZW y STW el rendimiento es similar. Con el método SPIHT se obtiene un F.C=3.23 con un PSNR=36.91 y SSIM=0.94. Con el método EZW se obtiene un F.C=2.45 con un PSNR=36.98 y SSIM=0.95. Con el método STW se obtiene un F.C=1.87 con un PSNR=46.04 y SSIM=0.99.

4.3.3 Resultados de comprimir la imagen $R(x, y)$ (Banda 3) de PeruSat-1

En la Figura 4.5 y Figura 4.6, se presenta la comparación de los resultados promedio de la comparación del método propuesto con los métodos SPIHT, EZW y STW, empleando los indicadores PSNR, SSIM, F.C.

En la Tabla 4.9 se muestran los resultados del método SPIHT en función de PSNR, SSIM y F.C.

Comparación grafica de los métodos SPIHT, EZW, STW y Método Propuesto de la imagen $G(x,y)$ de PeruSat-1

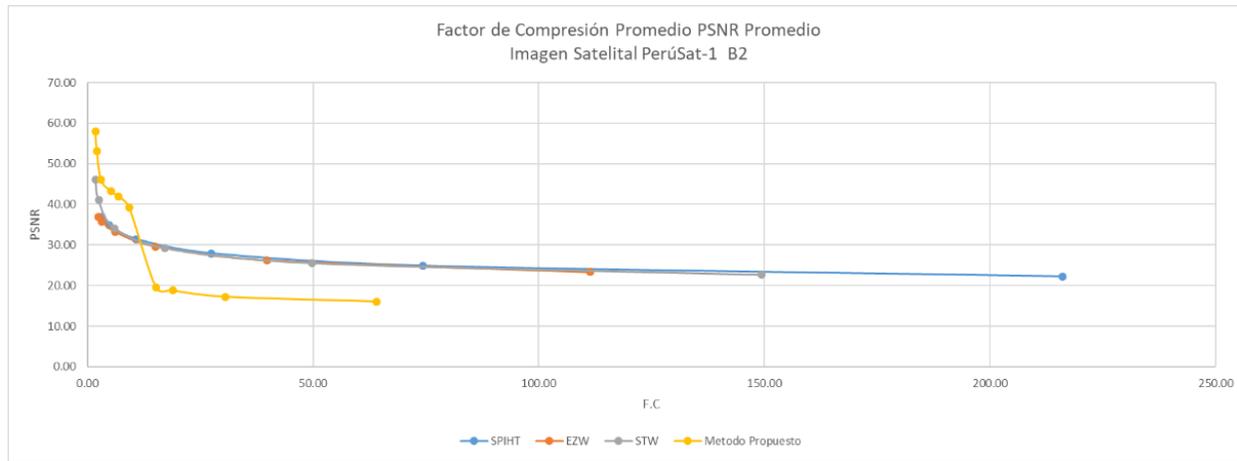


Figura 4.3 Comparación métodos SPIHT, EZW, STW y el método propuesto

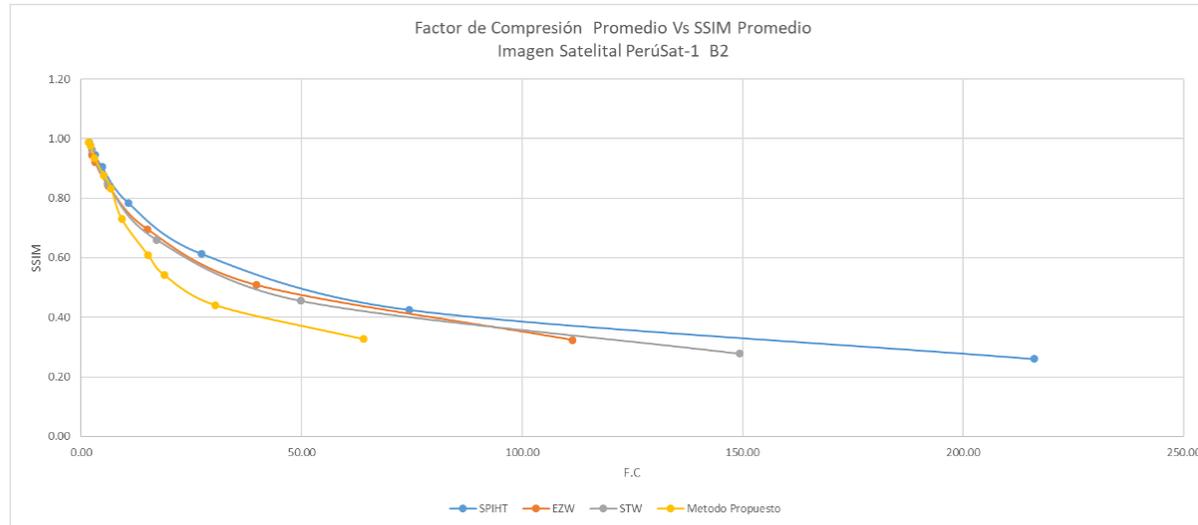


Figura 4.4 Comparación métodos SPIHT, EZW, STW y el método propuesto

4.3.3.1 Resultados Promedio: Método SPIHT

Tabla 4.9 Resultados del método SPIHT

Muestra	Imagen PerúSat-1 Banda 3			
Wavelet	Biortogonal 5.5			
Resolución	1024 x 1024			
Método SPIHT	Loop	PSNR	SSIM	F.C
	17	37.31	0.92	3.67
	16	35.23	0.87	5.47
	15	32.05	0.75	12.01
	14	28.71	0.56	32.11
	13	25.81	0.37	91.48
	12	23.33	0.22	276.36

Los resultados de la Tabla 4.9 muestran que el método SPITH funciona mejor para Factores de Compresión (F.C) menores a 5.47; tomando en consideración para la evaluación de la calidad de la imagen la medida del índice de similitud estructural (SSIM) y a la relación señal a ruido (PSNR) obteniendo para este factor de compresión un valor de PSNR de 35.23 y un SSIM de 0.87.

4.3.3.2 Resultados Promedio: Método EZW

En la Tabla 4.10 se muestran los resultados del método EZW en función de PSNR, SSIM y F.C.

Tabla 4.10 Resultados del método EZW

Muestra	Imagen PerúSat-1 Banda 3			
Wavelet	Biortogonal 5.5			
Resolución	1024 x 1024			
Método EZW	Loop	PSNR	SSIM	F.C
	17	37.65	0.93	2.76
	16	36.31	0.90	3.58
	15	33.41	0.80	7.08
	14	29.91	0.62	18.33
	13	26.77	0.43	50.39
	12	24.09	0.26	145.96

Los resultados de la Tabla 4.10 muestran que el método EZW funciona mejor para factores de compresión (F.C) menores a 33.41; tomando en consideración para la evaluación de la calidad de la imagen la medida del índice de similitud estructural (SSIM) y a la relación señal a ruido (PSNR) obteniendo para este factor de compresión un valor de PSNR de 33.41 y un SSIM de 0.80.

4.3.3.3 Resultados Promedio: Método STW

En la Tabla 4.11 se muestran los resultados del método STW en función de PSNR, SSIM y F.C.

Tabla 4.11 Resultados del método STW

Muestra	Imagen PerúSat-1 Banda 3			
Wavelet	Biortogonal 5.5			
Resolución	1024 x 1024			
Método STW	Loop	PSNR	SSIM	F.C
	17	45.28	0.98	2.02
	16	40.62	0.94	2.88
	15	34.78	0.82	6.92
	14	29.98	0.62	20.15
	13	26.50	0.41	61.59
12	23.77	0.24	193.16	

Los resultados de la Tabla 4.11 muestran que el método STW funciona mejor para factores de compresión (F.C) menores a 6.92; tomando en consideración para la evaluación de la calidad de la imagen la medida del índice de similitud estructural (SSIM) y a la relación señal a ruido (PSNR) obteniendo para este factor de compresión un valor de PSNR de 34.78 y un SSIM de 0.82.

4.3.3.4 Resultados Promedio: Método Propuesto

En la Tabla 4.12 se muestran los resultados del método propuesto en función de PSNR, SSIM y F.C. Sus métricas de dispersión: desviación estándar, valor máximo y mínimo y el rango se encuentran en el Anexo 2 que se encuentra en [29].

Tabla 4.12 Resultados del método propuesto imagen PeruSat-1 $R(x,y)$

Muestra	Imagen PerúSat-1 Banda 3			
Wavelet	Biortogonal 5.5			
Resolución	1024 x 1024			
Método Propuesto	Sub-Banda	PSNR	SSIM	F.C
	$W_{3,1}^R$	23.52	0.96	214.32
	$W_{3,1}^R + W_{3,2}^R$	23.78	0.96	137.46
	$W_{3,1}^R + W_{3,2}^R + W_{3,3}^R$	24.06	0.96	101.59
	$W_{3,1}^R + W_{3,2}^R + W_{3,3}^R + W_{3,4}^R$	24.17	0.96	81.83
	$W_{3,1}^R + W_{3,2}^R + W_{3,3}^R + W_{3,4}^R + W_{2,2}^R$	42.40	0.96	47.21
	$W_{3,1}^R + W_{3,2}^R + W_{3,3}^R + W_{3,4}^R + W_{2,2}^R + W_{2,3}^R$	42.60	0.96	33.32
	$W_{3,1}^R + W_{3,2}^R + W_{3,3}^R + W_{3,4}^R + W_{2,2}^R + W_{2,3}^R + W_{2,4}^R$	42.67	0.96	25.90
	$W_{3,1}^R + W_{3,2}^R + W_{3,3}^R + W_{3,4}^R + W_{2,2}^R + W_{2,3}^R + W_{2,4}^R + W_{1,2}^R$	42.76	0.96	13.86
	$W_{3,1}^R + W_{3,2}^R + W_{3,3}^R + W_{3,4}^R + W_{2,2}^R + W_{2,3}^R + W_{2,4}^R + W_{1,2}^R + W_{1,3}^R$	42.80	0.96	9.53
$W_{3,1}^R + W_{3,2}^R + W_{3,3}^R + W_{3,4}^R + W_{2,2}^R + W_{2,3}^R + W_{2,4}^R + W_{1,2}^R + W_{1,3}^R + W_{1,4}^R$	42.81	0.96	7.28	

Los resultados de la Tabla 4.12 muestran que el método propuesto funciona mejor para Factores de compresión (F.C) menores a 47.21; tomando en consideración para la evaluación de la calidad de la imagen la medida del índice de similitud estructural (SSIM) y a la relación señal a ruido (PSNR) obteniendo para este factor de compresión un valor de PSNR de 42.40 y un SSIM de 0.96. Cabe resaltar que la métrica SSIM se encuentra en el rango aproximado de 0.96. El método propuesto presente un mejor desempeño sobre la Banda 3 de la imagen PeruSat-1 aplicando la métrica de PSNR para factores de compresión menores que 47.21 y presente un menor desempeño a factores de compresión

mayores, respecto a los métodos SPIHT, EZW y STW. Sobre la métrica SSIM el método propuesto presenta un mejor desempeño que los métodos comparados.

4.3.4 Resultados de comprimir la imagen $NIR(x, y)$ (Banda 4) de PeruSat-1

En la Figura 4.7 y Figura 4.8, se presenta la comparación de los resultados promedio de la comparación del método propuesto con los métodos SPIHT, EZW y STW, empleando los indicadores PSNR, SSIM, F.C.

En la Tabla 4.13 se muestran los resultados del método SPIHT en función de PSNR, SSIM y F.C.

4.3.4.1 Resultados Promedio: Método SPIHT

Tabla 4.13 Resultados del método SPIHT

Muestra	Imagen PerúSat-1 Banda 4			
Wavelet	Biortogonal 5.5			
Resolución	1024 x 1024			
Método SPIHT	Loop	PSNR	SSIM	F.C
	17	37.47	0.96	2.92
	16	35.10	0.91	5.17
	15	31.54	0.82	10.75
	14	27.76	0.67	25.06
	13	24.33	0.48	64.51

Los resultados de la Tabla 4.13 muestran que el método SPITH funciona mejor para Factores de compresión (F.C) menores a 10.75; tomando en consideración para la evaluación de la calidad de la imagen la medida del índice de similitud estructural (SSIM) y a la relación señal a ruido (PSNR) obteniendo para este factor de compresión un valor de PSNR de 31.54 y un SSIM de 0.82.

Comparación grafica de los métodos SPIHT, EZW, STW y Método Propuesto de la imagen $R(x, y)$ de PeruSat-1

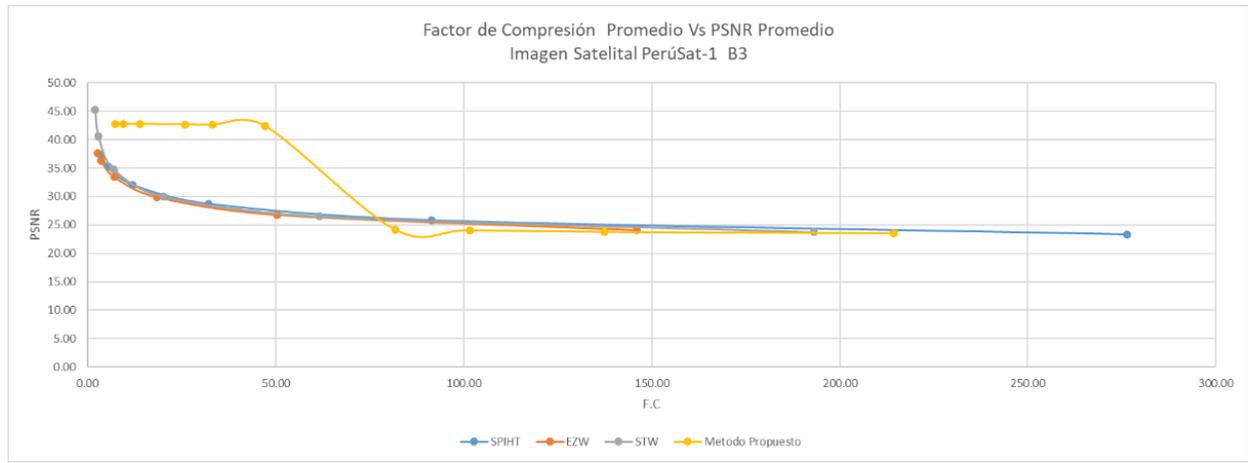


Figura 4.5 Comparación métodos SPIHT, EZW, STW y el método propuesto

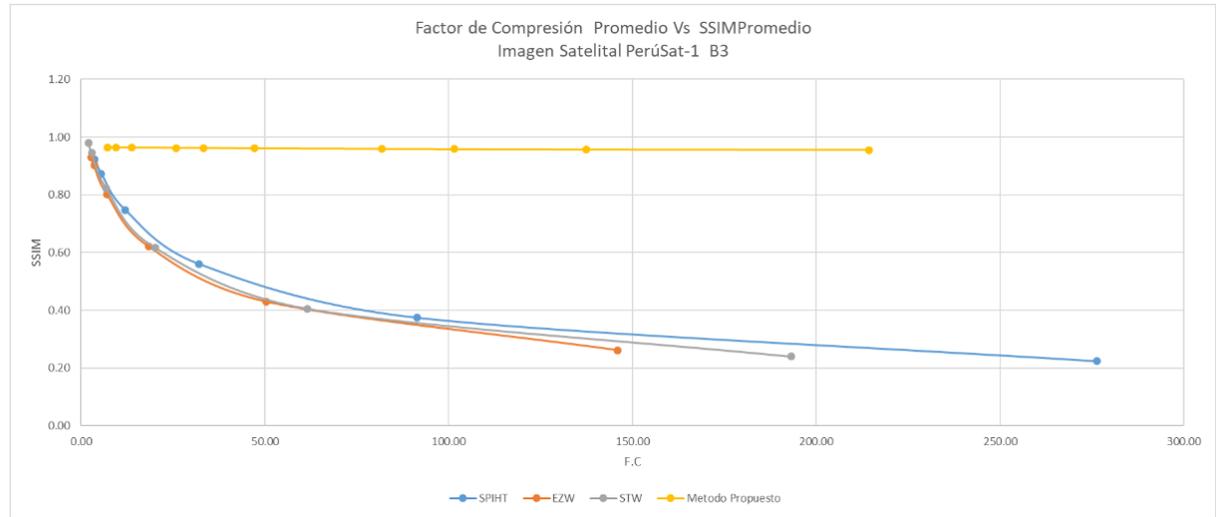


Figura 4.6 Comparación métodos SPIHT, EZW, STW y el método propuesto

4.3.4.2 Resultados Promedio: Método EZW

En la Tabla 4.14 se muestran los resultados del método EZW en función de PSNR, SSIM y F.C.

Tabla 4.14 Resultados del método EZW

Muestra	Imagen PerúSat-1 Banda 4			
Wavelet	Biortogonal 5.5			
Resolución	1024 x 1024			
Método EZW	Loop	PSNR	SSIM	F.C
	17	37.88	0.97	1.89
	16	36.71	0.95	2.56
	15	33.80	0.88	5.00
	14	29.94	0.76	11.37
	13	26.18	0.58	28.57
12	22.93	0.38	78.34	

Los resultados de la Tabla 4.14 muestran que el método EZW funciona mejor para factores de compresión (F.C) menores a 5; tomando en consideración para la evaluación de la calidad de la imagen la medida del índice de similitud estructural (SSIM) y a la relación señal a ruido (PSNR) obteniendo para este factor de compresión un valor de PSNR de 33.80 y un SSIM de 0.88.

4.3.4.3 Resultados Promedio: Método STW

En la Tabla 4.15 se muestran los resultados del método STW en función de PSNR, SSIM y F.C.

Tabla 4.15 Resultados del método STW

Muestra	Imagen PerúSat-1 Banda 4			
Wavelet	Biortogonal 5.5			
Resolución	1024 x 1024			
Método STW	Loop	PSNR	SSIM	F.C
	17	47.22	0.99	1.74
	16	41.03	0.95	2.88
	15	34.25	0.86	6.55
	14	29.12	0.71	16.42
	13	25.08	0.51	44.30

Los resultados de la Tabla 4.15 muestran que el método STW funciona mejor para Factores de compresión (F.C) menores a 6.55; tomando en consideración para la evaluación de la calidad de la imagen la medida del índice de similitud estructural (SSIM) y a la relación señal a ruido (PSNR) obteniendo para este factor de compresión un valor de PSNR de 34.25 y un SSIM de 0.86.

4.3.4.4 Resultados Promedio: Método Propuesto

Tabla 4.16 Resultados del algoritmo propuesto imagen PeruSat-1 $NIR(x, y)$

Muestra	Imagen PerúSat-1 Banda 4			
Wavelet	Biortogonal 5.5			
Resolución	1024 x 1024			
Método Propuesto	Sub-Banda	PSNR	SSIM	F.C
	$W_{3,1}^{NIR}$	15.97	0.86	84.12
	$W_{3,1}^{NIR} + W_{3,2}^{NIR}$	16.83	0.88	61.08
	$W_{3,1}^{NIR} + W_{3,2}^{NIR} + W_{3,3}^{NIR}$	18.04	0.89	47.87
	$W_{3,1}^{NIR} + W_{3,2}^{NIR} + W_{3,3}^{NIR} + W_{3,4}^{NIR}$	18.60	0.90	40.88
	$W_{3,1}^{NIR} + W_{3,2}^{NIR} + W_{3,3}^{NIR} + W_{3,4}^{NIR} + W_{2,2}^{NIR}$	37.60	0.92	27.57
	$W_{3,1}^{NIR} + W_{3,2}^{NIR} + W_{3,3}^{NIR} + W_{3,4}^{NIR} + W_{2,2}^{NIR} + W_{2,3}^{NIR}$	38.96	0.94	20.81
	$W_{3,1}^{NIR} + W_{3,2}^{NIR} + W_{3,3}^{NIR} + W_{3,4}^{NIR} + W_{2,2}^{NIR} + W_{2,3}^{NIR} + W_{2,4}^{NIR}$	39.50	0.95	17.11
	$W_{3,1}^{NIR} + W_{3,2}^{NIR} + W_{3,3}^{NIR} + W_{3,4}^{NIR} + W_{2,2}^{NIR} + W_{2,3}^{NIR} + W_{2,4}^{NIR} + W_{1,2}^{NIR}$	40.08	0.96	10.49
	$W_{3,1}^{NIR} + W_{3,2}^{NIR} + W_{3,3}^{NIR} + W_{3,4}^{NIR} + W_{2,2}^{NIR} + W_{2,3}^{NIR} + W_{2,4}^{NIR} + W_{1,2}^{NIR} + W_{1,3}^{NIR}$	40.76	0.96	7.61
$W_{3,1}^{NIR} + W_{3,2}^{NIR} + W_{3,3}^{NIR} + W_{3,4}^{NIR} + W_{2,2}^{NIR} + W_{2,3}^{NIR} + W_{2,4}^{NIR} + W_{1,2}^{NIR} + W_{1,3}^{NIR} + W_{1,4}^{NIR}$	40.81	0.96	6.05	

Los resultados de la Tabla 4.16 muestran que el método propuesto funciona mejor para factores de compresión (F.C) menores a 27.57; tomando en consideración para la evaluación de la calidad de la imagen la medida del índice de similitud estructural (SSIM) y a la relación señal a ruido (PSNR) obteniendo para este factor de compresión un valor de PSNR de 37.60 y un SSIM de 0.92. Cabe resaltar que la métrica SSIM se encuentra en el rango aproximado de 0.86 - 0.96. El método propuesto presente un mejor desempeño sobre la Banda 4 de la imagen PeruSat-1 aplicando la métrica de PSNR, para factores de compresión menores que 27.57 y presente un menor desempeño a factores de compresión mayores, respecto a los métodos SPIHT, EZW y STW. Sobre la métrica SSIM el método propuesto presenta un mejor desempeño que los métodos comparados. Se nota que el factor de compresión del método propuesto es menor respecto a las Banda 1 y Banda 3 esto es porque la Banda 4 al captar longitudes de onda más alejadas a la banda de referencia Banda 2, la entropía diferencia es mayor.

Comparación grafica de los métodos SPIHT, EZW, STW y Método Propuesto de la imagen $NIR(x, y)$ de PeruSat-1

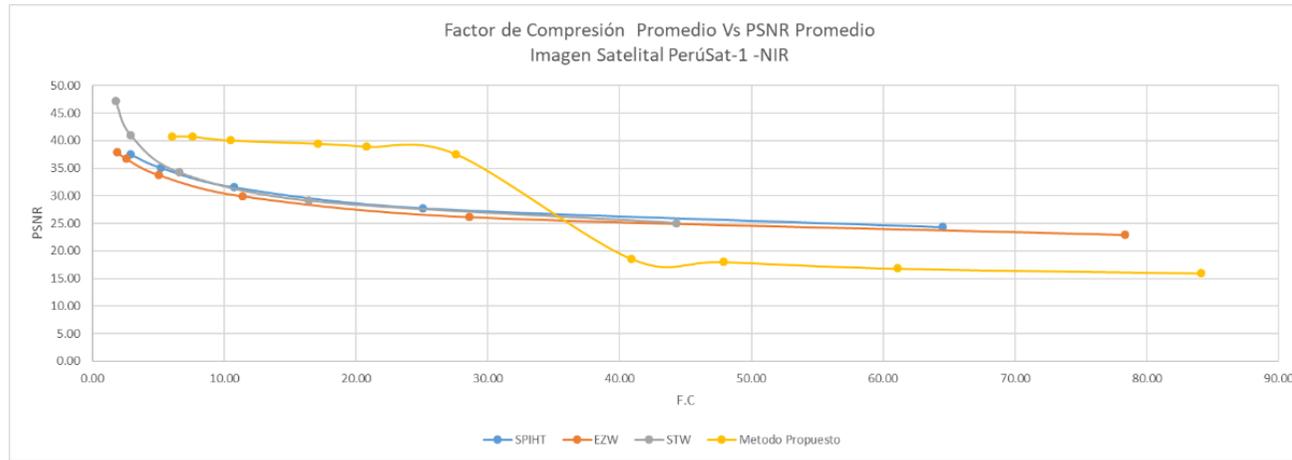


Figura 4.7 Comparación métodos SPIHT, EZW, STW y el método propuesto

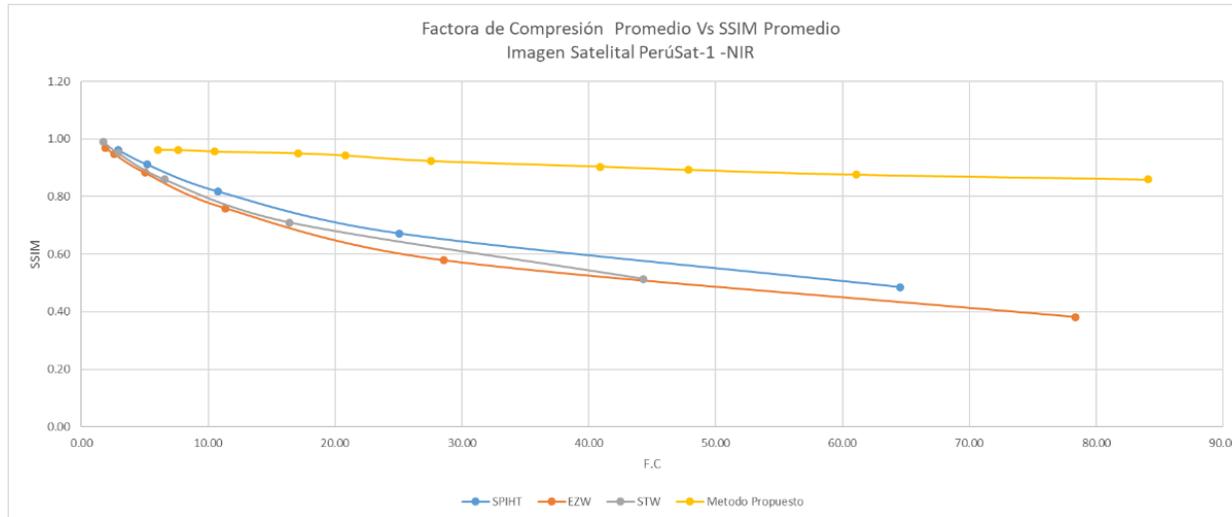


Figura 4.8 Comparación métodos SPIHT, EZW, STW y el método propuesto

Resultados Gráficos de las Compresión Empleando Imágenes Satelitales PeruSat-1

A continuación, en la Figura 4.9, Figura 4.10, Figura 4.11 y Figura 4.12, se presenta a manera de ejemplo los resultados en forma de imágenes y sus valores de F.C, PSNR y SSIM de una imagen satelital PeruSat-1, comprimidas con los métodos SPIHT, EZW, STW y el método propuesto.

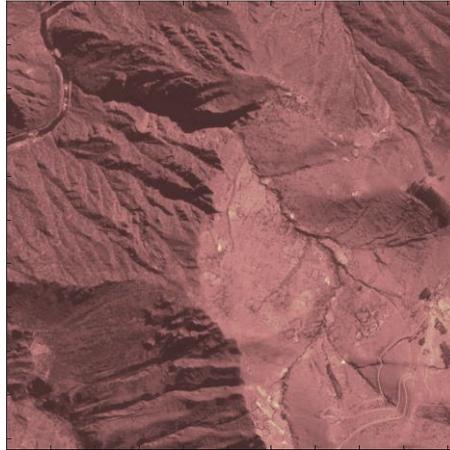
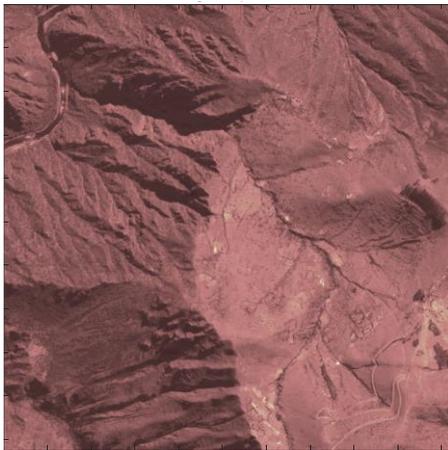
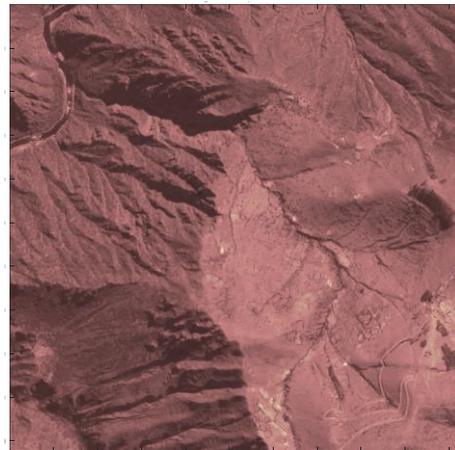


Imagen Original

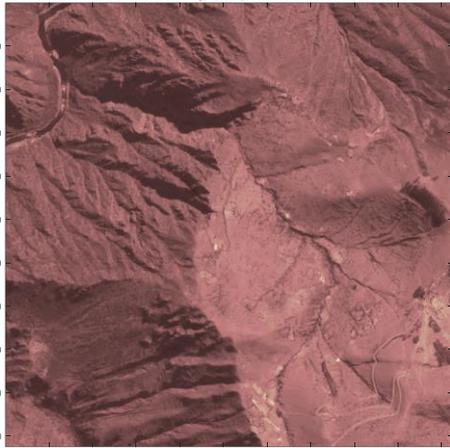


Método SPIHT: F.C=2, PSNR 34.5, SSIM 0.97

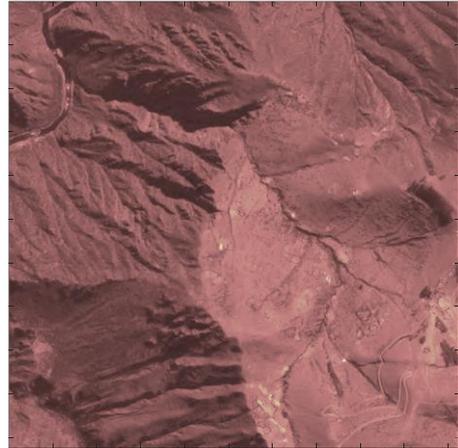


Método SPIHT: F.C =2.94, PSNR 32.68, SSIM 0.95

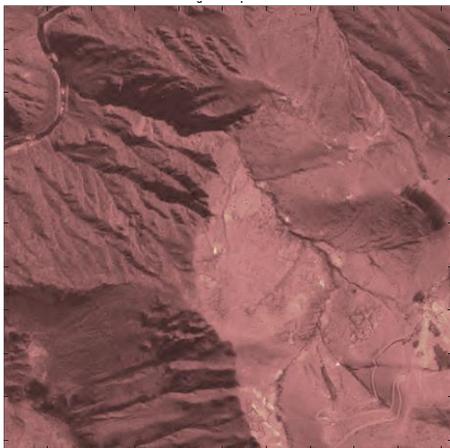
Figura 4.9 Compresión de imagen PeruSat-1- Banda 1 usando el método SPIHT



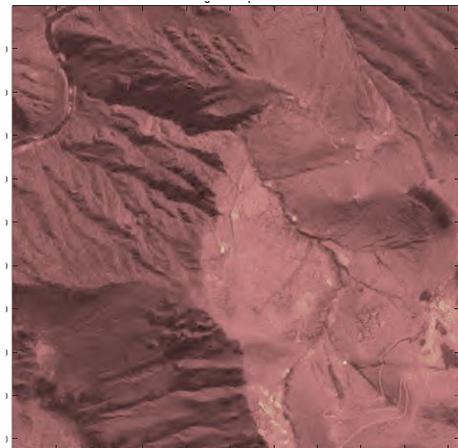
Método SPIHT: F.C =5, PSNR 28.81, SSIM 0.89



Método SPIHT: F.C =10.76 PSNR 24.53 SSIM 0.75



Método SPIHT: F.C =28.47, PSNR 20.77, SSIM 0.54



Método SPIHT: F.C =88.8 PSNR 17.7 SSIM 0.31

Figura 4.9 Compresión de imagen PeruSat-1- Banda 1 usando el método SPIHT (continuación)

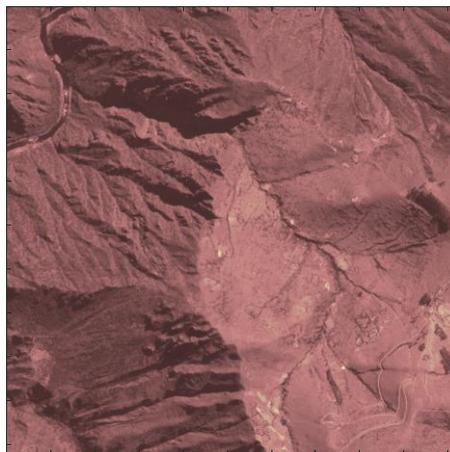
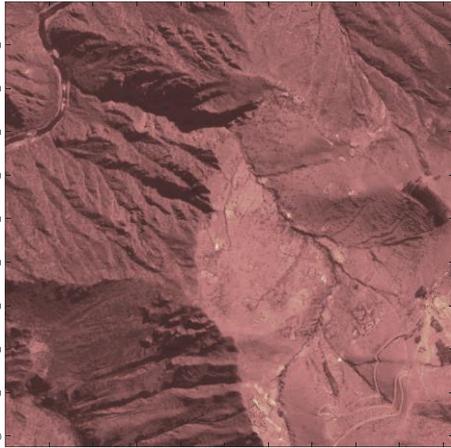
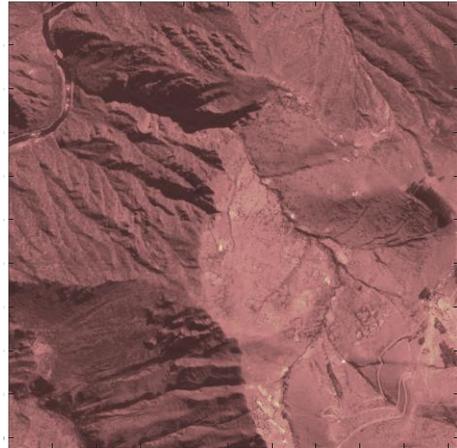


Imagen Original

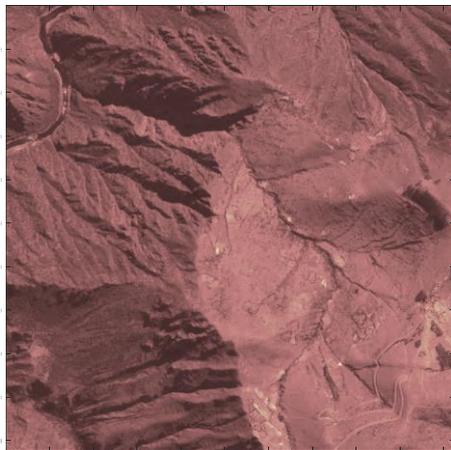
Figura.4.10 Compresión de imagen PeruSat-1- Banda 1 usando el método EZW



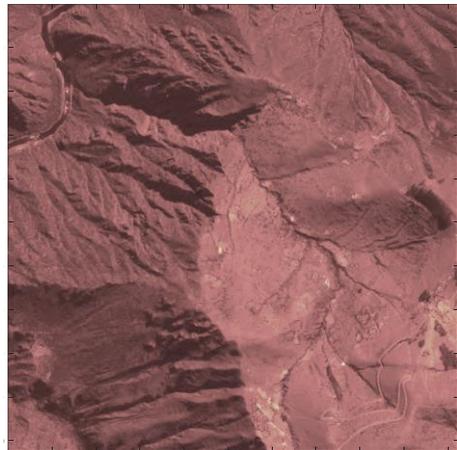
Método EZW: F.C =1.49, PSNR 34.51, SSIM
0.97



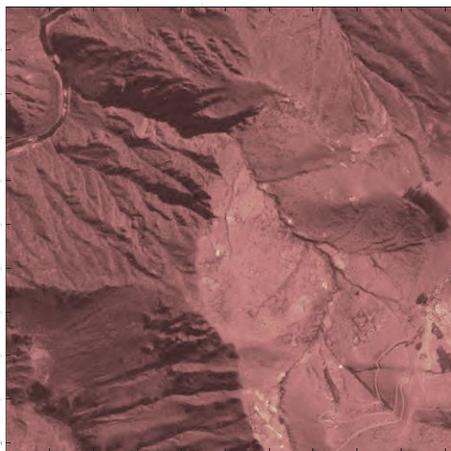
Método EZW: F.C =1.88, PSNR 33.39, SSIM
0.95



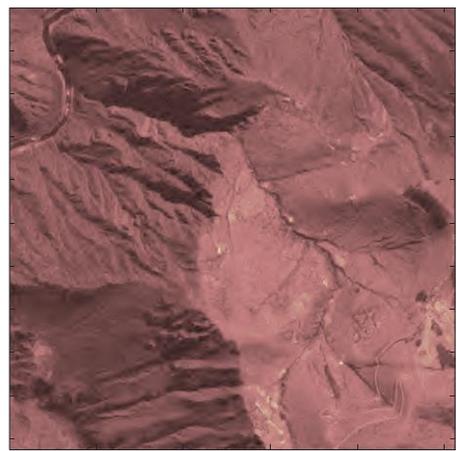
Método EZW: F.C =3.35, PSNR 29.87, SSIM
0.90



Método EZW: F.C =7.53 PSNR 25.35 SSIM 0.77



Método EZW: F.C =20.57, PSNR 21.3, SSIM
0.56



Método EZW: F.C =64.8, PSNR 18.11, SSIM
0.32

Figura.4.10 Compresión de imagen PeruSat-1- Banda 1 usando el método EZW (continuación)

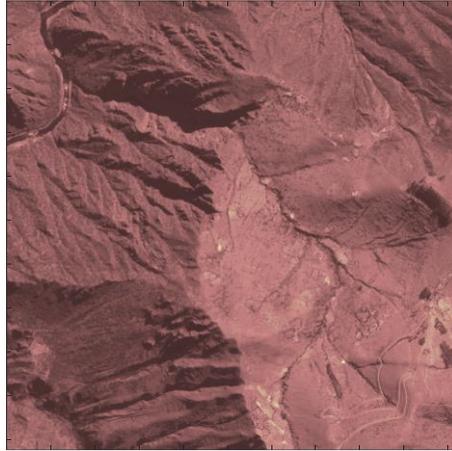
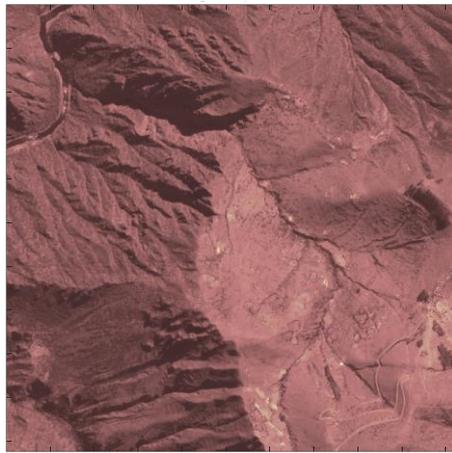
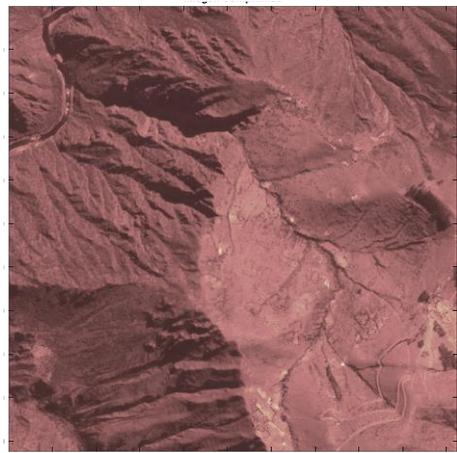


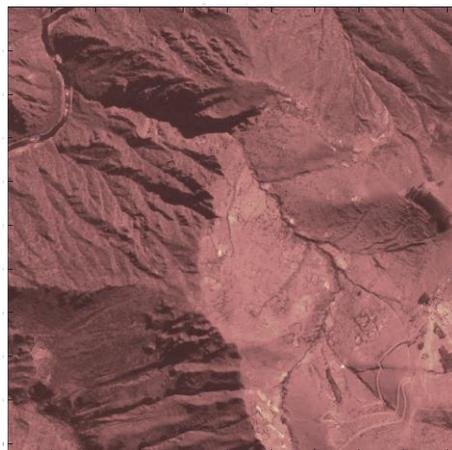
Imagen Original



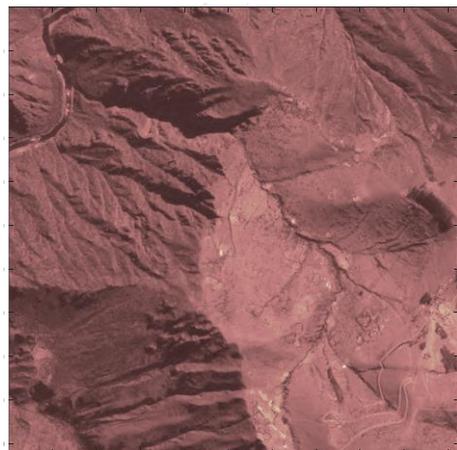
Método STW: F.C =1.4, PSNR 45.73, SSIM 0.99



Método STW: F.C =1.88, PSNR 33.39, SSIM 0.95

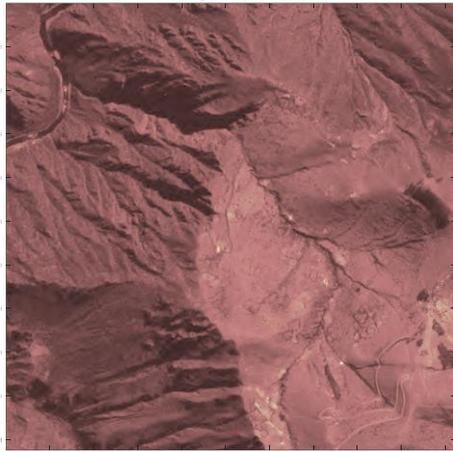


Método STW: F.C =2.91, PSNR 32.22, SSIM 0.92

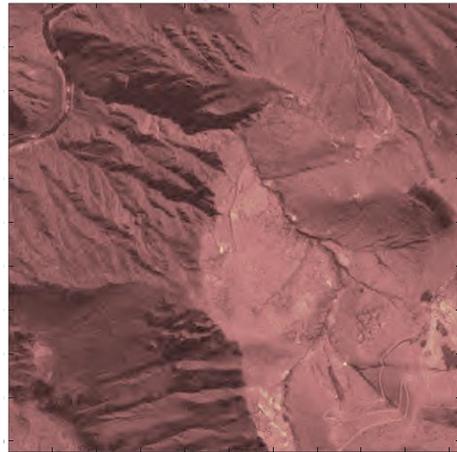


Método STW: F.C =6.73 PSNR 26.08 SSIM 0.79

Figura 4.11 Compresión de imagen PeruSat-1- Banda 1 usando el método STW



Método STW: F.C =19.09, PSNR 21.54, SSIM
0.57



Método STW: F.C =62.05, PSNR 18.20, SSIM
0.33

Figura 4.11 Compresión de imagen PeruSat-1- Banda 1 usando el método
STW (continuación)

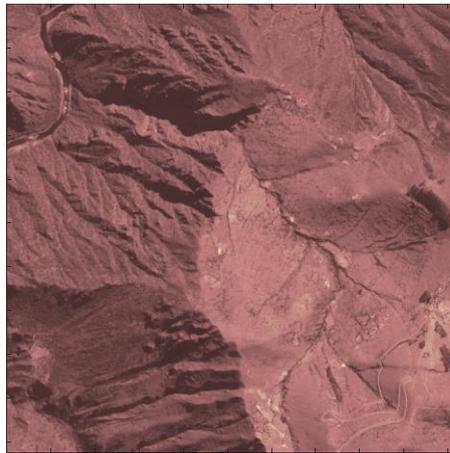
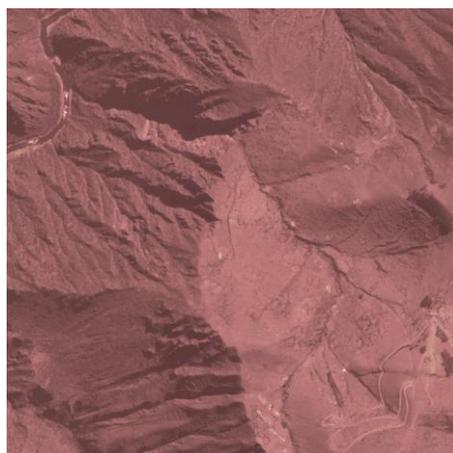
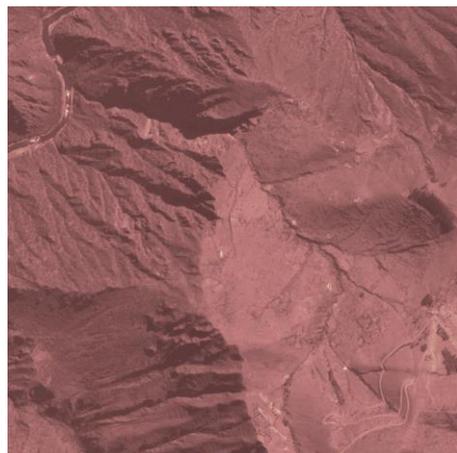


Imagen Original

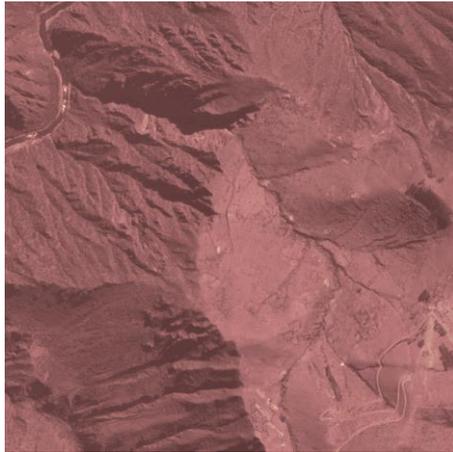


Método Propuesto F.C =7.07, PSNR 41.00, SSIM
0.97

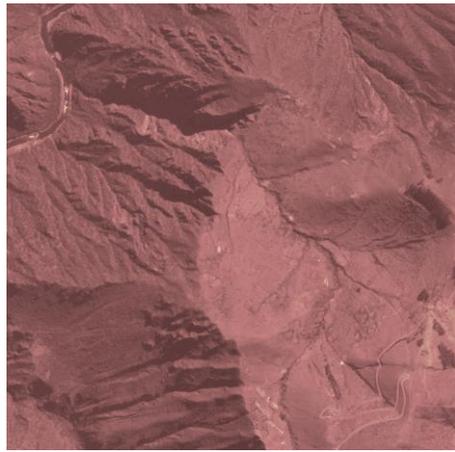


Método Propuesto F.C =9.17, PSNR 41.00, SSIM
0.97

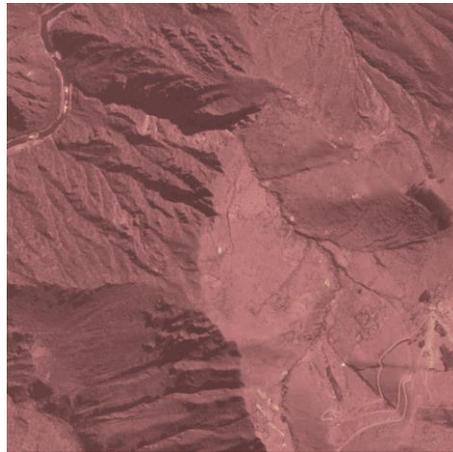
Figura.4.12 Compresión PeruSat-1- Banda 1, Método propuesto



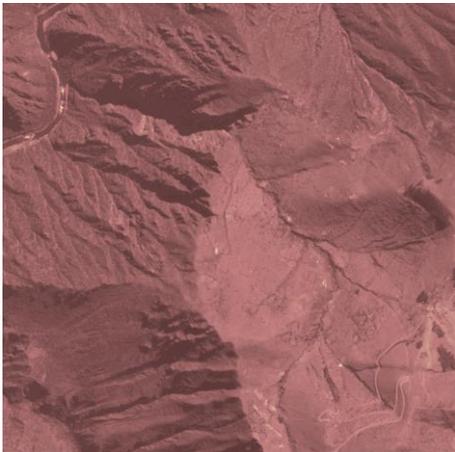
Método Propuesto F.C =13.13, PSNR 40.93,
SSIM 0.97



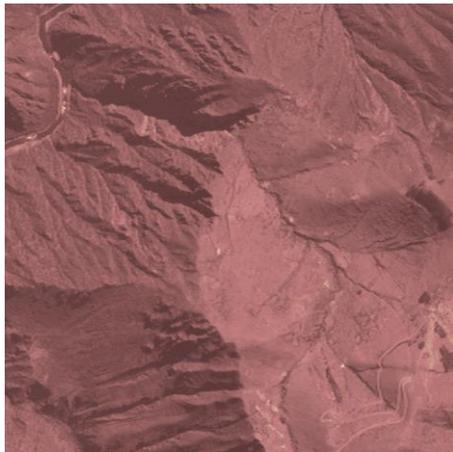
Método Propuesto F.C =23.41, PSNR 40.83,
SSIM 0.97



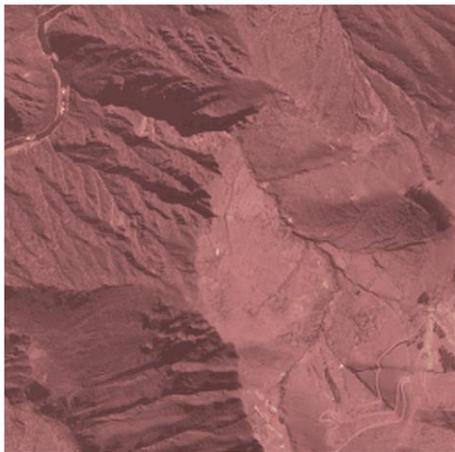
Método Propuesto F.C =29.57, PSNR 40.68,
SSIM 0.97



Método Propuesto: F.C =40.96, PSNR 40.27,
SSIM 0.96

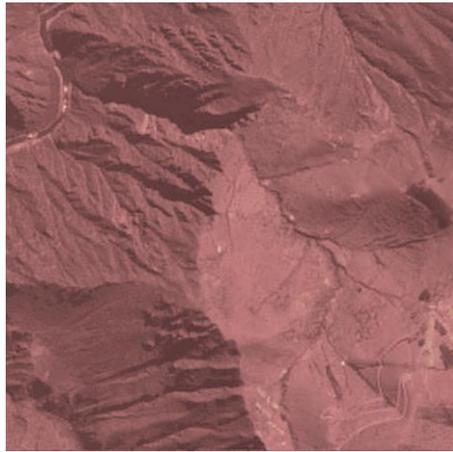


Método Propuesto: F.C =67.15, PSNR 21.84,
SSIM 0.96

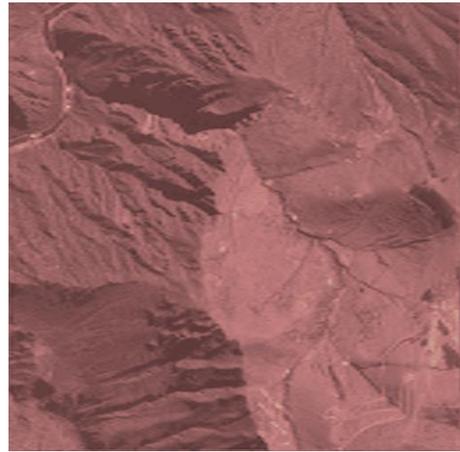


Método Propuesto: F.C =81.92 PSNR 21.58
SSIM 0.96

Figura.4.12 Compresión PeruSat-1- Banda 1, Método propuesto (continuación)



Método Propuesto F.C =109.23, PSNR 21.05,
SSIM 0.96



Método Propuesto: F.C =167, PSNR 20.57, SSIM
0.96

Figura.4.12 Compresión PeruSat-1- Banda 1, Método propuesto (continuación)

4.4 Evaluación de los métodos empleando Imágenes satelitales Landsat

Se realizó la comparación de resultados por las técnicas SPIHT [21], EZW [27], STW [10] y el método propuesto empleando las imágenes Landsat.

4.4.1 Resultados de comprimir la imagen $B(x, y)$ (Banda 1) de Landsat

En la Figura 4.13 y Figura 4.14, se presenta la comparación de los resultados promedio de la comparación del método propuesto con los métodos SPIHT, EZW y STW, empleando los indicadores PSNR, SSIM, F.C.

En la Tabla 4.17 se muestran los resultados del método SPIHT en función de PSNR, SSIM y F.C.

4.4.1.1 Resultados Promedio: Método SPIHT

Tabla 4.17 Resultados del método SPIHT

Muestra	Imagen LANDSAT Banda 1			
Wavelet	Biorotogonal 5.5			
Resolución	1024 x 1024			
Método SPIHT	Loop	PSNR	SSIM	F.C
	17	38.83	0.61	10.20
	16	37.71	0.54	14.61
	15	35.06	0.36	49.54
	14	32.55	0.24	159.21

En la Tabla 4.17 se muestran los resultados de aplicar el método SPITH sobre la imagen Landsat en su Banda 1, los resultados obtenidos al evaluar la métrica de calidad PSNR muestran un buen rendimiento (32.55 – 38.83), sin embargo, los valores de la

métrica SSIM son demasiados bajos (0.24 - 0.61). Por lo cual no se recomendaría su aplicación.

4.4.1.2 Resultados Promedio: Método EZW

En la Tabla 4.18 se muestran los resultados del método EZW en función de PSNR, SSIM y F.C.

Tabla 4.18 Resultados del método EZW

Muestra	Imagen LANDSAT Banda 1			
Wavelet	Biorotogonal 5.5			
Resolución	1024 x 1024			
Método EZW	Loop	PSNR	SSIM	F.C
	17	38.95	0.62	8.46
	16	37.99	0.56	11.45
	15	35.67	0.38	35.27
	14	33.29	0.25	116.49

En la Tabla 4.18 se muestran los resultados de aplicar el método EZW sobre la imagen Landsat en su Banda 1, los resultados obtenidos al evaluar la métrica de calidad PSNR muestran un buen rendimiento (33.29 – 38.95), sin embargo, los valores de la métrica SSIM son demasiados bajos (0.25 - 0.62). Por lo cual no se recomendaría su aplicación.

4.4.1.3 Resultados Promedio: Método STW

En las Tabla 4.19 se muestran los resultados del método EZW en función de PSNR, SSIM y F.C y sus medidas de dispersión: desviación estándar, valor máximo y mínimo y el rango.

Tabla 4.19 Resultados del método STW

Muestra	Imagen LANDSAT Banda 1			
Wavelet	Biorotogonal 5.5			
Resolución	1024 x 1024			
Método STW	Loop	PSNR	SSIM	F.C
	17	43.77	0.82	4.27
	16	41.81	0.72	7.16
	15	37.06	0.43	27.49
	14	33.55	0.26	102.82

En la Tabla 4.19 se muestran los resultados de aplicar el método STW sobre la imagen Landsat en su Banda 1, los resultados obtenidos al evaluar la métrica de calidad PSNR muestran un buen rendimiento (33.55 – 43.77), sin embargo, los valores de la métrica SSIM son de 0.26 – 0.82; se puede considerar que para un factor de compresión 4.27 se tiene un PSNR de 43.77 y un SSIM de 0.82 lo que sería un desempeño adecuado.

4.4.1.4 Resultados Promedio: Método Propuesto

En las Tabla 4.20 se muestran los resultados del método propuesto en función de PSNR, SSIM y F.C. Sus métricas de dispersión: desviación estándar, valor máximo y mínimo y el rango se encuentran en el Anexo 2 que se encuentra en [29].

Tabla 4.20 Resultados del método propuesto imagen Landsat $B(x, y)$

Muestra	Imagen LANDSAT Banda 1			
Wavelet	Biortogonal 5.5			
Resolución	1024 x 1024			
Método Propuesto	Sub-Banda	PSNR	SSIM	F.C
	$W_{3,1}^B$	28.01	0.98	329.52
	$W_{3,1}^B + W_{3,2}^B$	28.14	0.98	189.97
	$W_{3,1}^B + W_{3,2}^B + W_{3,3}^B$	28.21	0.98	135.05
	$W_{3,1}^B + W_{3,2}^B + W_{3,3}^B + W_{3,4}^B$	28.25	0.98	104.77
	$W_{3,1}^B + W_{3,2}^B + W_{3,3}^B + W_{3,4}^B + W_{2,2}^B$	46.44	0.99	56.07
	$W_{3,1}^B + W_{3,2}^B + W_{3,3}^B + W_{3,4}^B + W_{2,2}^B + W_{2,3}^B$	46.48	0.99	38.51
	$W_{3,1}^B + W_{3,2}^B + W_{3,3}^B + W_{3,4}^B + W_{2,2}^B + W_{2,3}^B + W_{2,4}^B$	46.51	0.99	29.31
	$W_{3,1}^B + W_{3,2}^B + W_{3,3}^B + W_{3,4}^B + W_{2,2}^B + W_{2,3}^B + W_{2,4}^B + W_{1,2}^B$	46.55	0.99	15.03
	$W_{3,1}^B + W_{3,2}^B + W_{3,3}^B + W_{3,4}^B + W_{2,2}^B + W_{2,3}^B + W_{2,4}^B + W_{1,2}^B + W_{1,3}^B$	46.57	0.99	10.12
$W_{3,1}^B + W_{3,2}^B + W_{3,3}^B + W_{3,4}^B + W_{2,2}^B + W_{2,3}^B + W_{2,4}^B + W_{1,2}^B + W_{1,3}^B + W_{1,4}^B$	46.57	0.99	7.63	

Los resultados de la Tabla 4.20 muestran que el método propuesto funciona mejor para factores de compresión (F.C) menores a 56.07; tomando en consideración para la evaluación de la calidad de la imagen la medida del índice de similitud estructural (SSIM) y a la relación señal a ruido (PSNR) obteniendo para este factor de compresión un valor de PSNR de 46.44 y un SSIM de 0.99. Cabe resaltar que la métrica SSIM se encuentra en el rango aproximado de 0.98 - 0.99. El método propuesto presente un mejor desempeño sobre la Banda 1 de la imagen Landsat aplicando la métrica de PSNR para factores de compresión menores que 56.07 y presente un menor desempeño a factores de compresión mayores, respecto a los métodos SPIHT, EZW y STW. Sobre la métrica SSIM el método propuesto presenta un mejor desempeño que los métodos comparados.

Comparación métodos SPIHT, EZW, STW y el método propuesto de la imagen $B(x,y)$ de Landsat

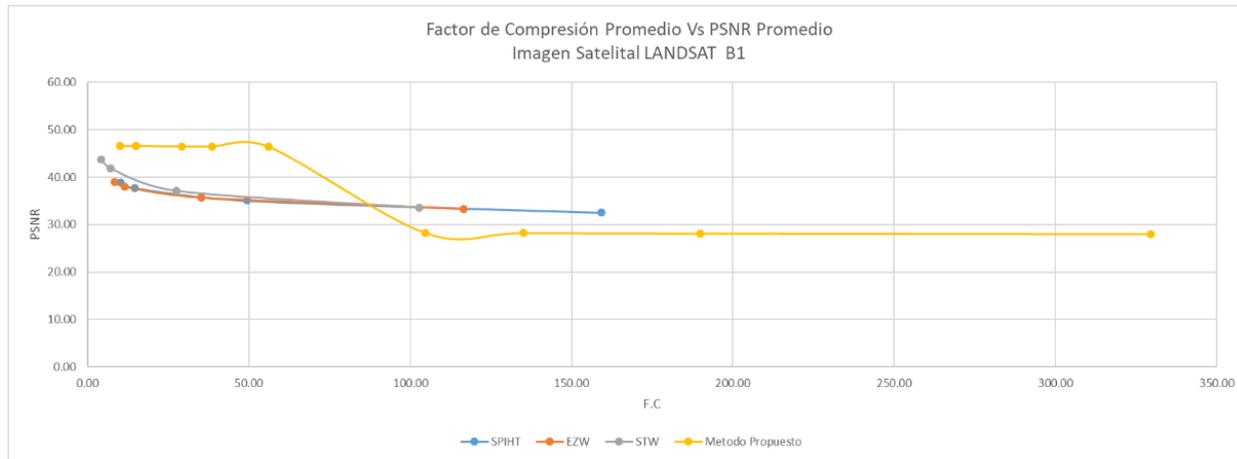


Figura 4.13 Comparación métodos SPIHT, EZW, STW y el método propuesto

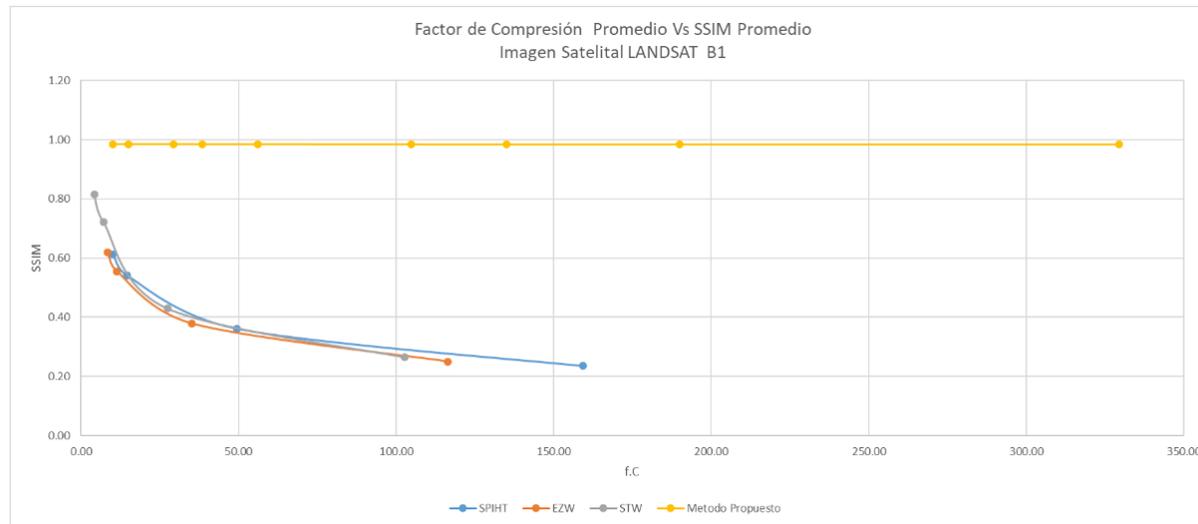


Figura 4.14 Comparación métodos SPIHT, EZW, STW y el método propuesto

De acuerdo a la evaluación realizada de los métodos SPIHT, EZW, STW y el método propuesto sobre la imagen Landsat $B(x,y)$, se puede concluir que el método propuesto supera desde un F.C= 10 hasta 56 veces a los métodos SPIHT, EZW y STW.

4.4.2 Resultados de comprimir la imagen $G(x,y)$ (Banda 2) de Landsat

En la Figura 4.15 y Figura 4.16, se presenta la comparación de los resultados promedio de la comparación del método propuesto con los métodos SPIHT, EZW y STW, empleando los indicadores PSNR, SSIM, F.C.

En las Tabla 4.21 se muestran los resultados del método SPIHT en función de PSNR, SSIM y F.C.

4.4.2.1 Resultados Promedio: Método SPIHT

Tabla 4.21 Resultados del método SPIHT

Muestra	Imagen LANDSAT Banda 2			
Wavelet	Biorotogonal 5.5			
Resolución	1024 x 1024			
Método SPIHT	Loop	PSNR	SSIM	F.C
	17	37.51	0.73	6.50
	16	36.66	0.68	8.35
	15	33.87	0.48	25.63
	14	31.09	0.32	78.52

En la Tabla 4.21 se muestran los resultados de aplicar el método SPITH sobre la imagen Landsat en su Banda 2, los resultados obtenidos al evaluar la métrica de calidad PSNR muestran un buen resultado (31.09 – 37.51), sin embargo, los valores de la métrica SSIM son bajos (0.32 - 0.73). Por lo cual no se recomendaría su aplicación.

4.4.2.2 Resultados Promedio: Método EZW

En las Tabla 4.22 se muestran los resultados del método EZW en función de PSNR, SSIM y F.C.

Tabla 4.22 Resultados del método EZW

Muestra	Imagen LANDSAT Banda 2			
Wavelet	Biorotogonal 5.5			
Resolución	1024 x 1024			
Método EZW	Loop	PSNR	SSIM	F.C
	17	37.39	0.73	5.45
	16	36.33	0.67	7.15
	15	34.02	0.48	16.75
	14	31.43	0.30	53.02

En la Tabla 4.22 se muestran los resultados de aplicar el método EZW sobre la imagen Landsat en su Banda 2, los resultados obtenidos al evaluar la métrica de calidad PSNR muestran un buen resultado (31.43 – 37.39), sin embargo, los valores de la métrica SSIM son bajos (0.30 - 0.73). Por lo cual no se recomendaría su aplicación.

4.4.2.3 Resultados Promedio: Método STW

Tabla 4.23 Resultados del método STW

Muestra	Imagen LANDSAT Banda 2			
Wavelet	Biorotogonal 5.5			
Resolución	1024 x 1024			
Método STW	Loop	PSNR	SSIM	F.C
	17	43.11	0.91	3.07
	16	40.67	0.82	4.69
	15	35.44	0.51	15.49
	14	31.64	0.32	57.65

En la Tabla 4.23 se muestran los resultados de aplicar el método STW sobre la imagen Landsat en su Banda 2, los resultados obtenidos al evaluar la métrica de calidad PSNR muestran un buen rendimiento (31.64 – 43.11), sin embargo, los valores de la métrica SSIM son de 0.32 – 0.91; se puede considerar que para factores de compresión menores a 4.69 se puede emplear el método con valores de PSNR y SSIM adecuados.

4.4.2.4 Resultados Promedio: Método Propuesto

En las Tabla 4.24 se muestran los resultados del método propuesto en función de PSNR, SSIM y F.C. Sus métricas de dispersión: desviación estándar, valor máximo y mínimo y el rango se encuentran en el Anexo 2 que se encuentra en [29].

Tabla 4.24 Resultados del método propuesto imagen Landsat $G(x, y)$

Muestra	Imagen LANDSAT Banda 2			
Wavelet	Biorotogonal 5.5			
Resolución	1024 x 1024			
Método Propuesto	Sub-Banda	PSNR	SSIM	F.C
	$W_{3,1}^G$	23.89	0.28	86.67
	$W_{3,1}^G + W_{3,2}^G$	24.73	0.36	52.20
	$W_{3,1}^G + W_{3,2}^G + W_{3,3}^G$	25.91	0.44	37.22
	$W_{3,1}^G + W_{3,2}^G + W_{3,3}^G + W_{3,4}^G$	26.50	0.49	30.00
	$W_{3,1}^G + W_{3,2}^G + W_{3,3}^G + W_{3,4}^G + W_{2,2}^G$	45.68	0.60	18.17
	$W_{3,1}^G + W_{3,2}^G + W_{3,3}^G + W_{3,4}^G + W_{2,2}^G + W_{2,3}^G$	47.57	0.71	12.98
	$W_{3,1}^G + W_{3,2}^G + W_{3,3}^G + W_{3,4}^G + W_{2,2}^G + W_{2,3}^G + W_{2,4}^G$	48.51	0.76	10.40
	$W_{3,1}^G + W_{3,2}^G + W_{3,3}^G + W_{3,4}^G + W_{2,2}^G + W_{2,3}^G + W_{2,4}^G + W_{1,2}^G$	50.08	0.83	6.13
	$W_{3,1}^G + W_{3,2}^G + W_{3,3}^G + W_{3,4}^G + W_{2,2}^G + W_{2,3}^G + W_{2,4}^G + W_{1,2}^G + W_{1,3}^G$	54.24	0.91	4.36
	$W_{3,1}^G + W_{3,2}^G + W_{3,3}^G + W_{3,4}^G + W_{2,2}^G + W_{2,3}^G + W_{2,4}^G + W_{1,2}^G + W_{1,3}^G + W_{1,4}^G$	56.80	0.93	3.49

En la Tabla 4.24 se muestran los resultados del método propuesto sobre la banda $G(x,y)$, dado que esta es la imagen que se emplea como referencia y se decodificaran todas las sub-bandas con el propósito de alcanzar la mayor calidad, se puede concluir que el método propuesto alcanza un F.C= 3.49 con un PSNR=56.80 y SSIM=0.93. En comparación de los métodos SPIHT, EZW y STW el método propuesto presenta un mejor rendimiento. Con el método SPIHT se obtiene un F.C=6.50 con un PSNR=37.51 y SSIM=0.73. Con el método EZW se obtiene un F.C=5.45 con un PSNR=37.39 y SSIM=0.73. Con el método STW se obtiene un F.C=3.07 con un PSNR=43.11 y SSIM=0.91.

De acuerdo a la evaluación realizada de los métodos SPIHT, EZW, STW y el método propuesto sobre la imagen Landsat $G(x,y)$ y dado que esta es la imagen que se emplea como referencia y se decodificaran todas las sub-bandas con el propósito de alcanzar la mayor calidad, se puede concluir que el método propuesto presenta un mejor desempeño.

4.4.3 Resultados de comprimir la imagen $R(x,y)$ (Banda 3) de Landsat

En la Figura 4.17 y Figura 4.18, se presenta la comparación de los resultados promedio de la comparación del método propuesto con los métodos SPIHT, EZW y STW, empleando los indicadores PSNR, SSIM, F.C.

En la Tabla 4.25 se muestran los resultados del método SPIHT en función de PSNR, SSIM y F.C.

Comparación métodos SPIHT, EZW, STW y el método propuesto de la imagen $G(x, y)$ de Landsat

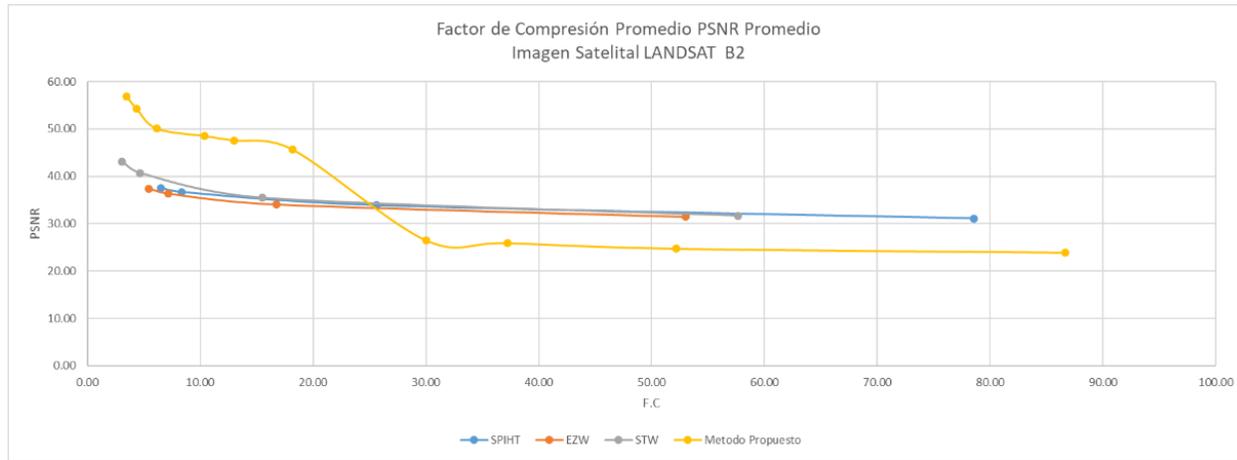


Figura 4.15 Comparación métodos SPIHT, EZW, STW y el método propuesto

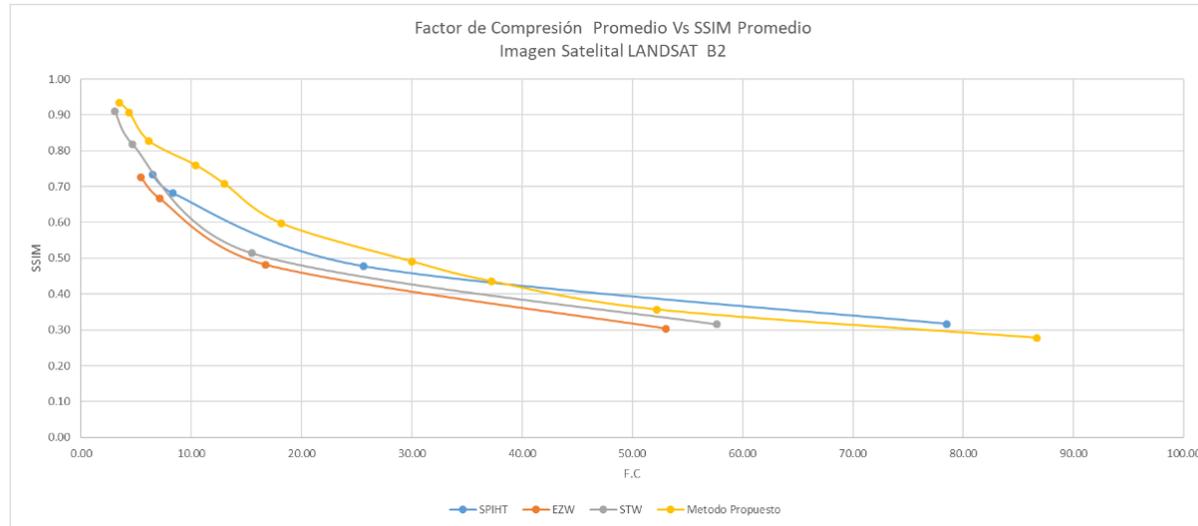


Figura 4.16 Comparación métodos SPIHT, EZW, STW y el método propuesto

4.4.3.1 Resultados Promedio: Método SPIHT

Tabla 4.25 Resultados del método SPIHT

Muestra	Imagen LANDSAT Banda 3			
Wavelet	Biortogonal 5.5			
Resolución	1024 x 1024			
Método SPIHT	Loop	PSNR	SSIM	F.C
	17	36.32	0.74	5.77
	16	35.16	0.70	7.36
	15	32.35	0.51	18.37
	14	29.42	0.35	51.02
	13	26.70	0.22	160.59

En la Tabla 4.25 se muestran los resultados de aplicar el método SPITH sobre la imagen Landsat en su Banda 3, los resultados obtenidos al evaluar la métrica de calidad PSNR muestran un buen resultado de 32.35 – 36.32, sin embargo, los valores de la métrica SSIM son bajos 0.51 - 0.74. Por lo cual no se recomendaría su aplicación.

4.4.3.2 Resultados Promedio: Método EZW

En las Tabla 4.26 se muestran los resultados del método EZW en función de PSNR, SSIM y F.C.

Tabla 4.26 Resultados del método EZW

Muestra	Imagen LANDSAT Banda 3			
Wavelet	Biortogonal 5.5			
Resolución	1024 x 1024			
Método EZW	Loop	PSNR	SSIM	F.C
	17	36.51	0.75	4.50
	16	35.35	0.70	5.65
	15	33.32	0.58	10.50
	14	30.66	0.39	29.55
	13	27.97	0.26	91.50

En la Tabla 4.26 se muestran los resultados de aplicar el método EZW sobre la imagen Landsat en su Banda 3, los resultados obtenidos al evaluar la métrica de calidad PSNR muestran un buen resultado de 30.66 – 36.51, sin embargo, los valores de la métrica SSIM son bajos 0.39 - 0.75. Por lo cual no se recomendaría su aplicación.

4.4.3.3 Resultados Promedio: Método STW

En las Tabla 4.27 se muestran los resultados del método STW en función de PSNR, SSIM y F.C.

Tabla 4.27 Resultados del método STW

Muestra	Imagen LANDSAT Banda 3			
Wavelet	Biortogonal 5.5			
Resolución	1024 x 1024			
Método STW	Loop	PSNR	SSIM	F.C
	17	42.95	0.91	2.76
	16	40.79	0.87	3.77
	15	35.51	0.58	10.35
	14	30.99	0.39	32.36
	13	27.50	0.24	110.78

En la Tabla 4.27 se muestran los resultados de aplicar el método STW sobre la imagen Landsat en su Banda 3, los resultados obtenidos al evaluar la métrica de calidad PSNR muestran un buen rendimiento (30.99 – 42.95), sin embargo, los valores de la métrica SSIM son de 0.39 – 0.91; se puede considerar que para factores de compresión menores a 3.77 se puede emplear el método con valores de PSNR y SSIM adecuados.

4.4.3.4 Resultados Promedio: Método Propuesto

En las Tabla 4.28 se muestran los resultados del método propuesto en función de PSNR, SSIM y F.C.

Tabla 4.28 Resultados del método propuesto imagen Landsat $R(x, y)$

Muestra	Imagen LANDSAT Banda 3			
Wavelet	Biortogonal 5.5			
Resolución	1024 x 1024			
Método Propuesto	Sub-Banda	PSNR	SSIM	F.C
	$W_{3,1}^R$	28.77	0.99	325.57
	$W_{3,1}^R + W_{3,2}^R$	28.89	0.99	189.00
	$W_{3,1}^R + W_{3,2}^R + W_{3,3}^R$	29.04	0.99	133.46
	$W_{3,1}^R + W_{3,2}^R + W_{3,3}^R + W_{3,4}^R$	29.08	0.99	104.08
	$W_{3,1}^R + W_{3,2}^R + W_{3,3}^R + W_{3,4}^R + W_{2,2}^R$	47.18	0.99	56.13
	$W_{3,1}^R + W_{3,2}^R + W_{3,3}^R + W_{3,4}^R + W_{2,2}^R + W_{2,3}^R$	47.25	0.99	38.47
	$W_{3,1}^R + W_{3,2}^R + W_{3,3}^R + W_{3,4}^R + W_{2,2}^R + W_{2,3}^R + W_{2,4}^R$	47.26	0.99	29.32
	$W_{3,1}^R + W_{3,2}^R + W_{3,3}^R + W_{3,4}^R + W_{2,2}^R + W_{2,3}^R + W_{2,4}^R + W_{1,2}^R$	47.27	0.99	15.07
	$W_{3,1}^R + W_{3,2}^R + W_{3,3}^R + W_{3,4}^R + W_{2,2}^R + W_{2,3}^R + W_{2,4}^R + W_{1,2}^R + W_{1,3}^R$	47.28	0.99	10.14
$W_{3,1}^R + W_{3,2}^R + W_{3,3}^R + W_{3,4}^R + W_{2,2}^R + W_{2,3}^R + W_{2,4}^R + W_{1,2}^R + W_{1,3}^R + W_{1,4}^R$	47.29	0.99	7.64	

Los resultados de la Tabla 4.28 muestran que el método propuesto funciona mejor para factores de compresión (F.C) menores a 56.13; tomando en consideración para la evaluación de la calidad de la imagen la medida del índice de similitud estructural (SSIM) y a la relación señal a ruido (PSNR) obteniendo para este factor de compresión un valor de PSNR de 47.18 y un SSIM de 0.99. Cabe resaltar que la métrica SSIM se encuentra en el rango aproximado de 0.99. El método propuesto presente un mejor desempeño sobre la Banda 3 de la imagen Landsat aplicando la métrica de PSNR para factores de compresión menores que 56.13 y presente un similar desempeño a factores de compresión mayores,

respecto a los métodos SPIHT, EZW y STW. Sobre la métrica SSIM el método propuesto presenta un mejor desempeño que los métodos comparados.

De acuerdo a la evaluación realizada de los métodos SPIHT, EZW, STW y el método propuesto sobre la imagen Landsat $R(x, y)$, se puede concluir que el método propuesto supera presenta un mejor desempeño a los métodos SPIHT, EZW y STW.

4.4.4 Resultados de comprimir la imagen $NIR(x, y)$ (Banda 4) de Landsat

En la Figura 4.19 y Figura 4.20, se presenta la comparación de los resultados promedio de la comparación del método propuesto con los métodos SPIHT, EZW y STW, empleando los indicadores PSNR, SSIM, F.C.

En las Tabla 4.29 se muestran los resultados del método SPIHT en función de PSNR, SSIM y F.C.

4.4.4.1 Resultados Promedio: Método SPIHT

Tabla 4.29 Resultados del método SPIHT

Muestra	Imagen LANDSAT Banda 4			
Wavelet	Biortogonal 5.5			
Resolución	1024 x 1024			
Método SPIHT	Loop	PSNR	SSIM	F.C
	17	38.66	0.95	2.74
	16	36.21	0.88	4.54
	15	32.44	0.73	11.41
	14	28.81	0.52	35.50
	13	25.94	0.32	119.57

En la Tabla 4.29 se muestran los resultados de aplicar el método SPIHT sobre la imagen Landsat en su Banda 4, los resultados obtenidos al evaluar la métrica de calidad PSNR muestran un buen rendimiento de 32.44 – 38.66, sin embargo, los valores de la métrica SSIM son de 0.73 – 0.95; se puede considerar que para factores de compresión menores a 4.54 se puede emplear el método con valores de PSNR y SSIM adecuados.

4.4.4.2 Resultados Promedio: Método EZW

En las Tabla 4.30 se muestran los resultados del método EZW en función de PSNR, SSIM y F.C.

Comparación métodos SPIHT, EZW, STW y el método propuesto de la imagen $R(x, y)$ de Landsat

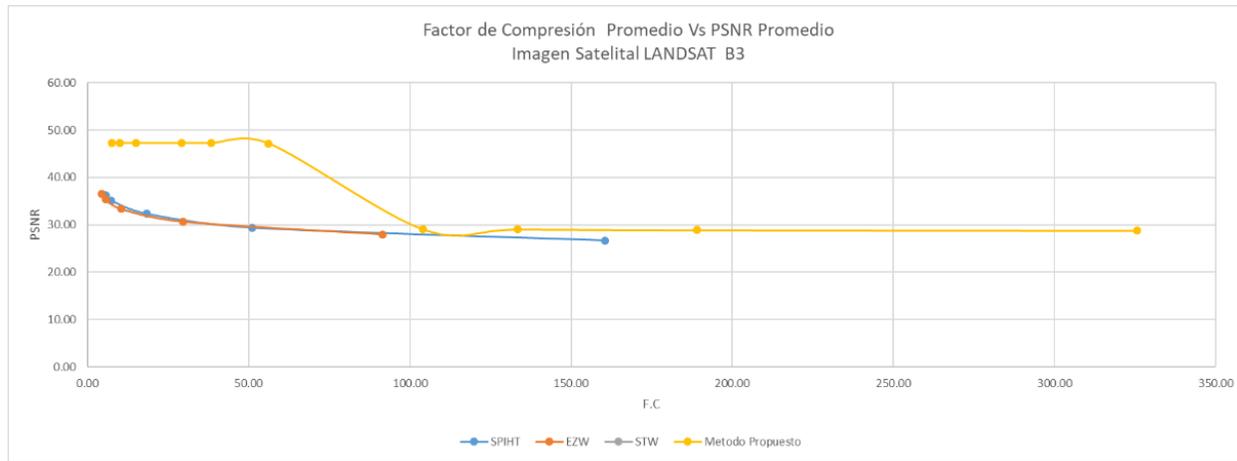


Figura 4.17 Comparación métodos SPIHT, EZW, STW y el método propuesto

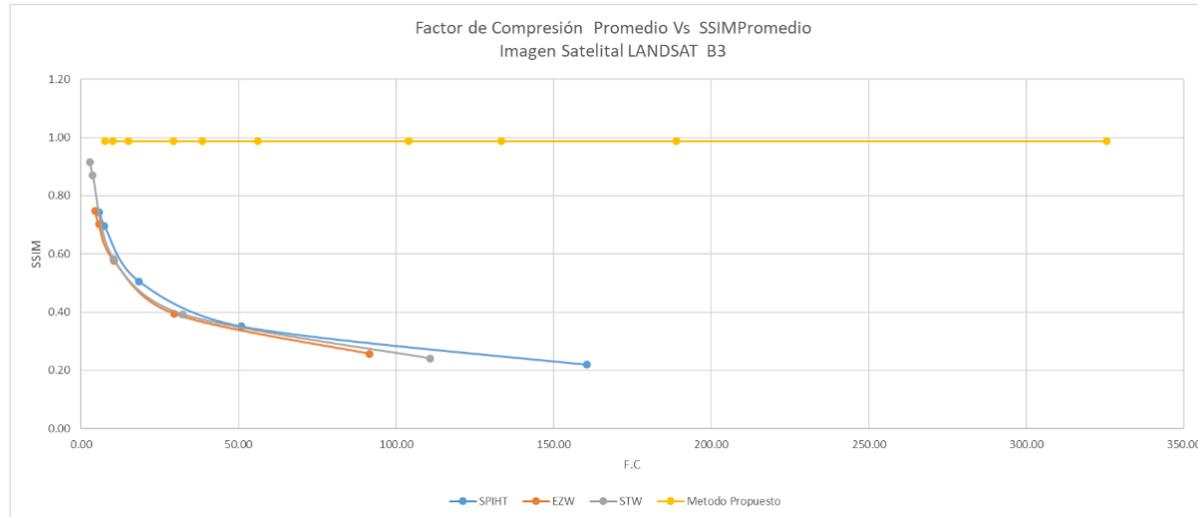


Figura 4.18 Comparación métodos SPIHT, EZW, STW y método propuesto

Tabla 4.30 Resultados del método EZW

Muestra	Imagen LANDSAT Banda 4			
Wavelet	Biortogonal 5.5			
Resolución	1024 x 1024			
Método EZW	Loop	PSNR	SSIM	F.C
	17	38.73	0.95	2.30
	16	37.15	0.91	3.49
	15	33.51	0.79	7.84
	14	29.55	0.58	22.35
	13	26.42	0.35	70.71

En la Tabla 4.30 se muestran los resultados de aplicar el método EZW sobre la imagen Landsat en su Banda 4, los resultados obtenidos al evaluar la métrica de calidad PSNR muestran un buen rendimiento de 33.51 – 38.73, sin embargo, los valores de la métrica SSIM son de 0.79 – 0.95; se puede considerar que para factores de compresión menores a 3.49 se puede emplear el método con valores de PSNR y SSIM adecuados.

4.4.4.3 Resultados Promedio: Método STW

En las Tabla 4.31 se muestran los resultados del método STW en función de PSNR, SSIM y F.C.

Tabla 4.31 Resultados del método STW

Muestra	Imagen LANDSAT Banda 4			
Wavelet	Biortogonal 5.5			
Resolución	1024 x 1024			
Método STW	Loop	PSNR	SSIM	F.C
	17	46.55	0.98	1.85
	16	40.95	0.92	3.27
	15	34.10	0.77	8.85
	14	29.13	0.54	28.33
	13	25.84	0.31	95.05

En la Tabla 4.31 se muestran los resultados de aplicar el método STW sobre la imagen Landsat en su Banda 4, los resultados obtenidos al evaluar la métrica de calidad PSNR muestran un buen rendimiento de 34.10 – 46.55, sin embargo, los valores de la métrica SSIM son de 0.77 – 0.98; se puede considerar que para factores de compresión menores a 3.27 se puede emplear el método con valores de PSNR y SSIM adecuados.

4.4.4.4 Resultados Promedio: Método Propuesto

En las Tabla 4.32 se muestran los resultados del método propuesto en función de PSNR, SSIM y F.C y sus medidas de dispersión: desviación estándar, valor máximo y mínimo y el rango.

Tabla 4.32 Resultados del método propuesto imagen Landsat $NIR(x, y)$

Muestra	Imagen LANDSAT Banda 4			
Wavelet	Biortogonal 5.5			
Resolución	1024 x 1024			
Método Propuesto	Sub-Banda	PSNR	SSIM	F.C
	$W_{3,1}^{NIR}$	18.39	0.87	142.92
	$W_{3,1}^{NIR} + W_{3,2}^{NIR}$	18.99	0.88	95.73
	$W_{3,1}^{NIR} + W_{3,2}^{NIR} + W_{3,3}^{NIR}$	19.83	0.89	71.06
	$W_{3,1}^{NIR} + W_{3,2}^{NIR} + W_{3,3}^{NIR} + W_{3,4}^{NIR}$	20.25	0.90	58.30
	$W_{3,1}^{NIR} + W_{3,2}^{NIR} + W_{3,3}^{NIR} + W_{3,4}^{NIR} + W_{2,2}^{NIR}$	38.91	0.92	36.19
	$W_{3,1}^{NIR} + W_{3,2}^{NIR} + W_{3,3}^{NIR} + W_{3,4}^{NIR} + W_{2,2}^{NIR} + W_{2,3}^{NIR}$	39.91	0.93	25.90
	$W_{3,1}^{NIR} + W_{3,2}^{NIR} + W_{3,3}^{NIR} + W_{3,4}^{NIR} + W_{2,2}^{NIR} + W_{2,3}^{NIR} + W_{2,4}^{NIR}$	40.29	0.94	20.63
	$W_{3,1}^{NIR} + W_{3,2}^{NIR} + W_{3,3}^{NIR} + W_{3,4}^{NIR} + W_{2,2}^{NIR} + W_{2,3}^{NIR} + W_{2,4}^{NIR} + W_{1,2}^{NIR}$	40.55	0.94	12.00
	$W_{3,1}^{NIR} + W_{3,2}^{NIR} + W_{3,3}^{NIR} + W_{3,4}^{NIR} + W_{2,2}^{NIR} + W_{2,3}^{NIR} + W_{2,4}^{NIR} + W_{1,2}^{NIR} + W_{1,3}^{NIR}$	41.15	0.95	8.36
$W_{3,1}^{NIR} + W_{3,2}^{NIR} + W_{3,3}^{NIR} + W_{3,4}^{NIR} + W_{2,2}^{NIR} + W_{2,3}^{NIR} + W_{2,4}^{NIR} + W_{1,2}^{NIR} + W_{1,3}^{NIR} + W_{1,4}^{NIR}$	41.22	0.95	6.52	

Los resultados de la Tabla 4.32 muestran que el método propuesto funciona mejor para factores de compresión (F.C) menores a 36.19; tomando en consideración para la evaluación de la calidad de la imagen la medida del índice de similitud estructural (SSIM) y a la relación señal a ruido (PSNR) obteniendo para este factor de compresión un valor de PSNR de 38.91 y un SSIM de 0.92. Cabe resaltar que la métrica SSIM se encuentra en el rango aproximado de 0.87 – 0.95. El método propuesto presente un mejor desempeño sobre la Banda 4 de la imagen Landsat aplicando la métrica de PSNR para factores de compresión menores que 36.91 y presente un menor desempeño a factores de compresión mayores, respecto a los métodos SPIHT, EZW y STW. Sobre la métrica SSIM el método propuesto presenta un mejor desempeño que los métodos comparados.

De acuerdo a la evaluación realizada de los métodos SPIHT, EZW, STW y el método propuesto sobre la imagen Landsat $NIR(x, y)$, se puede concluir que el método propuesto supera desde un F.C= 10 hasta 36 veces a los métodos SPIHT, EZW y STW con un PSNR de 38 y un SSIM de 0.92.

Comparación métodos SPIHT, EZW, STW y el método propuesto de la imagen $NIR(x, y)$ de Landsat

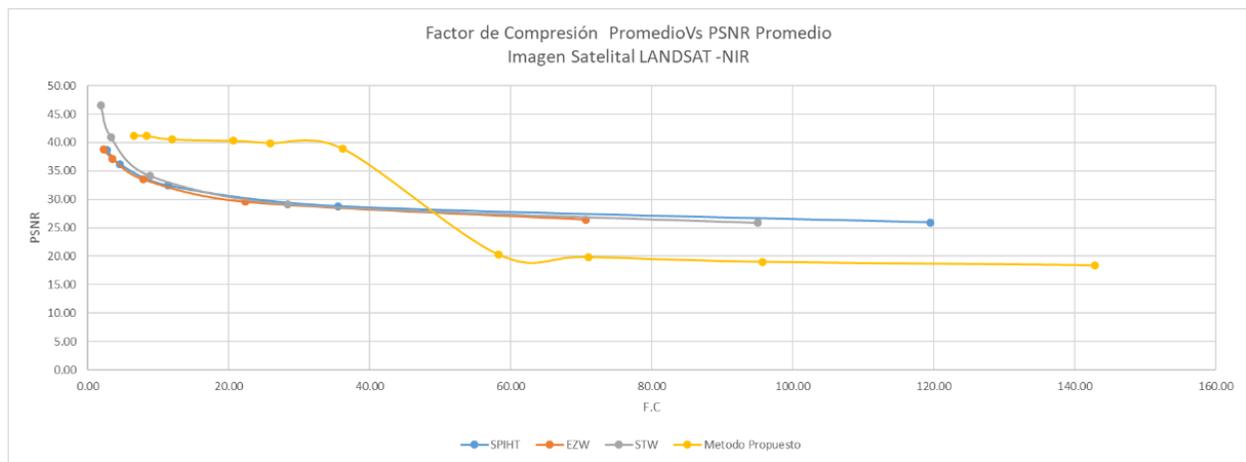


Figura 4.19 Comparación métodos SPIHT, EZW, STW y el método propuesto

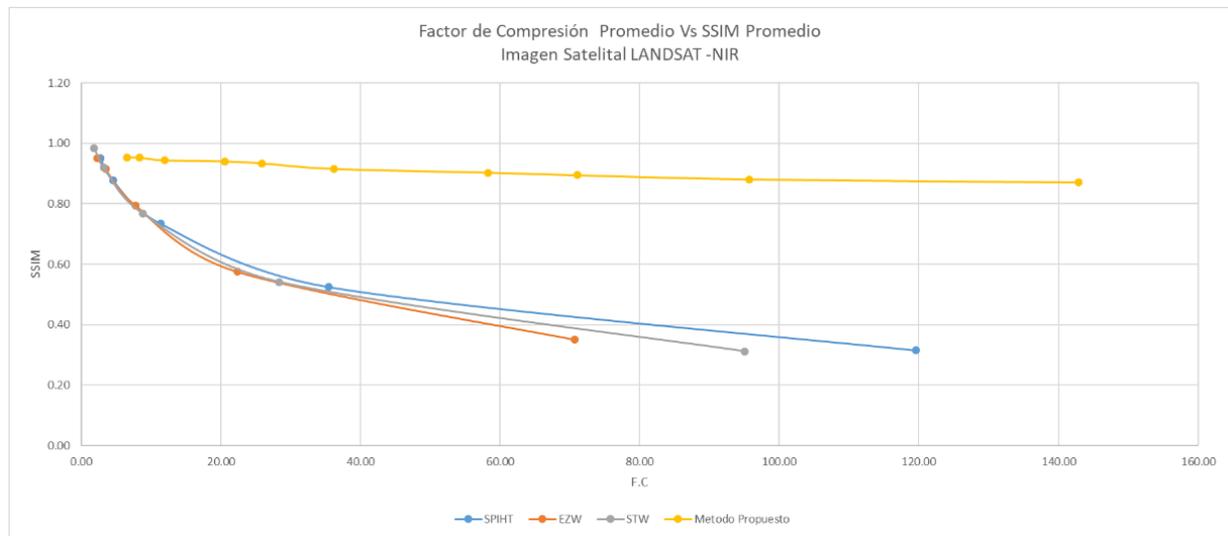


Figura 4.20 Comparación métodos SPIHT, EZW, STW y el método propuesto

De acuerdo a la evaluación realizada de los métodos SPIHT, EZW, STW y el método propuesto sobre la imagen Landsat $NIR(x, y)$, se puede concluir que el método propuesto supera desde un F.C= 10 hasta 36 veces a los métodos SPIHT, EZW y STW con un PSNR de 38 y un SSIM de 0.92.

A continuación, en las Figura 4.21, Figura 4.22, Figura 4.23 y Figura 4.24, se va a presentar a manera de ejemplo los resultados en forma de imágenes y sus valores de F.C, PSNR y SSIM de una imagen en su banda 3 de una satelital Landsat, comprimidas con los métodos SPIHT, EZW, STW y el método propuesto.

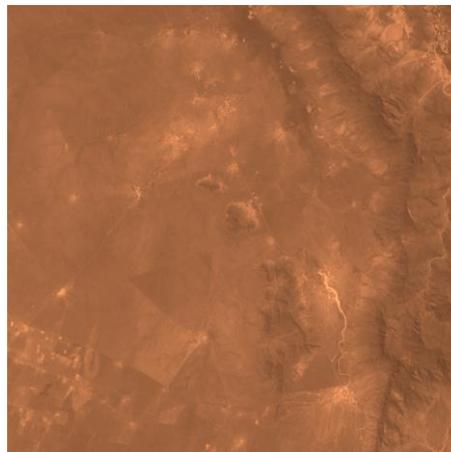
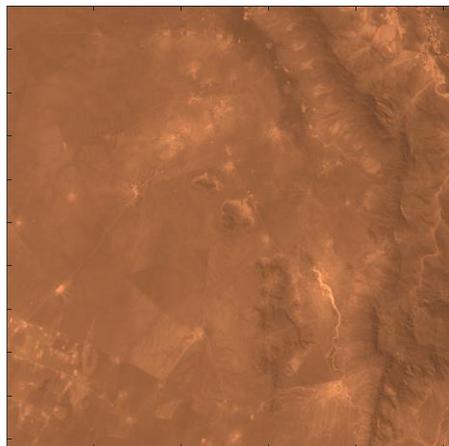
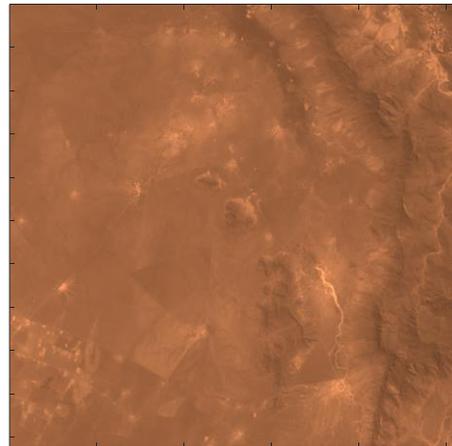


Imagen Original

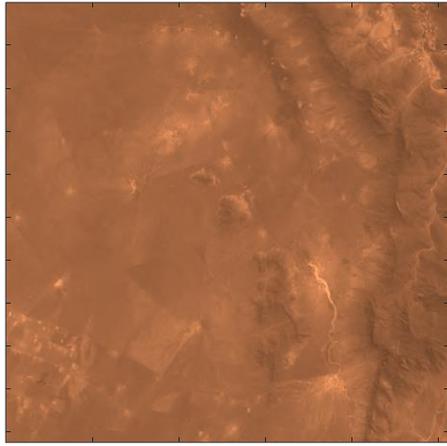


Método SPIHT: TC=3.63, PSNR 40.89, SSIM
0.89

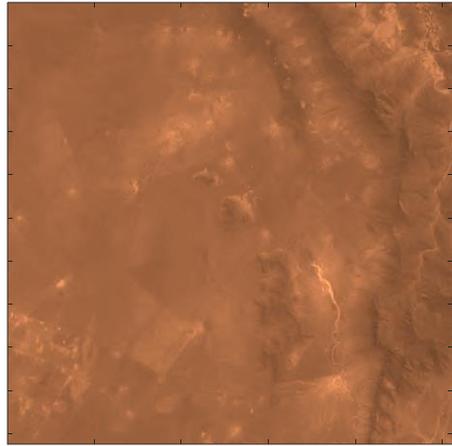


Método SPIHT: TC=7.54, PSNR 36.65, SSIM
0.70

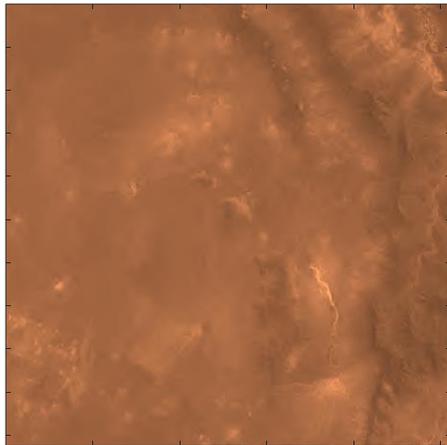
Figura 4.21 Compresión Landsat- Banda 3 usando el método SPIHT



Método SPIHT: TC=22, PSNR 32.99, SSIM 0.43



Método SPIHT: TC=75.73 PSNR 30.26 SSIM
0.23



Método SPIHT: TC=266.14, PSNR 28.15, SSIM
0.11

Figura 4.21 Compresión Landsat- Banda 3 usando el método SPIHT (continuación)

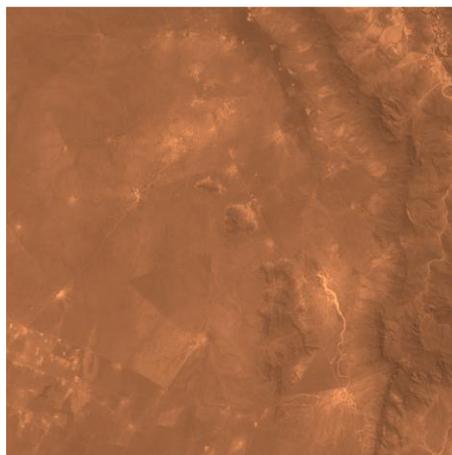
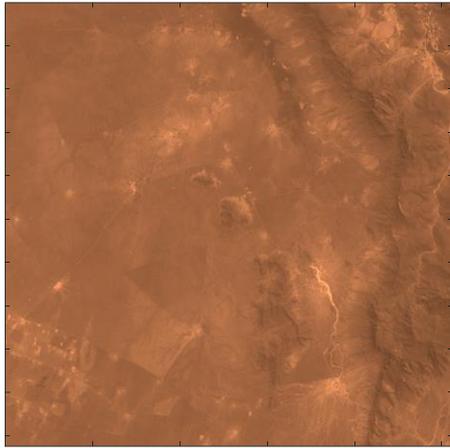
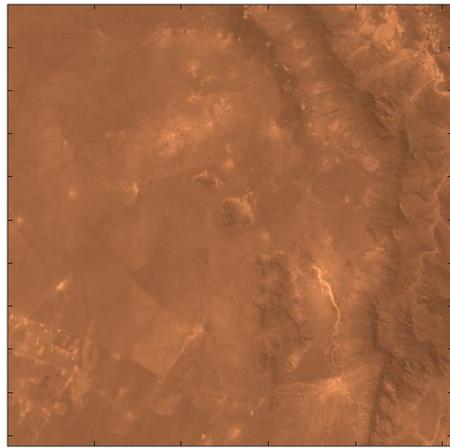


Imagen Original

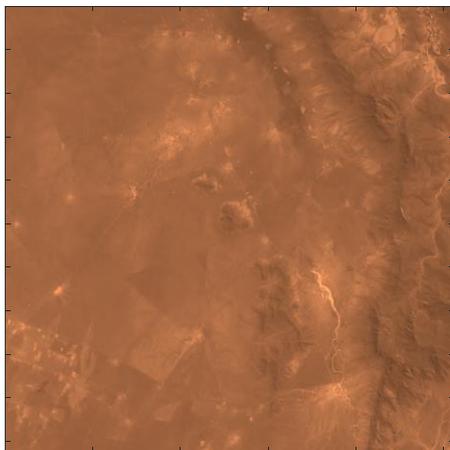
Figura 4.22 Compresión Landsat- Banda 3 usando el método EZW



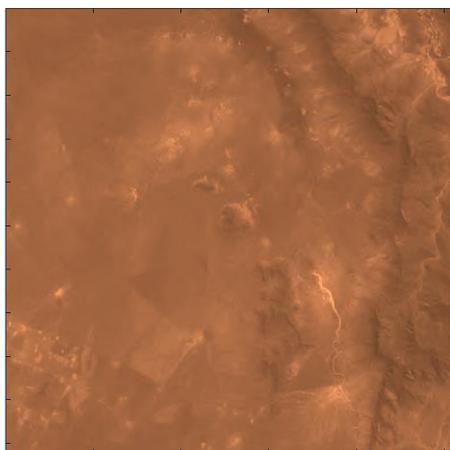
Método EZW: TC=2.45, PSNR 41.58, SSIM 0.91



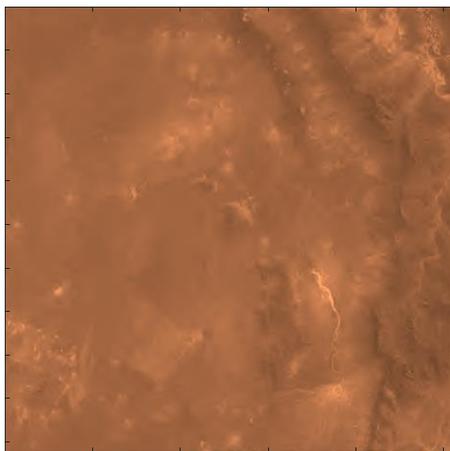
Método EZW: TC=5.39, PSNR 37.29, SSIM 0.73



Método EZW: TC=16.11, PSNR 33.42, SSIM
0.45



Método EZW: TC=55.65 PSNR 30.55 SSIM 0.24



Método EZW: TC=192.82, PSNR 28.39, SSIM
0.12

Figura 4.22 Compresión Landsat- Banda 3 usando el método EZW (continuación)

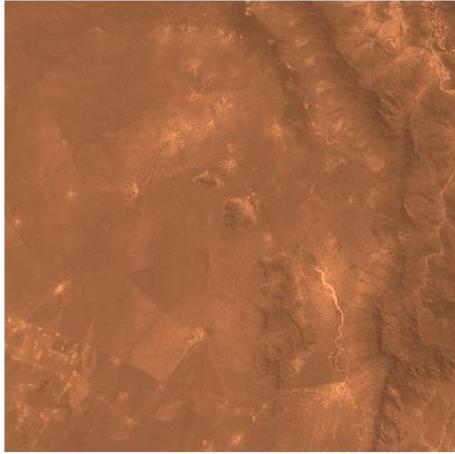
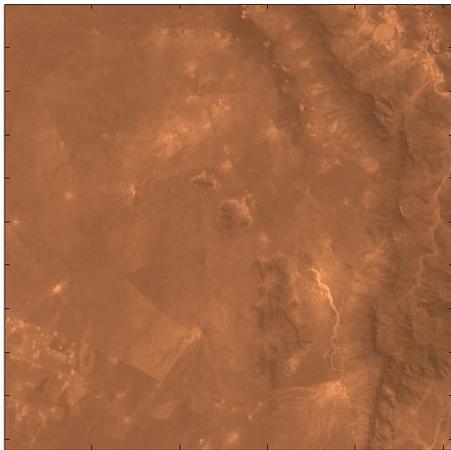
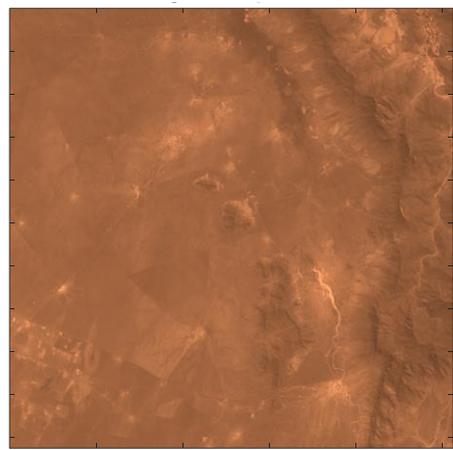


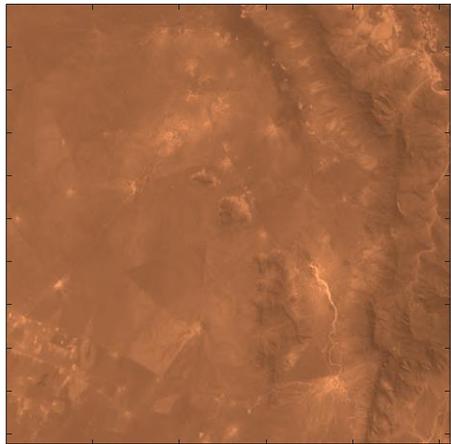
Imagen Original



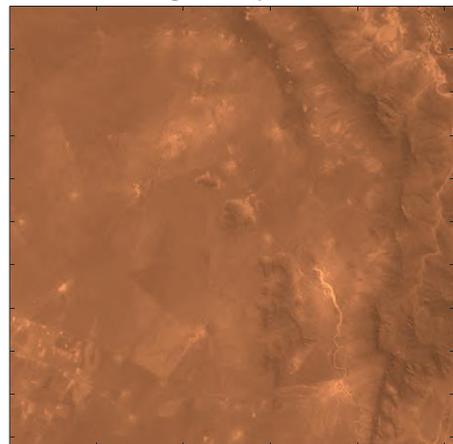
Método STW: TC=1.97, PSNR 46.51, SSIM 0.96



Método STW: TC=4.35, PSNR 38.77, SSIM 0.78

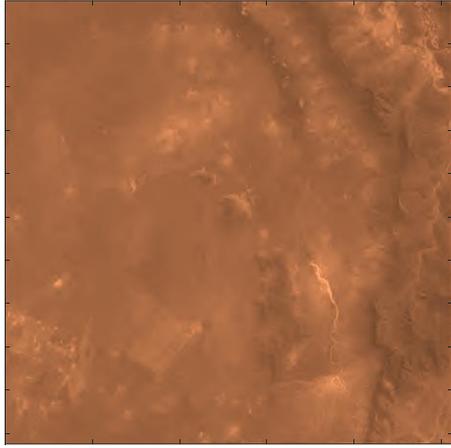


Método STW: TC=13.79, PSNR 33.87, SSIM 0.48



Método STW: TC=51.26 PSNR 30.70 SSIM 0.25

Figura 4.23 Compresión Landsat- Banda 3 usando el método STW



Método STW: TC=186.45, PSNR 28.44, SSIM 0.12

Figura 4.23 Compresión Landsat- Banda 3 usando el método STW (continuación)

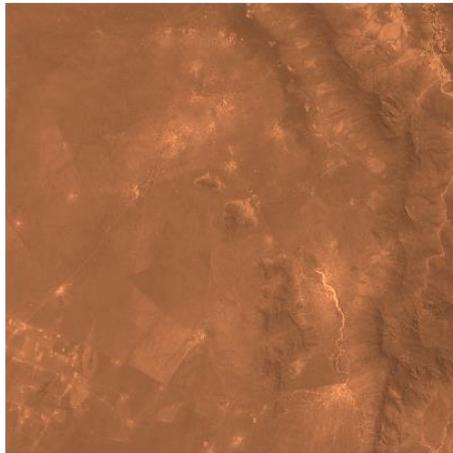
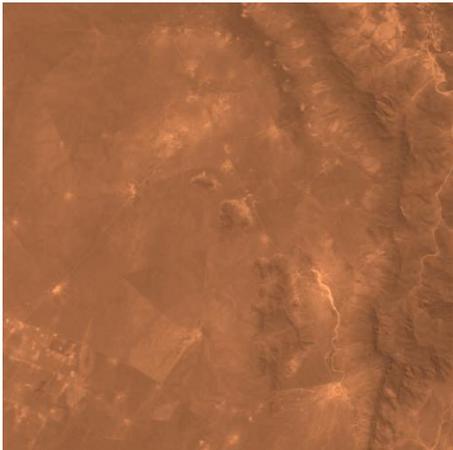
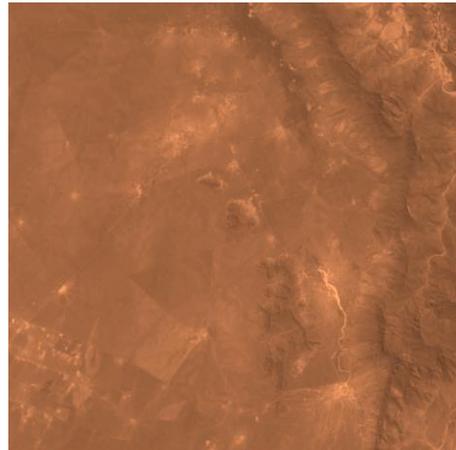


Imagen Original

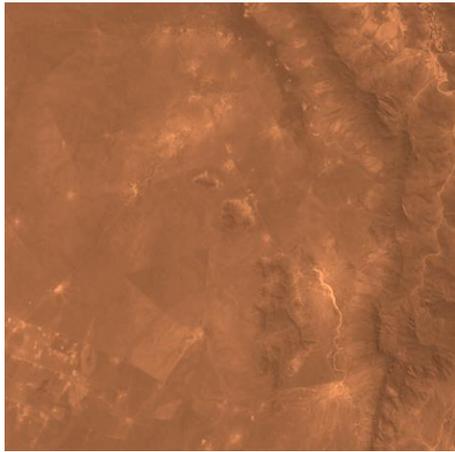


Método Propuesto TC=7.48, PSNR 44.07, SSIM 0.98

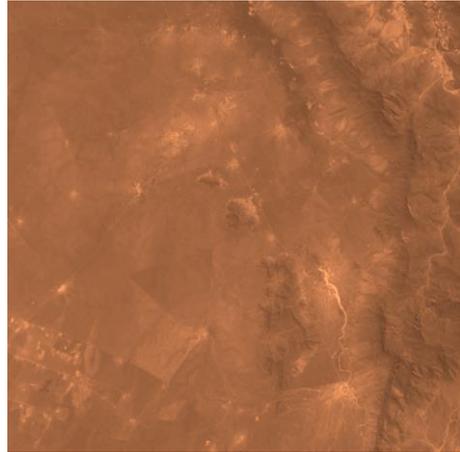


Método Propuesto TC=9.86, PSNR 44.06, SSIM 0.98

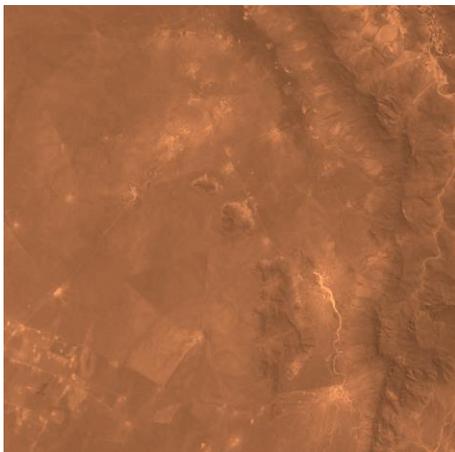
Figura 4.24 Compresión Landsat- Banda 3 usando el M. propuesto



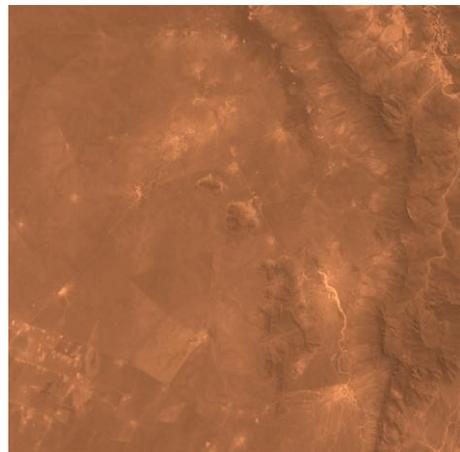
Método Propuesto TC=14.15, PSNR 40.00, SSIM 0.98



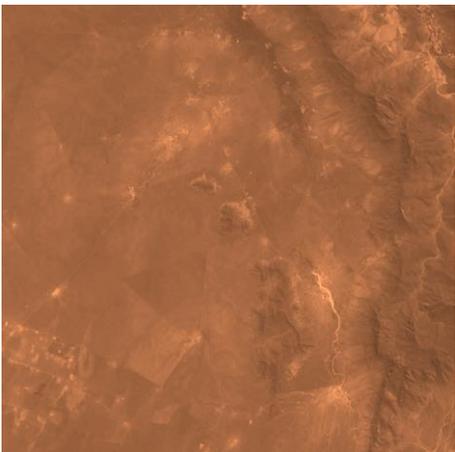
Método Propuesto TC=27.31, PSNR 43.96, SSIM 0.98



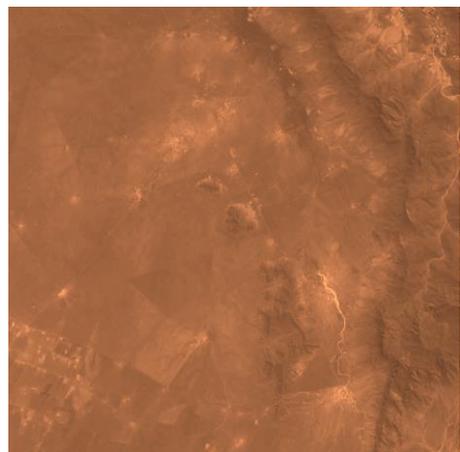
Método Propuesto TC=35.31, PSNR 43.90, SSIM 0.98



Método Propuesto: TC=50.26, PSNR 43.66, SSIM 0.98

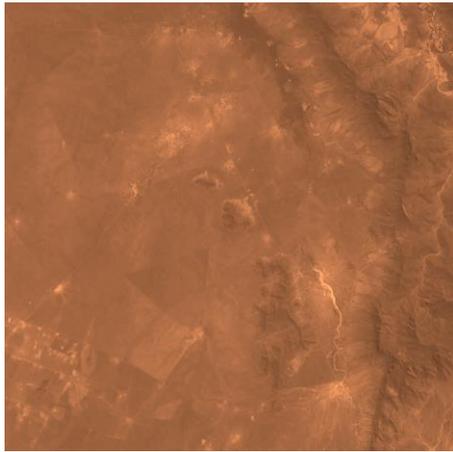


Método Propuesto: TC=87.15, PSNR 25.45, SSIM 0.98

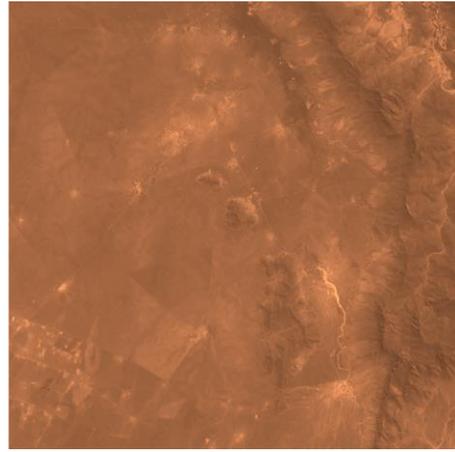


Método Propuesto: TC=107.79 PSNR 25.31 SSIM 0.98

Figura 4.24 Compresión Landsat- Banda 3 usando el M. propuesto (continuación)



Método Propuesto: TC=146.29, PSNR 24.94, SSIM
0.98



Método Propuesto: TC=227.56, PSNR 24.67, SSIM
0.98

Figura 4.24 Compresión Landsat- Banda 3 usando el M. propuesto
(continuación)

4.5 Resultados en términos de velocidad y tiempo de descarga

De acuerdo a la referencia [31], en la comunicación entre la estación terrena y los pequeños satélites las velocidades de transmisión empleadas son 1200 bps o 9600 bps y el tiempo de descarga de la información es de aproximadamente 10 minutos; en base a esta información y considerando que nuestra imagen original sin compresión pesa 1024 KB se obtienen los siguientes resultados promedios:

Empleando Imágenes PeruSat-1

Con respecto a $G(x, y)$ la cual es la banda usada como referencia en el método propuesto, y considerando un PSNR mayor a 30 y SSIM mayor a 0.9; el método propuesto obtiene un F.C de 3.08 con un tiempo de descarga promedio de 37.83 minutos a una velocidad de 1200 bps y 4.73 minutos a una velocidad de 9600 bps. El método STW obtiene un F.C de 1.87 con un tiempo de descarga promedio de 62.30 minutos a 1200 bps y 7.79 minutos a una velocidad de descarga 9600 bps. Con respecto al método EZW obtiene un F.C de 2.45 con tiempo de descarga de 47.55 minutos a una velocidad de 1200 bps y 5.94 minutos a una velocidad de descarga de 9600 bps. En el caso del método SPIHT obtiene un F.C de 3.23 con un tiempo de descarga promedio de 36.07 a una velocidad de descarga de 1200 bps y 4.51 minutos a una velocidad de 9600 bps; esto se puede apreciar en la Tabla 4.33.

Con respecto a $B(x, y)$, $R(x, y)$ y $NIR(x, y)$ los resultados se muestran en las Tablas 4.34, 4.35 y 4.36; considerando un PSNR mayor a 30 y SSIM mayor a 0.9; y considerando valores promedios se puede decir que; en estas tres bandas el método propuesto consigue

un factor de compresión de aproximadamente 8 veces comparándolo con el método SPIHT, que es el método que presenta mejor resultados de los tres métodos comparados. Con respecto a la velocidad de descarga a las velocidades de 1200 bps y 9600 bps, el método propuesto es aproximadamente 8 veces más rápido comparados en minutos con respecto a la descarga de la imagen comprimida, los resultados promedios se detallan en la Tabla 4.37.

Tabla 4.33 Comparación respecto al tiempo de descarga de $G(x, y)$

$G(x, y)$					velocidad: 1200 bps	velocidad: 9600 bps
Método	F.C	PSNR	SSIM	Tamaño (KB)	Tiempo Descarga (min)	Tiempo Descarga (min)
SPIHT	3.23	36.91	0.94	317.03	36.07	4.51
EZW	2.45	36.98	0.95	417.96	47.55	5.94
STW	1.87	46.04	0.99	547.59	62.30	7.79
M. Propuesto	3.08	46.03	0.93	332.47	37.83	4.73

Tabla 4.34 Comparación respecto al tiempo de descarga de $B(x, y)$

$B(x, y)$					velocidad: 1200 bps	velocidad: 9600 bps
Método	F.C	PSNR	SSIM	Tamaño (KB)	Tiempo Descarga (min)	Tiempo Descarga (min)
SPIHT	4.61	34.72	0.91	222.13	25.27	3.16
EZW	3	35.57	0.93	341.33	38.84	4.85
STW	2.71	41.11	0.96	377.86	42.99	5.37
M. Propuesto	45.63	42.05	0.97	22.44	2.55	0.32

Tabla 4.35 Comparación respecto al tiempo de descarga de $R(x, y)$

$R(x, y)$					velocidad: 1200 bps	velocidad: 9600 bps
Método	F.C	PSNR	SSIM	Tamaño (KB)	Tiempo Descarga (min)	Tiempo Descarga (min)
SPIHT	3.67	37.31	0.92	279.02	31.75	3.97
EZW	3.58	36.31	0.9	286.03	32.54	4.07
STW	2.88	40.62	0.94	355.56	40.45	5.06
M. Propuesto	47.21	42.4	0.96	21.69	2.47	0.31

Tabla 4.36 Comparación respecto al tiempo de descarga de $NIR(x, y)$

$NIR(x, y)$					velocidad: 1200 bps	velocidad: 9600 bps
Método	F.C	PSNR	SSIM	Tamaño (KB)	Tiempo Descarga (min)	Tiempo Descarga (min)
SPIHT	5.17	35.1	0.91	198.07	22.54	2.82
EZW	2.56	36.71	0.95	400.00	45.51	5.69
STW	2.88	41.03	0.95	355.56	40.45	5.06
M. Propuesto	27.57	37.6	0.92	37.14	4.23	0.53

Tabla 4.37 Comparación respecto al tiempo de descarga de Promedio

Promedio $B(x, y)$, $R(x, y)$ y $NIR(x, y)$					velocidad: 1200 bps	velocidad: 9600 bps
Método	F.C	PSNR	SSIM	Tamaño (KB)	Tiempo Descarga (min)	Tiempo Descarga (min)
SPIHT	4.48	35.71	0.91	233.07	26.52	3.31
EZW	3.05	36.20	0.93	342.46	38.96	4.87
STW	2.82	40.92	0.95	362.99	41.30	5.16
M. Propuesto	40.14	40.68	0.95	27.09	3.08	0.39

Empleando Imágenes Landsat

Con respecto a $G(x, y)$ cuya banda es usada como referencia en el método propuesto, y considerando un PSNR mayor a 30 y SSIM mayor a 0.9; el método propuesto obtiene un

F.C de 3.49 con un tiempo de descarga promedio de 33.38 minutos a una velocidad de 1200 bps y 4.17 minutos a una velocidad de 9600 bps. El método STW obtiene un F.C de 3.07 con un tiempo de descarga promedio de 37.95 minutos a 1200 bps y 4.74 minutos a una velocidad de descarga 9600 bps. Con respecto a los métodos EZW y SPITH no cumplen con la condición de tener una SSIM mayor a 0.9 ; esto se puede apreciar en la Tabla 4.38.

Con respecto a $B(x, y)$, $R(x, y)$ y $NIR(x, y)$ los resultados se muestran en las Tablas 4.39, 4.40 y 4.41, y considerando un PSNR mayor a 30 y SSIM mayor a 0.9; y considerando valores promedios se puede decir que; en estas tres bandas el método propuesto consigue un factor de compresión de aproximadamente 7 veces comparándolo con el método SPITH, que es el método que presenta mejor resultados de los tres métodos comparados. Con respecto a la velocidad de descarga a las velocidades de 1200 bps y 9600 bps, el método propuesto es aproximadamente 10 veces más rápido comparados en minutos que demore la de descarga de la imagen comprimida, sin embargo, cabe resaltar que los métodos SPIHT y EZW no cumplen con la condición de tener en promedio un SSIM mayor a 0.9, los resultados promedios se detallan en la Tabla 4.42.

Tabla 4.38 Comparación respecto al tiempo de descarga de $G(x, y)$

Método	F.C	PSNR	SSIM	Tamaño (KB)	velocidad: 1200 bps		velocidad: 9600 bps	
					Tiempo Descarga (min)	Tiempo Descarga (min)	Tiempo Descarga (min)	Tiempo Descarga (min)
SPIHT	6.5	37.51	0.73	157.54	17.92	2.24		
EZW	5.45	37.39	0.73	187.89	21.38	2.67		
STW	3.07	43.11	0.91	333.55	37.95	4.74		
M. Propuesto	3.49	56.8	0.93	293.41	33.38	4.17		

Tabla 4.39 Comparación respecto al tiempo de descarga de $B(x, y)$

Método	F.C	PSNR	SSIM	Tamaño (KB)	velocidad: 1200 bps		velocidad: 9600 bps	
					Tiempo Descarga (min)	Tiempo Descarga (min)	Tiempo Descarga (min)	Tiempo Descarga (min)
SPIHT	10.2	38.83	0.61	100.39	11.42	1.43		
EZW	8.46	38.95	0.62	121.04	13.77	1.72		
STW	4.27	43.77	0.82	239.81	27.29	3.41		
M. Propuesto	56.07	46.44	0.99	18.26	2.08	0.26		

Tabla 4.40 Comparación respecto al tiempo de descarga de $R(x, y)$

Método	F.C	PSNR	SSIM	Tamaño (KB)	velocidad: 1200 bps		velocidad: 9600 bps	
					Tiempo Descarga (min)	Tiempo Descarga (min)	Tiempo Descarga (min)	Tiempo Descarga (min)
SPIHT	5.77	36.32	0.74	177.47	20.19	2.52		
EZW	4.5	36.51	0.75	227.56	25.89	3.24		
STW	2.76	42.95	0.91	371.01	42.21	5.28		
M. Propuesto	56.13	47.18	0.99	18.24	2.08	0.26		

Tabla 4.41 Comparación respecto al tiempo de descarga de $NIR(x, y)$

$NIR(x, y)$	Método	F.C	PSNR	SSIM	Tamaño (KB)	velocidad: 1200 bps	velocidad: 9600 bps
						Tiempo Descarga (min)	Tiempo Descarga (min)
	SPIHT	2.74	38.66	0.95	373.72	42.52	5.32
	EZW	3.49	37.15	0.91	293.41	33.38	4.17
	STW	3.27	40.95	0.92	313.15	35.63	4.45
	M. Propuesto	36.19	38.91	0.92	28.30	3.22	0.40

Tabla 4.42 Comparación respecto al tiempo de descarga de Promedio

Promedio B (x,y), R (x,y) y NIR (x,y)	Método	F.C	PSNR	SSIM	Tamaño (KB)	velocidad: 1200 bps	velocidad: 9600 bps
						Tiempo Descarga (min)	Tiempo Descarga (min)
	SPIHT	6.24	37.94	0.77	217.19	24.71	3.09
	EZW	5.48	37.54	0.76	214.00	24.35	3.04
	STW	3.43	42.56	0.88	307.99	35.04	4.38
	M. Propuesto	49.46	44.18	0.97	21.60	2.46	0.31

4.6 Impacto Computacional de los Métodos Estudiados

El presente estudio ha sido realizado empleando una computadora con procesador Intel Core I7-5820K CPU 3.30 GHz con una memoria RAM 24 GB, sistema operativo Windows de 64 bits; el software empleado fue el Matlab. Los cuatro métodos fueron evaluados bajo las mismas condiciones.

Resultados Comparativos empleando las imágenes PerúSat-1

En las Figuras 4.25, 4.26, 4.27 y 4.28 se muestran los resultados comparativos de la evaluación del método propuesto y los métodos SPIHT, EZW y STW en función del tiempo de procesamiento medidos en segundos y el factor de compresión (F.C). Se puede observar que el método propuesto tiene un menor tiempo de procesamiento que los métodos STW y EZW, pero un rendimiento similar con el método SPIHT, los cuales están en el rango de 2 a 10 segundos para un F.C hasta 100 veces.

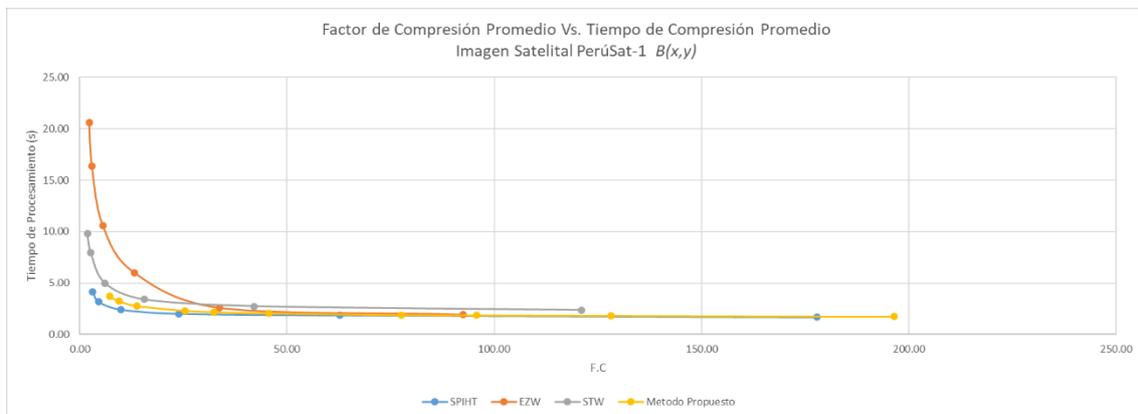


Figura 4.25 Comparación sobre la imagen PerúSat-1 $B(x, y)$

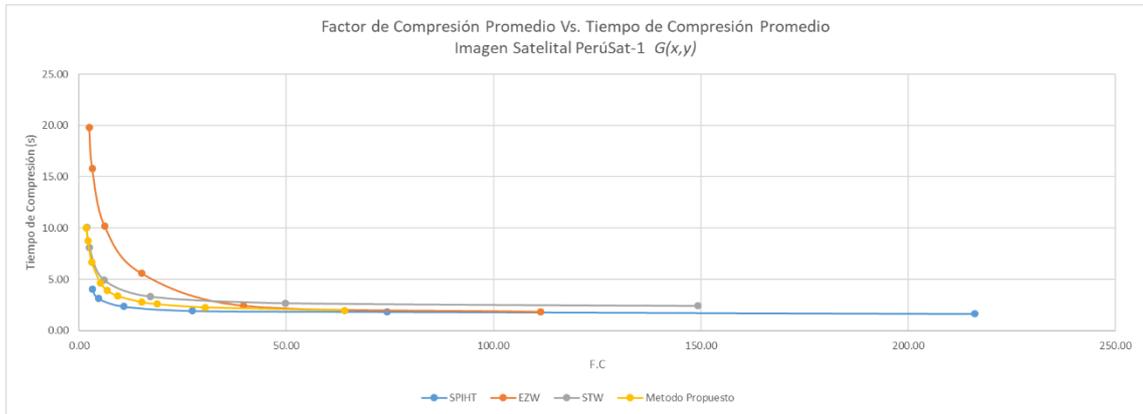


Figura 4.26 Comparación sobre la imagen PerúSat-1 $G(x, y)$

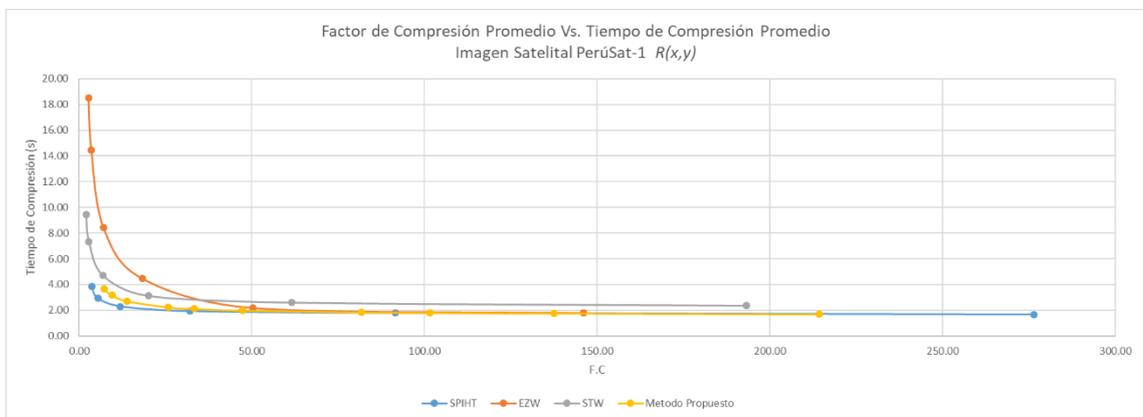


Figura 4.27 Comparación sobre la imagen PerúSat-1 $R(x, y)$

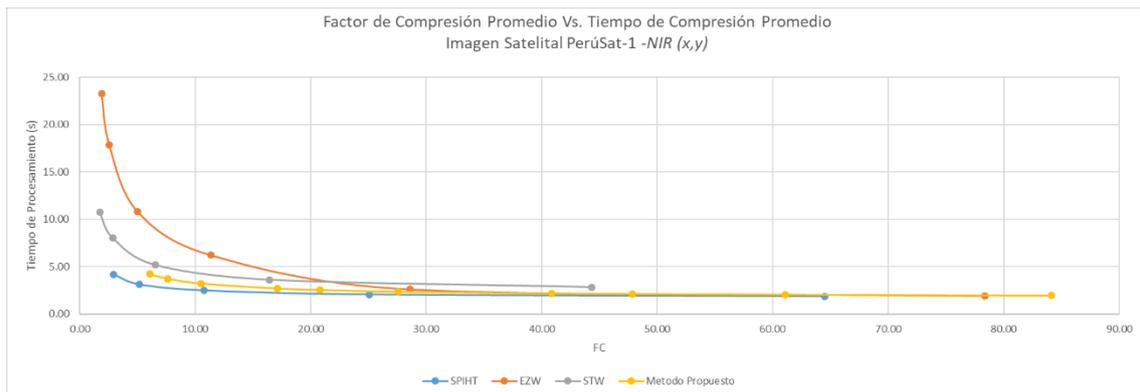


Figura 4.28 Comparación sobre la imagen PerúSat-1 $NIR(x, y)$

Resultados Comparativos empleando las imágenes Landsat

En las Figuras 4.29, 4.30, 4.31 y 4.32 se muestran los resultados comparativos de la evaluación del método propuesto y los métodos SPIHT, EZW y STW en función del tiempo de procesamiento medidos en segundos y el factor de compresión (F.C). Se puede

observar que el método propuesto tiene un menor tiempo de procesamiento que los métodos STW y EZW, pero un rendimiento similar con el método SPIHT, los cuales están en el rango de 2 a 6 segundos para un F.C hasta 100 veces.

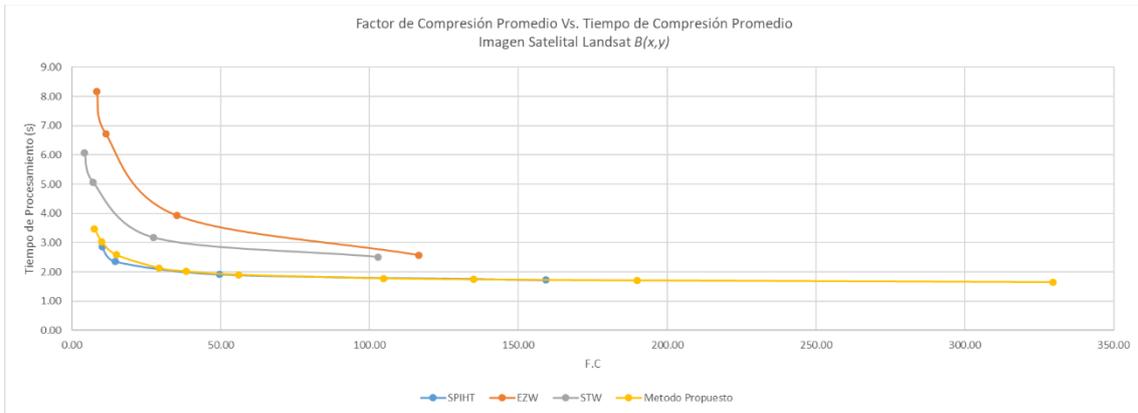


Figura 4.29 Comparación sobre la imagen Landsat $B(x,y)$

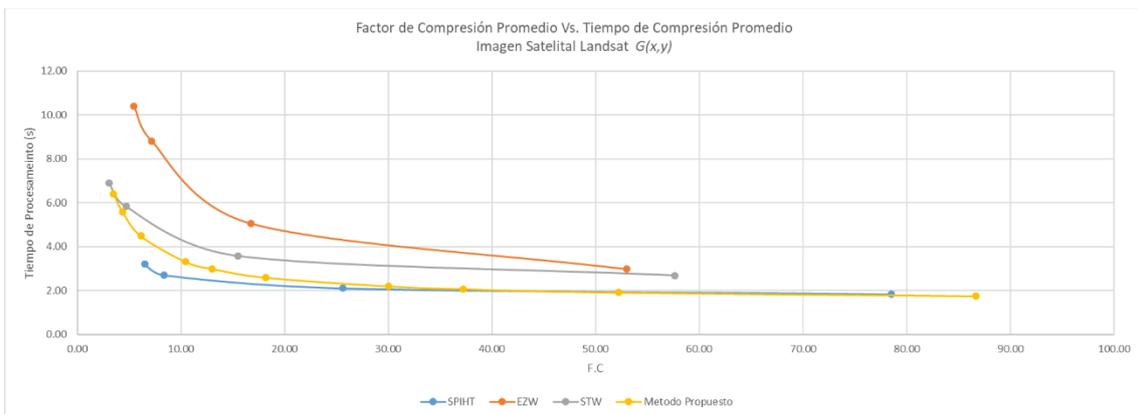


Figura 4.30 Comparación sobre la imagen Landsat $G(x,y)$

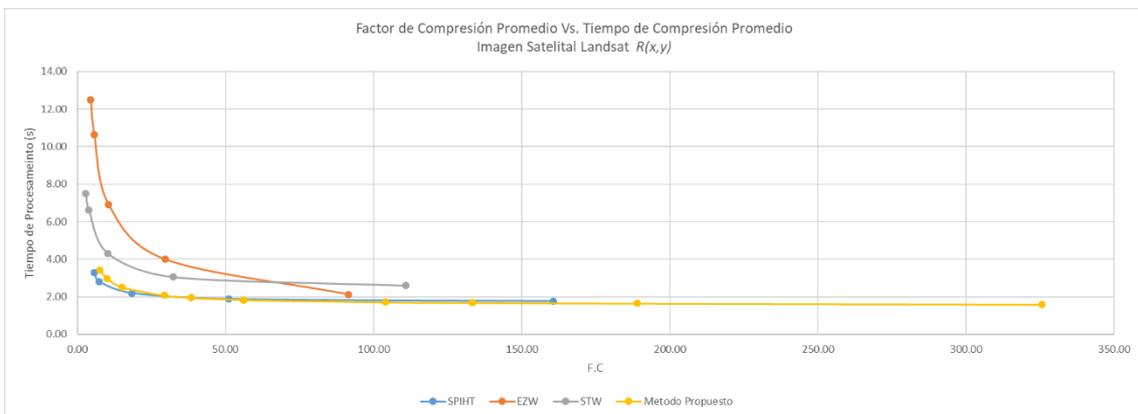


Figura 4.31 Comparación sobre la imagen Landsat $R(x,y)$

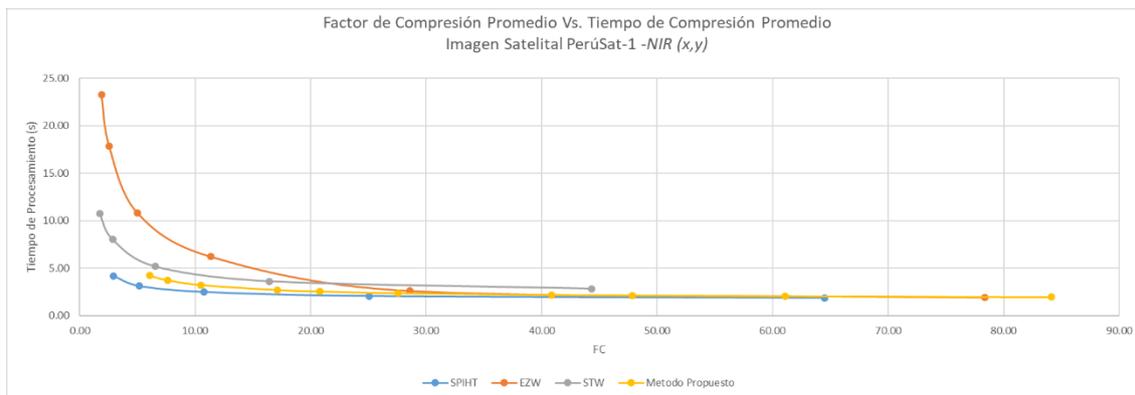


Figura 4.32 Comparación sobre la imagen Landsat $NIR(x, y)$

4.7 Contrastación de las hipótesis

A continuación, se presenta las contrastaciones realizadas a las hipótesis, se indicarán los resultados que validen las hipótesis y que demuestran si son verdaderas o falsas.

4.8 Contrastación de la primera hipótesis secundaria

En el Capítulo 3 Sección 3.4 se presenta el árbol de descomposición de 3 niveles y en la sección 3.8 se muestra el árbol de reconstrucción, se generaron 10 sub-bandas. Con la finalidad que las operaciones de convolución no produzcan tamaños mayores de los esperados se emplea el método de convolución por extensión periódica. En la Sección 3.4 se realizó la evaluación de las Wavelets DB1, DB2, DB3, DB10, Coiflet 1, Coiflet 2, Coiflet 3, Coiflet 4, Bior1.1, Bior1.5, Bior2.2, Bior2.6, Bior3.1, Bior3.5, Bior3.7, Bior3.9, Bior4.4, Bior5.5; obteniendo el mejor resultado la Wavelet Bior5.5.

En la Sección 4.1 se realiza un análisis de los resultados de una decodificación progresiva de las sub-bandas reconstruidas y se obtienen los resultados que se comentan a continuación:

Con respecto a la imagen $G(x, y)$ se transmite con la mayor calidad dado que es la imagen empleada como imagen de referencia y sus diez sub-bandas son reconstruidas, su factor de compresión promedio en las imágenes satelitales PeruSat-1 es aproximadamente de 1.8 logrando un PSNR =57 y un SSIM=0.99 y en las imágenes satelitales Landsat es de 3.4 veces con un PSNR =56 y un SSIM=0.93, de acuerdo a los resultados de la Tabla 4.8 y Tabla 4.24 respectivamente.

Con respecto a la imagen $B(x, y)$ en la Tabla 4.4 se observa que en las imágenes satelitales PeruSat-1 se obtiene un factor de compresión promedio de 45 con un PSNR de 42 y un SSIM de 0.97 y en la Tabla 4.20 se observa que las imágenes satelitales Landsat obtiene un factor de compresión promedio de 56 con un PSNR de 46 y un SSIM de 0.99.

Con respecto a la imagen $R(x, y)$ en la Tabla 4.12 se observa que en las imágenes satelitales PeruSat-1 se obtiene un factor de compresión promedio de 47 con un PSNR de 42 y un SSIM de 0.96 y en la Tabla 4.28 se observa que las imágenes satelitales Landsat obtiene un factor de compresión promedio de 56 con un PSNR de 47 y un SSIM de 0.99.

Con respecto a la imagen $NIR(x, y)$ en la Tabla 4.16 se observa que en las imágenes satelitales PeruSat-1 se obtiene un factor de compresión promedio de 27 con un PSNR de 37 y un SSIM de 0.92 y en Tabla 4.32 se observa que las imágenes satelitales Landsat se obtiene un factor de compresión promedio de 36 con un PSNR de 38 y un SSIM de 0.92.

Por lo expuesto se concluye que es posible realizar un método de compresión progresivo aplicando la descomposición / reconstrucción sub-banda sobre las imágenes satelitales multiespectrales manteniendo una buena relación entre calidad y compresión.

4.9 Contrastación de segunda hipótesis secundaria

En el Capítulo 3 Sección 3.3 se explica el algoritmo de diferencia referenciado, en la Tabla 3.1 se presenta la entropía promedio de 30 imágenes satelitales con el objetivo de conocer de manera inicial cual es el valor de entropía de las imágenes satelitales. Mediante las ecuaciones (3.1), (3.2), (3.3) y (3.4) se presentan los cuatro casos que pueden ser posibles tomando como imagen de referencia una de las imágenes multiespectrales. Se realizaron el cálculo de las entropías de cada ecuación y los resultados se muestran en la Tabla 3.6, se tienen como resultado que tomando como imagen de referencia $G(x, y)$ se obtiene los más bajos valores de entropía promedio de las cuatro imágenes satelitales. Por lo cual se concluye que si existe una banda de referencia de una imagen de cuatro bandas que permiten minimizar la entropía y mejorar la compresión al aplicar un algoritmo de diferencia referenciado.

4.10 Contrastación de la hipótesis principal

Para la contratación de la hipótesis principal se consideran las contrastaciones de las hipótesis secundarias Sección 4.8 y 4.9.

Como también el desarrollo del método explicado en la Sección 3 y los resultados de las evaluaciones de los métodos SPIHT, EZW y STW y el método propuesto en función de las variables compresión y calidad y de los indicadores PSNR, SSIM y F.C de la Sección 4.2. de los cuales las podemos concluir lo siguiente:

De acuerdo a la evaluación realizada de los métodos SPIHT, EZW, STW y el método propuesto sobre la componente $G(x, y)$ de la imagen PeruSat-1, dado que esta es la imagen que se emplea como referencia y se decodificaran todas las sub-bandas con el

propósito de alcanzar la mayor calidad, se puede concluir que el método propuesto permite una decodificación progresiva y tiene un rendimiento similar a los otros métodos evaluados; alcanzando un F.C= 1.82 con un PSNR=57.92 y SSIM=0.99. En comparación de los métodos SPIHT, EZW y STW el rendimiento es similar para una PSNR mayor o igual a 30 y un SSIM mayor o igual a 0.9. Con el método SPIHT se obtiene un F.C=3.23 con un PSNR=36.91 y SSIM=0.94. Con el método EZW se obtiene un F.C=2.45 con un PSNR=36.98 y SSIM=0.95. Con el método STW se obtiene un F.C=1.87 con un PSNR=46.04 y SSIM=0.99.

De acuerdo a la evaluación realizada de los métodos SPIHT, EZW, STW y el método propuesto sobre la componente $G(x, y)$ de la imagen Landsat, dado que esta es la imagen que se emplea como referencia y se decodificaran todas las sub-bandas con el propósito de alcanzar la mayor calidad, se puede concluir que el método propuesto permite una decodificación progresiva y tiene un mejor rendimiento respecto a los otros métodos evaluados; alcanzando un F.C= 3.49 con un PSNR=56.80 y SSIM=0.93. En comparación de los métodos SPIHT, EZW y STW el método propuesto tienen un mejor desempeño para una PSNR mayor o igual a 30 y un SSIM mayor o igual a 0.9. Con el método SPIHT se obtiene un F.C=6.5 con un PSNR=37.51 y SSIM=0.73. Con el método EZW se obtiene un F.C=5.45 con un PSNR=37.39 y SSIM=0.73. Con el método STW se obtiene un F.C=3.07 con un PSNR=43.11 y SSIM=0.91.

Con respecto a los componentes $B(x, y)$, $R(x, y)$ y $NIR(x, y)$ de la imagen PeruSat-1 y Landsat se puede concluir que para valores de PSNR mayores o igual a 30 y SSIM mayores o igual a 0.9, el método propuesto presenta un mejor desempeño respecto a los métodos SPIHT, EZW y STW. Esta conclusión se basa en los resultados obtenidos para las imágenes satelitales PeruSat-1: correspondiente al componente $B(x, y)$ en el subtítulo 4.3.1 y en las Figuras 4.1 y 4.2; para $R(x, y)$ en el subtítulo 4.3.3 y en las Figuras 4.5 y 4.6; para $NIR(x, y)$ en el subtítulo 4.3.4 y Figuras 4.7 y 4.8. Para el caso de las imágenes satelitales Landsat: correspondiente al componente $B(x, y)$ en el subtítulo 4.4.1 y en las Figuras 4.13 y 4.14; para $R(x, y)$ en el subtítulo 4.4.3 y en las Figuras 4.17 y 4.18; para $NIR(x, y)$ en el subtítulo 4.4.4 y Figuras 4.19 y 4.20

Cabe resaltar que en el componente $B(x, y)$ de la imagen PeruSat-1, el método propuesto presenta un mejor desempeño para factores de compresión (F.C) menores a 45.63; tomando en consideración para la evaluación de la calidad de la imagen la medida del índice de similitud estructural (SSIM) y a la relación señal a ruido (PSNR), obteniendo para este factor de compresión un valor de PSNR de 42.05 y un SSIM de 0.97. El método propuesto presenta un mejor desempeño sobre la componente $B(x, y)$ de la imagen PeruSat-1 respecto a los métodos SPIHT, EZW y STW en el rango de factor de compresión

de 7 a 45 veces para PSNR mayores a 30 y SSIM mayores a 0.9; después de ese rango los cuatro métodos presentan un desempeño similar con métricas de medición de calidad menores a las establecidas.

El componente $B(x, y)$ de la imagen Landsat, el método propuesto presenta un mejor desempeño para factores de compresión (F.C) menores a 56.07; tomando en consideración para la evaluación de la calidad de la imagen la medida del índice de similitud estructural (SSIM) y a la relación señal a ruido (PSNR), obteniendo para este factor de compresión un valor de PSNR de 46.44 y un SSIM de 0.99. El método propuesto presenta un mejor desempeño sobre la componente $B(x, y)$ de la imagen Landsat respecto a los métodos SPIHT, EZW y STW en el rango de factor de compresión de 7.63 a 56 veces para PSNR mayores a 30 y SSIM mayores a 0.9; después de ese rango los otros métodos presentan un desempeño mejor con métricas de medición de calidad menores a las establecidas.

Cabe resaltar que en el componente $R(x, y)$ de la imagen PeruSat-1, el método propuesto presenta un mejor desempeño para factores de compresión (F.C) menores a 47.21; tomando en consideración para la evaluación de la calidad de la imagen la medida del índice de similitud estructural (SSIM) y a la relación señal a ruido (PSNR), obteniendo para este factor de compresión un valor de PSNR de 42.05 y un SSIM de 0.96. El método propuesto presente un mejor desempeño sobre la componente $R(x, y)$ de la imagen PeruSat-1 respecto a los métodos SPIHT, EZW y STW en el rango de factor de compresión de 7 a 45 veces para PSNR mayores a 30 y SSIM mayores a 0.9; después de ese rango los cuatro métodos presentan un desempeño similar con métricas de medición de calidad menores a las establecidas.

El componente $R(x, y)$ de la imagen Landsat, el método propuesto presenta un mejor desempeño para factores de compresión (F.C) menores a 56.13; tomando en consideración para la evaluación de la calidad de la imagen la medida del índice de similitud estructural (SSIM) y a la relación señal a ruido (PSNR), obteniendo para este factor de compresión un valor de PSNR de 47.18 y un SSIM de 0.99. El método propuesto presente un mejor desempeño sobre la componente $R(x, y)$ de la imagen Landsat respecto a los métodos SPIHT, EZW y STW en el rango de factor de compresión de 7.64 a 56.13 veces para PSNR mayores a 30 y SSIM mayores a 0.9; después de ese rango los cuatro métodos presentan un desempeño similar con métricas de medición de calidad menores a las establecidas.

Cabe resaltar que en el componente $NIR(x, y)$ de la imagen ParuSat-1, el método propuesto presenta un mejor desempeño para factores de compresión (F.C) menores a 27.57; tomando en consideración para la evaluación de la calidad de la imagen la medida

del índice de similitud estructural (SSIM) y a la relación señal a ruido (PSNR), obteniendo para este factor de compresión un valor de PSNR de 37.60 y un SSIM de 0.92. El método propuesto presente un mejor desempeño sobre la componente $NIR(x,y)$ de la imagen PeruSat-1 respecto a los métodos SPIHT, EZW y STW en el rango de factor de compresión de 6.05 a 27.57 veces para PSNR mayores a 30 y SSIM mayores a 0.9; después de ese rango los otros métodos presentan un desempeño mayor con métricas de medición de calidad menores a los establecidos.

El componente $NIR(x,y)$ de la imagen Landsat, el método propuesto presenta un mejor desempeño para factores de compresión (F.C) menores a 56.13; tomando en consideración para la evaluación de la calidad de la imagen la medida del índice de similitud estructural (SSIM) y a la relación señal a ruido (PSNR), obteniendo para este factor de compresión un valor de PSNR de 47.18 y un SSIM de 0.99. El método propuesto presente un mejor desempeño sobre la componente $NIR(x,y)$ de la imagen Landsat respecto a los métodos SPIHT, EZW y STW en el rango de factor de compresión de 7.64 a 56.13 veces para PSNR mayores a 30 y SSIM mayores a 0.9; después de ese rango los cuatro métodos presentan un desempeño similar con métricas de medición de calidad menores a las establecidas.

CONCLUSIONES

1. Con respecto a los componentes $B(x, y)$, $R(x, y)$ y $NIR(x, y)$ de la imagen PeruSat-1 y Landsat se puede concluir que para valores de PSNR mayores o igual a 30 y SSIM mayores o igual a 0.9, el método propuesto presenta un mejor desempeño respecto a los métodos SPIHT, EZW y STW. Esta conclusión se basa en los resultados obtenidos para las imágenes satelitales PeruSat-1: correspondiente al componente $B(x, y)$ en el subtítulo 4.3.1 y en las Figuras 4.1 y 4.2; para $R(x, y)$ en el subtítulo 4.3.3 y en las Figuras 4.5 y 4.6; para $NIR(x, y)$ en el subtítulo 4.3.4 y Figuras 4.7 y 4.8. Para el caso de las imágenes satelitales Landsat: correspondiente al componente $B(x, y)$ en el subtítulo 4.4.1 y en las Figuras 4.13 y 4.14; para $R(x, y)$ en el subtítulo 4.4.3 y en las Figuras 4.17 y 4.18; para $NIR(x, y)$ en el subtítulo 4.4.4 y Figuras 4.19 y 4.20
2. Con respecto a la componente $G(x, y)$ de la imagen PeruSat-1 se puede concluir que para valores de PSNR mayores o igual a 30 y SSIM mayores o igual a 0.9, el método propuesto presenta un desempeño similar a los métodos SPIHT, EZW y STW; como se puede observar en el subtítulo 4.3.2 y Figuras 4.3 y 4.4.
3. Con respecto a la componente $G(x, y)$ de la imagen Landsat se puede concluir que para valores de PSNR mayores o igual a 30 y SSIM mayores o igual a 0.9, el método propuesto presente un mejor desempeño respecto a los métodos SPIHT, EZW y STW; como se puede observar en el subtítulo 4.4.2 y Figuras 4.15 y 4.16.
4. Se puede concluir que aplicando la Transformada Wavelet Discreta y un árbol de descomposición de 3 niveles empleando la Wavelet Biortogonal 5.5 es posible realizar un método de compresión progresivo sobre las imágenes satelitales multispectrales manteniendo una buena relación entre calidad y compresión; esto tomando en consideración el árbol de descomposición de 3 niveles, la evaluación de la familia de wavelets mostrados en capítulo 3, los resultados de las imágenes Perusat-1 de la sección 4.3 y las Figuras 4.9, 4.10, 4.11 y 4.12 y de los resultados de la imagen Landsat de la sección 4.4 y las Figuras 4.21, 4.22, 4.23 y 4.24.
5. En la etapa de pre-procesamiento, se puede concluir que la imagen de referencia $G(x, y)$ de la imagen PeruSat-1 y Landsat permite minimizar la entropía y mejorar la relación entre compresión y calidad al aplicar un algoritmo diferenciador referenciado. Esto se sustenta en el subtítulo 3.3.

6. En referencia a las imágenes PeruSat-1, respecto a $G(x,y)$ banda usada como referencia en el método propuesto, y considerando un PSNR mayor a 30 y SSIM mayor a 0.9; el método propuesto obtiene un F.C de 3.08 con un tiempo de descarga (T.D) promedio de 37.83 minutos a una velocidad de 1200 bps y 4.73 minutos a una velocidad de 9600 bps. El método STW obtiene un F.C de 1.87 con un T.D promedio de 62.30 minutos a 1200 bps y 7.79 minutos a una velocidad de 9600 bps. Con respecto al método EZW obtiene un F.C de 2.45 con T.D de 47.55 minutos a una velocidad de 1200 bps y 5.94 minutos a una velocidad de 9600 bps. En el caso del método SPIHT obtiene un F.C de 3.23 con un T.D promedio de 36.07 a una velocidad de 1200 bps y 4.51 minutos a una velocidad de 9600 bps; esto se puede apreciar en la Tabla 4.33.

Con respecto a $B(x,y)$, $R(x,y)$ y $NIR(x,y)$ los resultados se muestran en las Tablas 4.34, 4.35 y 4.36; considerando valores promedios se puede decir que; en estas tres bandas el método propuesto consigue un factor de compresión de aproximadamente 8 veces comparándolo con el método SPITH, que es el método que presenta mejor resultados de los tres métodos comparados. Con respecto a las velocidades de 1200 bps y 9600 bps, el método propuesto es aproximadamente 8 veces más rápido comparados en minutos con respecto a la descarga de la imagen comprimida, los resultados promedios se detallan en la Tabla 4.37.

7. En referencia a las imágenes Landsat, con respecto a $G(x,y)$, banda usada como referencia en el método propuesto, y considerando un PSNR mayor a 30 y SSIM mayor a 0.9; el método propuesto obtiene un F.C de 3.49 con un T.D promedio de 33.38 minutos a una velocidad de 1200 bps y 4.17 minutos a una velocidad de 9600 bps. El método STW obtiene un F.C de 3.07 con un T.D promedio de 37.95 minutos a 1200 bps y 4.74 minutos a una velocidad de 9600 bps. Con respecto a los métodos EZW y SPITH no cumplen con la condición de tener una SSIM mayor a 0.9 (Tabla 4.38).

Con respecto a $B(x,y)$, $R(x,y)$ y $NIR(x,y)$ los resultados se muestran en las Tablas 4.39, 4.40 y 4.41; en estas tres bandas el método propuesto consigue un factor de compresión de aproximadamente 7 veces comparándolo con el método SPITH, que es el método que presenta mejor resultados de los tres métodos comparados. Con respecto a las velocidades de 1200 bps y 9600 bps, el método propuesto es aproximadamente 10 veces más rápido comparados en minutos que demore la de descarga de la imagen comprimida, sin embargo, cabe resaltar que los métodos SPIHT y EZW no cumplen con la condición de tener en promedio un SSIM mayor a 0.9, los resultados promedios se detallan en la Tabla 4.42.

RECOMENDACIONES

1. Se puede emplear técnicas de inteligencia artificial para mejorar el desempeño del algoritmo predictivo.
2. Se podría evaluar el uso del algoritmo en un computador de placa reducida para uso de manera portátil.
3. Se puede adicionar para la evaluación de las métricas de calidad una métrica basada en prueba subjetivas de calidad de imágenes.
4. Las métricas empleadas en el presente trabajo PSNR y SSIM para evaluar la calidad de las imágenes deben ser usadas de manera complementaria, dado que evalúan características diferentes de una imagen. Adicionalmente estas técnicas requieren de la imagen original para evaluar la calidad.
5. En el Anexo 1 se muestra la evidencia del artículo técnico “A Multispectral Image Compression Algorithm for Small Satellites Based on Wavelet Subband Coding” publicado en base a este proyecto de tesis, el cual ya está indizado en SCOPUS y ha sido publicado bajo la editora SPRINGER a través del congreso Brazilian Technology Symposium BTSym'19, realizado los días 22, 23 y 24 de octubre del 2019.

GLOSARIO DE ABREVIATURAS

AAS:	Sociedad Americana de Astronáutica
AIAA:	Instituto Americano de Aeronáutica y Astronáutica
AVHRR:	Siglas en inglés de <i>Advanced Very High Resolution Radiometer</i> , en español «Sensor espacial que mide la reflectancia de la Tierra en cinco bandas espectrales»
Bior1.1:	Wavelet Biortogonal 1.1
Bior1.5:	Wavelet Biortogonal 1.5
Bior2.2:	Wavelet Biortogonal 2.2
Bior2.6:	Wavelet Biortogonal 2.6
Bior3.1:	Wavelet Biortogonal 3.1
Bior3.5:	Wavelet Biortogonal 3.5
Bior3.7:	Wavelet Biortogonal 3.7
Bior3.9:	Wavelet Biortogonal 3.9
Bior4.4:	Wavelet Biortogonal 4.4
Bior5.5:	Wavelet Biortogonal 5.5
bpp:	Bits por pixel
CIE:	Comisión Internacional de Iluminación
DB1:	Wavelet Daubechies 1
DB2:	Wavelet Daubechies 2
DB3:	Wavelet Daubechies 3
DB10:	Wavelet Daubechies 10
ESA:	Agencia Espacial Europea
EZW:	Siglas en inglés Embedded Zerotree Wavelet
F.C:	Factor de compresión
FDP:	Función de distribución de probabilidad
ICG:	Imagen codificada verde
ICR:	Imagen codificada rojo
ICB:	Imagen codificada azul
ICNIR:	Imagen codificada NIR
JPEG:	Siglas en inglés de <i>Joint Photographic Experts Group</i> , en español «comité de expertos que creó un estándar de compresión y codificación de archivos e imágenes fijas»
JPEG 2000:	Estándar de compresión y codificación digital de imágenes creado por JPEG
KLT:	Transformada de Karhunen-Loeve

Landsat	Serie de satélites construidos y puestos en órbita por EE. UU. para la observación en alta resolución de la superficie terrestre
LZW	Siglas en ingles de Lempel-Zip Welch
MSE:	Error cuadrático medio
NAROM:	Centro Noruego de Educación Espacial
ND:	Numero digital
NIR:	Infrarrojo cercano
PeruSat-1	Satélite de observación terrestre de propiedad del gobierno peruano
PSNR:	Siglas en ingles de <i>Peak Signal-to-Noise Ratio</i> , en español «Proporción Máxima de Señal a Ruido»
RGB:	Siglas en inglés de red, green y blue, en español «rojo, verde y azul»
SL-2D-DWT	Transformada Wavelet Discreta 2-D discreta de nivel simple
SPIHT:	Siglas en ingles Set Partitioning in Hierarchical Trees
SSIM:	Índice de Similitud Estructural
STW:	Siglas en inglés Spatial Orientation Tree Wavelet
TDC:	Transformada Discreta del Coseno
TDF:	Transformada Discreta de Fourier
TDW:	Transformada Discreta Wavelet
TWH:	Transformada de Walsh-Hadamard
UNISEC:	Consortio de Ingeniería Espacial Universitaria
VNIR:	Siglas en ingles de <i>visible and near-infrared</i> , en español «Visible e infrarrojo cercano»

BIBLIOGRAFÍA

- [1] **Alwan, N., Hussain, M.** (2013). Image Quality Assessment for Different Wavelet Compression Techniques in a Visual Communication Framework. Modelling and Simulation in Engineering [en línea]. [Fecha de acceso 11 marzo 2018] URL disponible en: <http://dx.doi.org/10.1155/2013/818696>
- [2] **Canales, J., Rodriguez, G., Estela, J., Krishnamurthy, N.,** (2010). Design of a Peruvian Small Satellite Network. IEEE Aerospace Conference [en línea]. [Fecha de acceso 13 de julio 2019]. URL disponible en: <https://ieeexplore.ieee.org/document/5446963?reload=true&arnumber=5446963>
- [3] **Chen, K., Wu, A., Chern, J., Chen, L., Chang, W.** (2010). FORMOSAT-2 Mission: Current Status and Contributions to Earth Observations. [en línea]. [Fecha de acceso 18 febrero 2018] URL disponible en: <https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/5451096>
- [4] **Colom, R.** (2001). Estudio e Implementación de la Transformada Wavelet para la Compresión de Imágenes y Vídeo [en línea]. [Fecha de acceso 15 abril 2018] URL disponible en: <https://riunet.upv.es/bitstream/handle/10251/4261/tesisUPV1368.pdf?sequence=1&isAllowed=y>
- [5] **Deigant, Y., Akshat, V., Raunak, H., Pranjali, P., Avi, J.** (2017). A Proposed Method for Lossless Image Compression in Nano-Satellite Systems. IEEE Aerospace Conference [en línea]. [Fecha de acceso 15 de julio 2019]. URL disponible en: <https://ieeexplore.ieee.org/document/7943682>
- [6] **Delaunay, X., Chabert, M., Charvillat, V., Morin, G.** (2010). Satellite image compression by port-transforms in the wavelet domain [en línea]. [Fecha de acceso 18 febrero 2018] URL disponible en: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0165168409003417>
- [7] **Gonzalez, R. & Woods, R.** (2002). Digital Image Processing, 2da Edición. New Jersey, Prentice Hall, PP 822.

[8] **Huffman, D.** (1952). A Method for the construction of minimum-redundancy codes [en línea]. [Fecha de acceso 10 enero 2018] URL disponible en: <https://ieeexplore.ieee.org/document/4051119>

[9] **Instituto Geográfico Agustín Codazzi** (2013). Description and Correction of Landsat 8 Products. Colombia [en línea]. [Fecha de acceso 03 abril 2019] URL disponible en: <http://www.un-spider.org/sites/default/files/LDCM-L8.R1.pdf>

[10] **Kaur, P., Kaur, S.** (2017). An Approach for Combination of Technique Spatial-Orientation Trees Wavelet (STW) and Adaptively Scanned Wavelet Difference Reduction (ASWDR). International Journal of Computer Science and Mobile Computing [Fecha de acceso 31 de julio 2019]. URL disponible en: <https://ijcsmc.com/docs/papers/November2017/V6I11201731.pdf>

[11] **Lezama, J.** (2017). Compresión de Imágenes - Codificación de Huffman [en línea]. [Fecha de acceso 11 marzo 2018] URL disponible en: file:///C:/Users/joete/Downloads/17191-Texto%20del%20art%C3%ADculo-47580-2-10-20170614.pdf

[12] **Maly J., Rajmic P.** (2018). DWT-SPIHT Image Code Implementation [en línea]. [Fecha de acceso 28 febrero 2018] URL disponible en: https://www.researchgate.net/publication/228519776_DWT-SPIHT_IMAGE_CODE_IMPLEMENTATION

[13] **Miyagusuku, R., Arias, K., Villota, E.** (2012). Hybrid Magnetic Attitude Control System under CubeSat Standards. IEEE Aerospace Conference [en línea]. [Fecha de acceso 15 de julio 2019]. URL disponible en: <https://ieeexplore.ieee.org/document/6187239>

[14] **Miyagusuku, R., Chicchon, M., Rojas, K., Villota E.** (2011). Low Cost Validation Test Bed for Small Satellites Attitude Determination and Control. 3rd Nano-Satellite Symposium [en línea]. [Fecha de acceso 15 de julio 2019]. URL disponible en: https://www.researchgate.net/publication/263280170_Low_cost_validation_test-bed_for_small_satellite's_attitude_determination_and_control

[15] **Morales, G., Arteaga, D., Huaman, G., Telles, J., Palomino W.** (2018). Shadow Detection in High-Resolution Multispectral Satellite Imagery Using Generative Adversarial Networks. IEEE XXV International Conference on Electronics, Electrical Engineering and

Computing [en línea]. [Fecha de acceso 01 abril 2019] URL disponible en: <https://ieeexplore.ieee.org/document/8526416>

[16] **National Aeronautics and Space Administration.** (2018). Small Spacecraft Technology State of the Art [en línea]. [Fecha de acceso 12 de julio 2019]. URL disponible en: https://www.nasa.gov/sites/default/files/atoms/files/small_spacecraft_technology_state_of_the_art_2015_tagged.pdf

[17] **NEO PUCP.** (2014). Suplemento de Innovación Tecnológica e Investigación del Semanario PUNTOEDU. N° 75 [en línea]. [Fecha de acceso 10 enero 2019] URL disponible en: <https://puntoedu.pucp.edu.pe/orgullo-pucp/primeros-satelites-peruanos-hechos-en-la-pucp-cumplen-siete-anos-en-el-espacio/>

[18] **Praisline, R., Perumal, B., Pallikonda, M.** (2015). Comparison of Image Compression Techniques Using Huffman Coding, DWT and Fractal Algorithm. International Conference on Computer Communication and Informatics [en línea]. [Fecha de acceso 18 de julio 2019]. URL disponible en: https://www.researchgate.net/publication/308846830_Comparison_of_image_compression_techniques_using_huffman_coding_DWT_and_fractal_algorithm

[19] **Renau, V.** (2011). Compresión y restauración de imágenes por técnicas no lineales [en línea]. Tesis doctoral. Universidad de Valencia. [Fecha de acceso 25 febrero 2018] URL disponible en: <http://roderic.uv.es/handle/10550/37495>

[20] **Rios, N.** (2011). Diseño e implementación de un sistema de compresión de imágenes usando dispositivos reprogramables [en línea]. Tesis maestría. Universidad del Valle, Colombia. [Fecha de acceso 20 agosto 2020]. <https://bibliotecadigital.univalle.edu.co/bitstream/handle/10893/15219/CB0450194.pdf?sequence=1>

[21] **Said, A., Pearlman, W.** (1996). A New Fast and Efficient Image Codec Based on Set Partitioning in Hierarchical Trees. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology [en línea]. [Fecha de acceso 25 de julio 2019]. URL disponible en: <https://ieeexplore.ieee.org/document/499834>

[22] **Salomon, D.** (2007). Data Compression. 4ta. Edición. British. Springer. PP 1111

[23] **Schowengerdt, R.** (2007). Remote Sensing: Models and Methods for Image Processing, Third Edición. California, Elsevier, PP 558.

[24] **Science for a Changing World.** Earth Explorer [en línea]. [Fecha de acceso 12 marzo 2018] URL disponible en: <https://earthexplorer.usgs.gov/>

[25] **Sezer, A., Celikkaya, O., Hassoy, B.** (2017). Microsatellite constellation for earth observation missions. IEEE 8th International Conference on Recent Advances in Space Technologies (RAST) [en línea]. [Fecha de acceso 15 febrero 2018] URL: <http://ieeexplore.ieee.org/stamp/stamp.jsp?tp=&arnumber=8002944&isnumber=8002925>

[26] **Sharma, M., Bawa, S.** (2010). Compression Using Huffman Coding, IJCSNS International Journal of Computer Science and Network Security, VOL.10 No.5, May 2010.

[27] **Shapiro, J.** (1993). Embedded Image Coding Using Zerotrees of Wavelet Coefficients. IEEE Transactions on signal processing [en línea]. [Fecha de acceso 25 de julio 2019]. URL disponible en: <https://ieeexplore.ieee.org/document/258085>

[28] **Song, Y., Gnyawali, D.** (2017). What Drives Innovation and Use of Big Data in the Small Satellite Industry? The Role of Technological Resources and Managerial Experience [en línea]. [Fecha de acceso 15 marzo 2018] URL disponible en: <https://digitalcommons.usu.edu/smallsat/2017/all2017/65/>

[29] **Telles, J.** (2022). Drive personal para publicar trabajos de investigación [Fecha de acceso 05 de agosto del 2022]. URL disponible en: <https://drive.google.com/drive/folders/1KlwpwNVOR91uN4w3hWc8uUs8FzIE-kPT?usp=sharing>

[30] **Xiaodong, G., Shijun, X.** (2009). Design and Implementation of Image Compression Core Based on CCSDS Algorithm. [en línea]. [Fecha de acceso 01 abril 2018] URL disponible en: <https://ieeexplore.ieee.org/document/5228233>

[31] **Yoichi, Y., Nobuyuki K., Shin'ichi, K., Masanori M., Shota K., Kyosuke T., Kei O., Masaya K.** (2017). What We Learned from the Tokyo Tech 50 kg-satellite TSUBAME [en línea]. [Fecha de acceso 10 marzo 2018] URL disponible en: <https://digitalcommons.usu.edu/cgi/viewcontent.cgi?article=3547&context=smallsat>

ANEXO 1: PUBLICACIÓN REALIZADA

A continuación, se muestra la evidencia del artículo “A Multispectral Image Compression Algorithm for Small Satellites Based on Wavelet Subband Coding” publicado en base a este proyecto de tesis, el cual está indizado en SCOPUS y ha sido publicado bajo la editora SPRINGER a través del congreso Brazilian Technology Symposium BTSym’19, realizado los días 22, 23 y 24 de octubre del 2019.

En la Figura A1 se muestra la publicación del artículo en mención registrado en SCOPUS, y en la Figura A2 se muestra constancia de publicación en SPRINGER del artículo https://link.springer.com/chapter/10.1007/978-3-030-57548-9_17

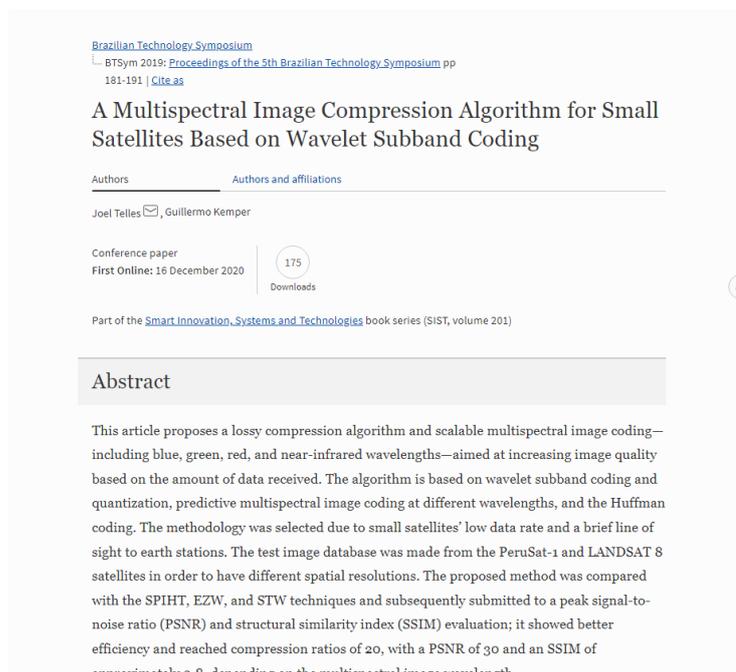


Figura A1 Publicación del artículo técnico en SPRINGER

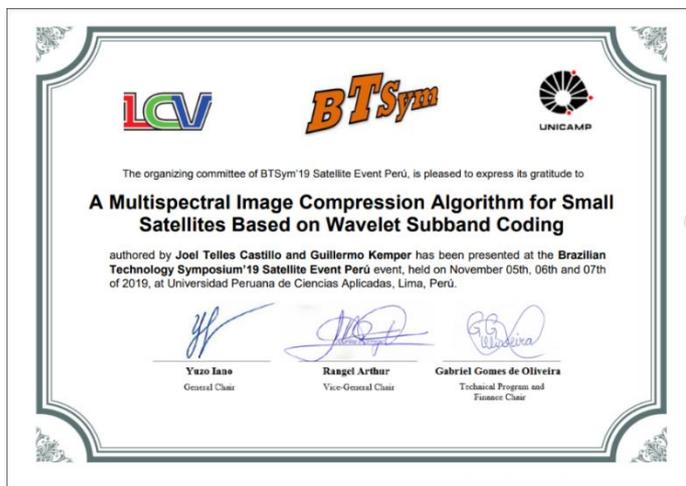


Figura A2 Constancia de sustentación