



UNIVERSIDAD NACIONAL AUTÓNOMA DE MÉXICO
PROGRAMA DE MAESTRÍA Y DOCTORADO EN INGENIERÍA
INGENIERÍA ELÉCTRICA – PROCESAMIENTO DIGITAL DE SEÑALES

MEJORA EN LA ROBUSTEZ DE LAS MARCAS DE AGUA EMPLEANDO LA
TRANSFORMADA DE HERMITE

TESIS
QUE PARA OPTAR POR EL GRADO DE:
DOCTOR EN INGENIERÍA

PRESENTA:
SANDRA LUZ GOMEZ CORONEL

TUTOR PRINCIPAL
BORIS ESCALANTE RAMÍREZ, FACULTAD DE INGENIERÍA
COMITÉ TUTOR
MARÍA ELENA MARTÍNEZ PÉREZ, IIMAS
LUCÍA MEDINA GÓMEZ, FACULTAD DE CIENCIAS

MÉXICO, D. F. JULIO 2014

JURADO ASIGNADO:

Presidente: Dra. Lucía Medina Gómez

Secretario: Dr. Jesús Savage Carmona

Vocal: Dr. Boris Escalante Ramírez

1^{er.} Suplente: Dra. María Elena Martínez Pérez

2^{d o.} Suplente: Dra. María Elena Acevedo Mosqueda

Lugar o lugares donde se realizó la tesis: Facultad de Ingeniería, UNAM

TUTOR DE TESIS:

Dr. Boris Escalante Ramírez

FIRMA

AGRADECIMIENTOS

El arte de vivir comienza agradeciéndole a Dios.

El sacrificio y constancia para concluir los estudios de doctorado no solo se deben al esfuerzo, sino también a todos aquellos que voluntaria e involuntariamente contribuyeron para lograrlo.

Mi agradecimiento es para:

- *El Instituto Politécnico Nacional por ser mi casa de formación académica y de desarrollo profesional.*
- *Al Comité Técnico para el Otorgamiento de Becas de Estudio, Apoyos Económicos y Licencias con Goce de Sueldo (COTEBAL), por el apoyo que me brindo durante cuatro años.*
- *La Universidad Nacional Autónoma de México por albergarme durante este tiempo para el desarrollo de mi investigación, en especial al Programa de Doctorado en Ingeniería Eléctrica*
- *A los proyectos PAPIIT IN113611 e IG100814.*
- *El Dr. Marco Antonio Acevedo Mosqueda, por su guía, apoyo y aporte para la culminación de este trabajo.*
- *A cada uno de los sinodales e integrantes del Comité Tutorial.*
 - a) *Dra. Lucia Medina Gómez por su apoyo y confianza desde mi ingreso al programa de Doctorado. Así como por el aprendizaje adquirido en su curso.*
 - b) *Dra. Elena Martínez Pérez por sus valiosos comentarios en cada una de mis evaluaciones y en la revisión de esta tesis.*
 - c) *Dra. Ma. Elena Acevedo Mosqueda por su valioso tiempo y su apoyo.*
 - d) *Dr. Jesús Savage Carmona por la confianza depositada en el trabajo desarrollado.*

Un agradecimiento singular para el Dr. Boris Escalante Ramírez, director de esta tesis doctoral, por su orientación, apoyo y guía en mi labor científica.

DEDICATORIAS

A ti, aunque no estés con nosotros.

A mis padres por su apoyo incondicional y fortaleza para impulsarme a salir adelante. En especial a mi madre, por ser la mejor mamá del mundo. Este logro es tuyo.

A mis hermanos por sus palabras de aliento para seguir adelante y nunca desfallecer. También por todo el apoyo brindado en todos estos años.

Alejandro, todos estos años de acompañamiento en mi desarrollo personal y profesional, así como cada instante de alegría y tristeza, fueron factores fundamentales para culminación de éste y demás retos en mi vida.

Resumen

La protección de los derechos de autor de medios digitales es un área que cada vez requiere de mayor atención debido a la vulnerabilidad a la que se ven expuestos dichos contenidos. La copia ilegal, robo de contenidos o modificación de los mismos sin autorización del autor, hace necesario que todo material digital cuente con información que permita su identificación o que indique que éste ha sido modificado. Dicha información de identificación puede ser un logotipo o una clave alfanumérica. Una marca de agua es información que se agrega al contenido digital y que se usa con la finalidad de tener un control en la protección de derechos de autor.

En este trabajo se presenta una técnica de marcado de agua para imágenes digitales, con la finalidad de poder identificar al propietario de las mismas. De esta forma si la imagen en cuestión sufre alguna modificación u otra persona se presenta como su propietario, se puede demostrar lo contrario.

Diversas técnicas se han desarrollado por más de dos décadas, sin embargo ha sido difícil conseguir una que cubra la mayoría de los requerimientos establecidos para esta área. La contribución que se logra con este trabajo es una técnica que logra robustez ante ataques de procesamiento común y ataques geométricos, además de evitar que las modificaciones que se hacen sobre la imagen a marcar sean perceptibles por el ojo humano. Asimismo, se logra la extracción de la marca de agua que se insertó con una alta efectividad, a diferencia de otras técnicas con las que solo se hace una detección.

Se hace el planteamiento de usar diferentes elementos que ayudan a lograr una técnica robusta, tales como el uso de una máscara perceptiva, método normalizado basado en momentos invariantes, el uso del método de espectro disperso para insertar la marca de agua y la transformada de Hermite. La transformada de Hermite es una herramienta matemática que permite el análisis local de la información visual de una imagen. Similar a otras transformadas (transformada del coseno discreto, transformada wavelet discreta, etc) la transformada de Hermite descompone la imagen en diferentes coeficientes que representan los detalles de la imagen original, así como una imagen promedio, y es posible tener una reconstrucción perfecta de la imagen.

La demostración del funcionamiento de la técnica de marcado de agua desarrollada se hace a través de pruebas objetivas, con la intención de mostrar los pros y contras de la misma.

Finalmente se hace la presentación de una propuesta de inserción de información usando la transformada de Hermite en archivos de audio, y así demostrar la efectividad de usar este tipo de transformada en aplicaciones de esteganografía y marcado de agua, y poder competir con las transformadas que más comúnmente se usan para estas aplicaciones.

Abstract

Digital media copyright protection is an area that calls for growing attention due to the vulnerability of its contents. Illegal copies, content theft or modification without author's authorization demands authentication of digital media and means to indicate that it has been altered. Such information identification can be a logo or an alphanumeric key. A watermark is also a piece of information than can be added to the digital media, needed to protect copyright.

This thesis introduces a watermark technique for digital images that allows owner identification. This technique can detect if the image is altered or its copyright stolen.

Over more than a couple of decades, several techniques for watermarking have been developed. However, it has been very difficult for just one of them to cover the majority of the needs required for this area. The main contribution of this thesis is a strong technique that provides robustness against common processing attacks and geometrical attacks. Moreover, watermarking does not produce perceptible modifications to the image. Unlike other competitive techniques that only detect the watermark; our technique can extract the watermark with a high level of efficiency.

This thesis proposes different strategies to achieve our objective, such as the use of a perspective mask, a normalized method based on invariant moments, a spread spectrum method to insert the watermark and the Hermite transform. The Hermite transform is a mathematical tool that allows the local analysis of the visual information of an image. Similar to other transforms (Discrete Cosine Transform, Discrete Wavelet Transform, etc.) the Hermite transform decomposes the image in a number of coefficients which represent local details and average information. Furthermore, it allows perfect image reconstruction.

Performance of the watermark technique is shown by objective and subjective experiments.

Finally, an additional application of our watermark technique in audio files is introduced to demonstrate the effectiveness of using the Hermite transform in steganography and watermark applications with different sources.

Índice

	Página
Resumen	V
Abstract	VII
Índice de Figuras	XII
Índice de Tablas	XIV
Introducción	1
• Estructura de la Tesis.....	3
Capítulo 1. Antecedentes de las marcas de agua y del Sistema de Visión Humano (SVH)	5
1.1 Generalidades de las Marcas de Agua	5
1.2 Aplicaciones y Requerimientos de las Marcas de Agua	6
1.2.1 Requerimientos.....	6
1.2.2 Aplicaciones.....	7
1.3 Clasificación	9
1.4 Estado del Arte	10
1.4.1 Técnicas en el dominio Espacial.....	11
1.4.2 Técnicas en el dominio de la Transformada	13
1.5 Sistema de Visión Humano (SVH)	23
1.5.1 El ojo humano	23
1.5.2 Campos Receptivos	26
1.5.3 Modelos de la Visión Humana.....	27
1.5.4 Propiedades de la Visión Humana	27
Resumen	31
Referencias	33
Capítulo 2. Transformada de Hermite	40
2.1 Transformada Polinomial en una Dimensión	40
2.2 Transformada de Hermite en una Dimensión	43
2.3 Transformada Polinomial en dos Dimensiones	45
2.4 Transformada de Hermite en dos Dimensiones	46

	Página
2.5 Transformada Polinomial Discreta	46
2.6 Transformada de Hermite Discreta	47
2.7 Descomposición de la transformada de Hermite Discreta	48
Resumen	50
Referencias	51
Capítulo 3. Algoritmo de Marcado de Agua	52
3.1 Antecedentes	52
• Mapa Luminancia – Brillantez.....	53
• Modelo propuesto por Andrew B. Watson.....	55
3.1.1 Revisión del Algoritmo de marcado de agua que usa un mapa de luminancia-brillantez y como marca de agua una secuencia pseudoaleatoria	57
• Proceso de Normalización.....	58
3.2 Algoritmo de marcado de agua usando espectro disperso, transformada de Hermite y máscara perceptiva.....	60
3.2.1 Inserción de la marca de agua.....	61
3.2.2 Extracción de la marca de agua.....	62
3.2.3 Algoritmo usando método normalizado.....	63
3.2.4 Evaluación objetiva del algoritmo propuesto.....	65
3.3 Aplicación de la transformada de Hermite con archivos de Audio	68
3.3.1 Algoritmo de inserción de información en archivos de audio usando la TH.....	69
3.3.2 Algoritmo de extracción de información en archivos de audio usando la TH.....	70
Resumen	72
Referencias	74
Capítulo 4. Evaluación del Algoritmo de Marcado de Agua	76
4.1 Pruebas de inserción y extracción de la marca de agua	76
4.2 Robustez del esquema de marcado de agua	90
4.3 Comparación con otros esquemas.....	104
4.4 Evaluación subjetiva del algoritmo de marcado de agua que usa un mapa de brillantez y como marca de agua una secuencia pseudoaleatoria	119

	Página
4.5 Evaluación de la aplicación desarrollada para archivos de audio usando la TH.....	123
Resumen.....	134
Referencias.....	136
Conclusiones.....	137
Trabajo Futuro.....	139
Apéndice A.....	140
Referencias.....	143
Apéndice B.....	144

Índice de Figuras

	Página
1.1. Imagen lena con marca de agua a) No visible, b) Visible.....	7
1.2. Diagrama de clasificación de las marcas de agua.....	9
1.3 Globo ocular humano	23
1.4 Estructura de conos y bastones.....	25
2.1 Transformada Polinomial.....	43
2.2 Representación Espacial de los coeficientes de la transformada de Hermite.....	49
3.1 Diagrama del proceso de inserción de una marca de agua usando el proceso de normalización de la imagen.....	65
4.1 Imagen Lena: a) Máscara perceptiva normalizada, b) Imagen Marcada.....	81
4.2 Imagen Barbara: a) Máscara perceptiva normalizada, b) Imagen Marcada.....	82
4.3 Imagen Reloj: a) Máscara perceptiva normalizada, b) Imagen Marcada.....	82
4.4 Imagen Cambridge2: a) Máscara perceptiva normalizada, b) Imagen Marcada.....	83
4.5 Imagen Cambridge3: a) Máscara perceptiva normalizada, b) Imagen Marcada.....	83
4.6 Imagen Cisne: a) Máscara perceptiva normalizada, b) Imagen Marcada.....	84
4.7 Imagen Lena marcada con una marca de agua de 80 bits.....	87
4.8 Imagen Barbara marcada con una marca de agua de 80 bits.....	87
4.9 Imagen Reloj marcada con una marca de agua de 80 bits.....	88
4.10 Imagen Cambridge2 marcada con una marca de agua de 80 bits.....	88
4.11 Imagen Cambridge 3 marcada con una marca de agua de 80 bits.....	89
4.12 Imagen Cisne marcada con una marca de agua de 80 bits.....	89
4.13 Valores de la BER obtenidos después de aplicar en la imagen marcada Lena: a) filtro Gaussiano, b) filtro de mediana, c) ruido Gaussiano, d) ruido sal & pimienta, e) compresión JPEG, f) Escalamiento, g) rotación, h) Deformación en X y i) Deformación en Y.....	106
4.14 Valores de la BER obtenidos después de aplicar en la imagen marcada Barbara: a) filtro Gaussiano, b) filtro de mediana, c) ruido Gaussiano, d) ruido sal & pimienta, e) compresión JPEG, f) Escalamiento, g) rotación, h) Deformación en X y i) Deformación en Y.....	108

4.15 Valores de la BER obtenidos después de aplicar en la imagen marcada Pirata: a) filtro Gaussiano, b) filtro de mediana, c) ruido Gaussiano, d) ruido sal & pimienta, e) compresión JPEG, f) Escalamiento, g) rotación, h) Deformación en X y i) Deformación en Y.....	110
4.16 Valores de la BER obtenidos después de aplicar en la imagen marcada Cambridge2: a) filtro Gaussiano, b) filtro de mediana, c) ruido Gaussiano, d) ruido sal & pimienta, e) compresión JPEG, f) Escalamiento, g) rotación, h) Deformación en X y i) Deformación en Y.....	112
4.17 Valores de la BER obtenidos después de aplicar en la imagen marcada Cambridge3: a) filtro Gaussiano, b) filtro de mediana, c) ruido Gaussiano, d) ruido sal & pimienta, e) compresión JPEG, f) Escalamiento, g) rotación, h) Deformación en X y i) Deformación en Y.....	114
4.18 Valores de la BER obtenidos después de aplicar en la imagen marcada Cisne: a) filtro Gaussiano, b) filtro de mediana, c) ruido Gaussiano, d) ruido sal & pimienta, e) compresión JPEG, f) Escalamiento, g) rotación, h) Deformación en X y i) Deformación en Y.....	116
4.19. Señal de audio base.....	123
4.20. Señal de audio base y señal de audio modificada después de insertar la muestra de audio 7.....	124
4.21. Señal de audio 7 original y recuperada.....	124
4.22. Señal de audio base.....	127
4.23. Señal de audio base y señal de audio modificada después de insertar la muestra de audio 17.....	128
4.24. Señal de audio 17 original y recuperada.....	128
B.1 Imágenes empleadas para la evaluación de la técnica de marcado de agua descrita en este trabajo.....	144
B.2 Imágenes empleadas para la evaluación subjetiva de la técnica de marcado de agua descrita en [1].....	153

Índice de Tablas

	Página
3.1 Categorías y Escala del protocolo DSIS.....	60
4.1 Promedios de los valores obtenidos al insertar una marca de agua de 64 bits en 50 imágenes diferentes en cada uno de los coeficientes de orden 2 de la TH.....	78
4.2 Porcentajes de bits modificados en la extracción de una marca de agua de 64 bits, usando el coeficiente 11.....	79
4.3. Resultados de las métricas después de aplicar el algoritmo de marcado de agua a cada una de las 50 imágenes, usando una marca de agua de 64 bits.....	79
4.4 Resultados de las métricas después de aplicar el algoritmo de marcado de agua a cada una de las 50 imágenes, usando una marca de agua de 80 bits.....	85
4.5 Cantidad de ataques superados después de aplicar el algoritmo de marcado de agua a cada una de las 50 imágenes, usando una marca de agua de 64 bits.....	91
4.6 Cantidad de ataques superados después de aplicar el algoritmo de marcado de agua a cada una de las 50 imágenes, usando una marca de agua de 80 bits.....	93
4.7 Resultados de las métricas después de aplicar el algoritmo de marcado de agua a cada una de las 50 imágenes, usando una marca de agua de 64 bits y sin el procedimiento de normalización.....	95
4.8 Resultados de las métricas después de aplicar el algoritmo de marcado de agua a cada una de las 50 imágenes, usando una marca de agua de 104 bits y sin el procedimiento de normalización.....	97
4.9 Cantidad de ataques superados después de aplicar el algoritmo de marcado de agua a cada una de las 50 imágenes, usando una marca de agua de 64 bits y sin el procedimiento de normalización.....	99
4.10 Cantidad de ataques superados después de aplicar el algoritmo de marcado de agua a cada una de las 50 imágenes, usando una marca de agua de 104 bits y sin el procedimiento de normalización.....	101
4.11 Resultados de las métricas después de aplicar el algoritmo de marcado de agua sin la máscara perceptiva, a cada una de las 50 imágenes, usando una marca de agua de 64 bits.....	104
4.12 Valores BER reportados en [4] ante diferentes ataques, usando una marca de agua de 64 bits.....	119
4.13 MOS obtenido en la prueba A.....	120
	XIV

	Página
4.14 MOS obtenido en la prueba B.....	121
4.15 MOS obtenido en la prueba C.....	122
4.16 Resultados de las métricas después de aplicar el algoritmo en archivos de audio, usando una muestra de audio base y la muestra de audio 7.....	125
4.17 Resultados de las métricas después de aplicar el algoritmo en archivos de audio, usando una muestra de audio base y la muestra de audio 17.....	129
4.18 Valores de correlación obtenidos a las muestras de audio 17 original y extraída, después de aplicar el ataque de filtro Gaussiano.....	131
4.19 Valores de correlación obtenidos a las muestra de audio 17 original y extraída, después de aplicar el ataque de ruido Gaussiano.....	132

Introducción

Hoy en día los medios digitales que permiten la distribución de información digital (voz, datos, imágenes y video) son altamente empleados, pues facilitan el acceso a dicha información, permitiendo establecer comunicaciones rápidas y eficientes. El uso de internet ha permitido que los usuarios hagan uso de la información que se distribuye a través de él, desde cualquier lugar y de una forma muy fácil, teniendo a su vez la oportunidad de poder intercambiar y compartir o distribuir los diferentes contenidos digitales o material propio. Por lo tanto, dichos contenidos deben de estar protegidos para que su distribución se lleve a cabo de forma confiable. Asimismo, dado que es relativamente sencillo duplicar y/o modificar el contenido de este tipo de archivos digitales, con o sin autorización del autor, se ha incrementado la piratería y espionaje en los diferentes medios de comunicación. Estos factores se han convertido en un problema para la protección de los derechos de autor de contenidos digitales, por lo que ha sido necesario contar con técnicas de protección intelectual de material digital.

Una solución para combatir este problema son las marcas de agua, que se han expandido al mundo digital. Su propósito es proteger los derechos de autor de contenidos digitales (texto, imágenes, audio o video), mediante la inserción de información "*marca de agua*" sobre el contenido digital a autentificar, de tal forma que ésta sea imperceptible, robusta y difícil de remover o alterar; pero que si pueda ser detectada o extraída para hacer la verificación de dicho contenido. Su función es dar información sobre si el documento en el que se insertó, ha sido modificado o en su defecto, indicar quién es el autor o titular del derecho de autor. Para ello, un documento que ha sido marcado, puede incorporar la identidad de autor, algún sello o logotipo de a quién pertenece.

Las *marcas de agua* forman parte de la esteganografía la cual tiene como principal objetivo comunicar un mensaje, ocultándolo en el contenido digital de tal forma que la presencia de éste no pueda ser detectada.

Para hacer la inserción de la *marca de agua* en el documento a proteger y/o autentificar, existen diferentes técnicas y/o herramientas que se han desarrollado con el único propósito, como ya se mencionó, de que la marca sea imperceptible, robusta y que no sea fácil de alterar o remover. La existencia de diferentes algoritmos, radica en la aplicación a la que están dirigidas, el

tipo de marca de agua usada, el dominio en el cual la marca de inserta, si se tiene un método de detección o extracción de la marca de agua, etc., además de la robustez que tiene cada uno.

Con la intención de aportar una técnica de marcado de agua robusta para imágenes digitales, que permita la extracción de la marca de agua, en este trabajo se presenta el trabajo desarrollado para lograrlo usando la transformada de Hermite (HT, por sus siglas en inglés), un método normalizado y una máscara perceptiva. Si bien es cierto que ya hay técnicas robustas, que hacen la extracción de la marca de agua, los elementos empleados en el desarrollo del algoritmo de esta investigación, no han sido empleados en su conjunto con la intención de proporcionar un mecanismo que permita la identificación del propietario de una imagen digital a través de la extracción de la marca de agua.

La inserción de información sobre algún contenido digital, en este caso específico una imagen, supone alteraciones sobre el contenido original, las cuales deben de ser imperceptibles al ojo humano. Asimismo éste no debe percibir la presencia de la marca de agua, y la marca de agua debe permanecer después de sufrir alteraciones o modificaciones. Para poder lograrlo se toman en cuenta el fenómeno de enmascaramiento y la sensibilidad que presenta el sistema de visión humano (SVH). Con el enmascaramiento lo que se pretende es inhibir la presencia de una señal que está escondida en otra. La construcción de la máscara deriva de la relación luminancia – brillantez, tomando en cuenta que la brillantez es invariante a las propiedades de una fuente luminosa y a las condiciones de la observación. La marca de agua se dispersa en secuencias pseudoaleatorias, usando el método de espectro disperso, para así dispersarla y lograr que su presencia no sea obvia.

Para lograr un mejor aprovechamiento de las características perceptuales de una imagen se propone usar la transformada de Hermite (TH) que es una transformada cuyo proceso de análisis se lleva a cabo mediante funciones Gaussianas y los campos receptivos del ojo humano han sido modelados por estas funciones. Al igual que otras transformadas, la TH se descompone en coeficientes que representan a una imagen de promedio de medición Gaussiana y los detalles de la imagen original.

Con todos estos elementos se plantea tener robustez ante ataques intencionales como no intencionales a la imagen marcada. Sin embargo con la intención de soportar los ataques geométricos se propone el uso de un proceso de normalización basado en momentos invariantes. Mediante este proceso se logra la normalización respecto de la traslación, escalamiento y deformación de los planos horizontal y vertical.

Tomando en cuenta las áreas de oportunidad de la protección de derechos de autor, la propuesta que se hace en este trabajo tiene como contribución el ser una técnica que permite la identificación del propietario a través de un código de identificación. A diferencia de otras técnicas que insertan secuencias pseudo aleatorias, que no pueden corroborarse en su totalidad, en este caso se tiene la certeza de poder identificar dicho código al extraerlo. Asimismo, al usar un método perceptivo, se asegura cumplir con el requerimiento de imperceptibilidad de la marca de agua, método que fue probado con un esquema de marcado de agua en el cual la marca de agua eran secuencias pseudo aleatorias. Para la implementación de la propuesta, se usa la transformada de Hermite, que si bien ha sido empleada en este tipo de aplicaciones, en este caso se hace una evaluación para identificar el coeficiente, en el cual la marca de agua puede insertarse obteniéndose los mejores resultados. Además, como ya se indicó, la integración de los diferentes elementos que conforman la propuesta (método de espectro disperso, proceso de normalización) proporcionan robustez ante diferentes ataques, otro de los retos importantes por cubrir y el cuál se demuestra se satisface con diferentes pruebas.

Finalmente, se deja el antecedente de una aplicación de ocultamiento de información en archivos de audio, usando la transformada de Hermite, que en lo posterior se puede adaptar para hacer marcado de agua en este tipo de contenidos digitales.

- Estructura de la tesis

La presentación del trabajo desarrollado, se dividió en cuatro capítulos, a través de los cuales se desglosa el trabajo de esta investigación.

En el capítulo 1, se hace una descripción del estado del arte de las *marcas de agua*, con la finalidad de mostrar un panorama general de esta área. Asimismo se presentan sus generalidades, *definición, requerimientos, aplicaciones y clasificación*, y elementos a considerar en el diseño de una técnica de marcado de agua. Con estos elementos se plantean aquellos que se consideran en el diseño del algoritmo de marcado de agua de este trabajo. Posteriormente se hace una descripción de las diferentes técnicas que se han desarrollado, con la intención de resaltar ventajas y desventajas de las mismas, así como los elementos más representativos de cada una. Finalmente se hace referencia al sistema de visión humano (SVH) con la intención de mostrar las propiedades que pueden ser tomadas en cuenta en el diseño de un algoritmo de marcado de agua.

El capítulo 2 contiene la descripción de la transformada de Hermite, la cual deriva de la transformada polinomial. Se parte de dicha transformada en una dimensión para pasar al caso de

dos dimensiones y posteriormente describir la transformada de Hermite. Finalmente se presenta la versión discreta de cada una de ellas.

El desarrollo del algoritmo propuesto considerando todos los elementos mencionados, se describe en el capítulo 3. En él se incluye tanto el algoritmo de inserción como de extracción en su versión original y su versión normalizada. Asimismo se hace la descripción del procedimiento del mapa de luminancia-brillantez y de la máscara perceptiva, elementos que se han empleado en otro esquema de marcado de agua usando la TH. También se indican las métricas objetivas con las cuales se evalúa el esquema propuesto. Finalmente se hace el planteamiento de una aplicación de ocultamiento de información usando la TH en archivos de audio. Esto con la intención de determinar la efectividad de usar este tipo de transformada en este tipo de contenido digitales.

La evaluación del algoritmo de marcado de agua se lleva a cabo usando diferentes imágenes digitales. Para ello se hacen pruebas de extracción sin ataques, con ataques y se usan diferentes métricas para medir la calidad de la imagen marcada, respecto de la original. Todos los resultados se presentan en el capítulo 4. También se hace comparación con un esquema similar, pero sin el uso de la máscara perceptiva. La intención es demostrar la efectividad del fenómeno de enmascaramiento y determinar si se mejora la robustez o no con dicha máscara. También se presentan los resultados de la evaluación de la propuesta de ocultamiento de información con archivos de audio.

Cada capítulo contiene su apartado de resumen, en el cual se hace una breve conclusión del contenido de cada uno de ellos. Sin embargo, al final del escrito se incluye el apartado de conclusiones finales, derivadas del análisis de todo el trabajo desarrollo.

Finalmente se anexan dos apéndices que contienen la descripción del método de normalización de imágenes y cada una de las cincuenta imágenes que se usaron en las diferentes pruebas realizadas al algoritmo de marcado de agua.

Capítulo 1

Antecedentes de las marcas de agua y del Sistema de Visión Humano (SVH)

Diferentes técnicas de marcado de agua se han desarrollado por más de dos décadas, con la intención de contar con una técnica que cumpla con los mínimos requerimientos. Asimismo dichos trabajos tienen por objetivo mostrar que la técnica que proponen es buena en términos de robustez, y que dependiendo de la técnica empleada satisfacen una aplicación determinada. A continuación se hará una breve descripción del estado del arte de las marcas de agua, con la finalidad de presentar un panorama general de la evolución que han tenido y su efectividad. Se exponen algunos ejemplos para comprender la tendencia del mercado de agua en cada uno de los dominios en los que se ha trabajado, así como de los resultados obtenidos. También se describen los fenómenos básicos del sistema de visión humano (SVH), ya que algunas técnicas toman en cuenta algunos de ellos con la intención de hacer más robusta su aplicación.

1.1 Generalidades de las marcas de agua

La esteganografía y las marcas de agua [1] son métodos que sirven para integrar información de manera transparente sobre una señal portadora. Mientras que la esteganografía tiene por objetivo ocultar información dentro de una señal portadora para poder hacer su transmisión de forma secreta, con las marcas de agua se inserta información en un señal portadora para su protección, donde la preservación de la calidad de la señal portadora es importante, además de tener como exigencia adicional robustez ante manipulaciones destinadas a eliminar la información que se ha integrado en dicha señal.

Una marca de agua se puede definir como la información de identificación que se inserta en contenidos digitales (imagen, audio, video, texto), para su protección y que es imperceptible para el ojo humano en el caso de imágenes, video y texto. Para el caso de contenidos de audio la marca no debe de ser perceptiblemente audible.

En el caso específico de marcas de agua en imágenes digitales, la información de identificación puede ser una secuencia de bits (código alfanumérico) o un logotipo (imagen) que contenga datos sobre el propietario. Una característica importante de las marcas de agua es que la información que se inserte en la señal portadora, debe de hacerse en lugares en los que no sea perceptible, o que la inserción sea de forma redundante con la finalidad de proporcionar robustez contra degradaciones que llegue a sufrir el contenido marcado, además de que debe procurarse que no sea sustituida la marca por información fraudulenta o que sea eliminada por completo.

1.2 Aplicaciones y Requerimientos de las marcas de agua

Los campos de aplicación de las marcas de agua son diversos, sin embargo sin importar cuál sea, las marcas de agua deben de cumplir con determinadas requerimientos con el objetivo de determinar el desempeño que tiene la técnica empleada para insertar la marca.

1.2.1 Requerimientos

De acuerdo a [2], una marca de agua debe ser legible, segura y robusta. Aunque es importante mencionar que otros autores indican como un parámetro a considerar la ambigüedad y visibilidad. A continuación se hace una breve descripción de estos cinco requerimientos.

- **Legibilidad:** Este parámetro se refiere a que se pueda detectar correctamente la información contenida cuando se requiera extraerla, sin modificaciones ni alteraciones, del medio digital marcado.
- **Seguridad:** La marca debe resistir ataques mal intencionados, es decir, aquellos que tengan como finalidad impedir el propósito para el cual la marca se incrusta.
- **Robustez:** Este aspecto es muy importante, cuando lo que se pretende es garantizar la protección de derechos de autor. Sin embargo no debe de exigirse incondicionalmente, ya que un sistema de marcas de agua puede necesitar no ser robusto ante algunos procesos. Por ejemplo, hay sistemas que requieren que ciertas modificaciones de los archivos dañen la marca de agua, denominándose sistemas de marcas de agua frágiles.

Para el caso de sistemas que requieran robustez, se refiere a que la marca de agua debe ser difícil de eliminar o de ser distorsionada. Además debe ser complicado remover la marca de agua sin dañar la imagen original.

La clave fundamental para lograr robustez es insertar la marca de agua en las regiones perceptiblemente más significativas de la imagen original [3]. Sin embargo entre mayor robustez se busque, mayor distorsión se tendrá en las imágenes.

- **Ambigüedad:** Se refiere a que la probabilidad de un falso positivo en la detección de la marca tiene que ser baja.
- **Visibilidad:** Indica si una marca es perceptible o imperceptible. Una marca visible es aquella que se distingue sobre la imagen que se insertó, mientras que la no perceptible es aquella que no es evidente su presencia en la imagen marcada. En la figura 1.1 se muestra una imagen con una marca visible y con una marca no visible.



Figura 1.1. Imagen lena con marca de agua a) No visible, b) Visible

Para lograr marcas de agua imperceptibles éstas se *“enmascaran”*, es decir, su presencia se oculta con la presencia de la imagen en la que se inserta. Por lo tanto se toma en cuenta el Sistema de Visión Humano (SVH).

1.2.2. Aplicaciones

Las marcas de agua tienen un amplio rango de aplicaciones [4] y por lo tanto los requisitos a cubrir dependerán de la situación específica.

- Protección de Derechos de Autor

Las medidas de protección se pueden agrupar en dos categorías. La primera abarca la protección contra la apropiación indebida de contenidos por proveedores no autorizados, mientras que la segunda categoría incluye a los mecanismos de protección contra el uso ilícito de los usuarios finales.

Una de las aplicaciones comunes de las marcas de agua en este rubro es con la finalidad de poder identificar el creador de algún material multimedia, y así evitar que alguien no autorizado se adjudique dicho material o haga uso indebido de él.

Este caso en particular es la aplicación a la que está destinada la técnica desarrollada en esta tesis.

- Autenticación del Contenido

Las marcas de agua que sirven para autenticación de contenido deben contener la información necesaria para determinar tal integridad. Por ejemplo para el caso de una imagen digital, la marca de agua debe ser invisible y frágil, ya que cualquier modificación en la imagen marcada debe alterar la marca. Casos de aplicación en las imágenes médicas o imágenes captadas por un reportero con una cámara digital, puesto que previo a ser usadas, se debe de tener la seguridad de que no han sido alteradas o editadas tras su captura.

- Control de Copias

Las marcas de agua deben contener la información indicada por el propietario, a cerca de las reglas de uso y copiado de los archivos en los que se inserten. De esta forma, las marcas de agua restringen la utilización de los archivos de acuerdo a las reglas indicadas. Evitando la distribución de copias ilegales de material protegido por derechos de autor, y por lo tanto, contrarrestar las pérdidas millonarias que sufren las compañías.

- Monitoreo de Televisión o Radio

Las marcas de agua destinadas a cumplir con esta aplicación, se insertan en anuncios comerciales y sirven para verificar las emisiones de publicidad. Para el monitoreo de los anuncios se puede usar un sistema automatizado, y así identificar si se están emitiendo en el momento adecuado.

- Fingerprinting (Transaccionales)

También es posible identificar a los compradores de archivos multimedia, usando marcas de agua. La finalidad es buscar un infractor en caso de que se distribuyan copias ilegales de un archivo determinado [5].

1.3 Clasificación

De acuerdo a los diferentes trabajos que se han desarrollado en esta área, realizar una clasificación de las marcas de agua supone tomar en cuenta diferentes factores [6, 7], por lo que, en este trabajo solo se toman en cuenta tres elementos para hacer una clasificación, tipo de medio empleado, dominio en el que se inserta la marca de agua y la percepción del ojo humano. En la figura 1.2 se muestra un esquema de la clasificación de las marcas de agua.

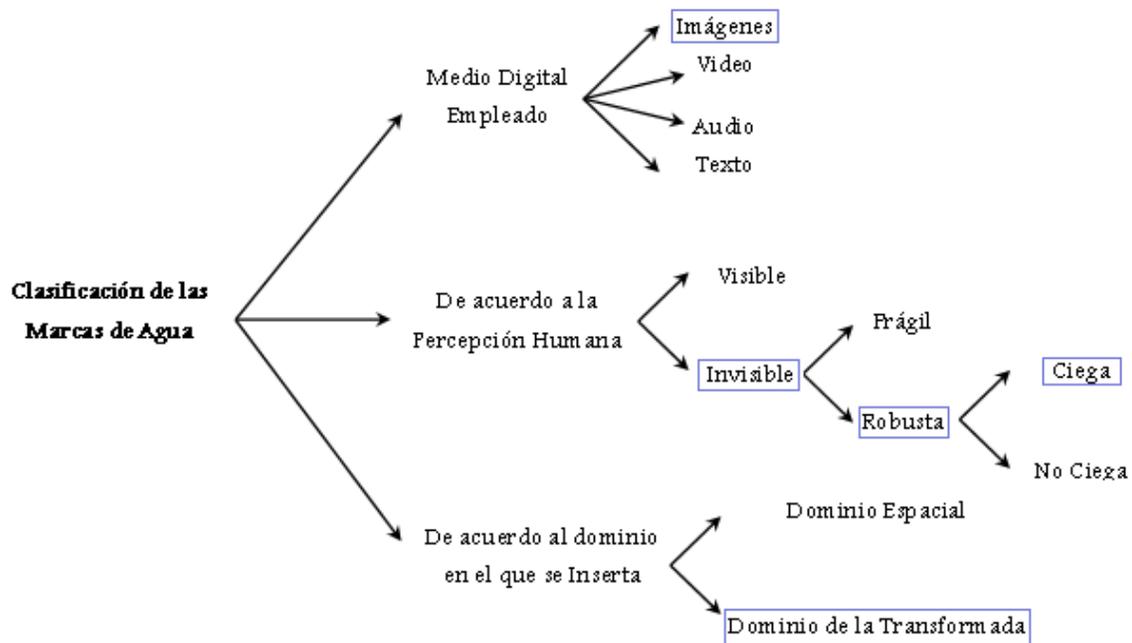


Figura 1.2. Diagrama de clasificación de las marcas de agua.

En la figura 1.2 se pueden observar los elementos considerados para la clasificación. Se tiene el dominio en el cual se puede hacer inserción de la marca de agua, *dominio espacial* y *dominio de la transformada*, es decir de qué forma se afectarían los elementos elegidos a marcar. Se puede marcar cualquier tipo de material digital. Finalmente se tiene el aspecto de la detección o extracción de la marca de agua, pudiendo ser ciega, también denominada pública, o no ciega, conocida también como privada. La diferencia radica principalmente en los elementos involucrados para hacer dicho proceso. Es importante tomar en cuenta si se hará una detección o

extracción de la marca de agua, ya que es uno de los aspectos que marca la complejidad del algoritmo, además de que se debe de decidir el tipo de métrica a utilizar para comprobar, ya sea la detección o extracción.

En cuadros color azul, se remarcan los elementos considerados para esta investigación.

Uno de los aspectos importantes a tomar en cuenta es la robustez, es decir aquellos ataques intencionales o no intencionales [8], que se realizan a un contenido digital que ha sido marcado.

- **Ataques Intencionales.** Su función es alterar, debilitar o remover la marca de agua.
- **Ataques No Intencionales.** Son modificaciones que ocurren en el contenido digital marcado, cuando se aplican operaciones de procesamiento común, por lo tanto, su función no es destruir la marca de agua.

1.4 Estado del Arte

Parece que Komatsu y Tominaga^a [5] fueron los primeros en haber utilizado el termino marca de agua. Sin embargo, se cree que hasta principios de 1990 las marcas de agua comenzaron a tomar mayor importancia. Con la intención de contar con una técnica de marcado de agua robusta, diversas metodologías se han aplicado y desarrollado durante este tiempo. Independientemente de la aplicación a la que estén destinadas, en su mayoría buscan superar la mayor cantidad de ataques. Las marcas de agua que son imperceptibles deben, además, asegurar que los cambios que se lleven en el contenido digital no se noten por el ojo humano. Lograr estos dos aspectos implica complejidad en el algoritmo que se desarrolle, ya que entre más robustez se busque, menor información es la que se podrá usar como marca de agua y viceversa. Asimismo, los algoritmos que extraen la marca de agua son más complejos que los que solo la detectan del contenido digital, ya que lo que se espera es que la extracción sea lo más fiel posible al contenido original.

Las técnicas más representativas son las que trabajan en el dominio espacial y en el dominio de alguna transformada. Si bien, a continuación, se hará una breve reseña del desarrollo que se ha tenido en cada área, es importante hacer mención que algunas técnicas solo detectan la marca de agua y otras buscan la extracción de la misma. Como ya se indicó, este es un factor que aumenta el grado de complejidad del algoritmo. Asimismo es importante notar la diferencia en el tipo de elemento usado como marca de agua, ya que es un factor que hace diferencia entre las diferentes técnicas.

1.4.1 Técnicas en el dominio espacial

Cuando se inserta una marca en el dominio espacial se hace directamente en los píxeles de la imagen original (base), lo que hace que los cambios se noten visualmente. Estas técnicas son relativamente simples y de baja complejidad computacional, pero muy poco robustas. Los primeros trabajos insertaban la marca de agua en el bit menos significativo (LSB, por sus siglas en inglés) de la imagen original [9], precisamente porque dichos bits son visualmente insignificantes, sin embargo, son muy vulnerables a los ataques pues son los primeros en ser eliminados o modificados. Schyndel et al. [9], propusieron dos métodos de marcado de agua, modificando el LSB. La diferencia es que con un método la modificación es directa y con el segundo método se hace la modificación mediante una adición lineal de la marca de agua. En el aspecto de robustez, solo se hace mención de que para que la marca de agua sea detectable tiene que ser con niveles bajos de ruido Gaussiano. Nikolaidis et al. [10] plantean un cambio en los niveles de intensidad de los bits de la imagen divididos en dos grupos. Así se identifica cada grupo, como el que se marca y el que no sufre cambios. Al hacer la extracción de la marca se hacen comparaciones de los valores medios de intensidad de los píxeles marcados, con los que no se modificaron. Los resultados muestran mejoría ante ataques de procesamiento de común, pero no así a ataques geométricos. Caso similar de respuesta ante ataques resulta del trabajo [11], el cual es un esquema basado en la función Hash, que es usada comúnmente en criptografía. El método se basa en calcular la posición de inserción de cada píxel de la marca de agua, usando la función Hash. Los resultados publicados muestran que cuando un usuario ilegal modifica algunos bits, la marca de agua extraída presenta cambios en 3 bits. Voyatzis et al. [12] propusieron realizar una transformación caótica denominada *Automorfismo Toral*, la cual es una transformación espacial de regiones planas que pertenecen a una zona cuadrada de dos dimensiones. Con ello se buscó generar una marca de agua mixta con una reasignación caótica de píxeles sin efecto en su intensidad de mapa de bits. Esta técnica solo es robusta a ataques de filtrado y compresión JPEG, por sus siglas en inglés (Joint Photo-graphic Experts Group).

Diversas investigaciones se basan en buscar aspectos susceptibles de mejorar de investigaciones predecesoras, tal es el caso de los trabajos [13, 14], que también usan el *Automorfismo*. En [13] se generan datos secretos tanto de la imagen a marcar como de la marca de agua, de tal forma que si algún día la imagen marcada es pirateada, sea posible recuperar la marca de agua a partir de dicha información. El proceso se basa en asignar un pixel de la marca de agua a un pixel de la imagen a marcar, generando tablas de mapeo, y a pesar de mostrar que la marca de agua se puede recuperar ante ataques como cambio de escala, compresión JPEG, rotación, recorte, la dificultad del algoritmo se incrementa. En el caso del trabajo descrito en [14] se muestra robustez ante diferentes ataques extrayendo la marca de agua empleada en su mayoría, con la diferencia de que la marca de agua es adaptiva, es decir, que a través de un umbral se ajusta la fuerza de inserción de la marca de agua, por ello es más robusto el esquema.

Con la intención de mejorar la robustez de las aplicaciones basadas en la modificación del LSB, se desarrollaron otros esquemas. Por ejemplo, Kimpan et al. [15] propusieron usar un bloque de pixeles de tamaño variable. Ajustaron el brillo de cada bloque dividiendo la imagen en diferentes tamaños ($64 \times 64, 32 \times 32, 16 \times 16, 8 \times 8$), los cuales dependían del nivel de intensidad de cada área. Se obtuvieron buenos resultados ante ataques como filtro pasa bajas, filtro de mediana, compresión JPEG, rotación y escalamiento, pero no ante ataques como recorte, deformación de planos horizontal y vertical, traslación, ruido, etc.

En términos generales, las técnicas en el dominio espacial tienen la ventaja de presentar menos carga computacional que aquellos que usan el dominio de alguna transformada, sin embargo, no son robustas a la mayoría de ataques de procesamiento común y transformaciones geométricas. Estos inconvenientes, así como las necesidades de la propia área de marcado de agua, promovieron el iniciar a trabajar en el dominio de alguna transformada, con la ventaja de aprovechar la relación que existe entre SVH y los coeficientes de alguna de ellas, como la transformada de Fourier discreta (DFT, por sus siglas en inglés), la transformada de coseno discreto (DCT, por sus siglas en inglés), la transformada

wavelet discreta (DWT, por sus siglas en inglés), la transformada contourlet (CT, por sus siglas en inglés).

1.4.2 Técnicas en el dominio de la transformada

Representar una imagen en el dominio de la transformada permite que se puedan elegir solo ciertas bandas de frecuencia de la imagen original, con la intención de poder insertar la marca de agua en dicha banda. Esto hace más difícil su percepción así como su posible alteración y/o modificación. El proceso es relativamente sencillo, ya que solo hay que transformar la imagen para obtener sus diferentes coeficientes, insertar la marca de agua y aplicar la transformación inversa para obtener la imagen marcada. Las transformadas más usadas, como ya se indicó son la DFT, DCT, DWT y CT. A continuación se presentan algunos trabajos que se han desarrollado usando dichas transformadas.

a) Transformada de Fourier

La DFT ha sido utilizada en diferentes trabajos de marcado de agua debido a que ofrece robustez ante los ataques geométricos rotación, escalamiento y traslación. La transformada de Fourier de una señal da como resultado un componente de magnitud y uno de fase. Decidir que componente usar para insertar la marca de agua, ha sido revisado por diferentes autores con la intención de determinar cuál es el lugar más idóneo, de tal forma que se tenga robustez e invisibilidad.

De acuerdo a [16, 17] se tiene que:

- La modificación de los coeficientes de baja frecuencia puede causar la presencia de artefactos visibles en el dominio espacial, por lo tanto los coeficientes de baja frecuencia deben evitar modificarse.
- Los coeficientes de alta frecuencia no se recomiendan modificarse, ya que son eliminados durante una compresión JPEG.
- La mejor ubicación para insertar una marca de agua es en los coeficientes de frecuencia media.

Tomando en cuenta estos aspectos algunos autores han propuesto diferentes métodos. Ruanaidh et al. [18], tomando en cuenta el efecto que tienen los

componentes de magnitud y fase de la DFT sobre la inteligibilidad de una imagen, propusieron una técnica de marcado de agua usando el coeficiente de fase. Señalaron que dicho coeficiente es más robusto a cambios de contraste en la imagen y a manipulaciones. Sin embargo la propuesta solo era robusta a compresiones JPEG. Posteriormente se propuso usar la transformada Fourier-Mellin [19, 20], como una opción para aplicaciones de marcado de agua. Esta transformada es similar a aplicar la transformada de Fourier para un sistema de coordenadas log-polar de una imagen. Para la inserción de la marca de agua usan el método de espectro disperso [21], logrando un esquema robusto ante rotación, escalamiento, recorte y compresión JPEG. La marca de agua es un mensaje en código estándar Estadounidense para el intercambio de información (ASCII, por sus siglas en inglés), el cual se reporta es recuperado, después de los ataques.

Un trabajo diferente que usa el componente de magnitud es el propuesto por Ramkumar et al. [22], el cual es un esquema robusto a compresiones JPEG. Basados en que el coeficiente de magnitud contiene poca información de cualquier imagen y por el contrario la mayoría de la información se encuentra en la fase, aprovechan esta ventaja de poca entropía en el coeficiente de magnitud. Sus simulaciones demuestran que los esquemas de compresión, como el JPEG, preservan tanto el coeficiente de magnitud como el de fase de la DFT. Por lo tanto, tratan de explotar el uso del coeficiente de magnitud para este tipo de compresiones.

Lin et al. [23] también proponen un esquema de marcado de agua usando la magnitud de la DFT, sin embargo el esquema solo es robusto a rotaciones, escalamientos y traslaciones. Crean una señal que cambia de forma trivial como resultado de una rotación, de un escalamiento o una traslación. El cálculo de dicha proyección se realiza tomando la DFT de la imagen original, realizando un re-muestreo log-polar y con su integración a lo largo de la dimensión radial.

Trabajos posteriores propusieron usar una marca de agua con simetría circular [17]. La marca de agua es centrada alrededor de la región de frecuencia media del coeficiente de magnitud de la DFT. Este esquema presenta robustez no solo ataques geométricos sino ataques de procesamiento común, reportando resultados satisfactorios ante recorte, escalamiento, compresión JPEG, filtrado, ruido aditivo. Usan la propiedad de invariancia a la traslación de la DFT para poder detectar la marca de agua de una imagen escalada y recortada, correlacionando la marca de agua con la magnitud de la DFT para varias etapas de muestreo de la frecuencia.

b) Transformada del Coseno Discreto

La DCT consiste en mapear uno a uno una serie de valores de los píxeles de la imagen original en el dominio del tiempo, a una serie de valores en el dominio de la frecuencia. La imagen se desglosa en diferentes bandas de frecuencia y son representadas por combinación de los componentes AC (corriente alterna) y DC (corriente directa). La transformada se puede aplicar directamente a la imagen o después de que ésta es dividida en bloques de 8×8 no superpuestos. La imagen se recupera a partir de una transformada inversa. Cuenta con la propiedad de compactación de energía al dominio transformado, es decir, que esta transformada consigue concentrar la mayor parte de la información en pocos coeficientes transformados.

Para la aplicación de marcado de agua, la elección del coeficiente a marcar, cobra importancia al igual que con la DFT, ya que es uno de los factores que se toman en cuenta para su uso.

Uno de los primeros trabajos desarrollados usando esta transformada fue el propuesto por Cox et al. [21]. Esta propuesta se basa en dispersar la marca de agua usando espectro disperso. Cox et al. [21] plantean hacer la inserción de la marca de agua en los coeficientes perceptuales más significativos con la finalidad de maximizar la oportunidad de detectar la marca de agua, incluso después de haber sufrido ataques de procesamiento común y distorsiones geométricas. Con la intención de que la presencia de la marca de agua no sea

obvia se dispersa en diversas frecuencias. Para ello se plantea que si la imagen a marcar se considera como un canal de comunicación y la marca de agua como la información que se va a transmitir, se puede hacer una analogía con un canal de comunicación que usa espectro disperso. De esta forma una señal que se transmite por un canal empleando mucho más ancho de banda, la energía presente de la señal transmitida en cualquier banda será indetectable, y entonces, la marca de agua puede dispersarse en muchas frecuencias y la energía será mínima. Esta técnica tiene como ventaja que la presencia de la marca de agua no es obvia al ojo humano. Sin embargo, una de las desventajas de esta propuesta es que la forma de detección es no ciega, lo que obliga a que siempre se cuente con la imagen original para hacer la detección de la marca de agua que se insertó. Esto se evita con las detecciones y/o extracciones de tipo público (sección 1.3), ya que no siempre se cuenta con el material original para realizar dicho proceso. Asimismo, la capacidad de la marca de agua se limita, debido a que solo se inserta en los coeficientes significativos de la imagen transformada, y éstos son relativamente pocos.

Lin et al. [24] desarrollaron una técnica de marcado de agua insertando la marca en los coeficientes de la banda de baja frecuencia, modificando el LSB de los coeficientes de la transformada. Ésta es una desventaja, ya que la marca de agua se puede remover muy fácil sin que se tenga degradación visual de la imagen marcada. Tomando en cuenta el uso de esta transformada en la compresión JPEG, Kung et al. [25] proponen insertar una marca de agua, modificando los coeficientes de frecuencia media con los valores de la tabla de cuantización de compresión JPEG. Siendo robusto el esquema solo a este tipo de ataques. Asimismo, la calidad de las imágenes marcadas es baja.

Otros trabajos proponen hacer una clasificación de bloques de la DCT para mejorar la robustez. En [26] se inserta una marca de agua en los coeficientes de frecuencia baja de la DCT en bloques de 8×8 . El proceso de selección de los bloques depende de la varianza de los coeficientes AC, la cual puede cambiar debido a la marca de agua que se inserta. Por lo tanto, el proceso de

detección puede fallar para determinar los adecuados bloques DCT para la extracción de la marca de agua.

El trabajo descrito en [27] sugiere que más coeficientes significativos de un bloque DCT pueden generarse rompiendo la similitud espacial local de una imagen usando un mapa caótico basado en bloques. La ventaja que se obtiene es que la longitud de la marca de agua se puede aumentar. Sin embargo la solidez del sistema se limita solamente a la compresión JPEG y ataques de filtro pasa-baja.

Con la intención de mejorar el aspecto de robustez, diferentes esquemas han optado por usar un método de normalización de imágenes (se detallara en el capítulo 3), el cual se basa en la teoría de momentos invariantes [28]. De esta forma su busca que la imagen marcada sea invariante a las transformaciones *Affine* (*afin*). El esquema propuesto por Dong et al. [29] usa esta normalización, una plantilla binaria y para insertar la marca de agua usan *Direct-Sequence Code Division Multiple Access* (*DS-CDMA*, por sus siglas en inglés), es decir, la técnica de espectro disperso [21]. La marca de agua se dispersa, para después enmascararse con la plantilla binaria normalizada. Los resultados muestran que la propuesta tiene robustez ante ataques de procesamiento común y ataques geométricos. La longitud de la marca de agua usada es de 50 bits. En esta aplicación se hace una extracción de la marca de agua empleada y se comprueba su efectividad calculando la tasa de bits erróneos (BER, por sus siglas en inglés). Reportando un valor de BER=0, en la extracción de la marca de agua sin haber aplicado ningún ataque a la imagen marcada. En [30, 31] se hace la propuesta de una técnica de marcado de agua haciendo una clasificación de bloques en el dominio de la DCT, a partir de característica de textura, lo que permite obtener la fuerza con la que se debe de insertar la marca de agua. Para hacer el esquema invariante a transformaciones *Affine*, también usan el proceso de normalización de la imagen. Los resultados publicados indican que es un esquema robusto a diferentes ataques, de procesamiento común y geométricos, reportan que la extracción de la marca de agua sin haber aplicado ningún ataque a la imagen marcada es de 0.04.

c) Transformada Wavelet Discreta

La DWT de una señal bidimensional consiste en su separación, a través de filtros, en coeficientes identificados como, coeficiente de frecuencias bajas o coeficiente de aproximación (LL, por sus siglas en inglés Low-Low), coeficiente de frecuencias medias altas coeficiente de detalles horizontales (LH, por sus siglas en ingles Low-High), coeficientes de frecuencias medias bajas o coeficiente de detalles verticales (HL, por sus siglas en ingles High-Low) y el coeficiente de frecuencias altas o coeficiente de detalles diagonales (HH, por sus siglas en ingles High-High). Con esta transformada se analizan las características de una imagen, tales como bordes y texturas gracias a la buena localización espacio-frecuencias. Uno de los inconvenientes de ésta es que no es invariante a la rotación, al escalamiento y a la traslación.

Dugad et al. [32] propusieron una técnica de marcado de agua, usando el método de espectro disperso [21], el cual consistía en insertar la marca con un factor de peso constante en los coeficientes perceptuales significativos en el coeficiente de alta frecuencia, con la finalidad de preservar la invisibilidad de la marca de agua. Esto representa un inconveniente ya que la información de la banda de alta frecuencia puede ser fácilmente removida por compresión u otro ataque de procesamiento común. Sin embargo, los reportes del trabajo indican que se tiene robustez a la compresión JPEG (con un factor de compresión de 5%), filtro de mediana y recorte.

Con la intención de tener robustez ante ataques ataques geométricos, en [33] se propone un esquema usando la DWT de forma local, para lo cual crean una sub-imagen de la imagen original a marcar, con la intención de evitar alteraciones debidas a ataques en áreas locales. Asimismo, usan una marca de agua caótica, basándose en la teoría de que los mapas caóticos incrementan la seguridad en este tipo de aplicaciones. Aprovechan la característica de que todas las secuencias generadas por los mapas logísticos son sensibles a las condiciones iniciales, por lo tanto, dos secuencias generadas de diferentes condiciones iniciales no se correlacionan estadísticamente. Se hace una descomposición de la sub-imagen en tres niveles y se marcan los coeficientes

de la sub-banda de alta frecuencia. De acuerdo a los resultados el esquema no es resistente a ataques de filtrado, pero se puede detectar correctamente la marca de agua ante ataques como compresión JPEG, adición de ruido, rotación, recorte y escalamiento.

Otra técnica que se desarrolló con la intención de proteger y autenticar imágenes, es la propuesta por Santa Agreste et al. [34]. Este trabajo usa la transformada wavelet discreta por las características de tiempo frecuencia y su coincidencia con las directivas del SVH. La wavelet a usar para la descomposición de la imagen y la cantidad de niveles generados depende de las características de la imagen a marcar, lo que implica que el tiempo de ejecución cambie y por ende dependa de dichos parámetros. Otra desventaja, es que el proceso de detección es no ciego, por lo cual se requiere de la imagen original. La robustez del esquema es ante filtrado y operaciones geométricas, sin indicar exactamente el tipo de ataque.

Uno de los trabajos representativos de esta área es el desarrollado por Barni et al. [35]. En este trabajo se presenta una técnica perceptiva, ya que se propone hacer el enmascaramiento de la marca de agua de acuerdo a las características del SVH. Para la generación de la máscara toman en cuenta la textura y el contenido de la luminancia de las sub-bandas de la imagen, y así asegurar la imperceptibilidad y robustez del esquema. Consideran la baja sensibilidad del ojo humano para la detección de ruido en los bordes, el alto o bajo brillo o luminancia, así como las texturas de una imagen. Sus resultados muestran que es una técnica robusta a operaciones de procesamiento común y algunos ataques geométricos y ha servido de referencia para diferentes investigaciones. Con todas las premisas que toman en cuenta, logran generar una máscara perceptiva, a partir de la imagen original, para ocultar la marca de agua en aquellas zonas que no serán detectables por el ojo humano, y que aseguraran invisibilidad, pero sobre todo robustez del esquema.

En [36] también se plantea el uso de la DWT, en un algoritmo de marcado de agua de baja complejidad computacional, por lo que se sugiere se aplique en

tiempo real. Para la inserción de la información plantean dos esquemas, una es segmentar la imagen original en bloques no superpuestos y aplicar la DWT a cada uno de ellos e insertar la marca de agua en los coeficientes pasa bajas. Posteriormente aplicar la DWT inversa. El otro esquema se diferencia en que se debe de calcular la varianza de cada bloque y solo se seleccionan aquellos que tienen los valores más altos. La técnica se presenta como robusta ante filtros, compresión JPEG, ruido aditivo, distorsiones geométricas y recorte. Sin embargo los resultados ante rotación, escalamiento y filtro de mediana presentan valores altos de BER (0.12 para un ángulo de rotación de 30° , 0.25 para un escalamiento de 0.5 y 0.23 para un filtro de mediana de 7×7).

También se tienen trabajos desarrollados usando la teoría de compresión fractal [37-40]. La idea básica es usar la compresión fractal, en donde la imagen a marcar es expresada por un código fractal, formando una función iterada del sistema. Se aprovechan las auto-similitudes que tiene una imagen o partes de ella, ya que pueden considerarse como fractales. Dichas auto-similitudes se ubican, haciendo una división en bloques de la imagen, y aplicando la transformada correspondiente (DCT [37], DWT [38-40]), para insertar ahí la marca de agua. Al igual que con las técnicas que se han descrito, los resultados de los trabajos publicados muestran robustez ante diferentes ataques, teniendo algunos más robustez que otros. Por ejemplo, en [39] se describe una técnica que usa como marca de agua una imagen binaria, obteniendo valores de PSNR mayores a 40 dB de la imagen marcada, lo que indica que la marca de agua no es perceptible. Sin embargo su robustez se limita a ataques de compresión JPEG. Mientras que la técnica [38] presenta robustez a compresiones JPEG, recorte, filtro de mediana y ruido Gaussiano.

d) Transformada Contourlet

La transformada Contourlet fue introducida por Candés y Donoho [41, 42]. Esta transformada es una versión discreta de la transformada Curvelet, la cual es una generalización dimensional superior de la transformada discreta wavelet. Fue diseñada para representar imágenes en escalas diferentes y ángulos diferentes. Se le ha dado uso para el tratamiento de imágenes, ya que

permite representar un contorno suave con menos coeficientes, pero con la misma precisión que los coeficientes de la transformada Wavelet [42].

En cuanto al área de marcado de agua se tiene el primer trabajo propuesto por Bazziz [43], usando esta transformada. En dicho algoritmo se hace un análisis local a distintas escalas y direcciones, para extraer la información de textura a partir de la descomposición de una imagen. Se construye una máscara perceptiva, tomando como referencia la propuesta de [35], tomando en cuenta, la sensibilidad del ojo al ruido y a las variaciones del brillo, así como la presencia de bordes y texturas. Los resultados muestran la validez del algoritmo, así como mejora en robustez, comparado con los resultados de la técnica presentada por Barni et al. [35].

Asimismo se tienen las propuestas [44, 45]. En [44] se propone usar como marca de agua una imagen en escala de grises. Tanto la imagen a marcar como la marca de agua se transforman, y la inserción de la marca de agua se inserta en las sub-bandas de alta frecuencia de forma aditiva. Su robustez solo es ante compresión JPEG, ruido Gaussiano y ruido sal & pimienta. Mientras que la propuesta descrita por Ping et al. [45] usa un proceso de normalización [28]. La inserción de la marca de agua se hace usando el método de espectro disperso. Los resultados publicados solo muestran ataques contra ruido sal & pimienta, filtro de mediana, rotación (tres ángulos) y compresión JPEG (tres factores de compresión).

De igual forma que con las otras transformadas, son distintas las propuestas que se han hecho a partir del precedente propuesto en [43], con la intención de mostrar la efectividad de esta transformada en este tipo de aplicaciones, así como desarrollar una técnica robusta.

Es importante tomar en cuenta que también hay trabajos que usan otras transformadas, como es el caso de la transformada de Hermite (TH) [46 - 48] (en el capítulo 2 se explicará con mayor detalle esta transformada). En [46] se presenta una técnica de marcado de agua perceptiva. Toman como referencia los

trabajos [35, 43] con la intención de mostrar que se puede tener una técnica de marcado de agua robusta usando la transformada de Hermite. Se presenta un esquema muy similar al descrito en [35], para la generación de la máscara. Mientras que en el trabajo de Tesis de Maestría desarrollado por Romero [47], se describe un método perceptivo de marcado de agua basado en un modelo de brillantez. Dicho modelo fue propuesto por Watson [49], para la aplicación de compresión. La ventaja que se aprovechó fue que si uno de los objetivos del algoritmo de compresión de imágenes es identificar aquellos elementos que sean poco perceptibles para poder eliminarlos, entonces en lugar de hacer eso, dichos elementos pueden ser modificados por información que represente a la marca de agua. Ambos trabajos muestran robustez ante ataques de procesamiento común y ataques geométricos; así como invisibilidad de la marca de agua al ojo humano. Estos dos trabajos hacen una detección de la marca de agua.

Finalmente el trabajo descrito en [48] es un esquema basado en archivos de audio, en el cual se hace un ocultamiento de información usando la transformada de Hermite. En este esquema se demostró la eficiencia de usar esta transformada para aplicaciones de esteganografía, lo cual reafirma la eficiencia de la TH en aplicaciones de marcado de agua en archivos digitales. La información que se oculta se puede recuperar ante diferentes ataques, es decir se extrae. Siendo una característica importante la cantidad de información que se inserta.

1.5 Sistema de visión Humano (SVH)

Es importante entender como es la percepción del Sistema de Visión Humana (SVH) para poder aprovechar sus propiedades en el diseño de un algoritmo de marcado de agua. A continuación se hace una breve descripción del ojo humano.

1.5.1 El ojo humano

El ojo humano es el órgano del SVH, y en él comienza el procesamiento visual. Su función es captar la luz y enfocarla en su superficie posterior, transformando la energía luminosa en energía eléctrica.

El ojo humano es un órgano de forma casi esférica, debido a que está lleno de una sustancia como gelatinosa, el cuerpo vítreo, delante del cual se haya el cristalino. Está constituido por la córnea, esclera o esclerótica, corioide y retina. En la figura 1.3 se muestra un globo ocular humano.

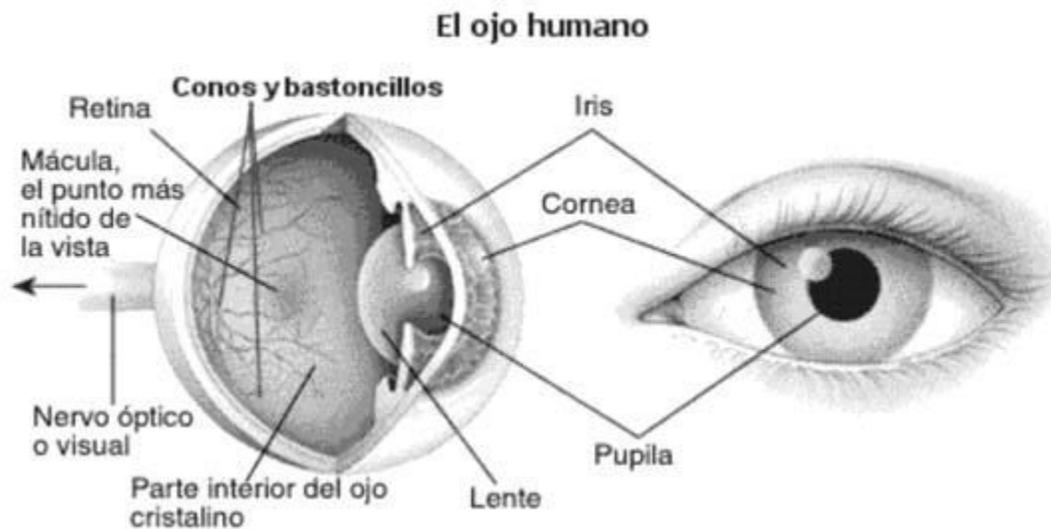


Figura 1.3 Globo ocular humano. ^b

^b <http://www.imagui.com/a/imagenes-de-el-ojo-humano-para-colorear->

La cornea es transparente y aproximadamente esférica, con un radio de curvatura de aproximadamente 8 mm. A través de ella entra la luz, después pasa a través de la pupila, la abertura en el centro del iris. La esclera es un tejido fibroso denso, blanco y opaco que tiene una función principalmente protectora y es casi esférica con un radio de curvatura aproximado de 12 a 13 mm. La capa media del ojo es la úvea en la que se diferencian el iris en la parte anterior, la coroides en la parte posterior, y el cuerpo ciliar en la parte intermedia. El iris tiene una importante función óptica al regular el tamaño de su apertura, el cuerpo ciliar es importante para el proceso de la acomodación, y tanto el cuerpo ciliar como la coroides intervienen en importantes procesos vegetativos [50]. Dentro de la pupila la luz pasa por el cristalino, que la enfoca en la retina, siendo ésta la capa más interna del ojo y una extensión del sistema nervioso central que está conectada con el cerebro por el nervio óptico. Para enfocar un objeto que está muy cerca de los ojos, diminutos músculos alrededor del cristalino se contraen para hacerlo redondeado. Para enfocar un objeto lejano a los ojos, los músculos trabajan para aplanar el cristalino. Un punto en la retina, donde el nervio óptico abandona el ojo hacia el encéfalo, no tiene células receptoras y se conoce como *punto ciego*. De hecho, cuando la luz de un objeto pequeño se enfoca directamente sobre el punto ciego, no es posible verlo.

Sobre la retina, se encuentra la fovea. La fovea ocupa el centro del campo visual y las imágenes se enfocan de manera más nítida.

Desde un punto de vista óptico, la retina es la pantalla sobre la que se forma la imagen. Se puede considerar como parte de una superficie esférica cóncava con un radio de curvatura que se aproxima a las condiciones ópticas ideales para obtener una mayor eficacia de la visión periférica.

- Células Receptoras

La retina de cada ojo contiene células receptoras responsables de la visión. Dichas células solo son sensibles a una fracción del espectro electromagnético. Los tipos de células son los *bastones* y *los conos* (figura 1.4), nombres que obedecen a su forma característica [51].

La retina de cada ojo contiene alrededor de 120 millones de bastones y 8 millones de conos.

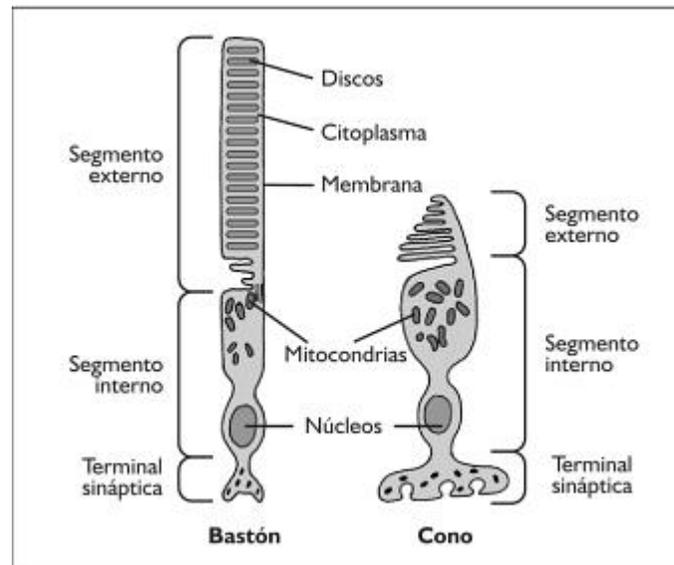


Figura 1.4 Estructura de conos y bastones^c

Los bastones responden a diversos grados o intensidades de luz y oscuridad, pero no a los colores, y por ende son los principales responsables de la visión nocturna. Mientras que los conos permiten ver colores así como luz y oscuridad. Al operar sobre todo en la luz de día, los conos son menos sensibles a la luz que los bastones. Los conos al igual que la película de color, trabajan mejor en presencia de una luz relativamente brillante. Los bastones más sensibles como una película blanco y negro, responden a niveles mucho menores de iluminación.

Los conos se encuentran sobre todo en la fovea, la cual no contiene bastones. La mayor densidad de conos está en el centro de la fovea, que es donde las imágenes se proyectan en la retina con un enfoque más nítido.

Tanto los bastones como los conos se conectan con neuronas especializadas llamadas *células bipolares*, las cuales tienen como función transmitir señales verticalmente desde los bastones, conos y células horizontales a la capa plexiforme interna, donde establecen la sinapsis con células amacrinas o ganglionares [52]. Las *células horizontales* están en los fotorreceptores y las células bipolares establecen sinapsis de inhibición lateral para conseguir una visión más perfecta. Las *células amacrinas* envían señales en dos direcciones, una desde las células bipolares a las células ganglionares y la segunda dirección dentro de la capa plexiforme, desde los axones de las células ganglionares o a otras células amacrinas. Finalmente las *células*

ganglionares, transmiten las señales de salida de la retina a través del nervio óptico hacia el cerebro [52].

1.5.2 Campos receptivos

El término campos receptivos se refiere al área restringida de la superficie de la retina que influye, bajo iluminación, en la señal de una neurona en el sistema visual. Es decir, que el sistema percibe diferencias en intensidad o contraste de luz, más que intensidades absolutas de luminosidad. En otras palabras, se puede decir que el campo receptivo hace referencia a la parte del campo visual al que una célula responde; a la relación entre los patrones de la imagen (presentes en el campo receptivo) y la actividad de la célula se le conoce como propiedades del campo receptivo de la célula.

Las células bipolares y ganglionares son excitadas por un estímulo en el centro de su campo receptivo e inhibidas por otro estímulo en el área periférica. Sin embargo, también pueden ser excitadas por un estímulo en la periferia e inhibidas por un estímulo en el centro, a estas células se les conoce como de *encendido en el centro* y de *apagado en el centro* (*ON center* y *OFF center*). La interacción de las células de encendido en el centro y sus vecinas se conoce como *inhibición lateral*.

El tamaño del campo receptivo en las células ganglionares depende de su localización en la retina. En el área central presentan campos receptivos más pequeños que en aquellas células situadas en la periferia y en consecuencia tienen mayor resolución. Las células ganglionares difieren en tamaño y en la forma en que procesan la información. Las células pequeñas, denominadas *células X*, tienen la capacidad de analizar sumas espaciales lineales, tienen descargas sostenidas y distinguen entre los diferentes tipos de conos. Son las responsables de toda la visión de color y a través de ellas se transmiten los detalles finos de la imagen. Las células grandes, denominadas *células Y*, tienen descargas transitorias, sus campos receptivos son mayores y no distinguen entre los diferentes tipos de conos. Responden a cambios rápidos en la imagen, ya sea de movimiento o de iluminación. Existe un tercer tipo de células ganglionares, *las células W*, que parecen detectar estímulos en movimiento.

1.5.3 Modelos de la Visión Humana

Se han desarrollado modelos eficientes que aprovechan las características del SVH. En el área de codificación de imágenes, Schreiber [53] fue uno de los pioneros en reconocer las implicaciones de los modelos de visión humana. Asimismo, Stockham [54] inicio con las técnicas de procesamiento de imágenes basadas en modelos biológicos, desarrollando una técnica de realce de contraste basado en la propiedad de que el brillo de escenas naturales esta principalmente determinada por las propiedades de reflexión de las escena iluminada y no por la intensidad de la fuente de iluminación.

Rodieck [55] propuso a las diferencias Gaussianas concéntricas como un modelo de perfii de la sensibilidad de los campos receptivos de las células de la retina. De igual forma, Young [56], demostró que la distribución de los campos receptivos del ojo humano responde a funciones de derivadas Gaussianas. El modelo de Gabor [57] y el modelo de Hermite usan el modelo de los campos receptivos como funciones Gaussianas. El primero es usado para la codificación de imágenes. En él se representa a los campos receptivos de la corteza visual con funciones Gaussianas moduladas con exponenciales complejas. Mientras que el modelo de Hermite, interpreta derivadas Gaussianas como el producto de polinomios de Hermite y una ventana Gaussiana. En el capítulo 2 se explica más a fondo la transformada de Hermite [58].

1.5.4 Propiedades de la Visión Humana

El Sistema de Visión Humano (SVH) está compuesto por numerosos procesos neuronales que hacen que la imagen percibida sea diferente de lo que realmente es. De la simulación de estos procesos se obtienen imágenes perceptuales que dan una idea de lo que el SVH es capaz de procesar y lo que no, es decir, de lo que ve y lo que no ve. Toda la información que no es capaz de ver es información redundante. A raíz de esto surgen dos aplicaciones evidentes: o bien se utiliza esta información no visible para introducir información útil extra o bien se desecha directamente. En el primer caso se habla de marcado de agua y en el segundo de la compresión de imágenes. Las marcas de agua basadas en ello, se denominan marcas de agua perceptivas [3].

Los tres fenómenos básicos del SVH [5] son la sensibilidad, el enmascaramiento y el pooling.

a) Sensibilidad

Se refiere a la respuesta del ojo a estímulos directos. La percepción de un estímulo depende de la frecuencia del mismo. Una de las caracterizaciones que se hacen del SVH es la agudeza visual, y consiste en la máxima frecuencia que es capaz de detectar o diferenciar. Aunque hay diferentes aspectos de una señal al cual el ojo es sensible, los estímulos primarios son la frecuencia y la intensidad (brillo).

1. Sensibilidad a la Frecuencia

La respuesta a una señal de entrada es la dependencia a la frecuencia. Las tres formas de la respuesta a la frecuencia son *frecuencia espacial* (percibida como patrones o texturas), *frecuencia espectral* (percibida como color) y la *frecuencia temporal* (percibida como movimiento o parpadeo).

La respuesta a la *frecuencia espacial* es percibida como texturas o patrones. Usualmente es descrita por la sensibilidad al contraste de luminancia, es decir, a los cambios de luminancia, como una función de la frecuencia espacial. Ésta es llamada *función de sensibilidad al contraste* (CSF, por su siglas en inglés); la cual indica que el ser humano es más sensible a las diferencias de luminancia en las frecuencias de gama media y que la sensibilidad disminuye a frecuencias bajas o altas, es decir, la CSF refleja la sensibilidad o capacidad de detección del SVH a estímulos de distinta frecuencia.

El nivel más bajo de visión del color consiste de tres colores de sistemas separados. La respuesta de baja frecuencia, denominado canal azul, es significativamente más bajo que los otros canales. Motivo por el cual varios sistemas de marcado de agua colocan una gran porción de la señal de marca de agua en dicho canal, cuando se usan imágenes a color. En la frecuencia temporal la sensibilidad disminuye rápidamente para frecuencias superiores a 30 Hz.

2. Sensibilidad a la intensidad luminosa.

La magnitud de un estímulo percibido por el cerebro es mayor cuanto mayor sea la magnitud del estímulo luminoso que se proyecta en la retina. El SVH tiende a adaptarse a un intervalo de niveles de intensidad luminosa muy amplio, alrededor de 10^{10} . Asimismo, es capaz de discriminar solamente pocos

niveles. La adaptación se hace para un nivel de intensidad luminosa I_0 dentro de los posibles del intervalo. Para este valor se pueden discriminar unos 50 valores distintos de intensidad luminosa. Por lo tanto, existirá un nivel por debajo del cual no se distinguen otros niveles, que se verían como negro y de igual forma sucederá con la percepción del blanco. A medida que el ojo corre otros valores I_0 del intervalo total, define niveles de negro y blanco de forma análoga.

La percepción visual varía mucho dependiendo de la iluminación en la que se encuentre ubicado un sujeto. En condiciones de baja iluminación, es posible detectar muy bien las diferencias de luminosidad, sin embargo la distinción de color y detalle es pobre. Caso contrario en alta luminosidad.

Respecto de la relación que hay entre el estímulo percibido y el valor real del mismo, se tiene una respuesta no lineal. Para hacer el cálculo se toma en cuenta una zona iluminada con intensidad I y otra con $I + \Delta I$. Lo que se hace es medir el valor necesario ΔI para que el observador vea dos zonas diferenciadas, partiendo de una $\Delta I = 0$. El valor ΔI obtenido se conoce como *mínima diferencia notable*, (JND, por sus siglas en inglés). La JND no es una cantidad ni una medida exacta, ya que para lo que un observador es cierto para otro no lo puede ser.

Asimismo se tiene que, la magnitud de la diferencia requerida para lograr un cambio perceptible entre dos estímulos está relacionada a la magnitud del estímulo inicial. Esta ley se denomina *Ley de Weber* y está definida por (Eq. 1.1):

$$\frac{\Delta I}{I} = k, \quad k = \text{constante} \quad (1.1)$$

Esta ley también es válida para otros sentidos como el oído, el olfato, el gusto y el tacto.

b) Enmascaramiento

“El contexto afecta la percepción”. Una textura aislada es fácil de observarse, sin embargo, cuando se añade a una gran textura de una imagen ya no es tan simple distinguirla. El enmascaramiento es una medida de la respuesta de un observador a un estímulo, cuando un segundo estímulo “enmascaramiento” también está presente. En

otras palabras es el fenómeno por el cual disminuye la visibilidad de una señal en presencia de otra que esconde o enmascara a la primera.

Existen diferentes tipos de enmascaramiento, como enmascaramiento por luminancia, por contraste, frecuencia, etc.

Enmascaramiento por luminancia.

Hace referencia a que una región puede ser modificada si el nivel medio promedio de luminancia es muy bajo. En caso contrario, también sucede algo similar, pero en menor grado [59, 49].

Enmascaramiento por contraste.

Está asociado a los cambios espaciales de luminancia que se producen alrededor del estímulo. El efecto de este enmascaramiento será menor en regiones uniformes que en zonas de gran contraste. Así, si se considera cualquier imagen natural a la que se le añade ruido uniforme, la visibilidad del ruido en los bordes y en las texturas de dicha imagen será menor que en zonas uniformes.

Enmascaramiento por frecuencia

La presencia de una frecuencia enmascara la percepción de otra. Por ejemplo, el SVH es menos sensible al contenido de altas frecuencias.

c) Pooling

Los modelos de sensibilidad y de enmascaramiento se pueden usar para proporcionar una estimación de la percepción de un cambio en una característica particular. Sin embargo, si múltiples frecuencias son modificadas en lugar de solo una, es necesario conocer cómo combinar la información de la sensibilidad y enmascaramiento de cada frecuencia. En un modelo de distancia perceptual, la combinación de las perceptibilidades de distorsiones separadas da una sola estimación para el cambio en el trabajo. A esto se le denomina *pooling*.

RESUMEN

El diseño de una marca de agua implica tomar en cuenta diferentes factores como los requerimientos, la aplicación a la cual estará dirigida, el tipo de dato a marcar, la marca de agua a usar y aquellos elementos que servirán para lograr una técnica que cumpla con la mayor parte de ellos. En el caso de las técnicas que están enfocadas a la protección de derechos de autor en imágenes digitales, como es el caso de la propuesta que se hace en este trabajo, tiene como prioridad asegurar robustez, seguridad e invisibilidad.

De acuerdo a la revisión del estado del arte, es claro que a lo largo de los años se han desarrollado diferentes técnicas, buscando siempre tener una mejora respecto de los antecesores. Como en cualquier área, la forma de demostrar las mejoras obtenidas es comparar el desempeño de cada una de las técnicas. Para realizar esta comparación es importante tener elementos en común, pues de esta forma ninguna de las técnicas, se beneficia o perjudica intencionalmente o en su defecto buscar la forma de poder llevarlo a cabo. Uno de los elementos es el dominio en el cual se hace la inserción de la marca de agua. El análisis del estado del arte, indica que trabajar en el dominio espacial, conlleva más desventajas que ventajas, pues a pesar de ser método más sencillos en cuanto al proceso de inserción, son vulnerables en el aspecto de seguridad, ya que no son capaces de soportar ataques, sean intencionales o no intencionales. Esto motivó a buscar otras formas de insertar las marcas de agua, teniéndose la opción de trabajar en el dominio de alguna transformada (Fourier, Coseno Discreto, Wavelet Discreta, Counturlet, entre otras). Cada trabajo resalta las ventajas de usar una u otra transformada, sin embargo, es claro que cada una de ellas tiene deficiencias. Mientras se intenta subsanar un aspecto (requerimiento) otro se ve afectado y viceversa. Por ejemplo en el caso de la DFT, se puede resaltar la propiedad de ser invariante a la rotación, escalamiento y traslación, con lo cual se podría asegurar que si se tiene una técnica de marcado de agua, ésta será robusta a ese tipo de ataques. Sin embargo, no es así, ya que de acuerdo al apartado 1.4.2, no todas las técnicas que usan esta transformada son robustas ante ellos. Si a eso se le agrega que, de acuerdo a la revisión de los trabajos, no hay una clara definición de que componente usar (magnitud o fase) hacen que las propuestas queden abiertas. Esto ha servido para que se hagan otras propuestas e incluso para buscar otras herramientas que aseguren mejores resultados. Tal es el caso de las técnicas que toman en cuenta el sistema de visión humano (SVH) y que denominan a las marcas de agua como marcas de agua perceptivas [3]. Wolfgang [3], indica que este tipo de marcas pueden ser independientes (solo dependen de la

función de transferencia de modulación del ojo MTF, por sus siglas inglés) o dependientes (aquellas que consideran la MTF y a las características de la imagen) de la imagen. De acuerdo a los resultados de las técnicas que usan este elemento, es claro que se logra robustez sin comprometer el aspecto de invisibilidad [35, 43].

Es de importancia para este trabajo definir los elementos a considerar para el desarrollo de la técnica de marcado de agua. En primer lugar el uso de la TH, pues se ha demostrado su efectividad en este tipo de aplicaciones, haciendo referencia al uso de esta transformada con archivos de audio. También se determina la importancia de usar una máscara perceptiva para poder insertar la marca de agua y lograr robustez e invisibilidad, dispersando la marca de agua mediante método de espectro disperso, con la intención de poder recuperar la marca de agua.

REFERENCIAS

- [1] M. Arnold, M. Schmucker, & S.D. Wolthusen., (2003). *Techniques and Applications of Digital Watermarking and Content Protection*. Artech House, Inc.
- [2] J. J. K. O'Ruanaidh, W. J. Dowling, F. M. Boland., Watermarking digital images for copyright protection, *IEEE Proceedings on Vision, Image and Signal Processing* 124, no. 4, (1996). pp. 250 – 256. doi: 10.1049/ip-vis:19960711.
- [3] R. Wolfgang, C. Podilchuck, E. Delp, Perceptual watermarks for digital images and video, *Proceedings of the IEEE* 87, no. 7, (1999). pp. 1108 – 1126. doi: 10.1109/5.771067.
- [4] I. J. Cox, M. L. Miller, J. A. Bloom., Watermarking applications and their properties, *International Conference on information Technology: coding and computing*, (2000). pp. 6-10.
- [5] I. J. Cox, M. L. Miller, J. A. Bloom, J. Fridrich, T. Kalker, (2007). *Digital Watermarking and Steganography*, 2da. ed., USA: The Morgan Kaufmann Series in Multimedia Information and Systems, pp. 624.
- [6] S. Katzenbeisser, F. A. Petitcolas, (2000). *Information hiding techniques for steganography and digital watermarking*, Artech House, Computer Security Series, pp. 220.
- [7] P. Loo, N. Kingsbury, Digital watermarking using complex wavelets, *International Conference on Image Processing* 3, (2000). pp. 29-32. doi: 10.1109/ICIP.2000.899275.
- [8] P. Meerwald, Digital image watermarking in the wavelet transform domain, Dept. Sci. Comput., Univ. Salzburg, (2001). Austria.
- [9] R. G. Van Schyndel, A. Z. Tirkel, C. F. Osbore, A digital watermark, *IEEE International Conference on Image Processing* 2, (1994). pp. 86-90. doi: 10.1109/ICIP.1994.413536.
- [10] N. Nikolaidis, I. Pitas, Copyright protection of images using robust digital signatures, *IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing* 4, (1996). pp. 2168 – 2171. doi: 10.1109/ICASSP.1996.545849.

- [11] M-S. Hwang, Ch-Ch. Chang, K-F. Hwang, A watermarking technique based on one-way hash function, *IEEE Transactions on Consumer Electronics* 45, no. 2, (1999). pp. 286 - 294. doi: 10.1109/30.793411.
- [12] G. Voyatzis, I. Pitas, Applications of toral automorphisms in image watermarking, *International Conference on Image Processing* 2, (1996). pp. 237 - 240. doi: 10.1109/ICIP.1996.560753.
- [13] Ch-Ch. Chang, J-Y. Hsiao, Ch-L. Chiang, An image copyright protection scheme based on Torus Automorphism, *First International Symposium on Cyber Worlds*, (2002). pp. 217 - 224. doi: 10.1109/CW.2002.1180882.
- [14] Ch-Ch. Chang, P-Y. Lin, Adaptive watermark mechanism for rightful ownership protection, *Journal of Systems and Software* 81, no. 7, (2008). pp. 1118-1129. doi: 10.1016/j.jss.2007.07.036.
- [15] S. Kimpan, A. Lasakul, S. Chitwong, Variable block size based adaptive watermarking in spatial domain, *IEEE International Symposium on Communications and Information Technology* 1, (2004). pp. 374 - 377. doi: 10.1109/ISCIT.2004.1412871.
- [16] S. Pereira, T. Pun, Robust template matching for affine resistant image watermarks, *IEEE Transactions on Image Processing* 9, no. 6, (2000). pp. 1123 - 1129. doi: 10.1109/83.846253.
- [17] V. Solachidis, I. Pitas, Circularly symmetric watermark embedding in 2D DFT domain, *IEEE Transactions on Image Processing* 10, no. 11, (2001). pp. 1741-1753. doi: 10.1109/83.967401.
- [18] J. J. K. O'Ruanaidh, T. Pun, Rotation, scale and translation invariant digital image watermarking, *International Conference on Image Processing* 66, no. 3, (1998). pp. 303 - 318.
- [19] J. J. K. O'Ruanaidh, W. J. Dowling, F. M. Boland, Phase watermarking of digital images, *International Conference on Image Processing* 3, (1996). pp. 239 - 242. doi: 10.1109/ICIP.1996.560428.

- [20] J. J. K. O'Ruanaidh, T. Pun, Rotation, Scale and Translation Invariant Spread Spectrum Digital Image Watermarking, *Signal Processing* 66, no. 3, (1998). pp. 303-317. doi: 10.1016/S0165-1684(98)00012-7.
- [21] I. J. Cox, J. Killian, F. T. Leighton, T. Shamoan, Secure spread spectrum watermarking for multimedia, *IEEE Transactions on Image Processing* 6, no. 12 (1997). pp. 1673 – 1687. doi: 10.1109/83.650120.
- [22] M. Ramkumar, A. N. Akansu, A. A. Alatan, A robust data hiding scheme for images using DFT, *International Conference on Image Processing* 2, (1999). pp. 211-215. doi: 10.1109/ICIP.1999.822886.
- [23] Ch-Y. Lin, M. Wu, J. A. Bloom, I. J. Cox, Rotation, Scale, and Translation Resilient watermarking for images, *IEEE Transactions on Image Processing* 10, no. 5, (2001). pp. 767 – 782. doi: 10.1109/83.918569.
- [24] S. D. Lin, Ch-F. Chen, A robust DCT-based watermarking for copyright protection, *IEEE Transactions on Consumer Electronics* 46, no. 3, (2000). pp. 415 – 421. doi: 10.1109/30.883387.
- [25] C. M. Kung, J. H. Jeng, T. K. Truong, Watermark technique using frequency domain, 14th International Conference on Digital Signal Processing 2, (2002). pp. 729 – 731. doi: 10.1109/ICDSP.2002.1028194.
- [26] H. Zhou, C. Qi, X. Gao, Low luminance smooth blocks based watermarking scheme in DCT domain, *International Conference on Communications, Circuits and Systems* 1, (2006). pp. 19 – 23. doi: 10.1109/ICCCAS.2006.284577.
- [27] Y-T. Wu, F. Y. Shih, Digital watermarking based on chaotic map and reference register, *Pattern Recognition* 40, no. 12, (2007). pp. 3753-3763. doi: 10.1016/j.patcog.2007.04.013.
- [28] M.-K. Hu, Visual pattern recognition by moment invariants, *IRE Transactions on Information Theory* 8, no. 2, (1962). pp. 179 – 187. doi: 10.1109/TIT.1962.1057692.

- [29] P. Dong, et al. Digital watermarking robust to geometric distortions. *IEEE Transactions on Image Processing* 14, no. 12, (2005), pp. 2140–2150. doi: 10.1109/TIP.2005.857263.
- [30] M. Cedillo, M. Nakano, H. Pérez. Robust Watermarking to Geometric Distortion Based on Image Normalization and Texture Classification. *51st Midwest Symposium on Circuits and Systems*, (2008), pp. 245 - 248. doi: 10.1109/MWSCAS.2008.4616782.
- [31] M. Cedillo, M. Nakano, H. Pérez. A robust watermarking technique base on image normalization. *Revista Facultad de Ingeniería Universidad Antioquia*, no. 52. (2010). Medellin, Colombia. pp.147–160.
- [32] R. Dugad, K. Ratakonda, N. Ahuja, A new wavelet-based scheme for watermarking images, *International Conference on Image Processing* 2, (1998). pp. 419 - 423. doi: 10.1109/ICIP.1998.723406.
- [33] Z. Dawei, Ch. Guanrong, L. Wenbo, A chaos-based robust wavelet-domain watermarking algorithm, *Chaos, Solitons & Fractals* 22, no. 1, (2004). pp. 47–54. doi: 10.1016/j.chaos.2003.12.104
- [34] S. Agreste, G. Andaloro, D. Prestipino, L. Puccio, An image adaptive, wavelet-based watermarking of digital images, *Journal of Computational and Applied Mathematics* 210, no. 1-2, (2007). pp. 13–21. doi: 10.1016/j.cam.2006.10.087.
- [35] M. Barni, F. Bartolini, A. Piva, Improved wavelet-based watermarking through pixel-wise masking, *IEEE Transactions on Image Processing* 10, no. 5, (2001). pp. 783–791. doi: 10.1109/83.918570.
- [36] H. Dehghan, S. Ebrahim, Robust Image Watermarking in the Wavelet Domain for Copyright Protection. *ICEEE*, (2010), [Arxiv.org/pdf/10010282](https://arxiv.org/pdf/10010282).
- [37] P. Bas, J-M. Chassery, F. Davoine, Self-similarity based image watermarking. *IX Conference Europe Signal Processing*, (1998). pp. 8 -11.

- [38] S-G. Yang, Ch-X. Li, S-H. Sun, R-S. Xie, A Fractal Watermarking Scheme for Image in DWT Domain, Eighth ACIS International Conference on Software Engineering, Artificial Intelligence, Networking, and Parallel/Distributed Computing 1, (2007). pp. 364 - 368. doi: 10.1109/SNPD.2007.273.
- [39] K. Gulati, Information Hiding Using Fractal Encoding. Master Thesis. Indian Institute of Technology Bombay Mumbai, Bumbai, (2003).
- [40] S. Shahraeini, M. Yaghoobi, A robust digital image watermarking approach against JPEG compression attack based on hybrid fractal-wavelet. International Conference on Computer Communication and Management 5, (2011). pp. 616 – 622.
- [41] E. J. Candés, D. L. Donoho, Curvelets: A surprisingly effective nonadaptive representation of objects with edges 113, no. 1, (2000). Stanford Univ Ca Dept of Statistics. pp. 59-90.
- [42] E. Candés, L. Demanet, D. Dohono, L. Ying, Fast discrete curvelet transforms, SIAM Multiscale Modeling and Simulation 5, no. 3, (2006). pp. 861-899. doi: 10.1137/05064182X.
- [43] N. Baaziz, Adaptive watermarking schemes based on a redundant contourlet transform, IEEE International Conference on Image Processing 1, (2005). pp. I - 221-4. doi: 10.1109/ICIP.2005.1529727.
- [44] S. Khalighi, P. Tirdad, H. Rabiee, A contourlet based image watermarking scheme with high resistance to removal and geometrical attacks. EURASIP Journal on Advances in Signal Processing, (2010). pp. 1-13. doi: 10.1155/2010/540723.
- [45] L. Ping, J. Xu, L. Bin, A normalization based robust digital watermarking scheme using nonsubsampling contourlet transform. International Conference on Electronics, Communications and Control, (2011). pp. 1244-1247. doi: 10.1109/ICECC.2011.6066448.
- [46] N. Baaziz, B. Escalante, O. Romero. Image watermarking in the hermite transform domain with resistance to geometric distortions. Proceedings of SPIE, Conference on Optical and Digital Image Processing 7000, (2008). doi: 10.1117/12.781481.
- [47] O. Romero. Marcado de Agua Perceptivo para Imágenes empleando la transformada de Hermite. Tesis de Maestría, Universidad Nacional de México (UNAM), (2010). México, D.F.

- [48] S. Gomez, B. Escalante, M. A. Acevedo, M. E. Acevedo. (2014). Steganography in Audio Files by Hermite Transform. *Applied Mathematics and Information Sciences* 8, no. 3, (2014). pp. 959–966. doi: <http://dx.doi.org/10.12785/amis/080304>.
- [49] A. B. Watson, DCT quantization matrices visually optimized for individual images, *Proceedings of the SPIE Human Vision, Visual Processing, and Digital Display IV* 1913, (1993). doi: 10.1117/12.152694.
- [50] M. C. Puell, (2006). *Optica Fisiológica, El sistema óptico del ojo y la visión binocular*, Universidad Complutense de Madrid.
- [51] C. G. Morris, A. A. Maisto, (2005). *Introducción a la psicología*, Pearson Education.
- [52] A. C. Guyton, *Textbook of medical physiology*, *The American Journal of the Medical Sciences* 242, no. 1, (1961). pp. 136.
- [53] W. F. Schreiber, *Picture Coding*, *Proceedings of the IEEE* 55, no. 3, (1967). pp. 320–330. doi: 10.1109/PROC.1967.5488.
- [54] T. G. Stockham, *Image Processing in the Context of a Visual Model*, *Proceedings of the IEEE* 60, no. 7, (1972). pp. 828–842. doi: 10.1109/PROC.1972.8782.
- [55] R. W. Rodieck, *Quantitative analysis of cat retinal ganglion cell response to visual stimuli*, *Vision Research* 5, no. 12. Elsevier. (1965). pp. 583–601. doi: 10.1016/0042-6989(65)90033-7.
- [56] R. Young, *The gaussian derivate theory of spatial vision: Analysis of cortical cell receptive Field Line-Weighting Profiles*, Technical Report, General Motors Research (GMR-4920), (1985).
- [57] D. Gabor, *Theory of communication: Part 1: The analysis of information*, *Journal of the Institution of Electrical Engineers - Part III: Radio and Communication Engineering*, 93, no. 26, (1946). pp. 429 - 441.
- [58] J. B. Martens, *The Hermite transform theory*, *IEEE Transactions on Acoustics, Speech and Signal Processing* 38, (1990). pp: 1595–1606. doi: 10.1109/29.60086.

- [59] Ch-H. Sou, Y-Ch. Li, A perceptually tuned subband image coder based on the measure of just-noticeable-distortion profile, *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology* 5, no. 6, (1995), pp. 467-476. doi: 10.1109/76.475889.

Capítulo 2

Transformada de Hermite

El sistema de visión humano (SVH) analiza, procesa y transmite información visual. La información visual se puede analizar, procesar y transmitir de dos formas:

- Dominio Espacial
- Dominio de la Transformada

Las técnicas de marcado de agua que trabajan en el dominio de alguna transformada, por lo general, logran un mejor rendimiento ya que se utilizan mejor las características perceptuales de las imágenes, además el principio de espectro de espectro disperso para comunicaciones, se puede incorporar fácilmente [1]. Asimismo se pueden integrar más bits de marca de agua y son más resistentes a los ataques.

La transformada de Hermite (HT) [2, 3], se ha utilizado para la implementación de marcas de agua, ya que permite tener una reconstrucción perfecta de la imagen. Por lo tanto es una transformada que sirve para hacer el tratamiento de una imagen a marcar y puede ser comparable con las transformadas que se usan comúnmente en este tipo de aplicaciones.

2.1 Transformada Polinomial en una dimensión

Una imagen digital está definida por un arreglo de intensidades puntuales, y para interpretar sus datos es necesario hacer explícita la información importante que ésta contenga, por lo cual es necesario establecer relaciones espacio – temporales entre dichas intensidades. Para lograrlo es necesario algún tipo de procesamiento local sobre la información visual. Este procesamiento local implica multiplicar los datos por una ventana cuyo radio de influencia determine el conjunto de puntos que contribuyen en la operación de procesamiento básica y cuya forma establece el peso relativo de la contribución para cada punto. Asimismo, para describir la imagen completamente el procesamiento debe ser repetido para un número suficiente de posiciones de la ventana y en cada posición deben de realizarse operaciones específicas, lo cual implica la búsqueda de patrones específicos. Elegir el operador es equivalente a fijar los patrones visuales que se consideran más relevantes a priori [2].

El análisis de la transformada polinomial se divide en dos etapas. En la primera etapa la señal original $L(x)$ es localizada multiplicándola por una función ventana $V(x)$. Como ya se indicó, para tener una descripción completa de la señal se requiere que el proceso se repita una cantidad suficiente de posiciones, moviendo la ventana sobre la señal. Se considera que las ventanas son equidistantes.

De la función ventana $V(x)$, se puede construir una función de peso definida como (Eq. 2.1):

$$W(x) = \sum_k V(x - kT) \quad (2.1)$$

donde T es el periodo de la función de peso $W(x)$.

Haciendo $W(x)$ diferente de cero para cualquier posición de x , se obtiene (Eq. 2.2):

$$L(x) = \frac{1}{W(x)} \sum_k L(x) \cdot V(x - kT) \quad (2.2)$$

La segunda etapa consiste en aproximar la parte de la señal muestreada por la ventana $V(x - kT)$ por medio de polinomios. Para la expansión se usan los polinomios $G_n(x)$, donde n es el grado del polinomio. Para cumplir con la condición de ortogonalidad, se define el producto interno (Eq. 2.3):

$$\int_{-\infty}^{\infty} V^2(x) G_m(x) G_n(x) dx = \delta_{mn} \quad (2.3)$$

donde δ_{mn} es la delta de Kronecker.

Los polinomios ortonormales, para una función ventana $V^2(x)$ cualquiera, están dados por (Eq. 2.4):

$$G_n(x) = \frac{1}{\sqrt{M_{n-1} M_n}} \begin{bmatrix} c_0 & c_1 & \dots & c_n \\ c_1 & c_2 & \dots & c_{n+1} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ c_{n-1} & c_n & \dots & c_{2n-1} \\ 1 & x & \dots & x^n \end{bmatrix} \quad (2.4)$$

donde M_n se define como (Eq. 2.5):

$$M_n = \left| c_{i+j} \right|_{i,j=0,\dots,n}, M_{-1} = 1 \quad (2.5)$$

y el n -ésimo momento es (Eq. 2.6):

$$c_n = \int_{-\infty}^{+\infty} x^n V^2(x) dx \quad (2.6)$$

Bajo condiciones generales para cualquier señal de entrada $L(x)$ y cualquier tipo de ventana se tiene (Eq. 2.7):

$$V(x-kT) \left[L(x) - \sum_{n=0}^{\infty} L_n(kT) \cdot G_n(x-kT) \right] = 0 \quad (2.7)$$

donde $L_n(kT)$ es la *transformada polinomial directa* y se define como (Eq. 2.8):

$$L_n(kT) = \int_{-\infty}^{\infty} L(x) \cdot G_n(x-kT) V(x-kT) dx \quad (2.8)$$

De acuerdo a la Eq. 2.8 es claro que los coeficientes $L_n(kT)$ se obtienen convolucionando la señal $L(x)$ con las funciones filtro (Eq. 2.9):

$$D_n(x) = G_n(-x) V^2(-x) \quad (2.9)$$

seguido por un muestreo en múltiplos de T .

Para reconstruir la señal original, *transformada inversa polinomial* (Eq. 2.10), se tiene:

$$L(x) = \sum_{n=0}^{\infty} \sum_k L_n(kT) P_n(x-kT) \quad (2.10)$$

donde (Eq. 2.11):

$$P_n(x) = \frac{G_n(x) V(x)}{V^2(x)} \quad (2.11)$$

Es claro que el proceso de reconstrucción consiste en interpolar los coeficientes $L_n(kT)$ con las funciones patrón $P_n(x)$ y sumar sobre todos los órdenes de n .

En la figura 2.1 se muestra la transformada polinomial directa e inversa.

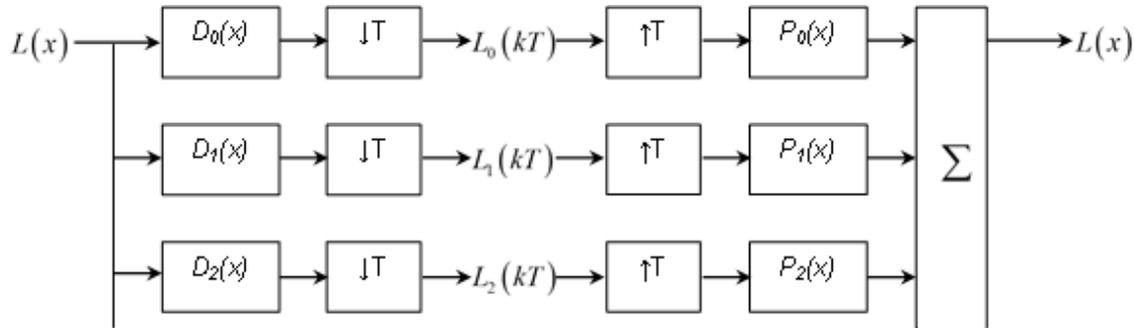


Figura 2.1 Transformada Polinomial

2.2 Transformada de Hermite en una dimensión

La transformada de Hermite es una manera alternativa de expandir una señal en componentes ortogonales y se escoge por que utiliza derivadas Gaussianas, que permiten modelar el comportamiento de los campos receptivos del ojo humano (Capítulo 1). En esta transformada se usa una ventana Gaussiana por diferentes razones:

1. La teoría es conocida, las propiedades de la transformada pueden ser fácilmente derivadas y evaluadas. Asimismo su aproximación es matemáticamente tratable y sus propiedades están estrechamente relacionadas con el caso continuo.
2. Las ventanas Gaussianas que están separadas el doble de la desviación estándar σ , son un buen modelo de los campos receptivos traslapados encontrados en experimentos fisiológicos.
3. La transformada de Hermite utiliza filtros que son derivadas de Gaussianas, que han sido ampliamente usadas en visión computacional y en el modelado psicofísico del SVH.
4. Las ventanas Gaussianas minimizan el producto de incertidumbre en el dominio espacial y frecuencial.

En este caso la ventana utilizada tiene una distribución Gaussiana normalizada (Eq. 2.12):

$$V(x) = \frac{1}{\sqrt{\pi\sigma}} e^{-(x/2\sigma)^2} \quad (2.12)$$

Las funciones filtro (Eq. 2.9), con las que se convoluciona la señal son (Eq. 2.13):

$$D_n(x) = \frac{(-1)^n}{\sqrt{2^n n!}} \cdot \frac{1}{\sigma\sqrt{\pi}} H_n\left(\frac{x}{\sigma}\right) e^{-x^2/2\sigma^2} \quad (2.13)$$

Teniendo que para el caso particular de la ventana Gaussiana, los polinomios ortogonales asociados son los polinomios de Hermite, que están definidos por (Eq. 2.14):

$$H_n(x) = (-1)^n e^{x^2} \frac{d}{dx^n} (e^{-x^2}) \quad (2.14)$$

El filtro $D_n(x)$ es igual a la n -ésima derivada de una función Gaussiana, multiplicada por un factor de normalización (Eq. 2.15):

$$D_n(x) = \frac{1}{\sqrt{2^n n!}} \cdot \frac{d}{d\left(\frac{x}{\sigma}\right)^n} \left[\frac{1}{\sigma\sqrt{\pi}} e^{-x^2/2\sigma^2} \right] \quad (2.15)$$

La transformada de Fourier de $D_n(x)$ tiene la expresión (Eq. 2.16):

$$d_n(\omega) = \frac{1}{\sqrt{2^n n!}} \cdot (j\omega\sigma)^n e^{-(\omega\sigma)^2/4} \quad (2.16)$$

El valor máximo para $(\omega\sigma)^2$ es $2n$, los filtros de mayor orden analizan sucesivamente frecuencias más altas en la señal. Para filtros de orden muy grande, los picos de frecuencia se juntan demasiado, ofreciendo poca información adicional. Por lo tanto, en la práctica la TH se limita solamente a unos cuantos términos.

Para la reconstrucción de la señal se usan las *funciones patrón* $P_n(x)$, que se obtienen de (Eq. 2.17).

$$P_n(x) = \frac{T}{\sqrt{2^n n!}} \cdot \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} H_n\left(\frac{x}{\sigma}\right) \frac{e^{-x^2/2\sigma^2}}{W(x)} \quad (2.17)$$

2.3 Transformada Polinomial en dos dimensiones

La transformada polinomial se puede generalizar a dos dimensiones. Dada una función ventana $V(x, y)$ y los polinomios ortogonales $G_{m,n-m}(x, y)$ donde m y $n-m$ indican el grado de la transformada con respecto a x y y , respectivamente, y se determina por (Eq. 2.18):

$$\int_{-\infty-\infty}^{+\infty+\infty} V^2(x, y) G_{m,n-m}(x, y) G_{j,i-j}(x, y) dx dy = \delta_{ni} \delta_{mj} \quad (2.18)$$

para $n, i = 0, 1, \dots, \infty$; $m = 0, 1, \dots, n$ y $j = 0, 1, \dots, i$.

La función de peso es (Eq. 2.19):

$$W(x, y) = \sum_{(p,q) \in S} V(x-p, y-q) \quad (2.19)$$

donde (p, q) son puntos de la malla de muestreo (S) en dos dimensiones (2D).

Los coeficientes de la transformada $L_{m,n-m}(p, q)$ se obtienen mediante la convolución de la señal en dos dimensiones con las funciones filtro (Eq. 2.20):

$$D_{m,n-m}(x, y) = G_{m,n-m}(-x, -y) V^2(-x, -y) \quad (2.20)$$

y posteriormente se submuestra la salida en $(p, q) \in S$. Las funciones patrón están definidas como (Eq. 2.21):

$$P_{m,n-m}(x, y) = \frac{G_{m,n-m}(x, y) V(x, y)}{W(x, y)} \quad (2.21)$$

Por lo tanto, la señal original se puede expresar como (Eq. 2.22)

$$L(x, y) = \sum_{n=0}^{\infty} \sum_{m=0}^n \sum_{(p,q) \in S} L_{m,n-m}(p, q) P_{m,n-m}(x-p, y-q) \quad (2.22)$$

2.4 Transformada de Hermite en dos dimensiones

Cuando la ventana es separable $\left(V(x, y) = \frac{V(x)}{V(y)} \right)$ y la rejilla de submuestreo es cuadrada, se tiene un caso particular de la transformada polinomial 2D. De esta forma los filtros son separables y se pueden implementados eficientemente.

Los coeficientes de la transformada polinomial se obtienen convolucionando la función de entrada con los filtros $D_m(x)D_{n-m}(y)$, para finalmente submuestrear los resultados en periodos T .

Una ventaja de las ventanas Gaussianas es la propiedad de ser espacialmente separables y rotacionalmente simétricas. Motivo por el cual las funciones filtro son separables en el dominio espacial y polar.

La transformada de Fourier de $D_m(x)D_{n-m}(y)$, expresada en coordenadas polares $\omega_x = \omega \cos \theta$ y $\omega_y = \omega \sin \theta$, está dada por (Eq. 2.23):

$$d_m(\omega_x)d_{n-m}(\omega_y) = g_{m,n-m}(\theta)d_n(\omega) \quad (2.23)$$

donde $d_n(\omega)$ es la transformada de Fourier del filtro de Hermite en una dimensión $D_n(r)$, donde r es la coordenada radial y (Eq. 2.24)

$$g_{m,n-m}(\theta) = \sqrt{\frac{n!}{m!(n-m)!}} \cos^m \theta \cdot \sin^{n-m} \theta \quad (2.24)$$

representa la selectividad del filtro.

Es claro que a medida que el orden n aumenta, se analizan frecuencias más altas, tal como sucede en el caso unidimensional.

2.5 Transformada Polinomial Discreta

Las aplicaciones prácticas de la transformada polinomial requieren ser formuladas para señales discretas. Por lo tanto, se pueden definir transformadas polinomiales sobre señales discretas, lo que implica que no se haga una transformación entre una señal continua y otra discreta. Esto aplica para el caso de las transformada polinomiales unidimensionales. Las expresiones para la función de ponderación, los filtros y las funciones patrón continúan siendo

válidos, puesto que solo hay que reemplazar la variable continua x por una variable discreta. Asimismo, todas las integrales deben de cambiarse a sumas discretas. Si la ventana discreta es finita, esto es, que $V(x)=0$ para $x < N_1$ y $x > N_2$, entonces la transformada polinomial tiene un orden finito $N = N_2 - N_1$. Los coeficientes de hasta orden N son suficientes para obtener una reconstrucción perfecta de cualquier señal. La razón es que la señal discreta dentro de la ventana $V(x)$ tiene solamente $N + 1$ grados de libertad.

En el caso de transformadas polinomiales en 2D, la mayoría de los resultados para imágenes continuas pueden ser ajustados de forma directa a imágenes discretas.

2.6 Transformada de Hermite Discreta

La versión discreta de una ventana Gaussiana es la ventana binomial (Eq. 2.25):

$$\omega^2(x) = \frac{1}{2^N} C_N^x, \quad x = 0, \dots, M. \quad (2.25)$$

Los polinomios ortogonales asociados a esta ventana, se denominan *polinomios de Krawtchouck* [4], y están dados por (Eq. 2.26):

$$G_n(x) = \frac{1}{\sqrt{\binom{M}{n}}} \sum_{k=0}^n (-1)^{n-k} \binom{M-x}{n-k} \binom{x}{k} \quad (2.26)$$

Para valores grandes de M , la ventana binomial se aproxima a una ventana Gaussiana (Eq. 2.27), y los polinomios de Krautchouk tienden a los polinomios de Hermite cuando $M \rightarrow \infty$ (Eq. 2.28).

$$\lim_{M \rightarrow \infty} \frac{1}{2^M} \binom{M}{x + \frac{M}{2}} = \frac{1}{\sqrt{\pi M/2}} e^{-\left(\frac{x}{\sqrt{M/2}}\right)^2} \quad (2.27)$$

$$\lim_{M \rightarrow \infty} G_n \left(x + \frac{M}{2} \right) = \frac{1}{\sqrt{2^n n}} H_n \left(\frac{x}{\sqrt{M/2}} \right) \quad (2.28)$$

Las funciones de análisis, en la ventana binomial, se definen desplazando dicha ventana $M/2$ unidades, cuando M es par, para tener el origen como centro de simetría. Esto lleva a la definición de las funciones filtro de la transformada de Hermite discreta (Eq. 2.29):

$$D_n(x) = G_n\left(\frac{M}{2} - x\right) \cdot V^2\left(\frac{M}{2} - x\right), \quad x = -\left(\frac{M}{2}\right), \dots, \frac{M}{2} \quad (2.29)$$

Asimismo, las funciones pueden ser expresadas como, Eq. 2.30:

$$D_n\left(\frac{M}{2} - x\right) = \frac{(-1)^n}{2^M \sqrt{\binom{M}{n}}} \Delta^n \left[\binom{M}{x} \cdot \binom{x}{n} \right] \quad (2.30)$$

donde (Eq. 2.31)

$$(-1)^n \Delta^n L(x) = \sum_{k=0}^n (-1)^k \binom{n}{k} L(x+k) \quad (2.31)$$

es el operador diferencial de n -ésimo orden. Calculando la transformada Z de la función filtro se tiene (Eq. 2.32):

$$d_n(z) = \sum_{x=-M/2}^{M/2} D_n(x) z^{-x} = z^{-M/2} \sqrt{\binom{M}{n}} \left(\frac{1-z}{2}\right)^n \left(\frac{1+z}{2}\right)^{M-n} \quad (2.32)$$

para $n=0, \dots, M$.

Estos filtros tienen la ventaja de que se pueden realizar colocando filtros más sencillos en cascada $z^{-1}(1+z)^2$, $z^{-1}(1-z)(1+z)$, $z^{-1}(1-z)^2$, con sus respectivos kernels $[1 \ 2 \ 1]$, $[-1 \ 0 \ 1]$ y $[1 \ -2 \ 1]$. Con la excepción del factor de amplificación $\sqrt{\binom{M}{n}}$, los filtros pueden realizarse sin efectuar multiplicaciones.

2.7 Descomposición de la Transformada de Hermite Discreta

Desde un enfoque matemático una imagen digital es una función bidimensional en el conjunto de números enteros, en donde cada punto del plano (x, y) se le asigna una intensidad de

luz emitida (luminancia) o reflejada (reflectancia) por dicho punto. En ese sentido, una imagen digital es una imagen discretizada, tanto en las coordenadas espaciales como en el valor de luminancia (niveles de gris). Por lo tanto, al ser una señal 2D, es susceptible de tratamiento numérico, de cálculo y de procesamiento y entonces su representación es mediante una matriz compuesta por la luminancia de cada punto.

Como ya se indicó en el capítulo 1, la mayoría de los algoritmos de marcado de agua hacen uso de herramientas que permiten hacer la manipulación de la imagen en un dominio diferente al dominio original (dominio espacial), de tal forma que se resalten las ciertas características de la imagen.

Cuando se hace el cálculo de la TH de una imagen digital se obtienen n coeficientes que son acomodados como un conjunto de $N \times N$ subbandas de igual tamaño, tal como se puede apreciar en la figura 2.2. Dichos coeficientes son resultado de la implementación de una ventana Gaussiana. En la práctica es necesario elegir el tamaño de dicha ventana así como el factor de submuestreo, si éste último se desea. Los coeficientes de orden cero representan una imagen de promedio de medición Gaussiana, mientras que los de orden mayor contienen los detalles de la imagen, por ejemplo, los coeficientes de orden 1 representan los cambios de intensidad (bordes) y los de orden 2 representan las texturas de la imagen. En general los coeficientes de orden 3 y mayores aportan poca información para poder reconstruir una imagen.

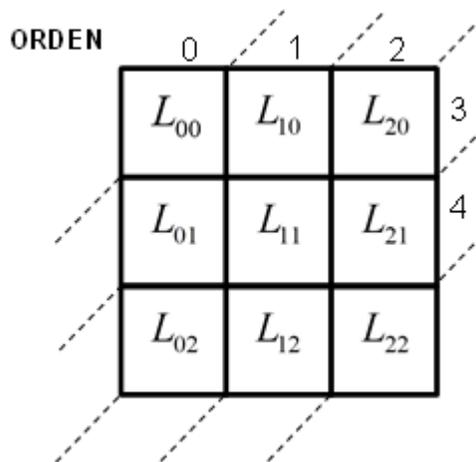


Figura 2.2 Representación Espacial de los coeficientes de la transformada de Hermite

RESUMEN

La transformada de Hermite es una herramienta matemática que sirve como modelo de representación de una imagen, considerando análisis de orientación local y el modelo de derivadas Gaussianas de visión temprana. Es considerada un caso especial de las transformadas polinomiales, cuando una función gaussiana es elegida como ventana de análisis. El análisis de funciones se obtiene multiplicando la función Gaussiana por los polinomios Hermite.

Esta transformada se ha utilizado para la implementación de marcas de agua y esteganografía, ya que permite tener una reconstrucción perfecta de la señal. Por lo tanto es una buena herramienta que en este trabajo sirve para hacer el tratamiento de la imagen a marcar, en el dominio de la transformada, y que puede ser comparable con las transformadas que se usan frecuentemente en este tipo de aplicaciones.

REFERENCIAS

- [1] I. J. Cox, J. Killian, F. T. Leighton, T. Shamoan, Secure spread spectrum watermarking for multimedia, *IEEE Transactions on Image Processing* 6, no. 12 (1997). pp: 1673 – 1687. doi: 10.1109/83.650120.

- [2] J. B. Martens, The Hermite transform theory, *IEEE Transactions on Acoustics, Speech and Signal Processing* 38, (1990). pp: 1595–1606. doi: 10.1109/29.60086.

- [3] J. B. Martens, The Hermite transform applications, *IEEE Transactions on Acoustics, Speech and Signal Processing* 38, (1990) 1607–1618. doi: 10.1109/29.60076.

- [4] G. Szegő. (1939). *Orthogonal polynomials*, American Mathematical Society, (Vol. 23). Colloquium Publications.

Capítulo 3

Algoritmo de Marcado de Agua

La propuesta de marcado de agua que se hace en este trabajo se desarrolló tomando en cuenta los antecedentes que se tienen de la transformada de Hermite (TH) en el área de las marcas de agua con imágenes digitales, así como del trabajo desarrollado, paralelamente a esta investigación, de esteganografía usando archivos de audio y la TH.

De acuerdo a la revisión del estado del arte, tomando en cuenta los requerimientos de las marcas de agua y con la finalidad de cumplir con el objetivo propuesto, el algoritmo desarrollado toma en cuenta la inserción de la marca con una máscara perceptiva [1], el método de espectro disperso (*DS-CDMA, Direct Sequence Code Division Multiple Access*) [2, 3] y la extracción de la marca de agua.

En este capítulo se hace una descripción de la máscara perceptiva que se usa, y que fue planteada en el trabajo de marcado de agua descrito en [1]. Se hace énfasis al planteamiento de la dicha máscara, ya que los resultados publicados demuestran que se tiene una técnica robusta y la marca de agua no es visible. Asimismo, se plantea hacer la evaluación del algoritmo descrito en [1] mediante una evaluación subjetiva usando el protocolo *DSIS "Double Stimulus Impairment Scale"*[4], pues la propuesta original solo cuenta con evaluaciones objetivas. Posteriormente se describe la propuesta de marcado de agua de este trabajo, para finalmente hacer referencia al trabajo desarrollado de esteganografía de archivos de audio y la TH [5]. La intención es describir todos los elementos que se tomaron en cuenta para lograr la aplicación principal y que es objetivo de esta tesis.

3.1 Antecedentes

La técnica de marcado de agua descrita por los autores Cruz y Vargas [6] es el primer trabajo desarrollado en dicha área usando la transformada de Hermite. En él se propone un algoritmo tomando las ideas presentadas en [7], con la intención de determinar la efectividad que tiene la TH en este tipo de aplicaciones. El algoritmo propuesto por Barni et al. [7], está basado en un modelo perceptivo, donde el punto fundamental es considerar la sensibilidad que tiene el ojo humano ante el ruido. Por lo tanto, toman en cuenta que:

- El ojo es menos sensible al ruido en bandas de alta resolución y en bandas que tienen orientación de 45° .
- El ojo es menos sensible al ruido en aquellas áreas de la imagen donde el nivel de brillo es alto o bajo.
- El ojo es menos sensible al ruido en áreas donde haya mucha textura pero es más sensible en las zonas cercanas a los bordes.

Con estos elementos se puede definir una función de sensibilidad al ruido y de esta forma usar el enmascaramiento. La transformada empleada originalmente es la transformada Wavelet Discreta (DWT). Esas mismas ideas son las que se retoman en el trabajo [6] pero con la diferencia de que se usa la TH.

Otro trabajo que se tiene usando la TH es el propuesto por Baaziz et al. [8], en el cual se hacen modificaciones a las expresiones del trabajo propuesto en [7], para el cálculo de la máscara perceptiva, pero teniendo como base la propuesta original.

Finalmente se tiene el algoritmo perceptivo de marcado de agua usando la TH, desarrollado por Romero [1]. Este algoritmo se caracteriza por hacer inserción y detección de la marca de agua. La propuesta destacable es el uso del esquema perceptivo usado por Watson [9], el cual fue diseñado originalmente para el área de compresión de imágenes. Para la construcción de la máscara perceptiva se toma en cuenta un mapeo de luminancia-brillantez. El algoritmo se divide en dos, el algoritmo perceptivo y un algoritmo que usa la máscara perceptiva pero que incluye un proceso de normalización para asegurar la integridad de la marca de agua en la imagen normalizada, cuando sufre algún ataque geométrico.

- **Mapa de Luminancia – Brillantez**

Schouten [10] propuso un modelo de brillantez, basado en que la representación de brillantez es invariante a las propiedades de una fuente luminosa y a las condiciones de la observación. Para la construcción del mapa luminancia-brillantez, divide el algoritmo en tres etapas:

1. **Representación de Escala.** Esta operación se realiza a partir de la distribución de luminancia $L(x)$. Una señal escalada $h_A(x, s)$ representa las variaciones de luminancia reducidas con respecto a un nivel promedio, el cual es una medida de contraste. Esta operación se lleva a cabo a muchas escalas o resoluciones, con lo que se logra que las señales sean insensibles al nivel de iluminación y, refleja el comportamiento de invarianza.

2. **Ensamble de las señales escaladas.** Consiste en transformar la señal $h_A(x, s)$, en un mapa ensamblado $A(x)$, sumando linealmente sobre todas las escalas. Esta señal ensamblada puede ser interpretada como una síntesis intermedia del patrón de luminancia a partir del cual se puede obtener el mapa de brillantez.
3. **Ajuste local de la escala de brillantez.** Puede describirse como una deflexión del mapa ensamblado que conduce a un rango dinámico reducido del mapa de brillantez, en el que la información de contraste local no se ve afectada seriamente.

A continuación se hace la descripción del algoritmo discreto para la creación del mapa luminancia-brillantez para imágenes.

Como pre-procesamiento, las imágenes a usar deben ser rodeadas con una región uniforme con un valor de luminancia constante L_0 , que será el valor promedio de la imagen. Para evitar variaciones no deseadas, las imágenes se normalizan para que las intensidades de los pixeles estén en el intervalo $[0,1]$.

Para llevar a cabo la primera etapa de representación multiescala, se debe de realizar un muestreo a distancias que aumentan exponencialmente. Es decir, que la Eq. (3.1):

$$A(\vec{x}) = \int_{\sigma^-}^{\sigma^+} h_A(\vec{x}, \sigma) d\sigma \quad (3.1)$$

es una suma Riemann de términos $h_A(x, y; \sigma_i)$, los cuales son tomados en posiciones equidistantes del parámetro de escala s .

Como las variaciones de luminancia desplegadas sólo suceden en un área limitada por una región homogénea, se pueden capturar dichas variaciones usando un número limitado de escalas. En las expresiones discretas, el índice i denota la escala y toma los valores $i \in \{1,2,3,\dots,9\}$ por lo que la señal escalada con índice 1, $h_A^{(1)}(x, y)$, es la señal con la escala más fina, mientras que la que tiene índice 9, es la señal con la escala más gruesa. Las respuestas central y periférica $V_c(x, y; s_i)$ y $V_s(x, y; s_i)$ respectivamente, se obtienen al calcular la convolución entre la imagen y los filtros que modelan los campos receptivos. El mapa de ensamble $A(x, y)$, Eq. (3.2), se calcula a través de una suma de las señales escaladas $h_A^{(i)}(x, y)$ y un término de offset A_G Eq. (3.3):

$$A(x, y) = A_G + \ln 2 \sum_{i=1}^9 h_A^{(i)}(x, y) \quad (3.2)$$

$$A_G \approx \beta(L_0 - \delta) A_G^* \quad (3.3)$$

donde $\beta = 0.1$, $\delta = -5.0$ y $A_G^* = 1.22$ [10].

Los valores mínimo y máximo, de ensamble esperados $\hat{A}_{\min}(x, y)$ y $\hat{A}_{\max}(x, y)$, se calculan mediante Eq. (3.4) y Eq. (3.5), respectivamente.

$$\hat{A}_{\min}(x, y) = \min_k \left[\ln 2 \sum_{j=0}^k h_A^{9-j}(x, y) + A_G \right] \text{ con } k = 0, 1, \dots, 8 \quad (3.4)$$

$$\hat{A}_{\max}(x, y) = \max_k \left[\ln 2 \sum_{j=0}^k h_A^{9-j}(x, y) + A_G \right] \text{ con } k = 0, 1, \dots, 8 \quad (3.5)$$

Finalmente el mapa de brillantez se obtiene mediante la Eq. (3.6).

$$B(x, y) = A(x, y) - \frac{1}{3} \left(\hat{A}_{\min}(x, y) + \hat{A}_{\max}(x, y) \right) \quad (3.6)$$

- **Modelo propuesto por Andrew B. Watson**

La propuesta de Watson consiste en diseñar una matriz de cuantización dependiente de la imagen en cuestión y así producir una tasa mínima de bits erróneos para un error de percepción dado, o viceversa. Originalmente se usa la transformada de Coseno Discreto (DCT), y se hace referencia al enmascaramiento por luminancia y enmascaramiento por contraste, marcando las desventajas que se tienen cuando se usa un modelo en el cual la cuantización es independiente de la imagen.

Enmascaramiento por Luminancia

El umbral de detección para un patrón de luminancia depende normalmente de la luminancia media de la imagen, entre más brillante sea el fondo, mayor será el umbral de luminancia (Capítulo 1).

Enmascaramiento por Contraste

Se refiere a la reducción de visibilidad de un componente de la imagen por la presencia de otro (Capítulo 1).

El método se basa en que para una matriz de cuantización dada, los errores de cuantización se ajustan mediante la sensibilidad al contraste, el enmascaramiento por luminancia y enmascaramiento por contraste. Dicho ajuste se efectúa en bloques de acuerdo a una regla no lineal y mediante una segunda regla no lineal se calcula el error perceptivo total. Para aprovechar las características de sensibilidad, se define una tabla cuyas celdas indican que tanto puede modificarse un coeficiente para que produzca una

JND. Por lo tanto, un valor pequeño indica que el ojo es más sensible a esa frecuencia. El enmascaramiento por luminancia permite que un coeficiente DCT sea modificado antes de que se note, siempre y cuando la intensidad promedio de brillantez del bloque de la imagen en cuestión es más brillante. Finalmente se calcula el umbral por contraste [11].

La adaptación del algoritmo de Watson haciendo uso de la transformada de Hermite fue propuesta por Escalante et. al [12]. Se optó por hacerlo con la TH debido a las propiedades que presenta así como a las similitudes que existen entre las funciones que se usan para los filtros de la etapa de síntesis y las funciones que modelan los campos receptivos del SVH. En dicho trabajo se hace el cálculo de contraste a partir de los coeficientes de Hermite, así como del enmascaramiento por luminancia. La Eq. 3.7, Eq. 3.8 y la Eq. 3.9, indican el cálculo de cada uno de los elementos:

$$C = \left[\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^{n-m} C_{i,j}^2 \right]^{1/2} \quad (3.7)$$

donde:

$C_{i,j}$ coeficientes cartesianos de la transformada de Hermite

$$C_{thr} = k_o \left(C_{min} + \left| \frac{B^\alpha - L_{min}^\alpha}{B^\alpha + L_{min}^\alpha} \right|^{1/\alpha} \right) \quad (3.8)$$

donde:

k_o es una constante

C_{min} es el contraste mínimo presente cuando se tiene un nivel de luminancia L_{min} , en donde el ojo tiene una sensibilidad máxima al contraste [12].

α es una constante que toma valores en el intervalo [0,1].

C_{thr} es el enmascaramiento por contraste

y

$$M = k_1 \max(C_{thr}, C^\beta C_{thr}^{1-\beta}) \quad (3.9)$$

k_1 es una constante.

M es la máscara perceptiva.

3.1.1 Revisión del Algoritmo de marcado de agua que usa un mapa de luminancia-brillantez y como marca de agua una secuencia pseudo aleatoria.

El mapa de luminancia-brillantez y el método de Watson, adaptado con la TH, son los elementos que se consideraron en el trabajo descrito en [1]. El algoritmo de inserción de la marca de agua se basa en una regla aditiva, es decir, al coeficiente o los coeficientes seleccionados para marcar se le suma(n) la marca de agua.

Con la intención de tener un esquema que sea robusto ante ataques geométricos, Romero [1] propuso adicionar un proceso de normalización. A continuación se hace una breve descripción del proceso de cada uno de ellos.

Inserción de la marca de Agua [1]

Los pasos para hacer la inserción de una marca de agua son:

1. Se calcula la transformada de Hermite de la imagen original $L(x, y)$.
2. Se genera la marca de agua W , que es una secuencia pseudo aleatoria de valores $\{-1,1\}$. Las dimensiones de la marca de agua dependen del número de coeficientes a marcar, así como de las dimensiones de los mismos.
3. La inserción de la marca de agua se hace de acuerdo a la Eq. (3.10):

$$\hat{L}_{n,m}(i, j) = L_{n,m}(i, j) + \gamma M(i, j) W_{n,m}(i, j) \quad (3.10)$$

donde:

$\hat{L}_{n,m}$ representa a los coeficientes de Hermite que se marcaron
 $L_{n,m}$ son los coeficientes originales
 γ es un parámetro que establece la fuerza con la que se incrusta la marca de agua

M es la máscara perceptiva

n, m son los subíndices que indican cual coeficiente de Hermite es que el que se marcó.

4. Se calcula la transformada de Hermite inversa para obtener la imagen marcada.

Detección de la marca de agua

Como ya se indicó dicho algoritmo se basó en hacer una detección de la marca de agua para determinar si el procedimiento era efectivo. Para llevarlo a cabo se hizo una comparación de un valor de correlación y un umbral determinado por el criterio de Neyman-Pearson [7].

- **Proceso de normalización**

Dong et al. [3] propusieron un esquema invariante ante transformaciones afin, es decir, que fuera robusto ante transformaciones geométricas, usando un método de normalización de imágenes (Apéndice A).

Es importante tomar en cuenta que si a una imagen normalizada se le adiciona información, como una marca de agua, cuando se aplica el proceso inverso de normalización, la imagen resultante es de baja calidad debido a las transformaciones afin e interpolaciones realizadas. Por lo tanto, para evitar la pérdida en la calidad, se usa una *plantilla* de pixeles blancos, la cual se normaliza con los parámetros de normalización de la imagen original y es la que se usa para hacer la inserción de la marca de agua. Dicha inserción se hace en el o los coeficientes determinados. Esta idea es usada tanto en el trabajo presentado por Dong et al. [3] y el trabajo desarrollado por Romero [1].

Por lo tanto, con la intención de contar también con una técnica robusta ante ataques geométricos, es que se decide usar para la propuesta que se describe en esta tesis, un proceso normalizado. Sin embargo no se usa una *plantilla* de pixeles blancos como en los trabajos indicados, solo se hace uso de una máscara perceptiva y es la que se normaliza de acuerdo a los parámetros de normalización de la imagen original. Dicho proceso se describirá más a detalle en el apartado 3.2.

El proceso de inserción de marca de agua del algoritmo [1], usando el proceso de normalización es:

1. Se determinan los parámetros de normalización de la imagen original $L(x, y)$.
2. Se genera una plantilla de las mismas dimensiones que la imagen original, y cuyo contenido son solamente pixeles blancos $P(x, y)$.

3. Se determina la normalización de la plantilla $P(x, y)$, con los parámetros obtenidos en el paso 1, para tener $P_N(x, y)$.
4. Se genera la máscara perceptiva M y también se normaliza con los parámetros obtenidos en el paso 1, para tener M_N .
5. Se genera la marca de agua W , que es una secuencia pseudo aleatoria de valores $\{-1, 1\}$. Las dimensiones de la marca de agua dependen del número de coeficientes a marcar, así como de las dimensiones de los mismos.
6. La inserción de la marca de agua se hace de acuerdo a la Eq. (3.11):

$$\hat{L}_{n,m}(i, j) = L_{n,m}(i, j) + \gamma M_N(i, j) W_N(i, j) P_N(i, j) \quad (3.11)$$

donde:

$L_{n,m}$ son los coeficientes nulos de la transformada de Hermite.

7. Se determina la transformada inversa de Hermite, para tener la imagen correspondiente a la marca de agua normalizada W_N .
8. Se aplica la normalización inversa a W_N , y se tiene finalmente la marca de agua, la cual es adicionada a la imagen original, para tener finalmente la imagen marcada.

En términos generales estos son los pasos que se siguen en el procedimiento propuesto por Romero [1]. La evaluación del algoritmo en general se basa en el uso de métricas objetivas, que permiten evaluar la degradación causada en las imágenes, tales como relación señal a ruido pico (PSNR, por sus siglas en inglés) y el índice de similitud estructural promedio (MSSIM, por sus siglas en inglés). En el apartado 3.2.4 se hace una descripción más detallada de cada una de ellas.

Ambas métricas son ampliamente usadas para evaluar este tipo de técnicas. Sin embargo en el caso particular de la PSNR a pesar de que no es una medida de comparación basada en algún modelo del SVH, ha sido aceptada para comparar la distorsión provocada por diferentes esquemas de marca de agua. Valores cercanos a 40 dB, indican que el ojo humano es incapaz de apreciar diferencia alguna. Sin embargo, en el trabajo desarrollado por Marini et al [4], se indica que la PSNR es una medida que puede fallar para dar la indicación de si hay modificaciones en una imagen que ha sido marcada, ya que proporciona una medida de las diferencias estadísticas entre la imagen original y la imagen marcada, las cuales no están directamente relacionadas para representar deficiencias visuales. Se puede tener el

caso de dos imágenes que tengan aproximadamente el mismo valor de PSNR, pero que su percepción visual sea bastante diferente. O en su defecto, pueden tener visualmente la misma apariencia pero valores de PSNR muy diferentes. Tomando en cuenta esta consideración, en dicho artículo se hace la propuesta de incluir una prueba subjetiva para evaluar la calidad visual de la imagen marcada. El protocolo empleado es DSIS (*Double Stimulus Impairment Scale*). Este protocolo indica que tanto la imagen original como la imagen marcada, deben de presentarse explícitamente a los observadores para que puedan emitir una evaluación, con base en las categorías que se presentan en la tabla 3.1.

Tabla 3.1 Categorías y Escala del protocolo DSIS

Categorías	Valor
Imperceptible	5
Perceptible pero no molesto	4
Poco molesto	3
Molesto	2
Muy molesto	1

Tomando como referencia la prueba subjetiva, se propuso realizar esta evaluación al algoritmo desarrollado por Romero [1], ya que aunque los resultados reportados en dicho trabajo, muestran que se tiene una técnica de marcado de agua que no altera la calidad visual de la imagen, pues los valores de la PNSR son muy cercanos a 40 dB y los valores MSSIM son muy próximos a la unidad, se pretendió reafirmar que la técnica cumple con el aspecto de invisibilidad, y ello debido al uso de la máscara perceptiva. El procedimiento fue replicar el algoritmo descrito en [1], y aplicar la evaluación subjetiva a diferentes observadores, usando distintas imágenes marcadas. La propuesta fue realizar tres pruebas diferentes usando la escala de la tabla 3.1, con la intención de reafirmar que no es posible distinguir entre una imagen no marcada y una imagen marcada, usando la técnica descrita en [1].

Los resultados de las tres pruebas realizadas, se detallan en el capítulo 4.

3.2 Algoritmo de Marcado de agua usando espectro disperso, transformada de Hermite y máscara perceptiva.

Muchas de las propuestas de algoritmos de marcado de agua toman como referencia trabajos e ideas previas para así mejorar una técnica o desarrollar una propuesta que ofrezca mayores prestaciones. En ese sentido es que la propuesta que se hace en este trabajo, previa

revisión de diferentes técnicas, se basa en tomar como referencia diferentes esquemas, así como elementos importantes a considerar. Primero, se ha hecho mención que una marca de agua no puede insertarse en regiones perceptualmente insignificantes de una imagen, pues procesamientos comunes y/o geométricos, los afectan. Por ejemplo, una marca de agua colocada en las frecuencias altas, puede ser fácilmente eliminada con una pequeña degradación de la imagen. Por lo tanto es importante determinar cuáles son las regiones adecuadas para albergar la marca de agua. Si se considera el esquema de marcado de agua tal como un canal de comunicación (Cox et al. [2]), entonces la marca de agua será la señal que se quiere transmitir. Mientras que los ataques y distorsiones no intencionales son tratadas como ruido a los cuales la señal debe de ser inmune. En las comunicaciones de espectro disperso, la señal se transmite a través de un ancho de banda mucho más grande, de tal forma que la energía de la señal presente en cualquier frecuencia es indetectable. De igual forma, si la marca de agua se dispersa sobre varias frecuencias de manera que la energía en cualquiera de ellas sea pequeña, no será detectable. Por lo tanto, la dispersión de la marca de agua en toda la imagen asegura una gran medida de seguridad contra ataques intencionales o no intencionales. De esta forma, la ubicación de la marca de agua no es obvia. Cuando se trabaja en el dominio de la transformada, si la energía de una marca de agua es suficientemente pequeña comparada con la energía de algún coeficiente, ésta será imperceptible. Teniendo en cuenta que la energía se puede aumentar con ayuda del fenómeno de enmascaramiento.

Tomando en cuenta estos elementos es que se decide que la inserción de la marca de agua se hará bajo el esquema de espectro disperso, por lo tanto, ésta se dispersará en el o los coeficientes de la transformada de Hermite. Asimismo se usará el fenómeno de enmascaramiento, haciendo uso del mapa luminancia-brillantez, descrito en el apartado 3.1.

La marca de agua a usar es un mensaje en código ASCII, con la intención de tener un mensaje numérico, o alfanumérico que permita su identificación, una vez que ésta se ha extraído. Para hacer la inserción de la marca de agua debe convertirse a su equivalente binario de longitud n .

A continuación se hace la descripción a detalle de la etapa de inserción y extracción de la marca de agua.

3.2.1 Inserción de la marca de agua

Los pasos para hacer la inserción de la marca de agua son:

1. Crear la marca de agua binaria de longitud $n \in \{0,1\}$, a partir de un código numérico o alfanumérico.
2. Generar p_i secuencias binarias pseudo aleatorias, usando una llave privada k , donde $i=1, \dots, l$ y l es el número de bits del mensaje que se usa como marca de agua. Cada secuencia toma valores $\{-1, 1\}$ y tiene dimensiones $(n \times m)$.
3. Calcular el mapa de brillantez B de la imagen original $I(n \times m)$, de acuerdo a la Eq. (3.6).
4. Calcular la máscara perceptiva M , de acuerdo a la Eq. (3.9).
5. Modular la marca de agua con las secuencias p_i , para obtener W_a (Eq. 3.12)

$$W_a = \sum_{i=1}^l (2m_i - 1) p_i \quad (3.12)$$

donde m_i es el i -ésimo bit de la marca.

6. Generar los coeficientes nulos de Hermite $X_{k,l}$.
7. Insertar la marca de agua en los coeficientes de Hermite $X_{k,l}$, de acuerdo a la Eq. (3.13):

$$\tilde{X}_{k,l}(i, j) = \alpha \cdot W_a \cdot M \quad (3.13)$$

donde:

- α es la fuerza de inserción de la marca de agua.
- W_a es la marca de agua modulada.
- $\tilde{X}_{k,l}$ es el coeficiente de Hermite modificado.
- M es la máscara perceptiva.

8. Calcular la transformada inversa de Hermite de los coeficientes $X_{k,l}$ y $\tilde{X}_{k,l}$, para tener W .
9. La marca final W se inserta en la imagen original I de forma aditiva (Eq. 3.14)

$$I_{\text{marcada}} = I + W \quad (3.14)$$

3.2.2 Extracción de la marca de agua

El método de extracción es un método ciego y el proceso se basa en un método correlacionado. A continuación se describen los pasos de extracción de la marca de agua.

1. Generar los patrones p_i usando la misma llave k y el mismo procedimiento del paso 2, de la inserción de la marca de agua.
2. Calcular la transformada de Hermite de la I_{marcada} para tener el coeficiente $\tilde{X}'_{k,l}$.

3. Decodificar el mensaje bit a bit usando un detector correlacionado, entre los patrones p_i y $\tilde{X}'_{k,l}$ (Eq. 3.15):

$$m_i = \begin{cases} 1, & \text{correlación}(\tilde{X}'_{k,l}, p_i) > 0 \\ 0, & \text{otro lugar} \end{cases} \quad (3.15)$$

4. Convertir a su equivalente ASCII, el mensaje obtenido del paso anterior, y comparar con el mensaje original.

3.2.3 Algoritmo usando método normalizado.

Con la intención de tener un esquema que sea robusto no solo a ataques de procesamiento común, sino también a ataques geométricos, se usa el método de normalización de imágenes descrito en el Apéndice A, basado en momentos invariantes.

El algoritmo de inserción y extracción de la marca de agua es muy similar a los descritos en los apartados, 3.2.1 y 3.2.2, respectivamente, solo se agrega el cálculo de la normalización de la imagen original, para tener los parámetros de normalización.

En el diagrama de la figura 3.1 se muestra el procedimiento de inserción de la marca de agua usando el método normalizado.

El procedimiento que se sigue se enumera a continuación.

1. Calcular los parámetros de normalización de la imagen original $I(n \times m)$, de tal forma que se obtiene $I_{normalizada}(n' \times m')$
2. Crear la marca de agua binaria de longitud $n \in \{0,1\}$, a partir de un código numérico o alfanumérico.
3. Generar p_i secuencias binarias pseudo aleatorias, usando una llave privada k , donde $i = 1, \dots, l$ y l es el número de bits del mensaje que se usa como marca de agua. Cada secuencia toma valores $\{-1, 1\}$ y tiene dimensiones $(n' \times m')$.
4. Calcular el mapa de brillantez B de la imagen original $I(n \times m)$, de acuerdo a la Eq. (3.6).
5. Calcular la máscara perceptiva M , de acuerdo a la (Eq. 3.9).
6. Normalizar la máscara perceptiva M usando los parámetros de normalización obtenidos en el paso 1 de este procedimiento, y así tener: $M_{normalizada}$.
7. Modular la marca de agua con las secuencias p_i , para obtener W_a (Eq. 3.16)

$$W_a = \sum_{i=1}^l (2m_i - 1) p_i \quad (3.16)$$

donde m_i es el i -ésimo bit de la marca.

8. Generar los coeficientes nulos de Hermite $X_{k,l}$.
9. Insertar la marca de agua en los coeficientes de Hermite $X_{k,l}$, de acuerdo a la Eq. (3.17):

$$\tilde{X}_{k,l}(i, j) = \alpha \cdot W_a \quad (3.17)$$

donde:

- α es la fuerza de inserción de la marca de agua.
- W_a es la marca de agua modulada.
- $\tilde{X}_{k,l}$ es el coeficiente de Hermite modificado.

10. Calcular la transformada inversa de Hermite de los coeficientes $X_{k,l}$ y $\tilde{X}_{k,l}$, para tener X .
11. Multiplicar X con la máscara normalizada $M_{normalizada}$, para tener $W_{normalizada}$.
12. Aplicar proceso de normalización inverso a $W_{normalizada}$, para tener W .
13. La marca final W se inserta en la imagen original I de forma aditiva de acuerdo a Eq. (3.18).

$$I_{marcada} = I + W \quad (3.18)$$

Los pasos para el procedimiento de extracción de la marca de agua son:

1. Aplicar el proceso de normalización de imágenes a $I_{marcada}$ para obtener $I_{marcadaN}$.
2. Generar los patrones p_i usando la misma llave k y el mismo procedimiento del paso 3, de la inserción de la marca de agua.
3. Calcular la transformada de Hermite de la $I_{marcadaN}$ para tener el coeficiente $\tilde{X}'_{k,l}$.
4. Decodificar el mensaje bit a bit usando un detector correlacionado, entre los patrones p_i y $\tilde{X}'_{k,l}$, usando la Eq. (3.15).
5. Convertir a su equivalente ASCII el mensaje obtenido del paso anterior y comparar con el mensaje original.

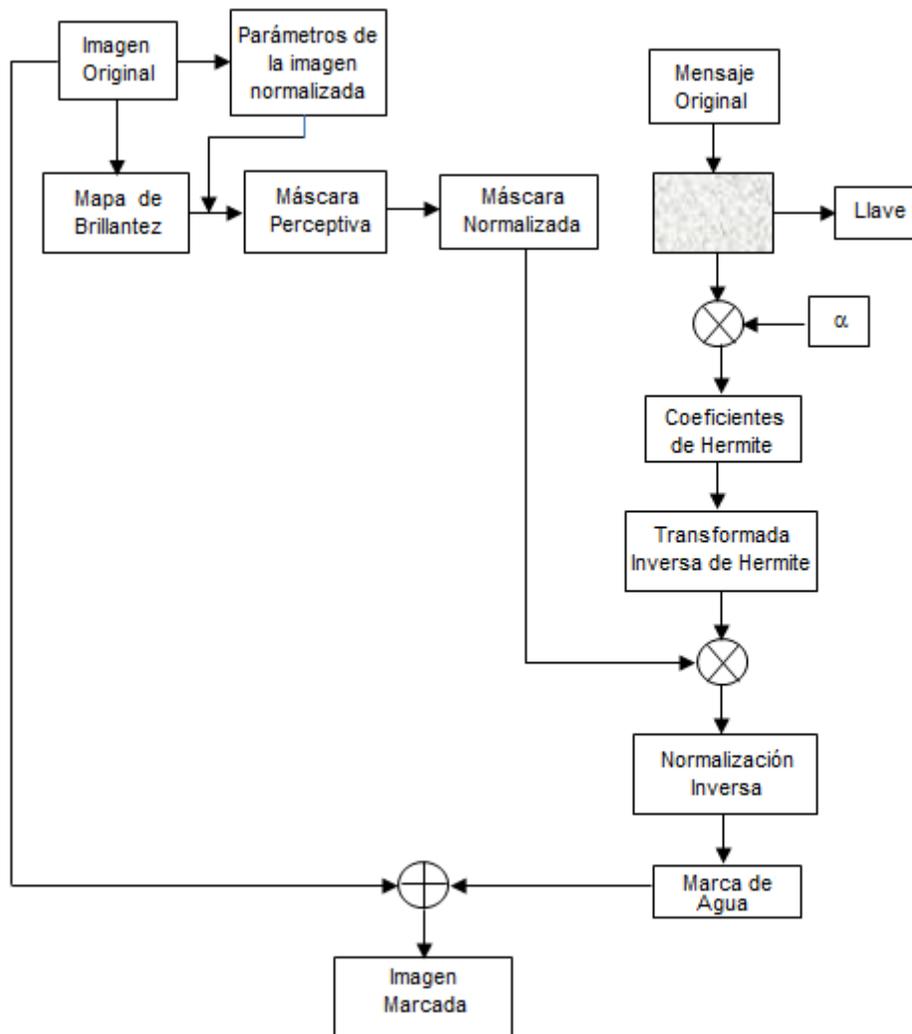


Figura 3.1 Diagrama del proceso de inserción de una marca de agua usando el proceso de normalización de la imagen.

3.2.4. Evaluación Objetiva del algoritmo propuesto

Las métricas empleadas para determinar si la calidad de la imagen marcada, usando el algoritmo descrito, había sufrido alteraciones fueron la *relación señal a ruido pico* (PSNR, por sus siglas en inglés), el *índice de similitud estructural promedio* (MSSIM, por sus siglas en inglés) y la correlación. Asimismo, para determinar qué tanto se modificó la marca de agua extraída respecto de la marca original, se usó la *tasa de bits erróneos* (BER, por sus siglas en inglés). Finalmente, para evaluar si la propuesta es robusta a ataques de procesamiento común y ataques geométricos, las imágenes marcadas se sometieron a diferentes ataques.

A continuación se presentan las métricas objetivas.

a) Relación Señal a Ruido Pico (PSNR)

La *relación señal a ruido pico PSNR* de una imagen L_n de dimensiones $(X \times Y)$ está dada por la Eq. (3.19):

$$PSNR = 10 \log_{10} \left(\frac{255^2}{\frac{1}{X \cdot Y} \sum_{X,Y} (L_1(i, j) - L_2(i, j))^2} \right) \quad [dB] \quad (3.19)$$

Esta medida indica la cantidad de distorsión que sufre una señal al agregar ruido.

b) Índice de Similitud Estructural Promedio (MSSIM)

El *índice de similitud estructural promedio MSSIM*, está definido por la Eq. (3.20):

$$MSSIM(L, N) = \frac{1}{M} \sum_{j=1}^M SSIM(l_j, n_j) \quad (3.20)$$

donde (L, N) son la imagen original y la imagen distorsionada, respectivamente. l_j, n_j hacen referencia al pixel sobre el cual se construye la j -ésima ventana y M es el número de ventanas de la imagen. Si l, n son dos imágenes con valores no negativos, entonces el índice de similitud estructural SSIM, está dado por la Eq. (3.21):

$$SSIM(l, n) = \frac{(2\mu_l \mu_n + C_1)(2\sigma_{ln} + C_2)}{(\mu_l^2 + \mu_n^2 + C_1)(\sigma_l^2 + \sigma_n^2 + C_2)} \quad (3.21)$$

donde μ_l y μ_n son las respectivas medias, σ_l, σ_n y σ_{ln} son las desviaciones estándar. C_1 y C_2 son constantes que evitan inestabilidades cuando el denominador tiende a cero [13].

Esta métrica sirve para evaluar la calidad perceptual de la imagen, asumiendo que la visión perceptual humana es altamente adaptada para la extracción estructural de información de una escena. La evaluación de la calidad se basa en la degradación de su información estructural asumiendo que el error de visibilidad puede no ser equiparado con la pérdida de calidad, como que algunas distorsiones pueden ser claramente visibles pero no molestas. Valores cercanos a la unidad (1), indican que la calidad perceptiva de una imagen no ha sido afectada.

c) **Correlación (r)**

La *correlación* (r) indica la relación entre dos variables o señales [19]. En este caso en particular las señales consideradas son la imagen original I y la imagen modificada $I_{modificada}$. (Eq. 3.25).

$$r = \frac{\sum_m \sum_n (I - \bar{I})(I_{modificada} - \bar{I}_{modificada})}{\sqrt{\left(\sum_m \sum_n (I - \bar{I})^2\right) \left(\sum_m \sum_n (I_{modificada} - \bar{I}_{modificada})^2\right)}} \quad (3.25)$$

d) **Tasa de Bits Erróneos (BER)**

La *tasa de bits erróneos* (BER) indica la cantidad de bits erróneos que se obtienen en la extracción de la marca de agua. Está definida por la Eq. (3.26):

$$BER = \frac{\sum |W(x) - W'(x)|}{N} \quad (3.26)$$

donde:

$W(x)$ es la marca de agua original.

$W'(x)$ es la marca de agua extraída.

N es la cantidad total de bits que conforman la marca de agua.

Los resultados obtenidos de cada una de las métricas en las diferentes pruebas realizadas, para validar la propuesta de marcado de agua, se presentan en el capítulo 4.

3.3 Aplicación de la Transformada de Hermite con archivos de Audio

De acuerdo al estado del arte de la TH, se tiene que ésta ha sido usada particularmente con imágenes digitales, dando buenos resultados en las diferentes aplicaciones que se ha usado [8, 14–16] (marcado de agua, clasificación y segmentación de imágenes, estimación de flujo óptico, fusión de imágenes médicas, etc). Al revisar los diferentes campos de aplicación, se planteó desarrollar a la par de la aplicación de marcado de agua, un algoritmo usando archivos de audio. La idea era crear un algoritmo de marcado de agua con este tipo de información digital, o en su defecto un algoritmo de esteganografía usando archivos de audio.

Previo a desarrollar la aplicación se hizo una revisión de cómo era la distribución de la energía de una señal (archivo de audio o imagen digital) en los componentes de la TH. La medición de la energía es importante, pues si se pierde una cantidad considerable de ésta, significa que se ha perdido información fundamental de la señal. La mayor información de una señal se concentra en las bajas frecuencias. Con este análisis también fue posible identificar cuáles eran los posibles coeficientes susceptibles de modificarse.

Haciendo referencia al área de esteganografía y marcado de agua, se partió de la premisa de que si los coeficientes que aportan poca información, es decir, que tienen poca energía, son eliminados o modificados, la señal original no debe verse afectada, y por lo tanto se puede considerar *insertar información* diferente en ellos. Sin embargo, se debe de tomar en cuenta que si lo que se busca es tener una marca de agua o se desea recuperar la información que se insertó, los ataques a los que sea sometida la señal original, una vez que ha sido manipulada, probablemente hagan que desaparezca o se degrade. Con estos elementos es que se hizo la propuesta de trabajar con un archivo de audio e intentar insertar información en los componentes que concentran la menor energía, y así determinar si el archivo original no se ve afectado, además de verificar su resistencia ante diferentes manipulaciones.

La idea original era insertar una marca de agua en un archivo de audio, por lo tanto se hicieron diferentes pruebas en n archivos diferentes de audio, insertando un vector de longitud l de valores 0's o 1's o combinación de 0's – 1's, en los coeficientes de menor energía, con la intención de verificar si en las n muestras se presentaba un fenómeno similar.

Una vez que se reconstruía la señal se verificó que afectación presentaba el audio original, obteniendo como resultado que éste no presentaba modificaciones.

Con estos resultados se decidió usar otro tipo de información para modificar los coeficientes de menor energía, siendo otro archivo de audio. Al realizar esta prueba se verificó qué tanta afectación habían tenido ambos archivos de audio. Los resultados obtenidos mostraron que la señal que se usó como base no sufrió alteración audible, mientras que la señal que se insertó, una vez que se extrajo, presentaba audio de la señal base. Esto motivó a desarrollar un algoritmo que permitiera la inserción de un archivo de audio en otro archivo de audio, y que la información se pudiera extraer sin cambios, además de que resistiera al menos algún tipo de ruido y filtro. A continuación se hace la descripción de la aplicación desarrollada [5].

3.3.1 Algoritmo de inserción de información en archivos de audio usando la TH

Los archivos digitales empleados fueron archivos de audio del tipo *.wav de 8 bits, con una frecuencia de muestreo de 44100 muestras por segundo y una modulación por codificación de pulso (PCM, por sus siglas en inglés). Los pasos para hacer la inserción de la información son:

1. Leer el archivo de audio que sirve como base $A(n,2)$, donde n representa las filas del vector A y el número 2 hace referencias a las columnas que lo integran.
2. Calcular la transformada de Hermite de A , para obtener $\tilde{A}(n/2,2,nc)$, donde nc hace referencia al número de coeficiente en cuestión.
3. Determinar los cuatro coeficientes \tilde{A}_{min} de menor energía, con la intención de que dichos coeficientes sean los susceptibles de modificarse y así tener redundancia, además de garantizar que la información que se inserta sea audiblemente imperceptible.
4. Determinar de cada componte \tilde{A}_{min} el valor máximo y mínimo, ya que servirán para determinar la fuerza con la que se inserta la información. Dicha fuerza de inserción se determina de acuerdo a la Eq. (3.27):

$$fuerza = \left| \max\left(\tilde{A}_{min}\left(\frac{n}{2},2,nc\right)\right) - \min\left(\tilde{A}_{min}\left(\frac{n}{2},2,nc\right)\right) \right| \quad (3.27)$$

5. Leer la muestra de audio que se insertará $S(n/2,2)$ y separar en sus dos canales (izquierdo y derecho). Se trabaja solo con el canal de voz $S_v(n/2,1)$. Es importante

notar que la cantidad de información que se puede insertar es exactamente la mitad de la longitud del archivo base A .

6. Insertar $S_v\left(\frac{n}{2}, 1\right)$ en cada uno de los coeficientes de menor energía \tilde{A}_{min} , de acuerdo a la Eq. (3.28):

$$\tilde{A}_{min}\left(\frac{n}{2}, 1, nc\right) = fuerza \cdot S_v\left(\frac{n}{2}, 1\right) \quad (3.28)$$

Cada coeficiente modificado tiene su respectiva fuerza de inserción.

7. Calcular la transformada inversa de Hermite de todos los coeficientes modificados y los que no se modificaron para tener A_{mod} .

3.3.2 Algoritmo de extracción de información en archivos de audio usando la TH

Los pasos para hacer la extracción de la información que se insertó se describen a continuación:

1. Leer la señal de audio A_{mod} .
2. Calcular la transformada de Hermite de A_{mod} para obtener $\tilde{A}_{mod}\left(\frac{n}{2}, 2, nc\right)$.
3. Determinar los componentes de menor energía para extraer la información de cada uno de ellos. Debido a que hay cuatro muestras se puede determinar cuál tiene mejor fidelidad.

La evaluación de este algoritmo se hizo a través de las métricas relación señal a ruido pico (PSNR) y la correlación. A continuación se hace una breve descripción de cada una de ellas:

a) Relación Señal a Ruido Pico (PSNR)

Una forma objetiva de obtener una respuesta a la calidad de un archivo es la relación señal a ruido (SNR, por sus siglas en inglés) [17]. Esta relación se puede definir como la relación o proporción entre la intensidad de la señal y la intensidad de ruido que la acompaña. Para este caso en particular la relación señal a ruido pico PSNR [18] se determina mediante la Eq. (3.24).

$$PSNR = 10 \log_{10} \frac{NA^2}{\|A - A_{mod}\|^2} \quad (3.24)$$

donde:

- A es la señal base.
- A_{mod} es la señal modificada.
- N es la longitud de la señal base A .

Los valores obtenidos de cada una de las muestras, usando las métricas indicadas se presentan en el capítulo 4.

RESUMEN

En este capítulo se presentó el desarrollo del algoritmo de marcado de agua que es objetivo de esta investigación. Aunado a ello se hizo descripción de los antecedentes que se tomaron en cuenta y que integran dicha propuesta.

Dentro de los elementos considerados se tiene que para hacer la inserción de la marca de agua se usa el método de espectro disperso, que a pesar de ser una metodología usada desde hace mucho tiempo, al ser el esquema de un canal de comunicaciones se tiene la ventaja de que al dispersar la marca de agua en diferentes “regiones” ésta es imperceptible, tal como sucede cuando se envía una señal en un canal de comunicación y se dispersa en diferentes frecuencias. De esta forma se logra tener seguridad contra ataques intencionales y no intencionales, pues la ubicación de la marca de agua no es obvia. También se hace uso de un mapa luminancia-brillantez, que permite crear una máscara perceptiva. Esta máscara perceptiva se basa en el fenómeno de enmascaramiento, con el cual la presencia de una señal se oculta con otra señal diferente. La máscara perceptiva usada en este trabajo, ya ha sido empleada en otro algoritmo de marcado de agua [1], logrando buenos resultados de robustez e invisibilidad. Tomando en cuenta que la brillantez es invariante a las propiedades de una fuente luminosa, es que Schouten [10] diseña un algoritmo para la creación del mapa. Estas ideas se tomaron en cuenta para crear la máscara perceptiva. Andrew B. Watson [9] propuso un modelo para el área de compresión de imágenes, el cual consiste en la creación de una matriz de cuantización dependiente de la imagen con la intención de tener una tasa de bits erróneos baja. Dicho modelo toma en cuenta el enmascaramiento por luminancia y por contraste. El algoritmo originalmente es diseñado usando la transformada del Coseno Discreto (DCT), pero con la intención de poder usar dichas ideas fue adaptado con la transformada de Hermite por Escalante et al. [12]. Como se indicó, todos estos elementos se emplearon en la propuesta [1], dando como resultado una técnica robusta y que asegura invisibilidad de la marca de agua empleada. Sin embargo debido a que en [1] la técnica solo se evalúa mediante métricas objetivas, en este trabajo se propone realizar una evaluación objetiva usando el protocolo DSIS (*Double Stimulus Impairment Scale*), con la intención de afirmar que el uso de la máscara perceptiva asegura la invisibilidad de la marca de agua. Este protocolo evalúa la percepción visual que tiene cada observador de la imagen marcada y de la que no está marcada. La evaluación se llevó a cabo con diferentes observadores y con diferentes imágenes. Los resultados de esta prueba y de la propuesta de marcado de agua de este trabajo se

describen en el capítulo 4. También se presenta el procedimiento de normalización de una imagen, con la intención de lograr robustez ante transformaciones geométricas.

Finalmente se hace referencia a una aplicación desarrollada a lo largo de esta investigación, y que tiene que ver con la transformada de Hermite y archivos de audio. La TH tiene sus antecedentes en distintas aplicaciones, basadas principalmente con el uso de imágenes digitales, debido a sus propiedades. Esto originó que se hiciera un análisis de cómo es el comportamiento de la TH en archivos de audio. Básicamente fue determinar cómo es la distribución de la energía en cada uno de los componentes de la TH de un archivo de audio, que efecto tiene modificar los de menor energía, y si es posible insertar y recuperar información diferente al archivo que se descompone. Como resultado se obtuvo un algoritmo de esteganografía en archivos de audio, logrando recuperar la información que se introduce sin alterar el archivo de audio base, además de que es resistente a filtrado Gaussiano y ruido Gaussiano. Los resultados de las métricas que sirvieron para evaluar esta propuesta de esteganografía se presentan en el capítulo 4.

REFERENCIAS

- [1] O. Romero. Marcado de Agua Perceptivo para Imágenes empleando la transformada de Hermite. Tesis de Maestría, Universidad Nacional de México (UNAM), (2010). México, D.F.
- [2] I. J. Cox, J. Killian, F. T. Leighton, T. Shamoan, Secure spread spectrum watermarking for multimedia. *IEEE Transactions on Image Processing* 6, no. 12, (1997), pp. 1673 - 1687. doi: 10.1109/83.650120.
- [3] P. Dong, et al. Digital watermarking robust to geometric distortions. *IEEE Transactions on Image Processing* 14, no. 12, (2005), pp. 2140-2150. doi: 10.1109/TIP.2005.857263.
- [4] E. Marini, et al. Evaluation of standard watermarking techniques. *Proceedings of SPIE, Security, Steganography and Watermarking of Multimedia Contents 6505*, (2007), pp. 1-12. doi: 10.1117/12.704359.
- [5] S. Gomez, B. Escalante. M. A. Acevedo, M. E. Acevedo. (2014). Steganography in Audio Files by Hermite Transform. *Applied Mathematics and Information Sciences* 8, no. 3, (2014). pp. 959-966. doi: <http://dx.doi.org/10.12785/amis/080304>.
- [6] J. M. Cruz, I. Vargas. Marcas de agua en imágenes digitales utilizando la transformada de hermite. Tesis de Maestría, Universidad Nacional Autónoma de México (UNAM), Facultad de Ingeniería, (2007), México, D.F.
- [7] M. Barni, F. Bartolini, A. Piva. Improved wavelet-based watermarking through pixel-wise masking. *IEEE Transactions on Image Processing* 10, no. 5, (2001), pp. 783-791. doi: 10.1109/83.918570.
- [8] N. Baaziz, B. Escalante, O. Romero. Image watermarking in the hermite transform domain with resistance to geometric distortions. *Proceedings of SPIE, Conference on Optical and Digital Image Processing 7000*, (2008). doi: 10.1117/12.781481.
- [9] A. B. Watson. DCT quantization matrices visually optimized for individual images. *Proceedings of SPIE 1913, Human Vision, Visual Processing, and Digital Display IV*, (1993). doi: 10.1117/12.152694.

- [10] G. Schouten. Luminance–Brightness Mapping: the Missing Decades. Ph D. Thesis. (1992), Technische Universiteit Eindhoven.
- [11] G. E. Legge, J. M. Foley. Contrast masking in human vision. *Journal of the Optical Society of America* 70, no. 12, (1980). pp: 1458–1471. doi: <http://dx.doi.org/10.1364/JOSA.70.001458>.
- [12] B. Escalante, P. López, J. L. Silván. SAR image classification with a direccional-oriented discrete Hermite transform. *Proceedings of the SPIE, Image and Signal Processing for Remote Sensing VIII* 4885, (2003). pp: 234–245. doi: 10.1117/12.463082.
- [13] H. Dehghan, S. E. Safavi. Robust image watermarking in the wavelet domain for copyright protection (2010). arXiv:1001.0282.
- [14] A. Estudillo, B. Escalante, J. Savage. Texture analysis based on Hermite transform for image classification and segmentation. *Proceedings of SPIE, Optics, Photonics and Digital Technologies for Multimedia Applications II*, 8436, (2012). doi: 10.1117/12.922658.
- [15] E. Moya, B. Escalante, E. Vallejo. Optical flow estimation in cardiac CT images using the steered Hermite. *Signal Processing: Image Communication* 28, no. 3, (2013). Elsevier. pp: 267–291. doi: 10.1016/j.image.2012.11.005.
- [16] S. Cruz, B. Escalante. Image fusion algorithm using the multiresolution directional-oriented Hermite transform. *Proceedings of the Third Mexican Conference on Pattern Recognition*, (2011). pp: 202–210.
- [17] Alvarez, C. Identificar métricas para algoritmo que determina la mejor adaptación multimedia. Tesis de Maestría, (2010). Universitat Politècnica de Catalunya.
- [18] S. Rekik, et al. Audio Steganography Coding Using the Discrete Wavelet Transform. *International Journal of Computer Science and Security* 6, no. 1, (2012). pp: 79–93.
- [19] S. K. Mitra. (2005). *Digital Signal Processing* (3era. ed.). McGraw–Hill.

Capítulo 4

Evaluación del Algoritmo de Marcado de Agua

En este capítulo se presentan las pruebas realizadas a la técnica de marcado de agua propuesta en este trabajo, así como los resultados obtenidos de cada una de las métricas utilizadas, y que se describieron en el capítulo 3. Se usaron 50 imágenes diferentes y que son, en su mayoría, usadas en este tipo de aplicaciones. Dentro de las imágenes representativas se tiene “Lena”, “Barbara”, “Baboon”, “Peppers”, “Lake”, “Stream bridge”, “Lake”, entre otras. (En el Apéndice B se incluyen todas las imágenes usadas). Las dimensiones de todas las imágenes son 512×512 , en escala de grises y son de 8 bits.

Asimismo se detallan los tres escenarios en los que fue evaluada la técnica propuesta por Romero [1] mediante el protocolo DSIS [2] y los valores obtenidos en cada uno de ellos. Para este caso en particular el algoritmo descrito en [1] se replicó en 14 imágenes (Apéndice B), que tienen las mismas características que las de las imágenes usadas para evaluar la propuesta que se hace en este trabajo.

Finalmente se incluye la evaluación de la aplicación de inserción de un archivo de audio sobre otro archivo de audio, usando la transformada de Hermite. En este caso se usaron 50 archivos de audio diferentes, y como se indicó en el capítulo 3 son archivos tipo *.wav de 8 bits, con una frecuencia de muestreo de 44100 muestras por segundo y una modulación por codificación de pulso (PCM, por sus siglas en inglés).

4.1 Pruebas de inserción y extracción de la marca de agua

Previo a la realización de pruebas de inserción y con la finalidad de obtener el mejor desempeño del algoritmo, se realizaron diferentes evaluaciones con la intención de determinar el lugar más idóneo para insertar la marca de agua, es decir, el coeficiente a marcar, así como la fuerza de incrustación y la longitud máxima a usar en la marca de agua. A continuación se hace una breve descripción de dichos elementos.

a) Fuerza de inserción (α)

Este parámetro se determina de forma experimental, y sirve para disminuir o aumentar la fuerza de la marca de agua en el coeficiente insertado. El valor definido fue de 0.14.

b) Longitud de la marca de agua

Con la idea de poder identificar el contenido digital que se marca, se plantea usar como marca de agua un código alfanumérico. Este código no necesariamente tiene que ser de una longitud muy grande, ya que con unos pocos bits se puede conseguir y además no es difícil de olvidar. Si bien es cierto que algunas de las aplicaciones de marcado de agua usan cadenas de más 1000 bits, éstas no hacen extracción de la marca de agua, solo hacen su detección. Por lo tanto no es necesario recuperar la marca tal cual se haya insertado. Por otro lado, también hay las aplicaciones que usan imágenes como marcas de agua y hacen su extracción, en este caso en particular solo se está trabajando con cadenas más pequeñas de bits. Para lograr integrar una imagen binaria como marca de agua, tendría que modificarse el proceso de inserción, debido a la cantidad de bits que pretenden modificarse.

La longitud de la marca de agua con la que se decide trabajar es de 64 bits. Con 8 caracteres se puede representar muy bien un código de identificación, y si se desea, ir integrando más caracteres para que la longitud sea mayor.

c) Coeficiente de Hermite marcado

La descomposición de una señal con la transformada de Hermite genera n coeficientes, de los cuales los coeficientes de orden cero representan una imagen promedio de medición gaussiana. Mientras que los coeficientes de orden mayor contienen los detalles de la imagen, siendo en éstos en donde debe de integrarse la información de la marca a insertar. Por lo tanto, dado que los coeficientes de orden 3 o mayores aportan poca información, y los coeficientes hasta de orden dos son suficientes para describir bordes y líneas, se decide trabajar con alguno de los coeficientes de orden 02, 11 y 20 (Ver figura 2.2). Para la elección del coeficiente se hizo una prueba de inserción en cada una de las imágenes, calculando la PSNR, el MSSIM, la correlación y la BER en el proceso de extracción de la marca de agua. En la tabla 4.1 se presentan los promedios, por cada coeficiente Hermite, obtenidos de cada una de las métricas cuando se inserta una marca de agua de longitud de 64 bits, en cada una de las 50 imágenes.

Tabla 4.1 Promedios de los valores obtenidos al insertar una marca de agua de 64 bits en 50 imágenes diferentes en cada uno de los coeficientes de orden 2 de la TH.

Coeficiente	PSNR [dB]	MSSIM	Correlación	No. bits modificados	BER
02	39.815766	0.986658	0.998433	0.840000	0.013125
11	41.506247	0.990878	0.998947	0.840000	0.013749
20	39.692151	0.986217	0.998403	0.760000	0.013750

Con los resultados de la tabla 4.1 se puede concluir, numéricamente, que los tres coeficientes de orden 2 de la TH son susceptibles de poder modificarse con una marca de agua debido a que los valores de la PSNR, MSSIM y correlación están muy cercanos a los valores ideales, 40 dB, en el caso de la PSNR y 1 para el MSSIM y la correlación. De esta forma se comprueba que la imagen marcada no ha sufrido cambios visuales. Sin embargo, con la intención de corroborar estos resultados, se hizo una inspección visual a cada una de las imágenes marcadas, teniendo como resultado que cuando se marcaron los coeficientes 02 y 20 algunas imágenes presentaban cambios notablemente visibles. En el caso del coeficiente 11, fueron las menos las que llegaron a presentar algunos cambios notables. Por lo tanto se decidió trabajar solamente con el coeficiente 11, además de que es el que mejor promedio da en las métricas indicadas. En el caso de la extracción de la marca de agua se ve que ninguno de los tres coeficientes logra una extracción perfecta al 100% en el promedio. Por lo tanto, tomando en cuenta que lo que se busca es invisibilidad y robustez de la marca de agua, es que se opta por el coeficiente 11. Asimismo, es importante decir que de la evaluación del proceso de extracción, a diferencia de otros trabajos que solo se reservan a indicar cuál es la BER que se tiene para cada caso, en este trabajo se revisó cada extracción con la intención de poder indicar si es factible que el mensaje extraído sea tomado como válido aunque la BER sea diferente de cero. Se encontró que se puede considerar como un mensaje válido aun cuando se hayan modificado hasta 2 bits, ya que eso implica que se modifique un carácter y en algunos casos dos caracteres. Esto permite que aun así el mensaje que se usó como marca de agua se pueda identificar. Por lo tanto se propone que en la evaluación de esta propuesta se consideren hasta dos bits erróneos para determinar que se ha superado algún ataque y que la extracción se puede considerar satisfactoria. En la tabla 4.2 se presentan los porcentajes que representan la cantidad de bits modificados en la extracción de la marca de agua de las 50 imágenes. Asimismo se incluye la tasa de bits erróneos de cada caso.

Tabla 4.2 Porcentajes de bits modificados en la extracción de una marca de agua de 64 bits, usando el coeficiente 11.

Bits modificados	Porcentaje	BER
0	68	0
1	14	0.015625
2	8	0.031250
3	2	0.046875
4	2	0.093750
5	2	0.078125
6	0	-
7	2	0.109375
8	2	0.125000

De la tabla 4.2 se puede concluir que aunque se tienen casos en el que la extracción de la marca de agua la hace irreconocible, es más alto el porcentaje de extracción perfecta. Teniendo casos en los cuales hay solo 1 bit o 2 bits modificados, permitiendo que se pueda identificar la marca de agua. Por lo tanto, la BER considerada para tener una extracción correcta debe ser equivalente a la modificación de 2 bits.

Una vez realizadas estas evaluaciones se procedió a trabajar con el coeficiente 11 para el resto de las pruebas. En la tabla 4.3 se presentan los resultados de las métricas obtenidas al insertar una marca de agua de 64 bits en las 50 imágenes.

Tabla 4.3. Resultados de las métricas después de aplicar el algoritmo de marcado de agua a cada una de las 50 imágenes, usando una marca de agua de 64 bits.

Imagen	PSNR [dB]	MSSIM	Correlación	Cantidad de bits modificados	BER
Lena	44.914395	0.992504	0.999455	0	0
Baboon	38.167914	0.991312	0.997243	0	0
Barbara	40.093743	0.991304	0.998935	0	0
Bote	42.207889	0.991997	0.999104	1	0.015625
Reloj	43.971218	0.987137	0.999600	5	0.078125
Elaine	44.483869	0.991503	0.999455	0	0
Lake	40.904803	0.990876	0.999387	0	0
Peppers	43.718706	0.992255	0.999525	0	0
Streambridge	40.012944	0.992716	0.998920	1	0.015625

Tabla 4.3 (cont.) Resultados de las métricas después de aplicar el algoritmo de marcado de agua a cada una de las 50 imágenes, usando una marca de agua de 64 bits.

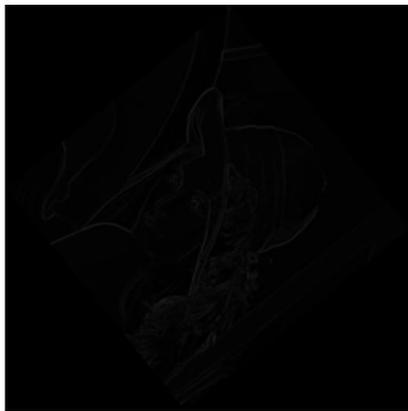
Imagen	PSNR [dB]	MSSIM	Correlación	Cantidad de bits modificados	BER
Arbol	43.115653	0.991481	0.999648	1	0.015625
Pirata	43.077568	0.992537	0.999295	0	0
Reloj 2	43.908015	0.993450	0.999015	0	0
Woman dark	47.067000	0.992345	0.999832	8	0.125000
Blonde	43.086653	0.992276	0.999108	0	0
Australia	41.087026	0.989900	0.999134	0	0
Australia2	44.509678	0.991136	0.999672	0	0
Barcelona	43.923143	0.989387	0.999572	0	0
Barcelona 5	39.515712	0.992394	0.999050	7	0.109375
Barcelona 6	41.187953	0.992693	0.998834	0	0
Bear	42.623796	0.985802	0.999526	0	0
Cambridge	38.747251	0.990706	0.998280	0	0
Cambridge 2	39.247922	0.990362	0.998281	0	0
Cambridge 3	41.977547	0.992240	0.998984	0	0
Cambridge 6	38.559034	0.991367	0.999101	3	0.046875
Cambridge 8	37.074101	0.990191	0.998927	0	0
Cambridge 10	38.604634	0.991653	0.999097	0	0
Casa	44.429825	0.987429	0.999731	0	0
Ella	47.635672	0.994238	0.999643	2	0.031250
Figuras	40.247170	0.988697	0.999444	1	0.015625
Flower	44.988892	0.993786	0.999223	0	0
House	40.882989	0.989524	0.998849	0	0
Livingroom	41.728439	0.991896	0.998892	0	0
Skyline	44.505568	0.983041	0.999800	1	0.015620
Water	44.956996	0.993299	0.999334	4	0.093750
Paisaje	36.418167	0.990323	0.997203	0	0
Cabaña	37.878867	0.984224	0.998647	0	0
Fachada	38.179583	0.990714	0.998776	0	0
Lake 2	39.405352	0.991639	0.997570	2	0.03125
Montana	37.364626	0.991998	0.997023	0	0
Cisne	40.461380	0.992459	0.998824	0	0
Castillo	41.575131	0.991182	0.998019	2	0.03125

Tabla 4.3 (cont.) Resultados de las métricas después de aplicar el algoritmo de marcado de agua a cada una de las 50 imágenes, usando una marca de agua de 64 bits.

Imagen	PSNR [dB]	MSSIM	Correlación	Cantidad de bits modificados	BER
Chimpanzee	43.853075	0.992089	0.999303	2	0.03125
Casas	43.648160	0.992231	0.998053	0	0
Casa Nieve	36.439844	0.991393	0.998282	0	0
Cactus	39.422034	0.989700	0.998450	1	0.015625
Montana 2	40.689074	0.986972	0.999133	0	0
Paisaje	40.518112	0.991635	0.998726	0	0
Pez	39.825472	0.988321	0.999299	0	0
Búho	41.503607	0.992579	0.999065	0	0
Monarca	42.966174	0.993040	0.999088	1	0.015625

De acuerdo a los valores de la tabla 4.3 se puede decir que se tiene un alto porcentaje de efectividad de inserción de la marca de agua, sin provocar alteraciones visibles en la imagen marcada. Asimismo, se comprueba el 68% de extracción perfecta que se presenta en la tabla 4.2, mientras que para los casos en los cuales se tiene la modificación de un bit y dos bits se tiene un 18% y 6%, respectivamente.

En las figuras 4.1 a 4.6, se presentan las imágenes marcadas Lena, Barbara, Reloj, Cambridge 2, Cambridge 3 y Cisne, con sus respectivas máscaras normalizadas.



a)

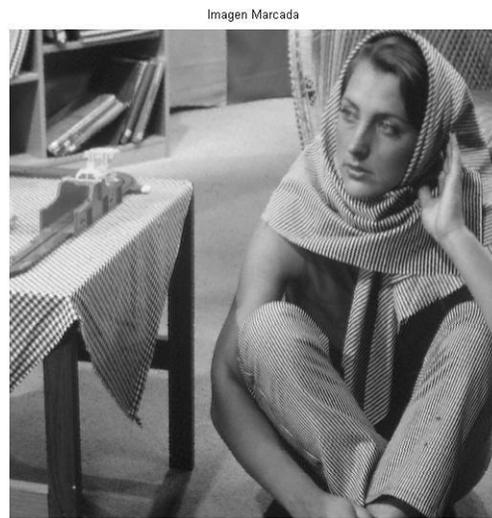


b)

Figura 4.1 Imagen Lena: a) Máscara perceptiva normalizada, b) Imagen Marcada



a)

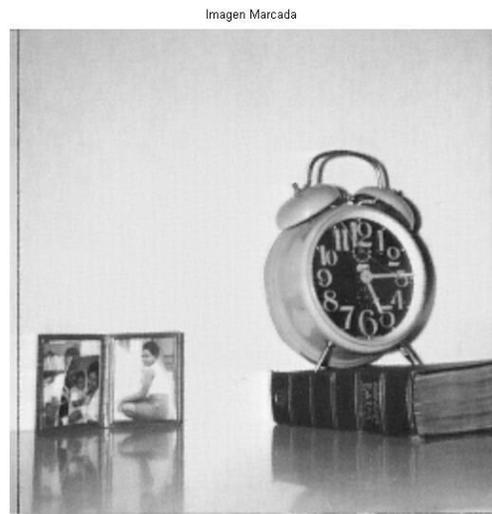


b)

Figura 4.2 Imagen Barbara. a) Máscara perceptiva normalizada, b) Imagen Marcada

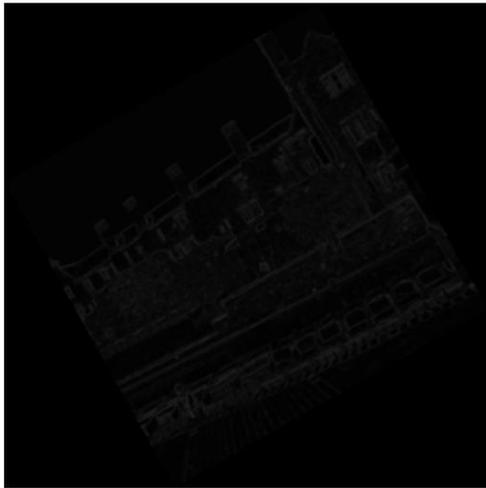


a)

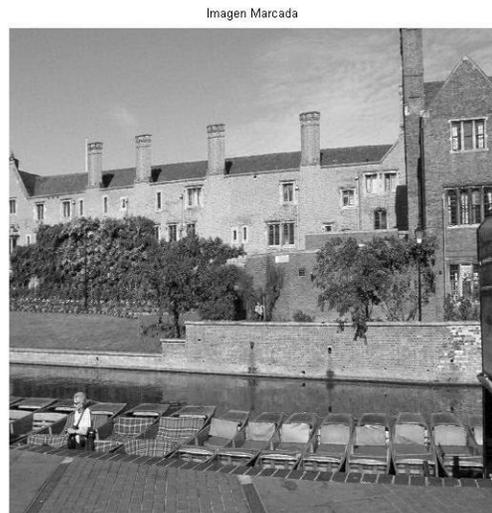


b)

Figura 4.3 Imagen Reloj. a) Máscara perceptiva normalizada, b) Imagen Marcada

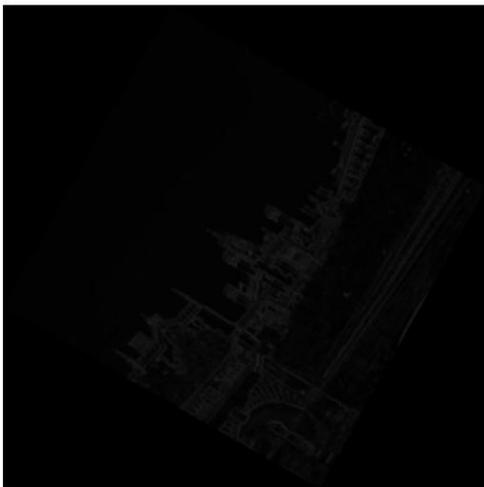


a)

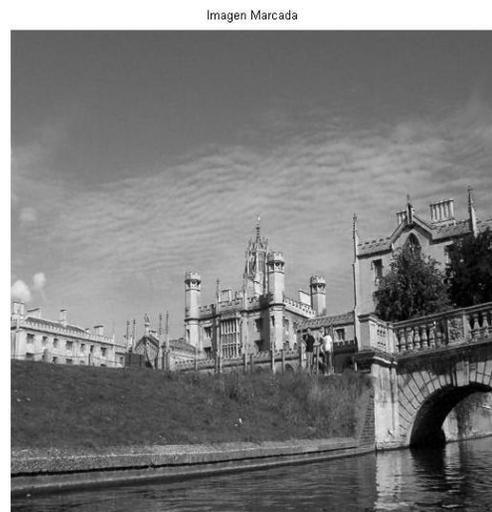


b)

Figura 4.4 Imagen Cambridge2: a) Máscara perceptiva normalizada, b) Imagen Marcada



a)



b)

Figura 4.5 Imagen Cambridge3: a) Máscara perceptiva normalizada, b) Imagen Marcada



a)

b)

Figura 4.6 Imagen Cisne: a) Máscara perceptiva normalizada, b) Imagen Marcada

Posteriormente se incrementó la longitud de la marca de agua con la intención de poder usar, por ejemplo, un RFC (Registro Federal de Contribuyentes), que es la clave con la que toda persona en México cuenta y que está integrada por datos personales con algunas letras de su nombre y fecha de nacimiento. Este registro sin homoclave está integrado por 10 elementos alfanuméricos, y con la homoclave forman un total de 13 caracteres. Los primeros cuatro elementos de la clave son letras, seguido de 6 dígitos y finalmente la homoclave, que son 3 caracteres, la cual es una combinación de letras y números.

Para las pruebas se usó como marca de agua un RFC de 10 elementos alfanuméricos. En las figuras 4.7 a 4.12, se presentan las imágenes marcadas Lena, Barbara, Reloj, Cambridge 2, Cambridge 3 y Cisne, usando la marca de agua de 80 bits. Mientras que en la tabla 4.4 se presentan los resultados de las métricas obtenidas en cada una de las pruebas. En este caso se mantuvo el mismo valor de α (fuerza de inserción) que se utilizó para la marca de longitud de 64 bits.

Tabla 4.4 Resultados de las métricas después de aplicar el algoritmo de marcado de agua a cada una de las 50 imágenes, usando una marca de agua de 80 bits.

Imagen	PSNR [dB]	MSSIM	Correlación	Cantidad de bits modificados	BER
Lena	44.059310	0.990844	0.999337	0	0
Baboon	37.224753	0.989307	0.996573	0	0
Barbara	39.027101	0.989347	0.998639	0	0
Bote	41.302465	0.990105	0.998896	3	0.037500
Reloj	42.912148	0.984241	0.999489	8	0.100000
Elaine	43.594891	0.989625	0.999331	0	0
Lake	39.979730	0.988782	0.999241	0	0
Peppers	42.792631	0.990519	0.999412	0	0
Streambridge	39.054061	0.991029	0.998653	0	0
Arbol	43.130279	0.989670	0.999559	0	0
Pirata	42.188132	0.990870	0.999135	0	0
Reloj 2	42.971895	0.992045	0.998778	0	0
Woman dark	46.100316	0.990585	0.999790	7	0.087500
Blonde	42.200474	0.990463	0.998906	0	0
Australia	40.162966	0.987632	0.998929	0	0
Australia2	43.467790	0.989119	0.999583	0	0
Barcelona	43.084548	0.987045	0.999481	1	0.012500
Barcelona 5	38.488249	0.990658	0.998796	4	0.050000
Barcelona 6	40.287294	0.991007	0.998566	4	0.050000
Bear	41.742485	0.982745	0.999419	0	0
Cambridge	37.793208	0.988641	0.997858	0	0
Cambridge 2	38.437689	0.988256	0.997930	0	0
Cambridge 3	40.975701	0.990454	0.998722	0	0
Cambridge 6	37.699869	0.989391	0.998904	6	0.075000
Cambridge 8	36.145941	0.988014	0.998672	0	0
Cambridge 10	37.827034	0.989764	0.998920	0	0
Casa	43.602727	0.984477	0.999675	0	0
Ella	45.651578	0.992983	0.999553	2	0.025000
Figuras	39.390328	0.985793	0.999323	0	0
Flower	43.964038	0.992309	0.999017	0	0
House	39.983779	0.987145	0.998585	0	0
Livingroom	40.902046	0.990155	0.998660	1	0.012500

Tabla 4.4 (cont.) Resultados de las métricas después de aplicar el algoritmo de marcado de agua a cada una de las 50 imágenes, usando una marca de agua de 80 bits.

Imagen	PSNR [dB]	MSSIM	Correlación	Cantidad de bits modificados	BER
Skyline	43.633094	0.979456	0.999755	0	0
Water	44.029342	0.991804	0.999175	3	0.037500
Paisaje	35.579675	0.988050	0.996610	0	0
Cabaña	36.930281	0.981328	0.998317	0	0
Fachada	37.292479	0.988721	0.998499	0	0
Lake 2	38.502697	0.989723	0.997014	0	0
Montana	36.429430	0.990178	0.996312	0	0
Cisne	39.487504	0.990642	0.998529	0	0
Castillo	40.684188	0.989481	0.997566	4	0.050000
Chimpanzee	42.960325	0.990402	0.999143	4	0.050000
Casas	42.755943	0.990395	0.997611	0	0
Casa Nieve	35.507309	0.989339	0.997873	0	0
Cactus	38.509287	0.987249	0.998088	3	0.037500
Montana 2	39.713919	0.983740	0.998915	0	0
Paisaje	39.674568	0.989792	0.998453	0	0
Pez	38.868454	0.985514	0.999127	0	0
Búho	40.574536	0.990857	0.998841	0	0
Monarca	42.000420	0.991470	0.998861	1	0.012500
PROMEDIO	40.585578	0.988823	0.998700	1.020000	0.012750

Los resultados de la tabla 4.4 muestran que a medida que longitud de la marca de agua se incrementa la PSNR empieza a disminuir, como muestra de que se está afectando en mayor medida a la imagen. Asimismo se presentan casos en los cuales la marca de agua se modifica desde 3 bits hasta 8 bits, y por lo tanto ya no se puede identificar de forma correcta. Por lo tanto, se puede inferir que en esos casos se tendrá una mala extracción de la marca de agua cuando se aplique algún tipo de ataque (tales resultados serán presentados en la sección 4.2). Sin embargo, de acuerdo a los valores de las métricas se concluye que se continúa preservando la calidad de las imágenes sin que se noten cambios visuales.

Imagen Marcada



Figura 4.7 Imagen Lena marcada con una marca de agua de 80 bits

Imagen Marcada



Figura 4.8 Imagen Barbara marcada con una marca de agua de 80 bits

Imagen Marcada

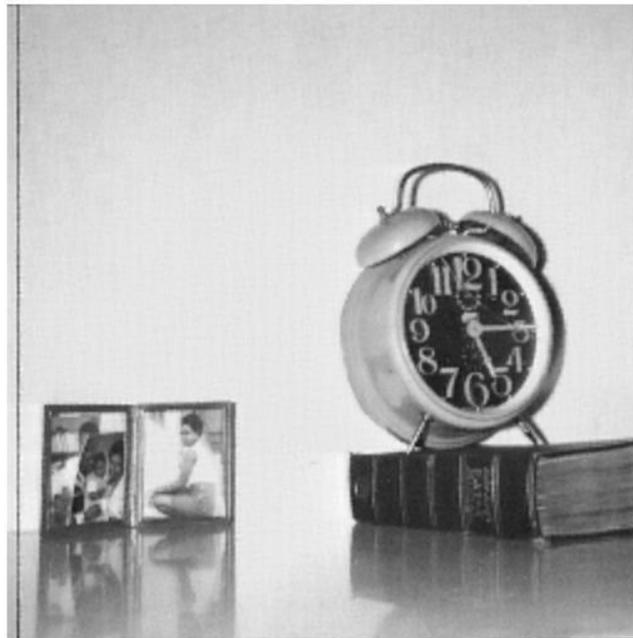


Figura 4.9 Imagen Reloj marcada con una marca de agua de 80 bits

Imagen Marcada

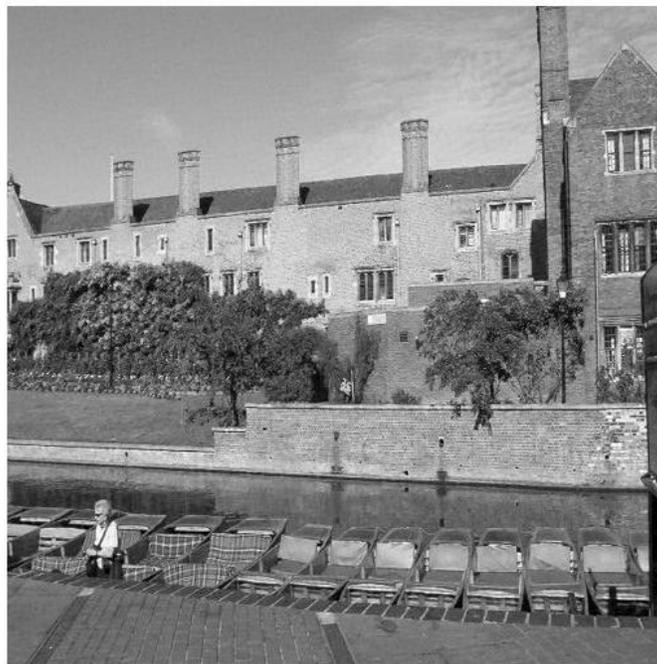


Figura 4.10 Imagen Cambridge2 marcada con una marca de agua de 80 bits

Imagen Marcada



Figura 4.11 Imagen Cambridge 3 marcada con una marca de agua de 80 bit

Imagen Marcada



Figura 4.12 Imagen Cisne marcada con una marca de agua de 80 bit

4.2 Robustez del esquema de marcado de agua

Para determinar la robustez del esquema propuesto se aplicaron ataques intencionales y no intencionales, es decir, ataques de procesamiento común y de transformaciones geométricas. Los ataques empleados fueron:

- a) **Filtrado Gaussiano.** Se realizó un filtrado lineal empleando un filtro Gaussiano de tamaño $N \times N$. La media empleada para el filtro fue de 0 y la desviación estándar de 0.5. Ambos parámetros del filtro Gaussiano permanecieron constantes durante todas las pruebas, y lo único que se varió fue el tamaño del filtro N , de 1 hasta 9 en incrementos de 1, por lo tanto se tuvieron en total 9 variaciones.
- b) **Filtrado de mediana.** Se utilizó un filtro cuya ventana cuadrada, de dimensiones $N \times N$, se fue modificando de 2 hasta 9 en incrementos de 1. Las variaciones totales fueron 8.
- c) **Adición de ruido Gaussiano.** Se agregó ruido blanco Gaussiano, cuya media se quedó fija en 0 y se varió el parámetro de la varianza. Los valores para esta variable fueron de 0 a 0.05 incrementando 0.005 cada vez, dando un total de 11 variaciones.
- d) **Adición de ruido sal & pimienta (S&P).** Para la adición de este tipo de ruido se modificó la densidad con la que se agregaba a la imagen. El intervalo de valores fue de 0 a 0.1 con incrementos de 0.01, por lo que se tuvieron en total 11 variaciones.
- e) **Compresión JPEG.** El parámetro modificado para este tipo de operación fue el factor de calidad asociado a la compresión. Los valores que se usaron fueron de 0 hasta 100 con incrementos de 5. En total se tuvieron 21 compresiones.
- f) **Escalamiento.** El escalamiento aplicado a cada imagen fue de 20% al 200% en incrementos de 10%, teniendo 19 escalamientos en total.
- g) **Rotación.** La rotación de la imagen marcada se llevó a cabo en el sentido contrario a las manecillas del reloj. La variación del ángulo fue de 0° a 180° , con incrementos de 5° , teniendo 37 rotaciones.
- h) **Deformación de los planos horizontal (X) y vertical (Y), (Shearing).** El factor de deformación en ambos casos fue de 0 a 1 en incrementos de 0.04. Por lo tanto se aplicaron 26 deformaciones en cada caso.

En la tabla 4.5 se presenta los resultados obtenidos de cada una de las 50 imágenes. En cada columna se indica el tipo de ataque y cantidad total que se aplicó. Asimismo se indica con un número, del lado derecho de cada imagen, la cantidad de ataques superados en cada caso. Es importante decir que se considera la superación de un ataque hasta con dos bits de modificación que, como se explicó en el apartado 4.1, aún en estos casos sigue siendo legible la marca de agua. En los casos que aparece el símbolo “-”, significa que todos los ataques fueron superados.

Tabla 4.5 Cantidad de ataques superados después de aplicar el algoritmo de marcado de agua a cada una de las 50 imágenes, usando una marca de agua de 64 bits.

Imagen	Filtro Gaussiano (9)	Filtro de Mediana (8)	Ruido Gaussiano (11)	Ruido S&P (11)	Compresión JPEG (21)	Escalamiento (19)	Rotación (37)	Deformación X (26)	Deformación Y (26)
Lena	5	0	1	5	4	3	28	17	11
Baboon	-	0	1	5	17	17	34	18	-
Barbara	6	0	1	2	16	17	31	-	-
Bote	5	0	0	3	8	2	8	10	3
Reloj	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Elaine	5	1	2	9	16	14	-	23	10
Lake	-	2	4	5	18	14	-	-	-
Peppers	5	1	0	1	13	9	10	23	17
Streambridge	5	1	3	0	7	10	30	19	25
Arbol	-	0	0	3	5	10	35	3	22
Pirata	-	2	1	6	17	12	-	-	22
Reloj 2	5	0	0	0	8	0	8	0	5
Woman dark	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Blonde	-	0	2	6	16	11	33	21	25
Australia	-	1	0	5	18	16	-	-	-
Australia2	-	2	0	2	14	14	-	25	-
Barcelona	-	1	3	3	11	14	29	-	6
Barcelona 5	0	0	0	0	1	0	0	0	0
Barcelona 6	5	1	0	3	16	13	27	15	22
Bear	1	0	0	0	4	15	19	25	9
Cambridge	5	0	2	4	17	12	33	-	-
Cambridge 2	-	3	2	9	18	16	-	-	25
Cambridge 3	-	1	2	6	16	12	32	24	23
Cambridge 6	8	1	2	4	6	10	23	18	7
Cambridge 8	-	0	1	0	8	15	23	5	18

Tabla 4.5 (cont.) Cantidad de ataques superados después de aplicar el algoritmo de marcado de agua a cada una de las 50 imágenes, usando una marca de agua de 64 bits.

Imagen	Filtro	Filtro de	Ruido	Ruido	Compresión	Escalamiento	Rotación	Deformación	Deformación
	Gaussiano	Mediana	Gaussiano	S&P	JPEG	(19)	(37)	X	Y
	(9)	(8)	(11)	(11)	(21)			(26)	(26)
Cambridge 10	-	2	1	5	18	13	-	21	22
Casa	-	2	5	5	15	15	-	-	25
Ella	0	0	0	0	2	0	6	0	0
Figuras	8	1	1	6	10	14	32	24	24
Flower	5	0	2	2	12	12	36	23	21
House	-	2	3	6	17	15	-	-	24
Livingroom	-	1	4	6	15	15	15	24	24
Skyline	5	0	0	0	0	9	13	9	17
Water	0	0	0	1	0	1	7	6	11
Paisaje	-	0	2	9	19	17	35	11	19
Cabaña	-	2	1	0	8	16	15	14	3
Fachada	-	3	7	5	19	15	-	-	-
Lake 2	5	1	0	1	13	5	24	11	21
Montana	-	0	3	6	19	15	8	10	4
Cisne	-	1	5	4	15	16	36	18	12
Castillo	1	0	0	0	11	6	18	23	8
Chimpanzee	0	0	2	1	6	0	9	6	0
Casas	-	1	1	0	15	16	31	21	13
Casa Nieve	-	1	3	3	17	15	32	19	13
Cactus	-	2	0	4	19	16	34	-	12
Montana 2	-	2	0	0	18	15	-	6	-
Paisaje	-	1	1	1	19	17	-	-	-
Pez	-	2	1	4	18	16	36	18	6
Búho	5	0	1	1	15	12	-	24	-
Monarca	5	0	2	2	10	4	15	13	7

De la tabla 4.5 se puede observar que aunque se tiene una buena respuesta ante los ataques geométricos, no sucede lo mismo para los casos de filtro de mediana y ruido Gaussiano, en la mayoría de las imágenes. Asimismo se presentan cuatro casos en los cuales no se supera ningún ataque o en su defecto solo se superan uno o dos (imágenes *Reloj*, *Woman dark*, *Barcelona 5* y *Ella*), esto es debido a que desde la inserción de la marca de agua todas presentaron una extracción de la marca de agua fallida, es decir, en el caso de la imagen *Reloj* se tuvieron 5 bits de

error, para la imagen *Woman dark* se tuvieron 8 bits y en el caso de la imagen *Barcelona 5* fueron 7 bits erróneos. En el caso de la imagen *Ella*, a pesar de que se logró una extracción con un error de dos bits, al aplicar los diferentes ataques ya no fue posible tener una extracción satisfactoria, solo en el caso de la compresión JPEG (factor de compresión 45 y 100) y algunas rotaciones (55°, 90°, 105°, 155°, 180°) y se comprobó que para 0° se tiene una extracción con una BER=0.031250. Por mencionar de los mejores resultados, se tiene la imagen *Lake*, que supera todos los ataques de rotación, deformación en el plano horizontal y vertical, filtro Gaussiano, y del resto de los ataques tiene un buen desempeño, 2 ataques de filtro de mediana, 4 ataques de ruido sal y pimienta, 6 de ruido Gaussiano, 18 compresiones JPEG y 14 escalamientos.

Con respecto a la marca de agua de longitud de 80 bits, los resultados de robustez se presentan en la tabla 4.6.

Tabla 4.6 Cantidad de ataques superados después de aplicar el algoritmo de marcado de agua a cada una de las 50 imágenes, usando una marca de agua de 80 bits.

Imagen	Filtro Gaussiano (9)	Filtro de Mediana (8)	Ruido Gaussiano (11)	Ruido S&P (11)	Compresión JPEG (21)	Escalamiento (19)	Rotación (37)	Deformación X (26)	Deformación Y (26)
Lena	5	0	0	2	5	6	19	9	8
Baboon	-	0	2	4	17	17	34	22	-
Barbara	5	0	0	2	15	12	27	-	-
Bote	0	0	0	1	0	0	0	0	0
Reloj	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Elaine	5	0	2	4	14	10	35	20	10
Lake	-	1	4	5	18	14	35	25	20
Peppers	5	0	2	0	11	3	5	18	15
Streambridge	5	1	2	6	13	9	26	15	25
Arbol	-	1	3	2	15	13	36	17	21
Pirata	-	1	3	2	17	11	36	17	21
Reloj 2	5	0	0	0	11	4	12	0	16
Woman dark	0	0	0	0	0	0	0	2	0
Blonde	8	0	2	2	15	10	34	18	19
Australia	-	1	3	2	19	17	-	-	-
Australia2	5	1	0	2	10	14	33	13	24
Barcelona	-	1	2	3	6	8	19	25	6
Barcelona 5	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Barcelona 6	0	0	0	0	0	4	2	2	1
Bear	0	0	0	0	2	14	17	25	12

Tabla 4.6 Cantidad de ataques superados después de aplicar el algoritmo de marcado de agua a cada una de las 50 imágenes, usando una marca de agua de 80 bits.

Imagen	Filtro Gaussiano (9)	Filtro de Mediana (8)	Ruido Gaussiano (11)	Ruido S&P (11)	Compresión JPEG (21)	Escalamiento (19)	Rotación (37)	Deformación X (26)	Deformación Y (26)
Cambridge	5	0	0	2	16	9	33	25	25
Cambridge 2	-	2	3	4	18	14	-	25	22
Cambridge 3	2	1	3	4	15	10	26	22	19
Cambridge 6	0	0	0	1	0	1	2	2	1
Cambridge 8	-	0	0	4	16	16	25	5	23
Cambridge 10	-	2	0	6	17	13	-	-	19
Casa	-	2	4	2	15	15	-	-	23
Ella	0	0	0	0	0	0	6	0	0
Figuras	5	2	0	5	10	16	35	23	23
Flower	5	1	2	2	12	10	34	15	8
House	-	2	3	6	14	16	-	-	14
Livingroom	6	0	2	3	14	13	8	3	12
Skyline	5	0	0	0	0	10	16	10	10
Water	0	0	0	0	2	0	12	4	16
Paisaje	-	0	2	9	19	16	33	10	20
Cabaña	-	0	0	0	14	13	14	11	3
Fachada	5	2	7	6	18	15	-	-	-
Lake 2	-	1	0	3	9	5	21	14	24
Montana	-	0	2	4	18	14	8	10	4
Cisne	-	1	5	4	15	15	36	3	6
Castillo	0	0	0	0	2	0	4	5	4
Chimpanzee	0	0	0	1	1	0	0	4	0
Casas	-	1	0	0	14	16	30	21	11
Casa Nieve	-	0	2	2	19	16	33	20	11
Cactus	8	1	0	2	8	10	26	24	13
Montana 2	-	2	0	0	18	16	-	6	-
Paisaje	-	1	2	3	19	15	-	-	-
Pez	-	2	0	3	17	15	35	23	5
Búho	5	0	0	0	16	13	31	24	-
Monarca	5	0	3	2	10	8	22	19	6

Los resultados de la tabla 4.6 muestran la respuesta del algoritmo de marcado de agua ante diferentes ataques, cuando se usa una marca de agua de longitud de 80 bits. Es claro que debido a que la longitud de la marca de agua aumento, este aspecto se ve afectado. Si bien, de nueva cuenta, los mejores resultados se tienen en la mayoría de las imágenes con los ataques geométricos, no así con los ataques de procesamiento común. Si se comparan estos resultados con los de la tabla 4.5, es evidente como más casillas de los ataques de procesamiento común tiene un “0”, lo que indica que ninguno de los ataques aplicado fue superado.

De acuerdo al apartado 3.23, se tiene la propuesta original sin normalización. Por lo cual se hacen pruebas en las 50 imágenes eliminando dicho procedimiento. En la tabla 4.7 se presentan los resultados obtenidos de insertar una marca de agua de longitud de 64 bits. En esta ocasión el valor de la fuerza de inserción α es de 0.1. Es claro que no se puede mantener el mismo valor de α que se tiene en el algoritmo que incluye el proceso normalizado.

Tabla 4.7 Resultados de las métricas después de aplicar el algoritmo de marcado de agua a cada una de las 50 imágenes, usando una marca de agua de 64 bits y sin el procedimiento de normalización

Imagen	PSNR [dB]	MSSIM	Correlación	Cantidad de bits modificados	BER
Lena	45.345987	0.992802	0.999507	0	0
Baboon	39.065613	0.992549	0.997754	0	0
Barbara	40.656329	0.991892	0.999064	0	0
Bote	42.291926	0.991340	0.999121	0	0
Reloj	44.756558	0.988466	0.999666	0	0
Elaine	45.089907	0.991991	0.999526	0	0
Lake	41.673611	0.991689	0.999486	0	0
Peppers	44.108966	0.992101	0.999565	0	0
Streambridge	40.189035	0.992235	0.998963	0	0
Arbol	43.236979	0.991631	0.999658	0	0
Pirata	43.246628	0.992591	0.999322	0	0
Reloj 2	44.412958	0.993542	0.999123	0	0
Woman dark	47.911754	0.993095	0.999862	0	0
Blonde	43.487205	0.992588	0.999186	0	0
Australia	41.947193	0.991304	0.999289	0	0
Australia2	44.673133	0.991101	0.999684	0	0
Barcelona	44.835561	0.990700	0.999653	0	0
Barcelona 5	40.326723	0.992642	0.999212	0	0
Barcelona 6	41.381211	0.992358	0.998885	0	0
Bear	43.562126	0.988667	0.999618	0	0

Tabla 4.7 (cont.) Resultados de las métricas después de aplicar el algoritmo de marcado de agua a cada una de las 50 imágenes, usando una marca de agua de 64 bits y sin el procedimiento de normalización

Imagen	PSNR [dB]	MSSIM	Correlación	Cantidad de bits modificados	BER
Cambridge	39.644090	0.991901	0.998600	0	0
Cambridge 2	40.135252	0.991255	0.998598	0	0
Cambridge 3	42.120674	0.991949	0.999017	0	0
Cambridge 6	39.024141	0.991603	0.999192	0	0
Cambridge 8	37.951821	0.991064	0.999123	0	0
Cambridge 10	39.101141	0.991947	0.999195	0	0
Casa	45.053676	0.988956	0.999767	0	0
Ella	48.187433	0.994548	0.999686	0	0
Figuras	40.926975	0.990498	0.999525	0	0
Flower	45.003647	0.993551	0.999226	0	0
House	41.714020	0.990548	0.999050	0	0
Livingroom	42.225244	0.992097	0.999011	0	0
Skyline	45.118723	0.986591	0.999826	0	0
Water	45.849373	0.994083	0.999458	0	0
Paisaje	41.491255	0.992502	0.998981	0	0
Cabaña	38.359264	0.987731	0.998788	0	0
Fachada	39.101143	0.991822	0.999010	0	0
Lake 2	40.221301	0.992737	0.997986	0	0
Montana	38.260077	0.992713	0.997573	0	0
Cisne	41.401446	0.993530	0.999053	0	0
Castillo	41.785792	0.991919	0.998111	0	0
Chimpanzee	44.734261	0.992939	0.999431	0	0
Casas	44.472574	0.993278	0.998389	0	0
Casa Nieve	37.310816	0.992529	0.998595	0	0
Cactus	39.731622	0.990447	0.998556	0	0
Montana 2	41.633984	0.989034	0.999302	0	0
Paisaje	41.491255	0.992502	0.998981	0	0
Pez	40.156231	0.989199	0.999350	0	0
Búho	41.716788	0.992499	0.999109	0	0
Monarca	43.352283	0.993229	0.999165	0	0
PROMEDIO	42.189514	0.991689	0.999115	0	0

Los resultados de la tabla 4.7 muestran que en las 50 imágenes marcadas se logra una extracción perfecta de la marca de agua, ya que el promedio de la BER y cantidad de bits modificados es de 0. Mientras los promedios del resto de las métricas indican que las imágenes no se alteran visualmente. De esta forma se demuestra que se tiene una técnica de marcado de agua eficiente en el aspecto de la invisibilidad de la marca de agua.

Se incrementó la longitud de la marca de agua, para nuevamente poder usar un código de identificación del propietario de la imagen digital en cuestión. En este caso la longitud de la marca de agua es de 104 bits, pues se usa un RFC con homoclave. Los resultados de las métricas calculadas se presentan en la tabla 4.8.

Tabla 4.8 Resultados de las métricas después de aplicar el algoritmo de marcado de agua a cada una de las 50 imágenes, usando una marca de agua de 104 bits y sin el procedimiento de normalización

Imagen	PSNR [dB]	MSSIM	Correlación	Cantidad de bits modificados	BER
Lena	43.368626	0.988567	0.999222	0	0
Baboon	36.983116	0.988082	0.996381	0	0
Barbara	38.616844	0.987015	0.998505	0	0
Bote	40.202489	0.986220	0.998579	0	0
Reloj	42.625553	0.981707	0.999454	0	0
Elaine	43.115926	0.987336	0.999253	0	0
Lake	39.690876	0.986842	0.999189	0	0
Peppers	42.041466	0.987450	0.999301	0	0
Streambridge	38.123507	0.987558	0.998333	0	0
Arbol	41.292525	0.986706	0.999465	0	0
Pirata	41.226537	0.988173	0.998921	0	0
Reloj 2	42.295484	0.989672	0.998572	0	0
Woman dark	45.788709	0.988980	0.999775	0	0
Blonde	41.516211	0.988169	0.998720	0	0
Australia	39.852370	0.986152	0.998850	0	0
Australia2	42.748743	0.985964	0.999508	0	0
Barcelona	42.879830	0.985129	0.999456	0	0
Barcelona 5	38.282010	0.988299	0.998739	0	0
Barcelona 6	39.205344	0.987738	0.998163	0	0
Bear	41.454886	0.982330	0.999379	0	0

Tabla 4.8 (cont.) Resultados de las métricas después de aplicar el algoritmo de marcado de agua a cada una de las 50 imágenes, usando una marca de agua de 104 bit y sin el procedimiento de normalización

Imagen	PSNR [dB]	MSSIM	Correlación	Cantidad de bits modificados	BER
Cambridge	37.570013	0.987123	0.997747	0	0
Cambridge 2	38.058065	0.985987	0.997741	0	0
Cambridge 3	40.048216	0.987217	0.998418	0	0
Cambridge 6	36.900764	0.986544	0.998683	0	0
Cambridge 8	35.882289	0.985737	0.998588	0	0
Cambridge 10	36.914664	0.986990	0.998669	0	0
Casa	43.071391	0.982500	0.999633	0	0
Ella	46.202433	0.991271	0.999504	0	0
Figuras	38.872167	0.984773	0.999237	0	0
Flower	42.978162	0.989771	0.998767	0	0
House	39.776924	0.984965	0.998517	0	0
Livingroom	40.163249	0.987392	0.998412	0	0
Skyline	43.038840	0.978852	0.999719	0	0
Water	43.743963	0.990556	0.999120	0	0
Paisaje	39.395945	0.987999	0.998351	0	0
Cabaña	36.339154	0.981224	0.998073	0	0
Fachada	37.048245	0.987010	0.998413	0	0
Lake 2	38.156629	0.988557	0.996767	0	0
Montana	36.168163	0.988438	0.996079	0	0
Cisne	39.275422	0.989618	0.998455	0	0
Castillo	39.773816	0.987484	0.997002	0	0
Chimpanzee	42.693854	0.988841	0.999090	0	0
Casas	42.457860	0.989311	0.997442	0	0
Casa Nieve	35.339324	0.988013	0.997790	0	0
Cactus	37.701840	0.985072	0.997698	0	0
Montana 2	39.543233	0.982721	0.998872	0	0
Paisaje	39.405554	0.988044	0.998355	0	0
Pez	38.107150	0.982872	0.998959	0	0
Búho	39.638443	0.988006	0.998564	0	0
Monarca	41.280014	0.989165	0.998656	0	0
PROMEDIO	40.137136	0.986802	0.998581	0	0

De nueva cuenta, con los resultados de la tabla 4.8, se demuestra que se tiene una técnica de marcado de agua que no altera visiblemente la imagen que se marca, pues están muy cercanos a los valores ideales.

Para valorar la robustez de este algoritmo se aplicaron los ataques *Filtro Gaussiano*, *Filtro de mediana*, *Adición de ruido Gaussiano*, *Adición de ruido "sal & pimienta" (S&P)* y *Compresión JPEG*, con los mismos parámetros con los cuales se evaluó el algoritmo que incluye el proceso de normalización. Asimismo se agregó el ataque de *Sustitución de Píxeles*.

Sustitución de píxeles. Consistió en eliminar una región cuadrada de la imagen, sustituyendo dicha parte por píxeles negros. Esta modificación se basó en un porcentaje desde 1% hasta 100% en intervalos de 5%. La esquina superior izquierda de la región cuadrada coincide con el píxel de la imagen ubicado exactamente en la esquina superior izquierda.

En la tabla 4.9 y 4.10 se presentan los resultados obtenidos de aplicar los ataques indicados, cuando se usa una marca de agua de 64 bits y una de 104 bits, respectivamente. La mecánica de presentación es la misma que para el algoritmo que usa el proceso de normalización.

Tabla 4.9 Cantidad de ataques superados después de aplicar el algoritmo de marcado de agua a cada una de las 50 imágenes, usando una marca de agua de 64 bits y sin el procedimiento de normalización

Imagen	Filtro Gaussiano (9)	Filtro d Mediana (8)	Ruido Gaussiano (11)	Ruido S&P (11)	Compresión JPEG (21)	Sustitución De Píxeles (20)
Lena	-	2	5	6	15	18
Baboon	-	3	10	-	19	19
Barbara	-	2	10	-	19	19
Bote	-	2	6	-	17	19
Reloj	-	2	6	6	15	20
Elaine	-	3	9	9	17	19
Lake	-	2	-	10	18	19
Peppers	-	2	7	8	17	18
Streambridge	-	3	-	-	19	-
Arbol	-	2	8	-	15	-
Pirata	-	2	8	10	18	19
Reloj 2	-	2	5	5	10	15

Tabla 4.9 (cont.) Cantidad de ataques superados después de aplicar el algoritmo de marcado de agua a cada una de las 50 imágenes, usando una marca de agua de 64 bits y sin el procedimiento de normalización

Imagen	Filtro Gaussiano (9)	Filtro d Mediana (8)	Ruido Gaussiano (11)	Ruido S&P (11)	Compresión JPEG (21)	Sustitución De Píxeles (20)
Woman dark	-	3	5	5	12	19
Blonde	-	2	7	9	18	18
Australia	-	2	10	-	19	19
Australia2	-	2	8	7	15	18
Barcelona	-	3	7	7	16	19
Barcelona 5	-	2	10	-	19	17
Barcelona 6	-	2	9	10	19	19
Bear	-	3	8	8	16	19
Cambridge	-	2	-	-	19	18
Cambridge 2	-	2	-	-	19	19
Cambridge 3	-	2	8	-	15	19
Cambridge 6	-	3	-	-	18	19
Cambridge 8	-	2	-	-	19	18
Cambridge 10	-	2	-	-	18	19
Casa	-	2	6	7	15	19
Ella	-	2	2	5	12	19
Figuras	-	2	-	-	19	18
Flower	-	4	8	7	16	-
House	-	2	10	10	18	-
Livingroom	-	2	-	-	19	19
Skyline	-	2	5	8	15	-
Water	-	2	6	9	14	-
Paisaje	-	2	-	-	20	19
Cabaña	-	2	-	-	19	18
Fachada	-	2	-	-	19	18
Lake 2	-	2	-	-	20	19
Montana	-	2	-	-	19	18
Cisne	-	2	9	10	18	19
Castillo	-	2	10	10	19	18
Chimpanzee	-	2	7	9	17	18
Casas	-	3	7	9	18	18

Tabla 4.9 (cont.) Cantidad de ataques superados después de aplicar el algoritmo de marcado de agua a cada una de las 50 imágenes, usando una marca de agua de 64 bits y sin el procedimiento de normalización

Imagen	Filtro Gaussiano (9)	Filtro d Mediana (8)	Ruido Gaussiano (11)	Ruido S&P (11)	Compresión JPEG (21)	Sustitución De Pixeles (20)
Casa Nieve	-	2	-	-	19	18
Cactus	-	2	-	-	19	19
Montana 2	-	2	-	-	19	19
Paisaje	-	2	10	10	19	19
Pez	-	2	10	10	19	18
Búho	-	2	10	10	18	18
Monarca	-	2	9	-	17	-

Tabla 4.10 Cantidad de ataques superados después de aplicar el algoritmo de marcado de agua a cada una de las 50 imágenes, usando una marca de agua de 104 bits y sin el procedimiento de normalización

Imagen	Filtro Gaussiano (9)	Filtro d Mediana (8)	Ruido Gaussiano (11)	Ruido S&P (11)	Compresión JPEG (21)	Sustitución De Pixeles (20)
Lena	-	2	4	5	8	18
Baboon	-	2	-	-	19	18
Barbara	-	2	9	-	18	19
Bote	-	2	8	-	17	18
Reloj	-	3	4	6	16	19
Elaine	-	2	6	7	17	19
Lake	-	2	8	10	17	16
Peppers	-	2	6	6	16	18
Streambridge	-	3	-	-	19	17
Arbol	-	2	6	7	16	-
Pirata	-	2	6	7	15	17
Reloj 2	-	1	2	5	8	16
Woman dark	-	3	3	4	15	18
Blonde	-	2	6	6	15	18
Australia	-	2	8	10	18	18
Australia2	-	2	4	5	15	18
Barcelona	-	3	4	6	15	19
Barcelona 5	-	2	-	-	18	17
Barcelona 6	-	2	8	8	18	19

Tabla 4.10 (cont.) Cantidad de ataques superados después de aplicar el algoritmo de marcado de agua a cada una de las 50 imágenes, usando una marca de agua de 104 bits y sin el procedimiento de normalización

Imagen	Filtro Gaussiano (9)	Filtro d Mediana (8)	Ruido Gaussiano (11)	Ruido S&P (11)	Compresión JPEG (21)	Sustitución De Píxeles (20)
Bear	-	2	8	7	16	19
Cambridge	-	3	-	-	19	17
Cambridge 2	-	2	-	-	19	18
Cambridge 3	-	2	8	9	17	19
Cambridge 6	-	2	-	-	19	18
Cambridge 8	-	2	-	-	19	17
Cambridge 10	-	2	-	-	18	18
Casa	-	2	4	6	14	19
Ella	-	2	2	5	13	18
Figuras	-	2	-	-	18	18
Flower	-	2	6	6	16	19
House	-	2	9	-	18	-
Livingroom	-	2	7	-	18	19
Skyline	-	2	6	5	14	-
Water	-	2	5	5	15	19
Paisaje	-	2	-	-	19	17
Cabaña	-	2	-	-	19	18
Fachada	-	2	-	-	19	19
Lake 2	-	2	7	-	18	16
Montana	-	2	-	-	19	18
Cisne	-	2	9	10	17	17
Castillo	-	2	7	-	19	18
Chimpanzee	-	3	7	7	18	18
Casas	-	2	5	6	17	17
Casa Nieve	-	2	-	-	18	15
Cactus	-	2	-	-	18	17
Montana 2	-	2	9	10	18	19
Paisaje	-	2	-	9	18	16
Pez	-	2	-	-	18	16
Búho	-	2	9	-	17	18
Monarca	-	2	5	6	16	18

Los resultados de las tablas 4.9 y 4.10 muestran que se tiene una técnica robusta ante ataques de procesamiento común, y que a pesar de que la longitud de la marca de agua se incrementa, ésta se conserva. En ambas tablas se muestra que el ataque más difícil de superar es el filtro de mediana, ya que de 9 ataques diferentes con este filtro, en su mayoría solo se superan dos tamaños de ventana, 2 y 3. En el resto de los ataques se puede observar que se logra un mejor desempeño. Asimismo, si se comparan estos resultados con los presentados en la tabla 4.5 y en la tabla 4.6, la diferencia es que en estos últimos casos no hay ningún ataque que no se supere, sino por el contrario, se supera la mayoría y en más del 50%.

4.3 Comparación con otros esquemas

Con la intención de determinar la efectividad del esquema presentado en este trabajo y el uso de la máscara perceptiva, se hacen pruebas usando el algoritmo pero sin dicha máscara, es decir, en sustitución se usa una plantilla de pixeles blancos, como lo plantea la propuesta de marcado de agua de Ping et al [3]. La intención es determinar si realmente la máscara mejora el ocultamiento de la marca y su robustez ante diferentes ataques.

En la tabla 4.11 se presentan los resultados de las métricas obtenidas después de aplicar el algoritmo sin la máscara perceptiva a las 50 imágenes, usando la marca de agua de 64 bits.

Tabla 4.11 Resultados de las métricas después de aplicar el algoritmo de marcado de agua sin la máscara perceptiva, a cada una de las 50 imágenes, usando una marca de agua de 64 bits

Imagen	PSNR [dB]	MSSIM	Correlación	Cantidad de bits modificados	BER
Lena	46.266226	0.987326	0.999601	0	0
Baboon	46.002439	0.995989	0.999544	1	0.015625
Barbara	46.239676	0.991980	0.999741	0	0
Bote	46.570739	0.992851	0.999672	10	0.156250
Reloj	45.993563	0.983202	0.999749	5	0.078125
Elaine	46.238841	0.991315	0.999636	0	0
Lake	45.988839	0.991426	0.999810	2	0.031250
Peppers	46.526858	0.990059	0.999751	1	0.015625
Streambridge	46.583546	0.996633	0.999762	12	0.187500
Arbol	46.517320	0.989842	0.999839	3	0.046875
Pirata	46.533740	0.991908	0.999682	0	0
Reloj 2	46.279660	0.987831	0.999429	2	0.031250
Woman dark	45.994177	0.984079	0.999785	4	0.062500
Blonde	46.471030	0.989900	0.999590	0	0
Australia	45.990653	0.990016	0.999720	0	0
Australia2	46.547867	0.987027	0.999795	0	0
Barcelona	45.984138	0.985023	0.999734	0	0
Barcelona 5	45.987808	0.993924	0.999786	14	0.218750
Barcelona 6	46.560034	0.991909	0.999661	5	0.078125
Bear	46.080184	0.990812	0.999786	0	0

Tabla 4.11 (cont.) Resultados de las métricas después de aplicar el algoritmo de marcado de agua sin la máscara perceptiva, a cada una de las 50 imágenes, usando una marca de agua de 64 bits

Imagen	PSNR [dB]	MSSIM	Correlación	Cantidad de bits modificados	BER
Cambridge	45.988317	0.995771	0.999675	2	0.031250
Cambridge 2	45.981954	0.992365	0.999635	4	0.062500
Cambridge 3	46.555569	0.989137	0.999646	1	0.015625
Cambridge 6	46.281946	0.993010	0.999848	13	0.203125
Cambridge 8	45.981604	0.993764	0.999862	12	0.187500
Cambridge 10	46.440582	0.995739	0.999851	1	0.015625
Casa	46.215444	0.983122	0.999822	0	0
Ella	46.263959	0.985305	0.999511	0	0
Figuras	46.381654	0.993789	0.999865	4	0.062500
Flower	46.530774	0.991090	0.999455	0	0
House	45.983754	0.989825	0.999644	1	0.015625
Livingroom	46.259843	0.992489	0.999609	0	0
Skyline	46.320898	0.984796	0.999868	23	0.359375
Water	45.972499	0.990163	0.999473	4	0.062500
Paisaje	46.017493	0.996633	0.999692	3	0.046875
Cabaña	46.477418	0.995743	0.999813	7	0.109375
Fachada	45.983895	0.997251	0.999797	5	0.078125
Lake 2	46.017726	0.993574	0.999468	11	0.171875
Montana	45.980201	0.997043	0.999589	5	0.078125
Cisne	46.000576	0.990443	0.999671	0	0
Castillo	46.589209	0.992147	0.999374	10	0.156250
Chimpanzee	45.996809	0.992501	0.999574	6	0.093750
Casas	46.004899	0.990460	0.998867	0	0
Casa Nieve	46.004773	0.995012	0.999810	4	0.062500
Cactus	46.559606	0.997324	0.999700	9	0.140625
Montana 2	45.999280	0.992299	0.999745	0	0
Paisaje 2	45.980054	0.994161	0.999637	2	0.031250
Pez	47.094330	0.996344	0.999868	0	0
Búho	46.547423	0.996076	0.999707	3	0.046875
Monarca	46.280712	0.992231	0.999574	2	0.031250
PROMEDIO	46.241010	0.991653	0.999674	3.820000	0.059687

Si se comparan los valores de las métricas (tabla 4.11) con los de la tabla 4.3, es claro que cuando no se usa la máscara perceptiva éstos se elevan, sin embargo la extracción perfecta de la marca de agua ya no se logra en la mayoría de los casos. Además de que algunas imágenes presentan cambios que son visuales. En el caso de la robustez su desempeño también decae, no soportando tanto los ataques de procesamiento común como los geométricos. Como muestra de ello en las figuras 4.13 a 4.18 se presentan la comparación entre los ataques superados por la propuesta que se hace en este trabajo y la propuesta que no usa máscara perceptiva, en solo seis imágenes: *Lena*, *Barbara*, *Pirata*, *Cambridge2*, *Cambridge3* y *Cisne*.

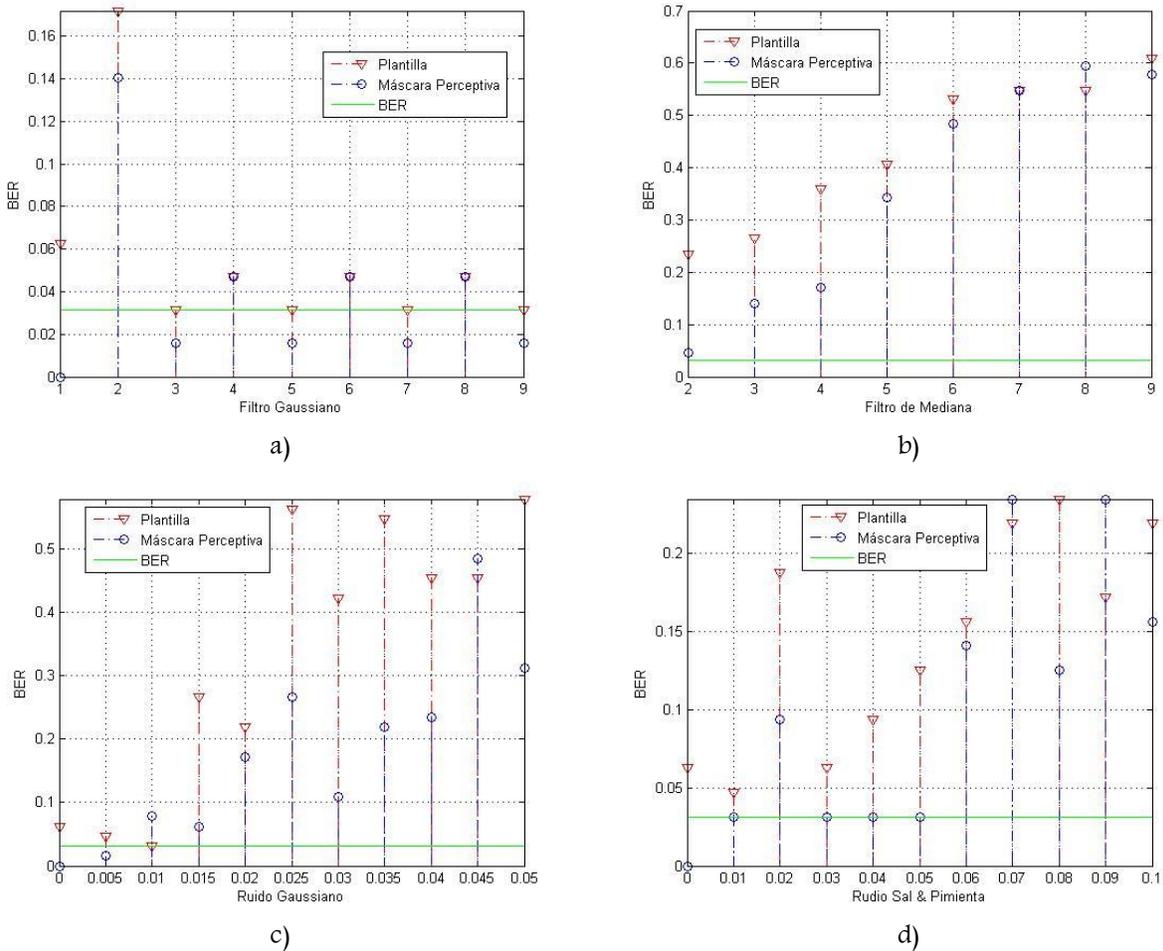
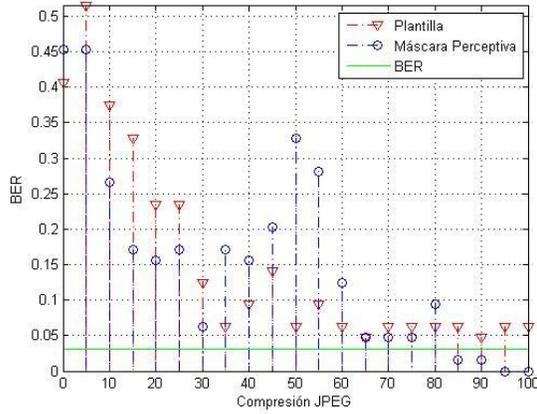
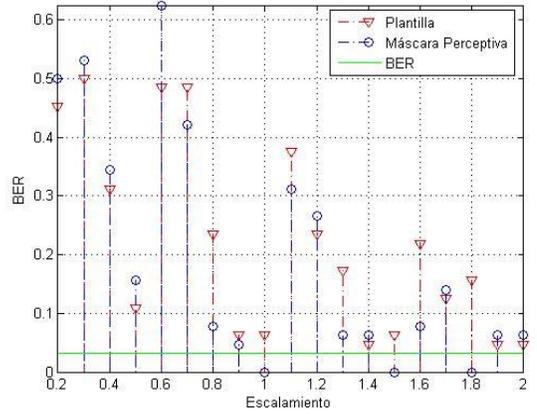


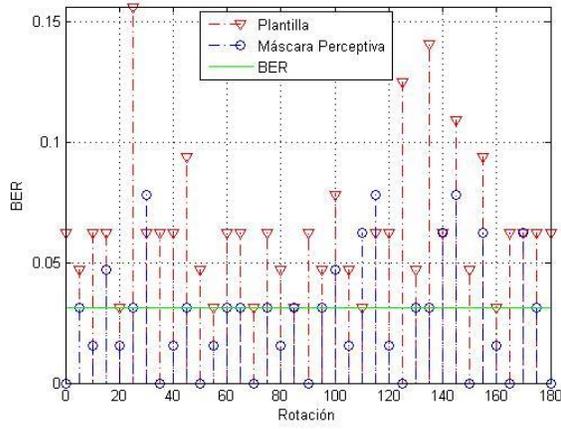
Figura 4.13 Valores de la BER obtenidos después de aplicar en la imagen marcada Lena. a) filtro Gaussiano, b) filtro de mediana, c) ruido Gaussiano, d) ruido sal & pimienta



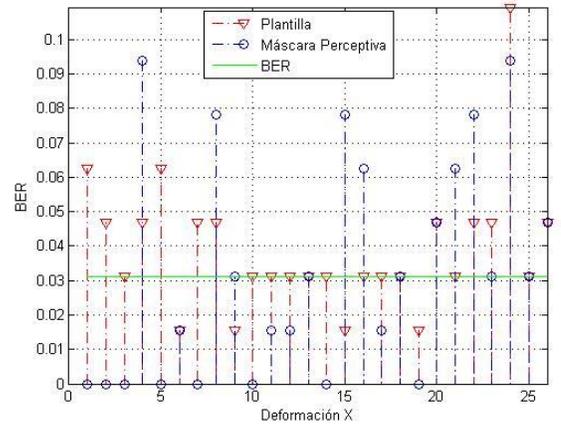
e)



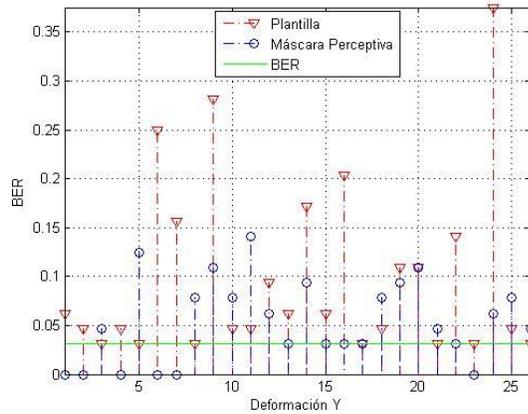
f)



g)



h)



i)

Figura 4.13 (cont.) Valores de la BER obtenidos después de aplicar en la imagen marcada Lena. e) compresión JPEG, f) Escalamiento, g) rotación, h) Deformación en X e i) Deformación en Y

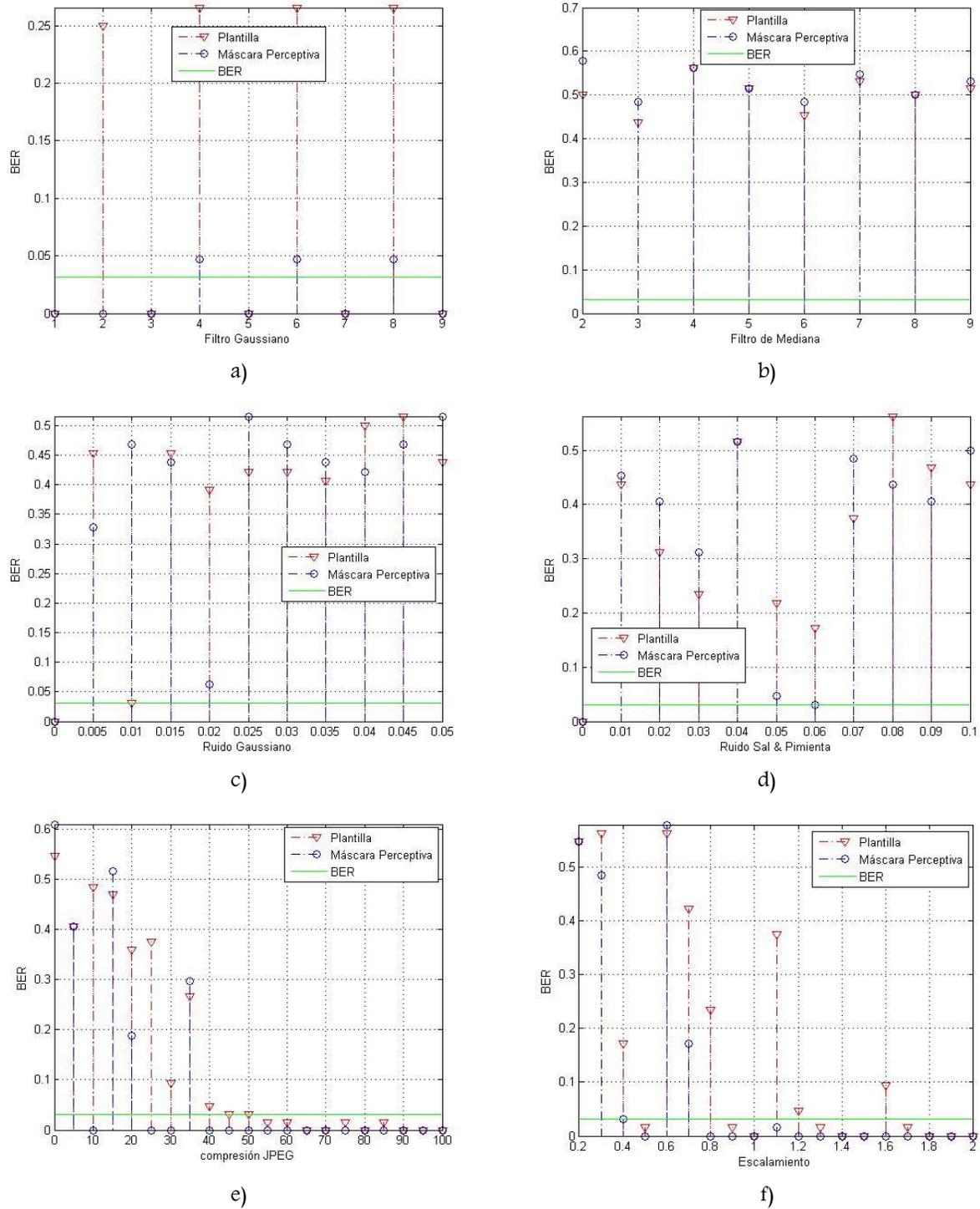
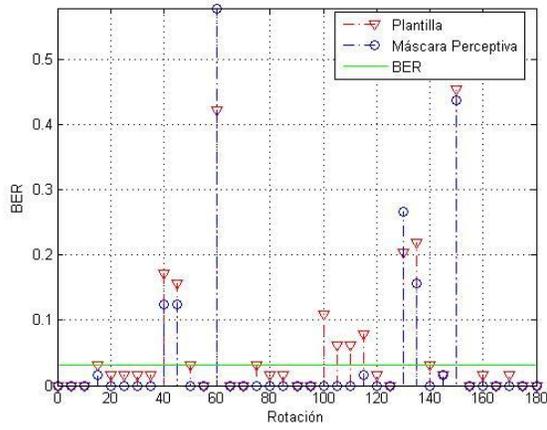
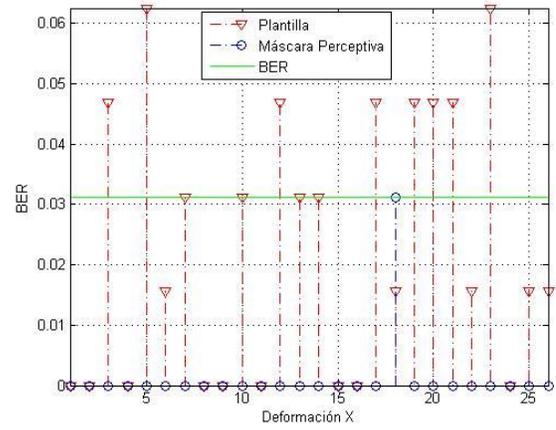


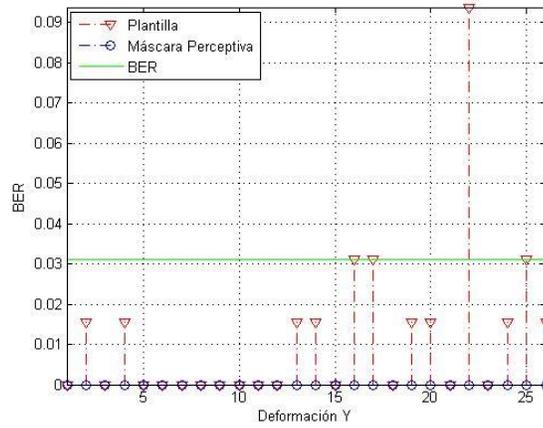
Figura 4.14 Valores de la BER obtenidos después de aplicar en la imagen marcada Barbara. a) filtro Gaussiano, b) filtro de mediana, c) ruido Gaussiano, d) ruido sal & pimienta



g)

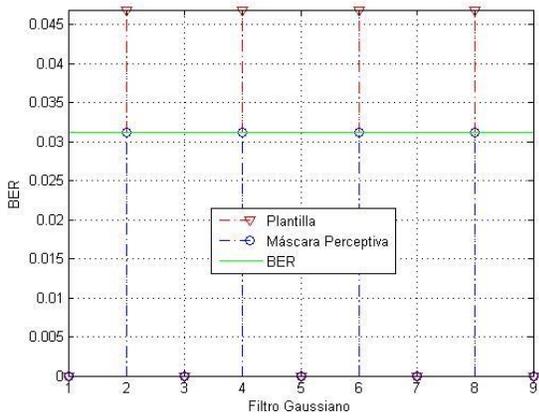


h)

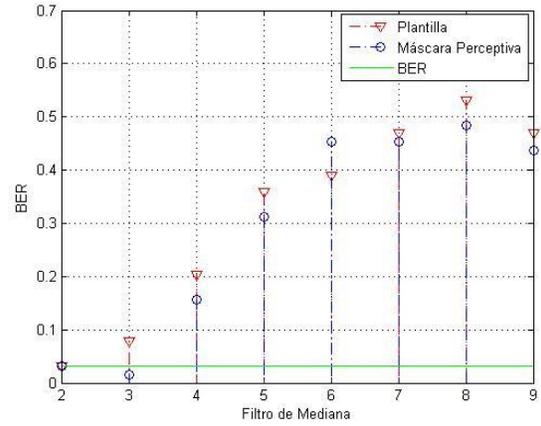


i)

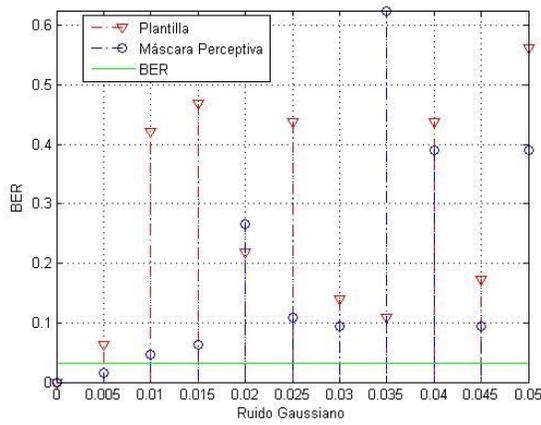
Figura 4.14 (cont.) Valores de la BER obtenidos después de aplicar en la imagen marcada Barbara.
e) compresión JPEG, f) Escalamiento, g) rotación, h) Deformación en X y i) Deformación en Y



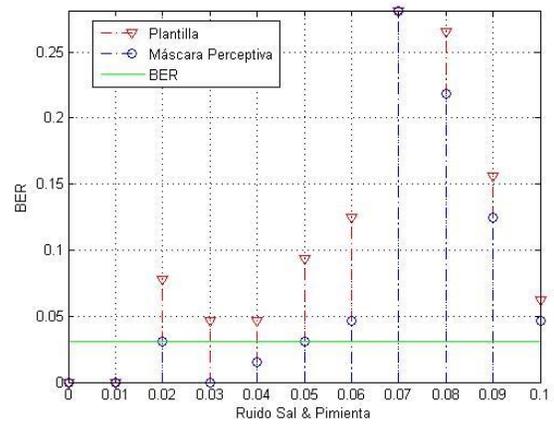
a)



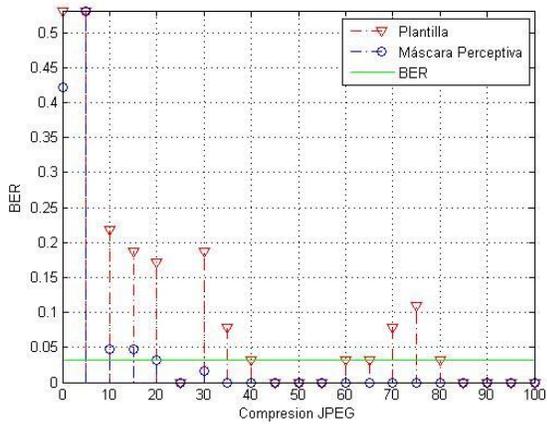
b)



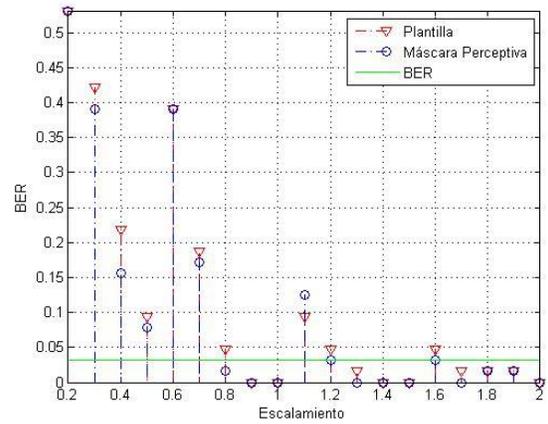
c)



d)

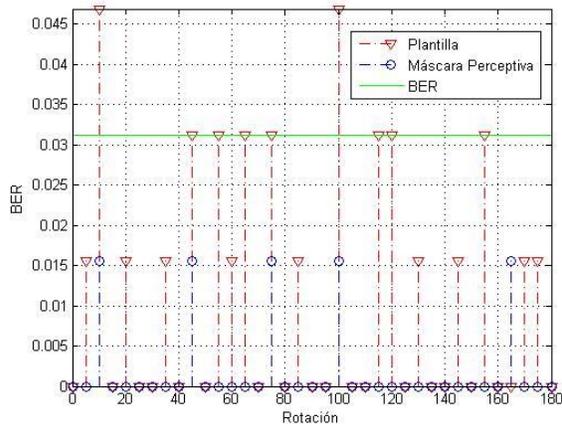


e)

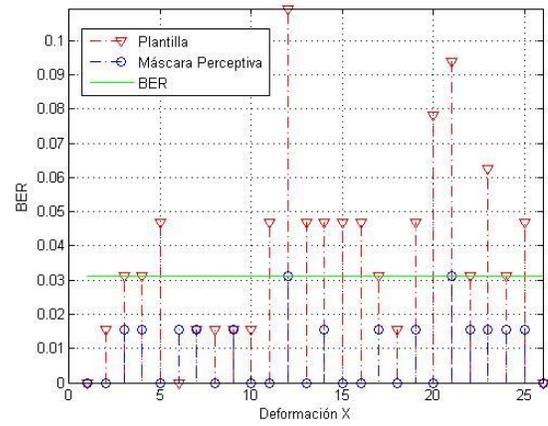


f)

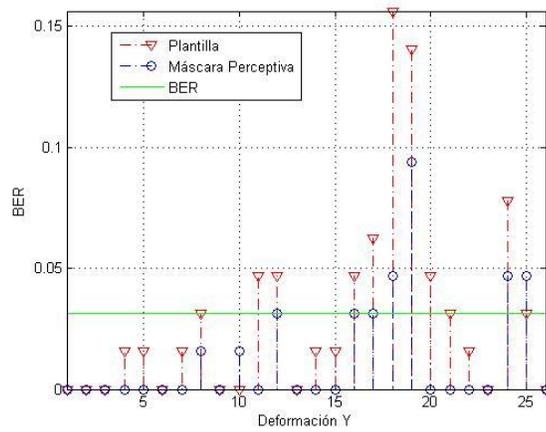
Figura 4.15 Valores de la BER obtenidos después de aplicar en la imagen marcada Pirata. a) filtro Gaussiano, b) filtro de mediana, c) ruido Gaussiano, d) ruido sal & pimienta



g)



h)



i)

Figura 4.15 (cont.) Valores de la BER obtenidos después de aplicar en la imagen marcada Pirata: e) compresión JPEG, f) Escalamiento, g) rotación, h) Deformación en X y i) Deformación en Y

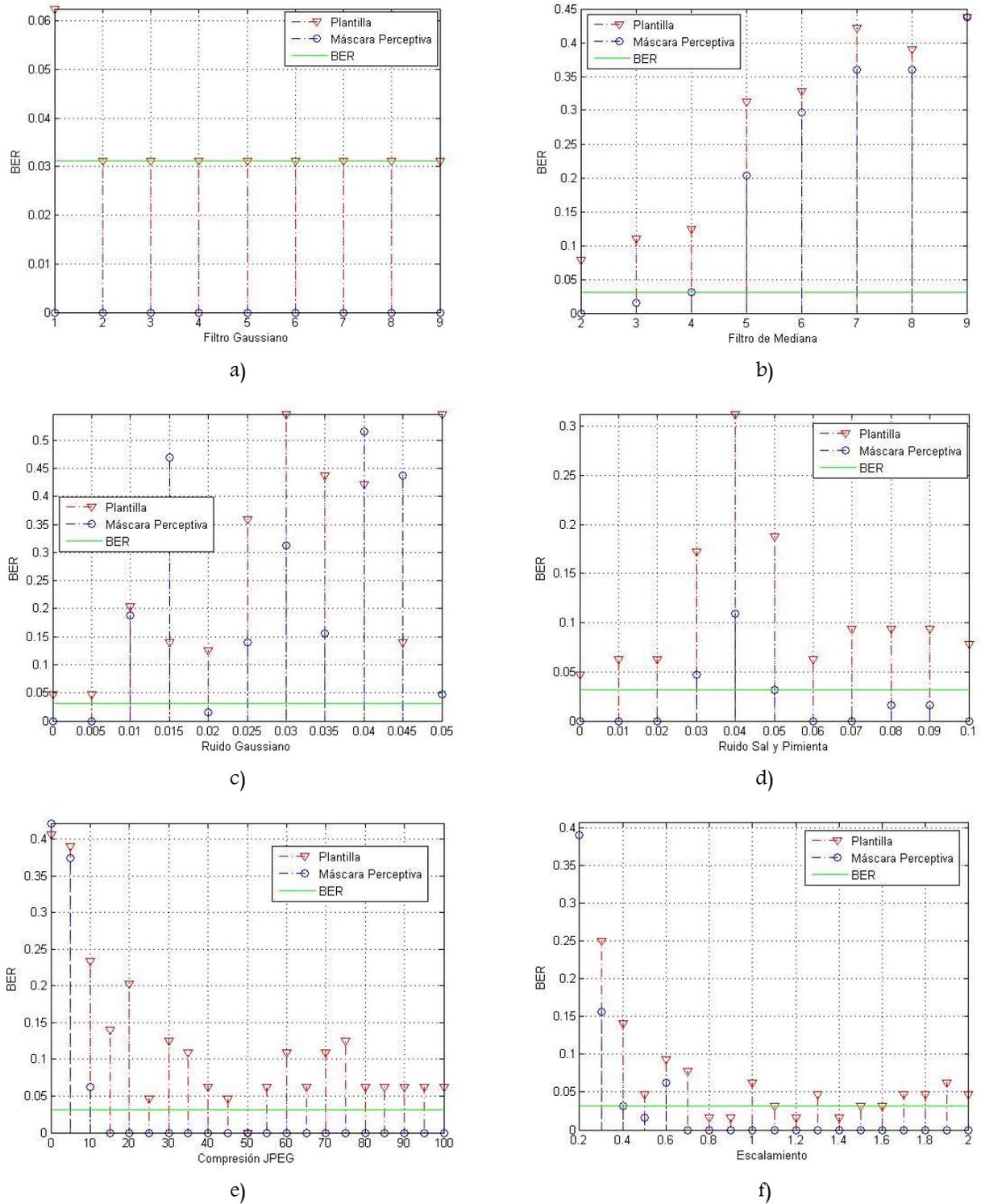
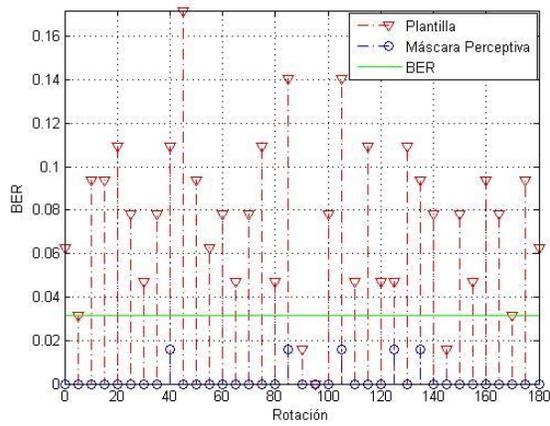
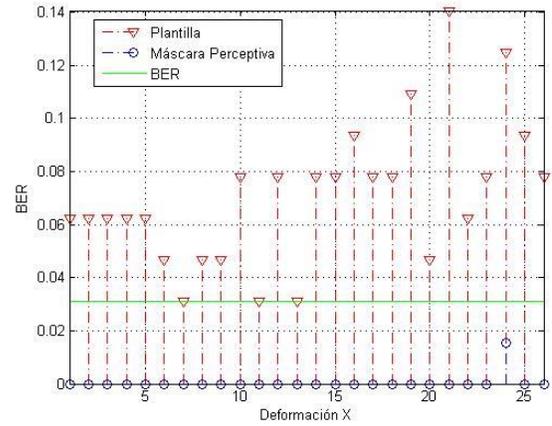


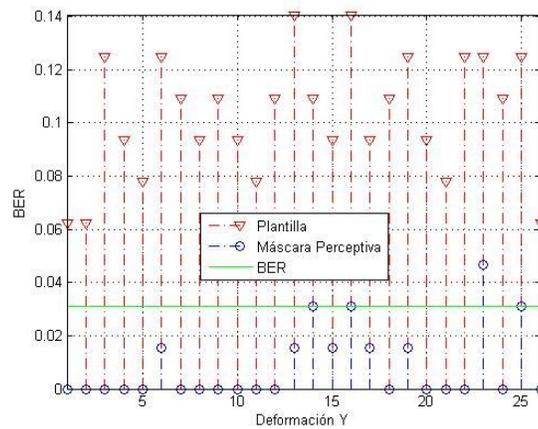
Figura 4.16 Valores de la BER obtenidos después de aplicar en la imagen marcada Cambridge2: a) filtro Gaussiano, b) filtro de mediana, c) ruido Gaussiano, d) ruido sal & pimienta



g)

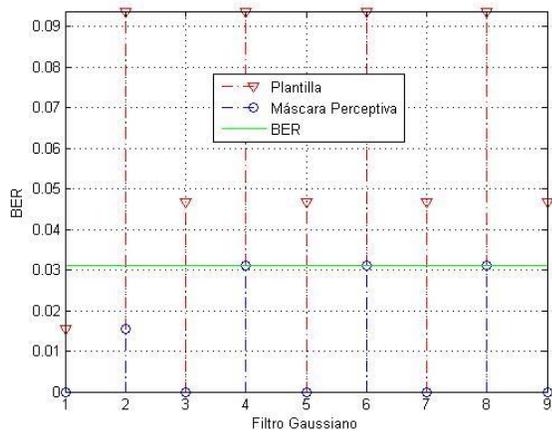


h)

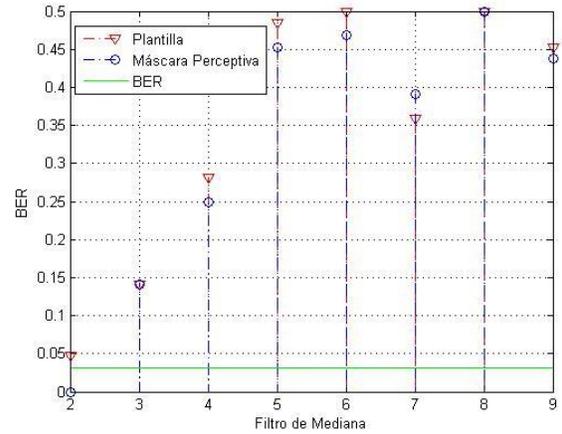


i)

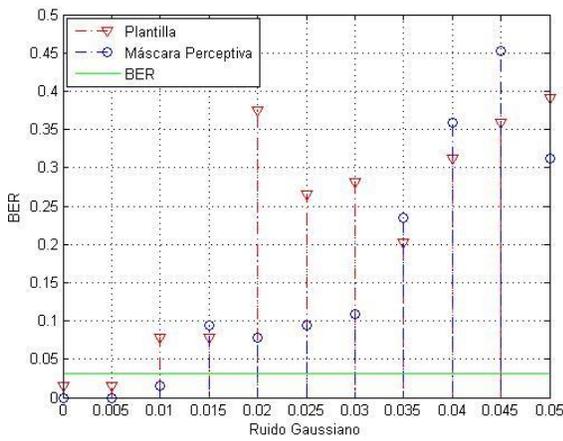
Figura 4.16 (cont.) Valores de la BER obtenidos después de aplicar en la imagen marcada Cambridge2: e) compresión JPEG, f) Escalamiento, g) rotación, h) Deformación en X y i) Deformación en Y



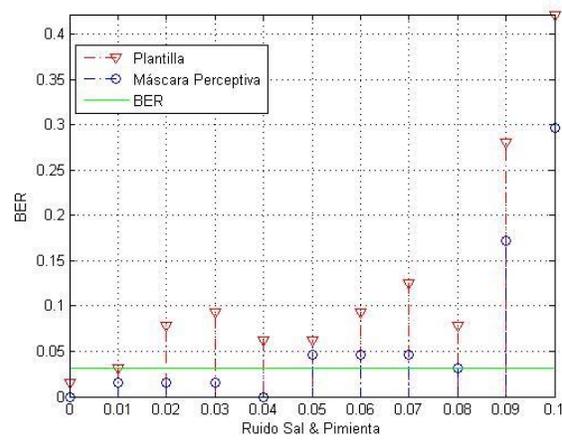
a)



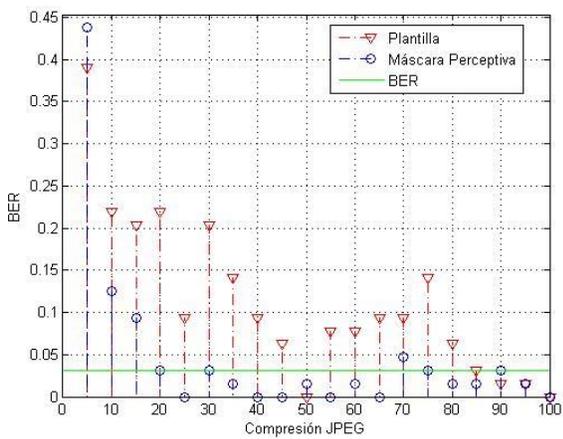
b)



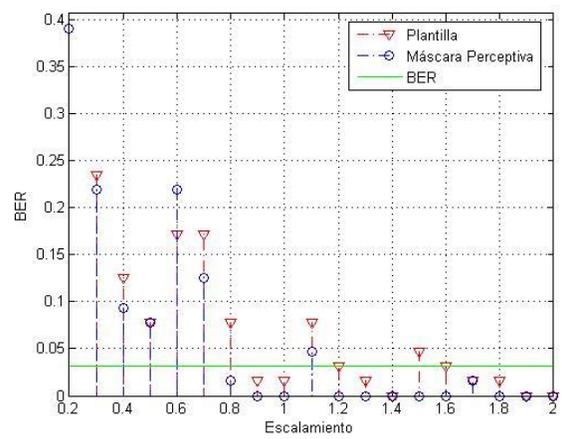
c)



d)

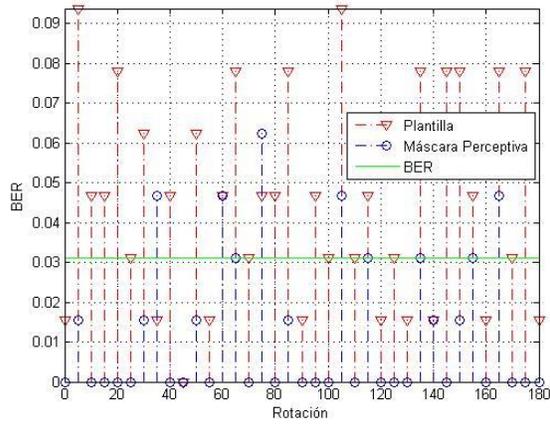


e)

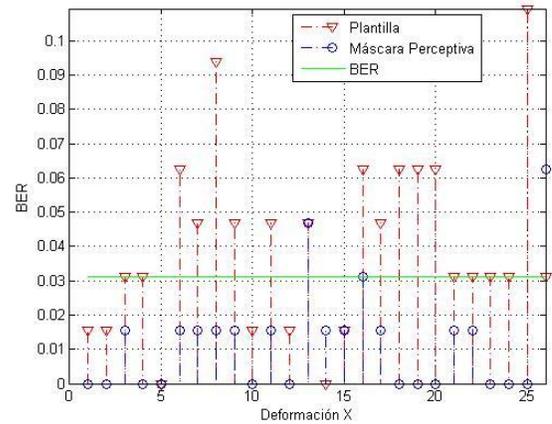


f)

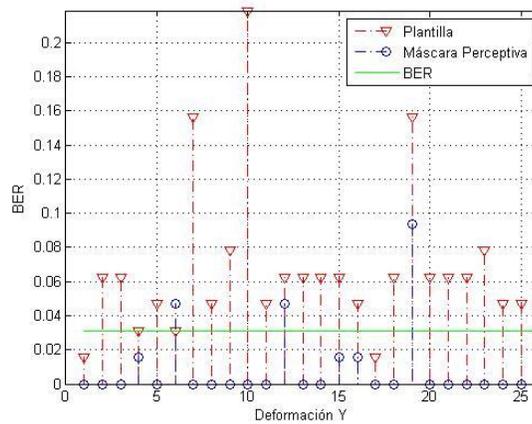
Figura 4.17 Valores de la BER obtenidos después de aplicar en la imagen marcada Cambridge3: a) filtro Gaussiano, b) filtro de mediana, c) ruido Gaussiano, d) ruido sal & pimienta



g)

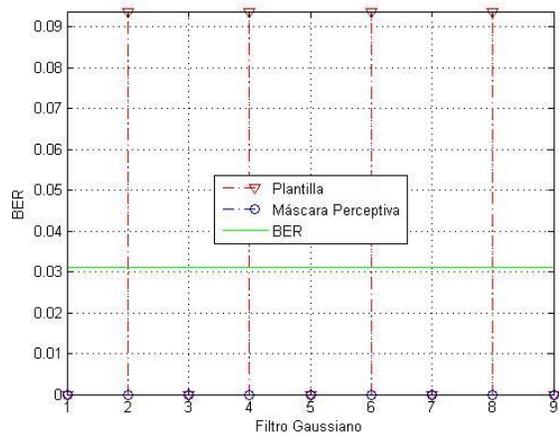


h)

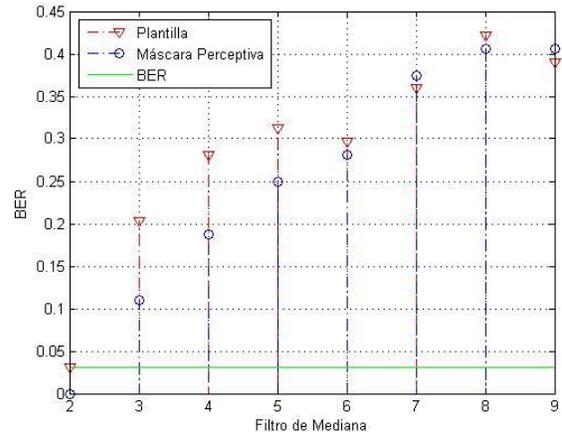


i)

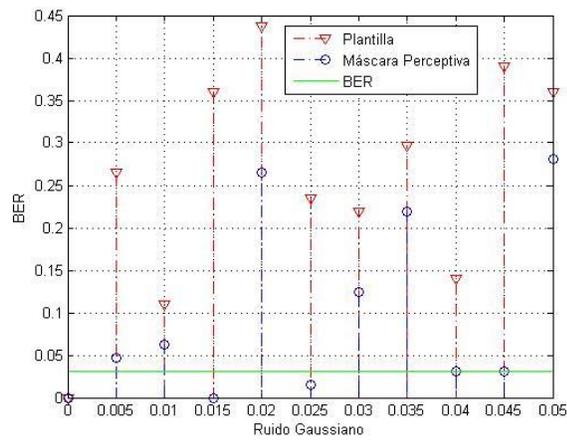
Figura 4.17 (cont.) Valores de la BER obtenidos después de aplicar en la imagen marcada Cambridge3. e) compresión JPEG, f) Escalamiento, g) rotación, h) Deformación en X y i) Deformación en Y



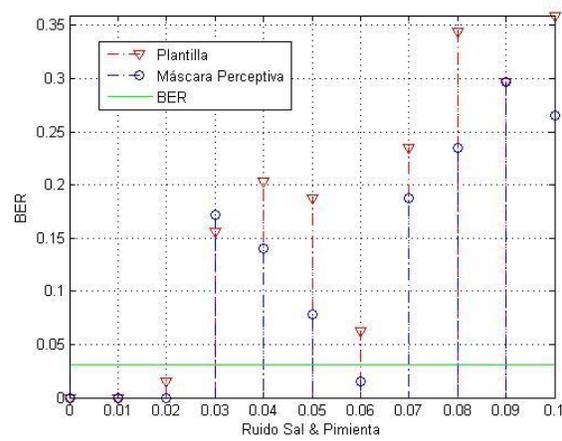
a)



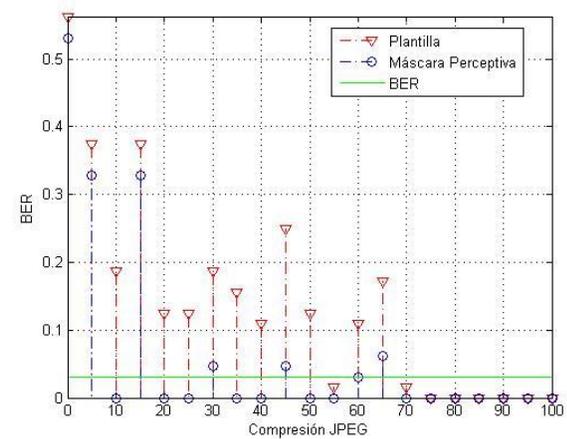
b)



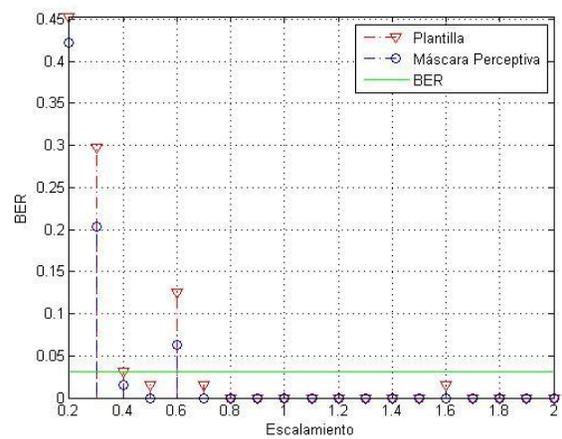
c)



d)



e)



f)

Figura 4.18 Valores de la BER obtenidos después de aplicar en la imagen marcada Cisne. a) filtro Gaussiano, b) filtro de mediana, c) ruido Gaussiano, d) ruido sal & pimienta

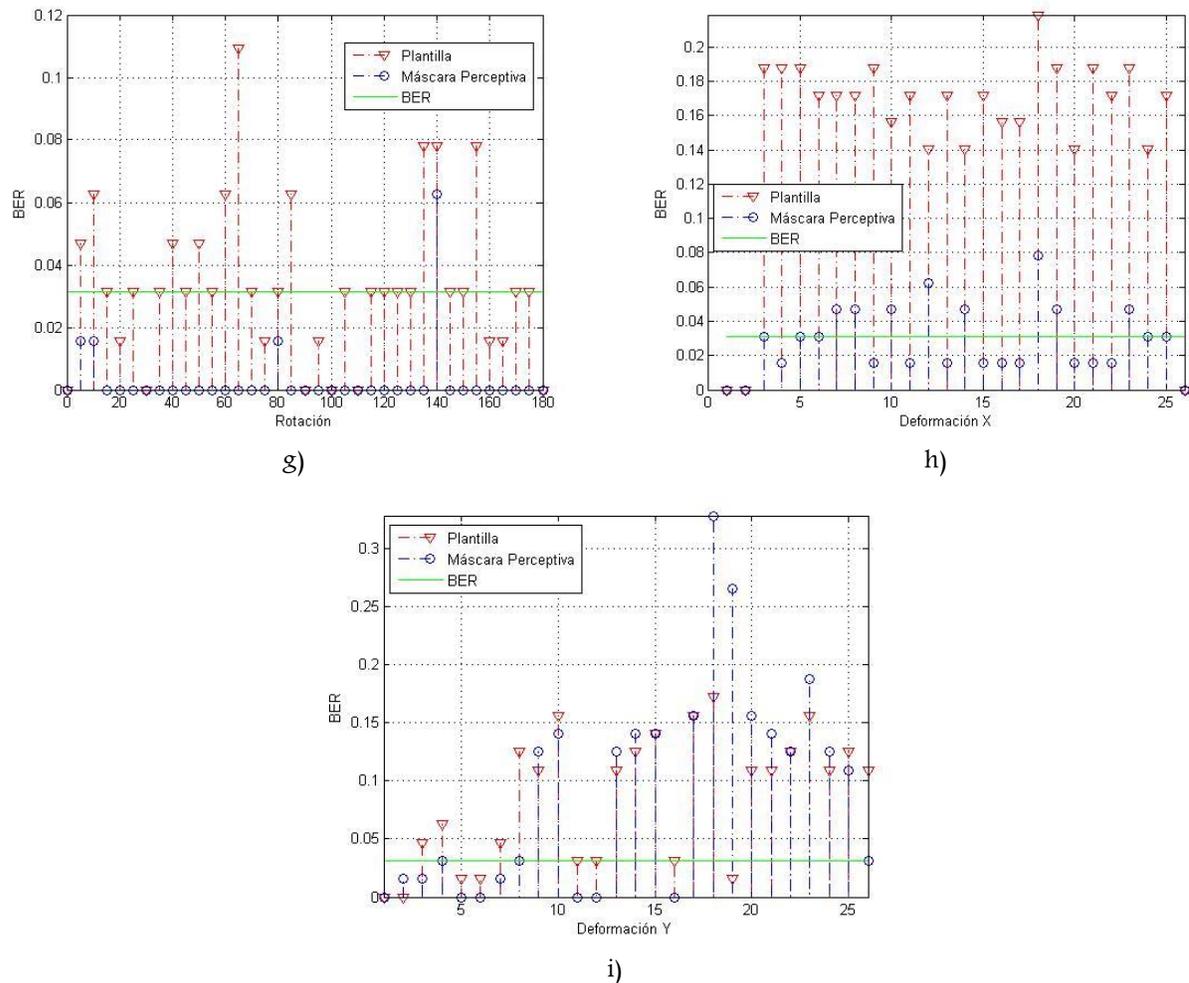


Figura 4.18 (cont.) Valores de la BER obtenidos después de aplicar en la imagen marcada Cisne. e) compresión JPEG, f) Escalamiento, g) rotación, h) Deformación en X y i) Deformación en Y

De las figuras 4.13 a 4.18 se puede observar que el algoritmo que usa la máscara perceptiva tiene un mejor desempeño, comparado con el que no la usa. En la mayoría de las imágenes que representa a cada uno de los ataques, la propuesta que usa la máscara perceptiva supera más o en su defecto tiene una mejor BER, lo que asegura que la extracción de la marca de agua será lo más fiel posible a la original. En cada uno de los ataques se representa como la BER máxima con una línea verde, por lo tanto todos los valores que se encuentren por debajo de ella se consideran como extracciones satisfactorias. De esta forma se demuestra la efectividad de usar la máscara perceptiva.

Haciendo referencia a otros trabajos con la intención de determinar la efectividad del algoritmo que se propone en este trabajo, se tiene por ejemplo el método propuesto por Cedillo et

al. [4, 5]. Dicho trabajo es una propuesta de marcado de agua que usa el método normalizado y una clasificación de bloques de texturas en el dominio de la transformada del Coseno Discreta. Usan una marca de agua binaria de longitud de 50 bits. Los resultados reportados indican que es una técnica robusta ante ataques de procesamiento común y ataques geométricos. Sin embargo, sin aplicar ningún ataque reportan una BER=0.04, cuando usan una marca de agua de 64 bits de longitud [4, 5]. Es claro que hacer una comparación directa con dicho esquema no es posible, pues los parámetros usados en el diseño del algoritmo no son los mismos. En el caso de estos trabajos se hace una evaluación de la fuerza de inserción de valores de 0.01 a 0.1 [5], logrando el mejor valor de PSNR ≈ 46.00 dB con $\alpha = 0.01$. Se hace referencia que alcanzan un valor de PSNR = 36 dB, con una fuerza de inserción de 0.03. Mientras que respecto de la BER, se menciona la importancia de que la extracción de la marca de agua no sea ambigua, sobre todo cuando se tiene un mensaje en el código ASCII. Con la fuerza de inserción de 0.03, reportan una BER = 0.04, con lo cual mencionan que la señal de marca de agua es suficientemente clara, aseverando que cuando es un mensaje de texto representado por código ASCII, el mensaje extraído es claro. Esto equivale a la modificación de 3 bits de la marca de agua, cuando la longitud total es de 64 bits. En ese mismo tenor se tiene la propuesta de Dong et al. [3], cuyo esquema bajo las mismas condiciones que [5] tiene una BER=0.25, lo que implica la modificación de 16 bits de los 64 totales que constituyen la marca de agua. Teniendo como resultado la ilegibilidad de la marca de agua.

Estos valores se toman como referentes para poder indicar la efectividad del método descrito en esta tesis. Tomando como ejemplo la imagen Lena (tabla 4.3), que es la que usan en dichos trabajos, se observa que la BER=0 cuando se usa una marca de 64 bits, y cuando se aumenta a 80 bits ésta se mantiene, logrando un PSNR ≈ 44 dB. Si se pretende igualar a 36 dB, que es el publicado en [5], la BER=0, pero la imagen ya presenta modificaciones perceptibles visualmente.

Respecto de la robustez, en la tabla 4.12 se presenta los valores de BER reportados en [4, 5] ante algunos ataques. Se indican los ataques que se tienen en común entre las dos técnicas, con la intención de identificar el desempeño que se logra con la técnica [5]. Los resultados muestran que si es robusto el esquema a algunos ataques, más sin embargo, en ningún caso se reporta una BER=0, ante ningún ataque, inclusive con algún cambio de parámetro.

Tabla 4.12 Valores BER reportados en [4] ante diferentes ataques, usando una marca de agua de 64 bits

Ataque	BER
Sin ataque	0.04
Ruido Gaussiano (media=0, varianza=0.01)	0.09
Filtro de mediana (ventana de 3X3)	0.11
Compresión JPEG (factor de compresión 50)	0.06
Compresión JPEG (factor de compresión 25)	0.14
Rotación 75°	0.06
Escalamiento (factor de escalamiento 1.4)	0.08
Deformación (factor 0.7%)	0.06

Por otro lado, el trabajo reportado en [6], es una técnica de marcado de agua que usa el método de espectro disperso, la transformada Radón y la transformada DCT. Se reporta como una técnica robusta sin usar un método de normalización, ante ataques como rotación, escalamiento, compresión JPEG y filtro de mediana, en los cuales la BER=0 y los valores de PSNR reportados están alrededor de 31.5 dB y 30 dB. Dichos valores corresponden a las longitudes de marca de agua de 50 y 100 bits, respectivamente. Una técnica de marca de agua robusta debe ofrecer a su vez valores de PNSR cercanos a los 40 dB, ya que ese valor es el que se considera para indicar que la imagen no presenta alteraciones visuales. Si se retoman los resultados que se han reportado en este trabajo (tablas 4.1 y 4.2) se podrá observar que la mayoría de los resultados oscilan dentro de dicho valor, y que por lo tanto la imagen marcada no presentará alteraciones visuales.

Es importante decir que ante cualquier aplicación es necesaria hacer una comparación o tomar un referente para poder indicar la efectividad del que se desarrolle. En ese sentido es que en este apartado se hace la comparación entre el método que usa la máscara perceptiva y el mismo método pero sin la máscara. Como referentes se toman otros trabajos publicados, con la intención de ubicar el algoritmo desarrollado en esta área.

4.4 Evaluación Subjetiva del algoritmo de marcado de agua que usa un mapa de brillantez y como marca de agua una secuencia pseudo aleatoria

Como se indicó en el capítulo 3 y al principio de éste, se llevó a cabo la evaluación del algoritmo propuesto por Romero [1] para complementar los resultados publicados por el autor en su tesis de maestría y así reforzar la ventaja de usar la máscara perceptiva. La prueba subjetiva consistió en aplicar el protocolo *DSIS*. Este protocolo indica que se muestren explícitamente a los observadores la imagen original y la imagen marcada, y que con base en la escala que se presenta en la tabla 3.1, se evalúe la calidad de la imagen marcada.

Los escenarios que se escogieron para aplicar la evaluación fueron tres. En todos los escenarios se aplicó la misma escala, aunque la forma de presentar las imágenes cambio. A continuación se hace la descripción de cada uno de ellos y los resultados encontrados.

- **Escenario A**

En este primer experimento se usaron 35 observadores. La sesión de evaluación tuvo una duración de 15 minutos para cada observador. Se marcaron 14 imágenes diferentes usando el algoritmo propuesto en [1] y junto con la imagen original se fueron mostrando a cada observador, en pares. En este caso no se indicó a ningún observador cuál era la imagen original y cuál era la marcada, solo se solicitó que por cada par mostrado se eligiera cual era la de menor calidad visual y la calificaran respecto las puntuaciones de la tabla 3.1. Una vez que se obtuvieron todos los resultados se calculó por cada imagen la puntuación promedio (*MOS*, por sus siglas en inglés Mean Opinion Score). En la tabla 4.13 se presentan los valores obtenidos.

Tabla 4.13 MOS obtenido en la prueba A

Imagen	MOS	
	Original	Marcada
Aerial	4.4250	3.7433
Airplane	4.0550	4.0400
Baboon	3.3000	3.9400
Barbara	3.6166	3.6550
Bote	3.9166	3.8000
Cameraman	3.6933	3.2966
Clock	4.2433	3.8150
Elaine	4.4500	3.9333
Gold Hill	3.6600	3.4433
Lake	3.9866	3.2766
Lena	4.0733	3.9533
Peppers	4.0466	4.1200
Stream Bridge	3.9866	3.9000
Texture	4.0700	3.9166

Si se comparan los resultados obtenidos en la tabla 4.13 con los valores de la tabla 3.1 se puede decir que no es posible que los observadores encuentren alguna diferencia entre las imágenes que se les presento, puesto que los promedios tanto de la imagen original como de la

imagen marcada, por cada par, es muy similar. Asimismo se infiere que el observador no es capaz de distinguir cual es la imagen original y cuál es la marcada, ya que en algunos casos, como la imagen *Peppers*, *Babbon* y *Barbara* las imágenes marcadas obtienen mejor MOS que las originales. Por lo tanto se concluye que la técnica descrita en [1] consiste de un algoritmo que produce imágenes marcadas que son difíciles de distinguir respecto de la imagen original.

- **Escenario B**

En este segundo experimento cada una de las imágenes originales (O) y su correspondiente imagen marcada (M) se organizaron en cuatro grupos de la siguiente manera: Original-Marcada (O-M), Marcada-Original (M-O), Original-Original (O-O) y Marcada-Marcada (M-M). De esta forma se obtuvieron en total 56 pares de imágenes. Cada par fue presentado en forma aleatoria tres veces a 5 diferentes observadores, siendo un total de 168 escenas. A cada observador se le solicitó que evaluaran las imágenes de acuerdo a la escala DSIS (tabla 3.1). Al final del experimento se determinaron los valores MOS de cada imagen. En la tabla 4.14 se muestran los resultados obtenidos.

Tabla 4.14 MOS obtenido en la prueba B

Observador	Grupo							
	1		2		3		4	
	O	M	O	O	M	M	M	O
1	3.1640	3.1710	3.1870	3.0420	3.5060	3.1990	3.2580	3.2220
2	3.8600	3.9000	4.0900	4.2100	3.4900	3.5300	3.5900	3.9100
3	4.2800	4.0210	4.2400	4.6940	4.3300	4.5710	3.8400	4.4000
4	4.0000	3.6330	4.0000	3.5190	4.0000	3.4730	4.0000	3.5790
5	4.7830	4.8100	4.740	4.6670	4.9100	5.0000	4.8180	4.7780

Los resultados de la tabla 4.14 muestran que nuevamente los observadores no pueden distinguir entre la imagen original y la imagen marcada. Por otra parte, en todos los casos los promedios dados, ya sea de la imagen original o de la imagen marcada, están por encima del valor 3 lo que, de acuerdo al protocolo DSIS, indica una buena calidad de la imagen.

El observador 5, por ejemplo, obtuvo promedios por encima de 4, sin importar el tipo de imagen que se le presentó, por lo que no percibió diferencias entre una imagen y otra. Mientras que el observador que obtuvo, por así decirlo, los promedios más bajos, aunque éstos están por encima de 3, fue el observador 1.

- **Escenario C**

En el último experimento, usando los mismos estímulos (imágenes), 4 observadores eligieron por cada par presentado la mejor imagen, es decir, la que a su percepción tenían mejor calidad. La escala a usar fue de 1 a 5, en intervalos de 1; donde 5 era la máxima calidad y 1 representaba baja calidad. Si la imagen ubicada al lado izquierdo de la pantalla y era la que mejor calidad tenía, entonces la puntuación debía ser negativa. Mientras que si la imagen de mejor calidad se ubicaba del lado derecho de la pantalla, entonces la puntuación debía ser positiva. Empero, si ambas imágenes presentaban la misma calidad, entonces la calificación debía de ser 0. En la tabla 4.15 se presentan los valores MOS obtenidos en este escenario.

Tabla 4.15 MOS obtenido en la prueba C

Observador	Grupo							
	1		2		3		4	
	O	M	O	O	M	M	M	O
1	-0.5714		0.2619		0.0714		1.1428	
2	0.6190		1.0000		0.6904		1.2857	
3	0.1190		-0.0238		0.1428		-0.0238	
4	-0.3571		-0.0238		0.0000		0.2619	

Los resultados de la tabla 4.15 muestran una vez más que los observadores no pueden distinguir entre la imagen original y la imagen marcada. Asimismo, en este escenario en particular se encuentra que los valores MOS son muy pequeños, lo que indica que la imagen original y la imagen marcada tienen una calidad similar, por ese motivo el promedio de las calificaciones es muy cercano a cero. Por ejemplo, el caso del observador 4, para el conjunto de imágenes O-O, nunca encontró diferencias, y por lo tanto el MOS=0, en el resto de los grupos los promedios son menores a la unidad.

Con los resultados obtenidos en estas tres pruebas, que fueron evaluadas totalmente por personas ajenas al proceso de marcado de agua, se demuestra que la técnica descrita en [1] es una técnica de marcado de agua que no altera la calidad visual de la imagen que se va a marcar. Corroborando con ello la ventaja de usar una máscara perceptiva, ya que gracias a ella se marcan solo aquellas zonas que no serán susceptibles de modificaciones visuales. La intención de realizar estas pruebas fue para corroborar la ventaja de esta técnica y que se indicó con los resultados de las pruebas objetivas que se realizaron y se publicaron en [1] (para mayor detalle consultar directamente). Esto motivo a hacer uso de la máscara perceptiva en la propuesta que se hace en

este trabajo, ya que al plantear hacer una extracción de la marca de agua, y no solo una detección, aparte de hacer más complejo el algoritmo, es de sumo cuidado el cómo hacer la inserción de la marca de agua, para no alterar la calidad visual de la imagen original, pero que sea factible recuperar la información que se usa como marca de agua, idealmente con una tasa de bits erróneos igual a cero.

4.5 Evaluación de la aplicación desarrollada para archivos de audio usando la transformada de Hermite

Para poder determinar la efectividad del algoritmo desarrollado para archivos de audio y así establecer la viabilidad de usar la transformada de Hermite con este tipo de contenidos digitales, se usaron 50 diferentes archivos de audio. Se plantearon dos escenarios, el primero seleccionar un solo archivo de audio y usarlo como el archivo original, el resto de los contenidos digitales se usaron como la información a insertar en el archivo original. El segundo escenario fue usar un solo archivo como el que se iba a insertar, y el resto de los archivos de audio se fueron modificando para insertar la información. A continuación se presentan cada uno de estos experimentos.

- **Escenario A**

De las 50 muestras de audio, se seleccionó un audio como la muestra original o base en la cual se insertó el resto de los archivos. En la figura 4.19 se presenta el audio base, con una longitud de 882000 bits por muestra. Se presentan ambos canales.

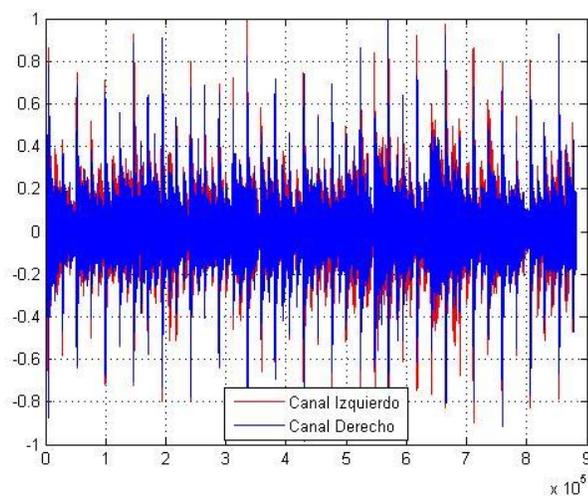


Figura 4.19. Señal de audio base

Para efectos demostrativos se presenta gráficamente solo una muestra de todas las que se usaron para insertar en el archivo base. Se usó la muestra de audio 7. Posteriormente se calcularon las métricas objetivas para determinar la calidad de la muestra que se alteró con la información que se insertó, así como también de la muestra extraída. En la figura 4.20 y figura 4.21 se presentan tanto el archivo original como el modificado y la muestra que se insertó así como la que se extrajo, respectivamente. La intención es mostrar visualmente las modificaciones que sufrió cada uno de los archivos mencionados (si es que los hubo). Los resultados con el resto de los archivos de audio se presentan en la tabla 4.16.

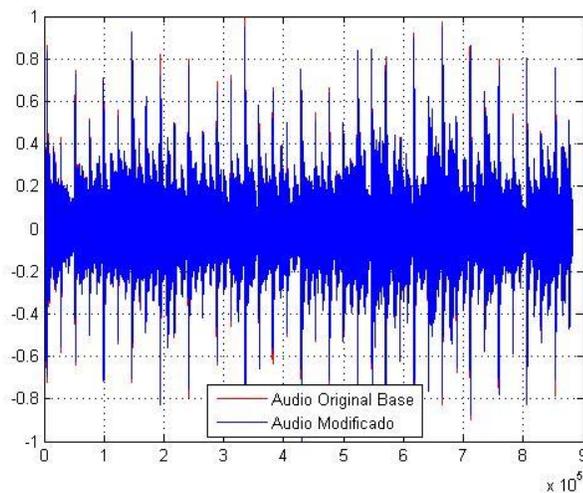


Figura 4.20. Señal de audio base y señal de audio modificada después de insertar la muestra de audio 7.

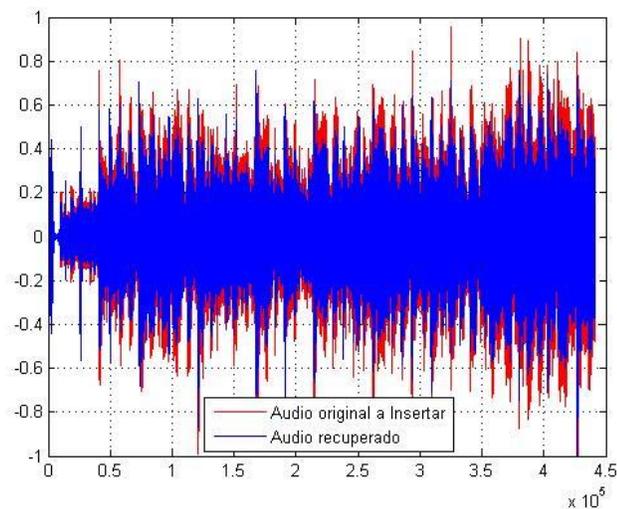


Figura 4.21. Señal de audio 7 original y recuperada

Tabla 4.16 Resultados de las métricas después de aplicar el algoritmo en archivos de audio, usando una muestra de audio base y la muestra de audio 7

Muestra a Ocultar	PSNR [dB]	Correlación Muestra Original y Muestra Modificada	Correlación Archivo Que Se Insertó y Archivo Que Se Recupero
1	33.1887	0.9908	0.9638
2	30.5079	0.9832	0.9797
3	34.4267	0.9930	0.9503
4	39.1526	0.9976	0.8659
5	35.3001	0.9943	0.9431
6	30.5214	0.9832	0.9805
7	31.1130	0.9853	0.9770
8	33.3408	0.9911	0.9632
9	29.1681	0.9773	0.9847
10	37.3177	0.9964	0.9118
11	33.9464	0.9922	0.9580
12	32.5547	0.9894	0.9689
13	31.4957	0.9865	0.9742
14	32.9015	0.9902	0.9664
15	32.3370	0.9888	0.9692
16	29.9594	0.9810	0.9818
17	32.5839	0.9894	0.9690
18	34.6857	0.9934	0.9498
19	30.8211	0.9843	0.9791
20	34.0892	0.9925	0.9562
21	33.3773	0.9912	0.9628
22	33.1490	0.9907	0.9611
23	33.7856	0.9919	0.9594
24	31.2930	0.9859	0.9766
25	32.4109	0.9890	0.9699
26	29.7428	0.9800	0.9825
27	32.9798	0.9903	0.9651
28	30.8443	0.9844	0.9781
29	34.2274	0.9927	0.9553
30	37.3821	0.9964	0.9106

Tabla 4.16 (cont.) Resultados de las métricas después de aplicar el algoritmo en archivos de audio, usando una muestra de audio base y la muestra de audio 7

Muestra a Ocultar	PSNR [dB]	Correlación Muestra Original y Muestra Modificada	Correlación Archivo Que Se Insertó y Archivo Que Se Recuperó
31	29.0532	0.9767	0.9856
32	28.8593	0.9757	0.9859
33	27.4246	0.9666	0.9901
34	36.7365	0.9959	0.9220
35	32.1196	0.9883	0.9708
36	37.0117	0.9961	0.9165
37	28.2829	0.9724	0.9874
38	35.1583	0.9941	0.9446
39	34.5502	0.9932	0.9517
40	29.1105	0.9770	0.9842
41	33.2302	0.9909	0.9638
42	32.4925	0.9892	0.9694
43	37.6069	0.9966	0.9051
44	31.7822	0.9873	0.9737
45	32.5207	0.9893	0.9691
46	32.1006	0.9882	0.9718
47	32.9583	0.9903	0.9654
48	34.1504	0.9556	0.9926
49	33.4728	0.9914	0.9622
50	29.6188	0.9795	0.9840
PROMEDIO	32.73688	0.987334	0.962198

Los resultados de la tabla 4.16 muestran que los valores de correlación entre la muestra original y la modificada, así como la muestra que se insertó y se recuperó son muy cercanos a la unidad, indicando entonces que las dos señales que se están comparando son similares y no tienen grandes diferencias. En el caso del valor de la PSNR se tiene que la mayoría de las muestras están alrededor del valor de 30 dB, lo cual es indicativo de que la señal no se ha modificado considerablemente. Finalmente es importante indicar que después de aplicar el algoritmo a cada una de las muestras de audio, se escuchó cada una de las muestras modificadas y extraídas, comprobando que cada una era clara y no presentaba distorsión considerable.

- **Escenario B**

Como se indicó, en este experimento se usó una sola muestra de audio para insertar y el resto de los contenidos digitales sirvieron como base. Igual que en el escenario B, para efectos prácticos, en la figura 4.22, 4.23 y 4.24 se muestran la señal de audio que sirvió como base con sus dos canales, la señal de audio base con la señal de audio modificada y la señal que se usó para insertar (muestra 17), respectivamente.

Los valores de las métricas obtenidas con cada una de las muestras se presentan en la tabla 4.17. Igual que el escenario A, se indica el valor de la PSNR entre la señal de audio base y la señal de audio modificada, así como la correlación entre la señal de audio base y la señal de audio modificada y los de la muestra de audio que se usa para insertar y la que se recuperó.

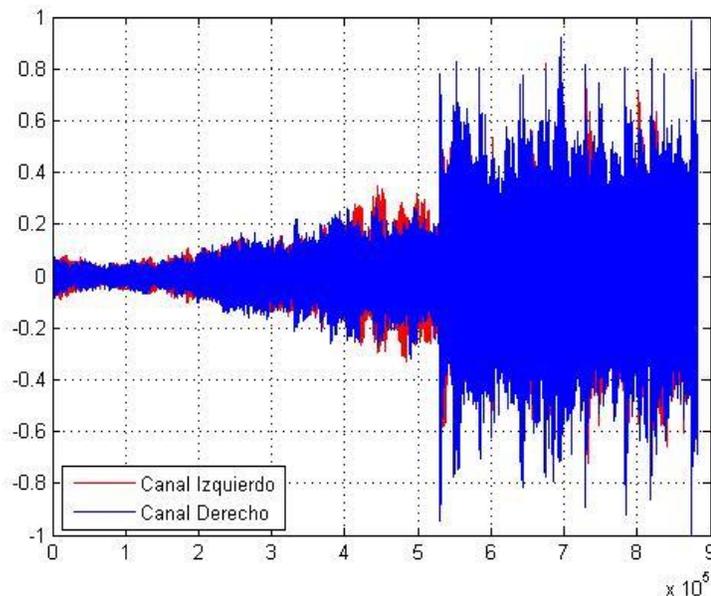


Figura 4.22. Señal de audio base

Como en el caso del escenario B, visualmente se puede observar que las muestras no se alteran considerablemente, lo que se comprobó también audiblemente. En cada uno de los ejercicios de inserción no se notó cambio en alguna de las muestras de audio, comprobando de esta manera que es factible insertar información en un archivo de audio sin que éste se modifique de tal forma que los cambios sean audibles.

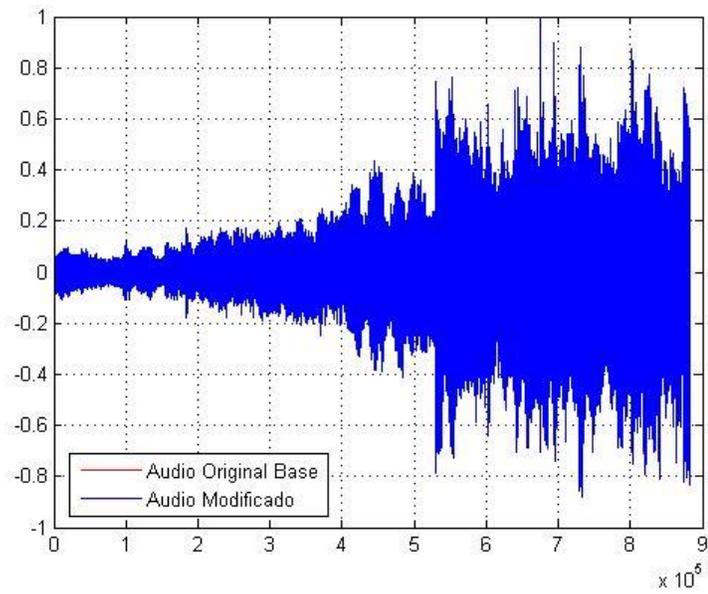


Figura 4.23. Señal de audio base y señal de audio modificada después de insertar la muestra de audio 17.

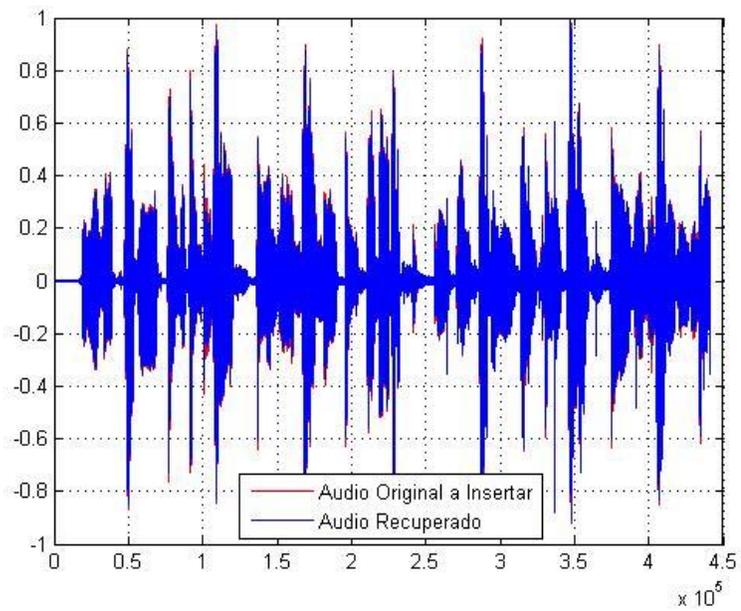


Figura 4.24. Señal de audio 17 original y recuperada

Tabla 4.17 Resultados de las métricas después de aplicar el algoritmo en archivos de audio, usando una muestra de audio base y la muestra de audio 17

Muestra Base	PSNR [dB]	Correlación Muestra original y Muestra modificada	Correlación Archivo que se insertó y Archivo que se recupero
1	33.1887	0.9908	0.9638
2	31.0190	0.9958	0.9176
3	30.7353	0.9860	0.9409
4	30.6613	0.9930	0.9446
5	37.2887	0.9972	0.9748
6	40.8721	0.9987	0.9424
7	37.1974	0.9981	0.8756
8	35.7610	0.9972	0.9600
9	31.7251	0.9968	0.8972
10	31.1076	0.9849	0.9788
11	36.0023	0.9968	0.9767
12	42.7371	0.9986	0.9275
13	30.6202	0.9950	0.9004
14	36.4654	0.9961	0.9677
15	30.8800	0.9933	0.9408
16	32.6046	0.9973	0.8793
17	40.2919	0.9986	0.9963
18	35.8797	0.9952	0.9669
19	36.0385	0.9714	0.9956
20	38.2541	0.9985	0.9527
21	34.5151	0.9948	0.9816
22	28.4119	0.9829	0.9417
23	31.4228	0.9916	0.9726
24	30.5368	0.9964	0.9537
25	41.2302	0.9991	0.9149
26	33.7409	0.9984	0.8493
27	33.1639	0.9950	0.9517
28	32.8457	0.9241	0.9950
29	33.0988	0.9934	0.9983
30	49.6257	0.9995	0.9838

Tabla 4.17 (cont.) Resultados de las métricas después de aplicar el algoritmo en archivos de audio, usando una muestra de audio base y la muestra de audio 17

Muestra Base	PSNR [dB]	Correlación Muestra original y Muestra modificada	Correlación Archivo que se insertó y Archivo que se recuperó
31	34.6433	0.9984	0.9168
32	33.4414	0.9980	0.8947
33	33.8051	0.9984	0.9288
34	36.1315	0.9952	0.8894
35	26.8546	0.9740	0.9854
36	36.0042	0.9916	0.9735
37	30.9360	0.9974	0.8803
38	32.7908	0.9879	0.9874
39	36.2639	0.9923	0.9514
40	29.4254	0.9947	0.8926
41	37.0023	0.9974	0.9470
42	32.5837	0.9956	0.9864
43	38.9638	0.9971	0.9731
44	39.6444	0.9989	0.8942
45	33.0039	0.9952	0.9689
46	34.5592	0.9961	0.9753
47	30.7308	0.9936	0.9653
48	34.0944	0.9957	0.9574
49	32.0207	0.9928	0.9701
50	38.0587	0.9973	0.9570
PROMEDIO	34.577598	0.992842	0.946744

En la tabla 4.17 se puede observar que los valores obtenidos en cada muestra, confirman que la muestra que se usa como base no se modifica de tal forma que los cambios sean audibles. En el caso de la muestra que se inserta y se recupera, el valor de la correlación indica que no se ha modificado en gran medida su contenido.

Finalmente, se aplicó ruido Gaussiano y filtro Gaussiano a cada muestra modificada con la intención de determinar si el comportamiento que tendría seguiría siendo el mismo. A continuación se indican los parámetros de cada ataque.

- a) **Filtrado Gaussiano.** Se realizó un filtrado lineal empleando un filtro Gaussiano de tamaño $N \times N$. La media empleada para el filtro fue de 0 y la desviación estándar de 0.5. Ambos parámetros del filtro Gaussiano permanecieron constantes durante todas las pruebas, y lo único que se varió es el tamaño del filtro N , de 2 hasta 9 en incrementos de 1. Posteriormente se determinó el valor de correlación entre la muestra de audio original y la muestra extraída.
- b) **Adición de ruido Gaussiano.** Se agregó ruido blanco Gaussiano, con diferentes valores de SNR. Posteriormente se determinó el valor de correlación entre la muestra de audio original y la muestra extraída.

En las tablas 4.18 y 4.19 se presentan los resultados del valor de correlación obtenido, después de aplicar cada ataque, entre la muestra de audio que se insertó y la que se extrajo. Solo se muestran 15 ejemplos para cada caso. La muestra a ocultar siempre fue la 17.

Tabla 4.18 Valores de correlación obtenidos a las muestras de audio 17 original y extraída, después de aplicar el ataque de filtro Gaussiano

Muestra Base	Filtro Gaussiano							
	Ventana							
	2	3	4	5	6	7	8	9
3	0.003192	0.875801	0.003104	0.876090	0.003104	0.876090	0.003104	0.876090
8	0.001680	0.894217	0.001591	0.894430	0.001591	0.894430	0.001591	0.894430
10	0.005055	0.947080	0.004896	0.947212	0.004896	0.947212	0.004896	0.947212
11	0.004205	0.941035	0.004057	0.941175	0.004057	0.941175	0.004057	0.941175
19	0.000985	0.925868	0.000951	0.926030	0.000951	0.926030	0.000951	0.926030
21	0.004539	0.951002	0.004392	0.951119	0.004392	0.951119	0.004392	0.951119
24	0.001930	0.887320	0.001869	0.887570	0.001869	0.887570	0.001869	0.887570
28	0.001382	0.825719	0.001333	0.826071	0.001333	0.826071	0.001333	0.826071
29	0.021833	0.996402	0.021143	0.996408	0.021143	0.996408	0.021143	0.996408
30	0.020835	0.966270	0.019704	0.966307	0.019704	0.966307	0.019704	0.966307
35	0.004651	0.965681	0.004498	0.965762	0.004499	0.965762	0.004499	0.965762
36	0.001528	0.936220	0.001458	0.936349	0.001458	0.936349	0.001458	0.936349
39	0.009663	0.974933	0.009393	0.974995	0.009393	0.974995	0.009393	0.974995
48	0.003065	0.919844	0.002965	0.920035	0.002965	0.920035	0.002965	0.920035
50	0.003138	0.923491	0.003029	0.923679	0.003029	0.923679	0.003029	0.923679

Tabla 4.19 Valores de correlación obtenidos a las muestra de audio 17 original y extraída, después de aplicar el ataque de ruido Gaussiano

Muestra Base	Ruido Gaussiano SNR [dB]						
	0	10	20	30	40	50	60
3	0.048166	0.144876	0.415273	0.791988	0.922021	0.939024	0.940713
8	0.026360	0.083245	0.254483	0.626114	0.901418	0.953801	0.959473
10	0.017606	0.058543	0.178702	0.502016	0.864940	0.965372	0.977461
11	0.008250	0.028549	0.090585	0.275186	0.660516	0.924023	0.971010
19	0.029546	0.082504	0.243983	0.617575	0.907563	0.964452	0.970783
21	0.015106	0.034901	0.110899	0.338172	0.742903	0.946811	0.994622
24	0.044891	0.149089	0.428090	0.806155	0.935356	0.951873	0.953572
28	0.034205	0.107640	0.325076	0.706570	0.893063	0.920838	0.923829
29	0.034905	0.111993	0.326592	0.736942	0.959304	0.994259	0.997984
30	0.002259	0.017076	0.053283	0.160750	0.457759	0.842940	0.966445
35	0.068175	0.211559	0.560752	0.897488	0.975368	0.984389	0.985324
36	0.022494	0.067183	0.209979	0.559149	0.886916	0.963703	0.972535
39	0.020681	0.065199	0.205378	0.543102	0.890882	0.976288	0.986329
48	0.044791	0.144836	0.422873	0.808523	0.945528	0.963352	0.965146
50	0.030176	0.099390	0.293826	0.687170	0.925339	0.965336	0.969615

Se puede observar de las tablas 4.18 y 4.19, que el esquema permite la recuperación de la información que se insertó aún en algunos casos de cada ataque. Por ejemplo, en el caso del filtro Gaussiano, la muestra de audio se puede recuperar cuando se aplica un filtro Gaussiano cuyo tamaño de ventana sea impar. En todas las pruebas se comprueba este hecho, todas las muestras se pueden recuperar, y son audibles cuando se usa una ventana de este tipo. En el caso del ataque con ruido Gaussiano, es claro que entre más pequeño sea el valor de SNR que se ocupa para el ataque, la muestra se va deteriorando y por ende al extraer la muestra que se insertó ya no es de fácil audición. Sin embargo, es importante decir que en cada una de las muestras que se realizó el ataque a pesar de tener un valor de correlación bajo entre la muestra que se insertó y la que se extrajo, se podía entender y distinguir el archivo de audio. Es por ello que en los casos en los cuales se tiene un valor de correlación de 0.5 aproximadamente, se puede decir que el ataque se supera pues la extracción es exitosa.

Con todos estos elementos se determina por un lado la factibilidad de usar la TH en otro tipo de señales diferentes a las imágenes. Asimismo se determina la efectividad del algoritmo descrito para albergar en un archivo de audio otro archivo de audio, sin que sea perceptible que se tienen dos archivos juntos. En todos los casos la extracción de la información fue satisfactoria, pudiendo ser totalmente audible la muestra o las muestras que se usaron para insertar.

RESUMEN

Las pruebas para determinar la efectividad del algoritmo que se plantea en este trabajo, fueron presentadas en este capítulo. Por un lado se demostró que se logra un método de marcado de agua que permite la extracción de la marca de agua que se inserta en la imagen base. Una de las ventajas de esta propuesta es el uso de una máscara perceptiva, la cual ayuda a detectar aquellas zonas que son susceptibles de modificarse y que no sean perceptibles al ojo humano, si a esto se le agrega que la inserción de la marca de agua se hace a través del método de espectro disperso, se logra una técnica segura pues la ubicación de la marca de agua no es obvia.

Se plantea que la marca de agua sea información del propietario que lo identifique para que pueda demostrar la propiedad del material digital. Por ejemplo puede ser un código alfanumérico, como el RFC con o sin homoclave, del usuario y el cuál es único. Una vez que se inserta se demuestra que se puede extraer sin aplicar ningún ataque y sin que la imagen marcada presente alteraciones visuales. Tomando como referente los diferentes algoritmos de marcado de agua que se han desarrollado, se presenta la opción de que un número mínimo de bits extraídos (dos bits) se pueden modificar y aun así determinar que la extracción de la marca de agua es satisfactoria. Si bien se acaba de mencionar que el código usado como marca de agua es único, es factible que aunque cambie un bit o hasta dos bits, el código sea identificable. Esta modificación de uno o dos bits representa, por ejemplo, la modificación de un caracter de la marca original, el cual puede ser representado por un caracter alfanumérico o algún símbolo, que si bien modificaría la marca original, sería factible de reconocimiento por parte del propietario.

El desempeño del algoritmo ante los diferentes ataques, intencionales o no intencionales, se demuestra a través de las diferentes pruebas que se realizaron. La propuesta original, que incluye el proceso de normalización, favorece a la técnica haciéndola resistente ante los diferentes ataques geométricos que se aplicaron. También se aplican ataques de procesamiento común, y su efectividad a pesar de no ser al 100%, si resiste al filtro Gaussiano, a la compresión y algunos ataques de ruido sal y pimienta. Teniendo un no muy satisfactorio desempeño ante filtros de mediana y ruido Gaussiano. Ante estos resultados, se propone la eliminación del proceso de normalización para lograr robustez ante ataques de procesamiento común. Los resultados muestran que para lograr la robustez ante este tipo de ataques, mejora totalmente. Además de que se incluyó el ataque de sustitución de pixeles y también se logra superar en un 95%.

Se hace una comparación del método usando una máscara perceptiva y sin la máscara perceptiva, para así demostrar la efectividad del método que se propone. Los resultados muestran que usar una máscara perceptiva mejora la calidad visual de las imágenes, sin dejar de ser robusta ante diferentes ataques y en la mayoría de los casos tener un mejor valor de la BER, que la propuesta que no usa una máscara perceptiva. Asimismo se hace referencia a otros trabajos de marcado de agua con la intención de ubicar la propuesta desarrollada en el panorama de las aplicaciones de marcado de agua.

Finalmente se presentan los resultados de la prueba subjetiva realizada a la propuesta de Romero [1], y la evaluación del algoritmo de ocultamiento de información usando la TH en archivos de audio. Por un lado se demostró que a pesar de que las pruebas subjetivas dependen totalmente de la percepción de cada observador, la técnica que usa una máscara perceptiva es eficaz para producir imágenes marcadas que no presentan cambios visibles. Estos resultados, más lo que se publicaron en dicho trabajo, motivaron a determinar el impacto de la máscara perceptiva en el algoritmo que se presenta en este trabajo.

En el aspecto de la aplicación en archivos de audio, se demostró la factibilidad de poder usar la transformada de Hermite en este tipo de archivos y lograr una técnica que permite inserción de un archivo en otro archivo. Siendo una de las características más representativas la cantidad de información que se puede insertar, sin alterar el contenido original y permitiendo que se pueda extraer dicho contenido digital.

REFERENCIAS

- [1] O. Romero. Marcado de Agua Perceptivo para Imágenes empleando la transformada de Hermite. Tesis de Maestría, Universidad Nacional de México (UNAM), (2010). México, D.F.
- [2] E. Marini, et al. Evaluation of standard watermarking techniques. Proceedings of SPIE, Security, Steganography and Watermarking of Multimedia Contents 6505, (2007), pp. 1-12. doi: 10.1117/12.704359.
- [3] P. Dong, et al. Digital watermarking robust to geometric distortions. IEEE Transactions on Image Processing 14, no. 12, (2005), pp. 2140-2150. doi: 10.1109/TIP.2005.857263.
- [4] M. Cedillo, M. Nakano, H. Pérez. Robust Watermarking to Geometric Distortion Based on Image Normalization and Texture Classification. 51st Midwest Symposium on Circuits and Systems, (2008). pp. 245 - 248. doi: 10.1109/MWSCAS.2008.4616782.
- [5] M. Cedillo, M. Nakano, H. Pérez. A robust watermarking technique base on image normalization. Revista Facultad de Ingeniería Universidad Antioquia, no. 52. (2010). Medellin, Colombia. pp.147-160.
- [6] H. Tian, Y. Zhao, R. Ni, J-S. Pan. Spread Spectrum-Based Image Watermarking Resistant to Rotation and Scaling Using Radon Transform. Sixth International Conference on Intelligent Information Hiding and Multimedia Signal Processing, (2010). pp. 442 - 445. doi: 10.1109/IIHMSP.2010.113.

Conclusiones

El algoritmo de marcado de agua descrito en este trabajo, cumple con los requerimientos de imperceptibilidad y robustez ante diferentes ataques. Se logró diseñar un esquema que es robusto ante ataques de procesamiento común y ataques geométricos, manteniendo la calidad de la imagen marcada. La veracidad de esto se obtuvo mediante la evaluación objetiva del esquema a través de diferentes métricas que permiten medir la calidad de la imagen. Asimismo se demuestra la efectividad de usar una máscara perceptiva para resaltar las zonas de la imagen que son susceptibles de modificarse, sin que estos cambios sean perceptibles al ojo humano. Si no se usa la máscara se tiene un algoritmo de marcado de agua que si bien en el cálculo de las métricas objetivas de la calidad de la imagen, se obtienen buenos resultados, no así en la extracción de la marca de agua y su robustez ante diferentes ataques. Los valores de *PSNR*, *MSSIM* y *correlación*, en ambos algoritmos son lo más cercano a los valores ideales (40 dB, 1 y 1, respectivamente). Sin embargo el valor de la BER es mejor en el algoritmo que usa la máscara perceptiva, lo cual asegura que la extracción de la marca de agua es lo más cercana al mensaje original que se insertó. Cuando se usan como marca de agua mensajes de texto en código ASCII (alfanumérico) es importante que al hacer la extracción de la marca de agua no se modifiquen muchos bits, de lo contrario el mensaje ya no se podría interpretar. Trabajos que hacen este planteamiento solo hacen referencia de la BER que obtienen en cada prueba, en este caso en particular se hace el planteamiento de establecer un valor máximo de BER, y el cual sirve como referencia para indicar que todas las extracciones que se tengan con dicho valor de BER o estén por debajo se considerarán como extracciones satisfactorias. En ese tenor se hace la comparación entre el algoritmo propuesto y el que no usa la máscara perceptiva y se demuestra que tiene mayor efectividad el trabajo que se desarrolló a lo largo de esta investigación. Mostrando que a través del aprovechamiento de algunas características del sistema de visión humano se logra identificar las zonas susceptibles de modificarse sin que éstas sean perceptibles por el ojo humano. Con ello se estableció que el mínimo valor de bits que pueden modificarse para que el mensaje sea entendible es 2 (tomando en cuenta las longitudes de marca de agua que se usaron en las diferentes pruebas).

Por otro lado se comprueba el beneficio de usar una evaluación subjetiva, que al final de cuentas aunque lo que percibe cada ser humano es personal, es determinante para evaluar una técnica como ésta.

También se presenta la efectividad que se tiene ante ataques geométricos, tanto de la propuesta que usa el procedimiento de normalización como el que no la usa. Es claro que con el método normalizado se mejora este aspecto, pero no se demerita el desempeño del procedimiento original.

Finalmente se comprueba el uso de la transformada de Hermite para este tipo de aplicaciones, así como para las que usan archivos de audio. Se demuestra que esta transformada se puede comparar con el resto de transformadas que se usan en este tipo de aplicaciones, obteniendo una buena respuesta pues es un modelo eficiente para representar y extraer características, debido al uso de las funciones Gaussianas, las cuales han servido para modelar los campos receptivos del ojo humano.

Trabajo Futuro

Como trabajo futuro, y sobre el cual ya se está trabajando, se hace el planteamiento de mejorar el proceso de dispersión de la marca de agua, con la intención de poder insertar marcas de agua de longitudes más grandes, y que no solo dependan del parámetro de la fuerza de inserción. En esta propuesta en particular se usó el mismo valor de fuerza de inserción para diferentes longitudes de marca de agua, sin embargo esto no impide que para longitudes más grandes dicho parámetro se modifique, pero se considera que se lograría un mejor desempeño si se usa el método de espectro disperso mejorado. Con esto se cubriría el aspecto de usar como marca de agua un logotipo.

Otra aplicación usando la transformada de Hermite y la máscara perceptiva podría ser trabajar con videos. De esta forma se podrían mitigar los problemas que hay con la piratería en este aspecto. También se podría pensar en aplicaciones que se desarrollen en tiempo real, por ejemplo, que al tomar una fotografía se inserte la marca de agua, para así evitar manipulaciones posteriores. Estas aplicaciones, si bien involucran mayor complejidad, serían una buena área de explotación y experimentación usando los elementos empleados en este trabajo.

En el área de imágenes médicas, también se puede aplicar el algoritmo de marcado de agua. El incremento de la distribución de datos médicos a través de medios digitales, ha motivado la creación de diversos algoritmos de marcado de agua, con la intención de identificar las imágenes tomadas a cada paciente, por ejemplo tomografías, y así evitar confundirlas con las que pertenecen a otras personas, o en su defecto proteger bases de datos médicas. Actualmente se está trabajando en una aplicación de dicha área con tomografías de imágenes cardiacas. La finalidad es determinar si el algoritmo descrito en este trabajo, no modificada numéricamente los valores de la tomografía, de tal forma que esto llegue a afectar algunas tareas automáticas como la segmentación. La propuesta se basa en marcar una tomografía, y posteriormente someterla a un proceso de segmentación, para determinar si la marca de agua, ha afectado los valores de dicha tomografía y que por ende se tenga un mal diagnóstico o una mala interpretación de resultados ante la búsqueda de algún padecimiento. Los resultados al momento son satisfactorios, los resultados de la tomografía segmentada sin tener una marca de agua evaluada objetivamente con la tomografía segmentada con marca de agua, indican que no se altera la imagen, no solo visualmente sino numéricamente también.

Finalmente, en el aspecto del desempeño del algoritmo, podrían desarrollarse aplicaciones que optimicen su funcionamiento, usando otro tipo de lenguajes de programación, como Java.

Apéndice A

La capacidad de un sistema de marcado de agua para soportar el desplazamiento arbitrario de uno o algunos de los píxeles debido a una cantidad aleatoria, es fundamental ya que de no ser lo suficientemente eficiente resultaría en un sistema inútil. Como ya se indicó, en el área de marcado de agua, existen ataques intencionales y no intencionales, que se aplican a la imagen marcada con la intención de modificar y/o destruir la marca de agua insertada.

El efecto de los ataques geométricos es causar extracciones erróneas en los esquemas, debido a la pérdida de sincronización entre la marca de agua original y la extraída. La normalización de una imagen proporciona una manera conveniente para hacer frente a dichos ataques geométricos, la cual consiste en transformar geoméricamente la imagen en una forma estándar [1].

Las transformaciones geométricas modifican la relación espacial entre los píxeles de una imagen [2]. Tales transformaciones geométricas consisten en dos operaciones:

1. Una transformación espacial que define la reubicación de los píxeles en el plano de la imagen.
2. Interpolación de los niveles de gris, los cuales tienen que ver con la asignación de los valores de intensidad de los píxeles en la imagen transformada.

Los parámetros de la imagen normalizada se calculan a partir de los momentos geométricos de la imagen. La ventaja de usar dichos momentos para el cálculo de los parámetros, es que se hacen dependientes de la imagen, lo que a su vez hace que el decodificador sea capaz de estimarlos sin necesidad de requerir la imagen original.

Las transformaciones afin (Affine) son las más usadas en imágenes digitales 2D por su representación y manejo matricial. Una transformación afin es aquella en la que las coordenadas (x', y') del punto imagen son expresadas linealmente en términos de las del punto original (x, y) .

A continuación se hace la descripción del cálculo de los parámetros de la imagen normalizada basada en momentos geométricos, así como del algoritmo de normalización.

A.1 Momentos Geométricos

Los momentos m_{pq} de una imagen $f(x, y)$, están dados por Eq. (A.1):

$$m_{pq} = \sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N f(x, y) \quad (\text{A.1})$$

donde $f(x, y)$ es la imagen digital de tamaño $M \times N$ y $p, q = 0, 1, 2, \dots$

Mientras que, los momentos centrales se definen como (Eq. A.2):

$$\mu_{pq} = \sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N (x - \bar{x})^p \cdot (y - \bar{y})^q \cdot f(x, y) \quad (\text{A.2})$$

donde (\bar{x}, \bar{y}) se define como la masa central de la imagen y se determina por Eq. (A.3) y Eq. (A.4):

$$\bar{x} = \frac{m_{10}}{m_{00}}, \quad (\text{A.3})$$

$$\bar{y} = \frac{m_{01}}{m_{00}} \quad (\text{A.4})$$

A.2 Algoritmo de normalización de imágenes

1. Se debe de trasladar la imagen $f(x, y)$ para generar $f_1(x, y) = f(x_a, y_a)$ y cuyo centro es igual a la masa central de la imagen original $f(x, y)$. Esta operación está dada por la Eq. A.5, usando una transformación Afín.

$$\begin{pmatrix} x_a \\ y_a \end{pmatrix} = A \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} - d \quad (\text{A.5})$$

donde: (Eq. A.6 y A.7)

$$A = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix} \quad (\text{A.6})$$

$$d = \begin{pmatrix} d_1 \\ d_2 \end{pmatrix} \quad (\text{A.7})$$

$$d_1 = \frac{m_{10}}{m_{00}}, \quad d_2 = \frac{m_{01}}{m_{00}}$$

Este procedimiento normaliza a la imagen respecto a la traslación.

-
-
2. Aplicar una transformación de deformación en dirección x a la imagen $f_1(x, y)$, usando la Eq. A.8, para obtener $f_2(x, y)$.

$$A_x = \begin{pmatrix} 1 & \beta \\ 0 & 1 \end{pmatrix} \quad (\text{A.8})$$

Este proceso normaliza ante el efecto de deformación en la dirección x .

3. Aplicar una transformación de deformación en dirección y a la imagen $f_2(x, y)$ usando la Eq. A.9 y así obtener $f_3(x, y)$.

$$A_y = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ \gamma & 1 \end{pmatrix} \quad (\text{A.9})$$

Este proceso normaliza ante el efecto de deformación en la dirección y .

4. Cambiar el tamaño (escalar) de la imagen $f_3(x, y)$ en ambas direcciones (Eq. A.10), y así obtener $f_4(x, y)$.

$$A_s = \begin{pmatrix} \alpha & 0 \\ 0 & \delta \end{pmatrix} \quad (\text{A.10})$$

Este proceso normaliza ante el efecto de escalamiento en ambas direcciones.

La imagen $f_4(x, y)$ es la imagen normalizada de la imagen original.

REFERENCIAS

- [1] M. Alghoniemy, A. H. Tewfik. Geometric distortion correction through image normalization, IEEE International Conference on Multimedia and Expo 3, (2000). pp. 1291-1294. doi:10.1109/ICME.2000.871003.

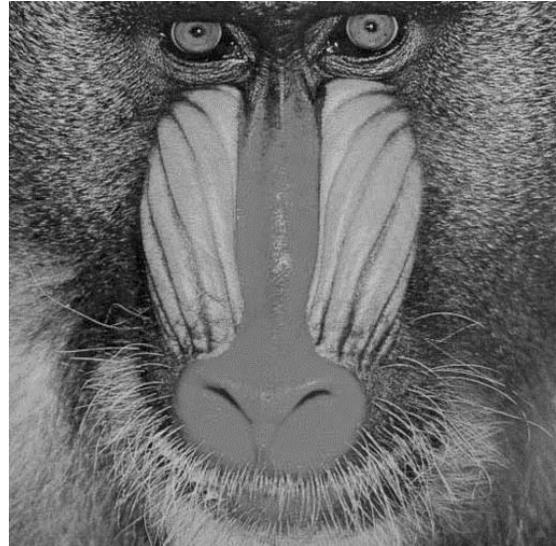
- [2] V. Licks, R. Jordan. Geometric attacks on image watermarking systems. IEEE Multimedia 12, no. 3, (2005). pp. 68-78. doi:10.1109/MMUL.2005.46

Apéndice B

Las imágenes empleadas para la evaluación de la técnica presentada en este trabajo se muestran en la figura B.1.



“Lena”



“Baboon”

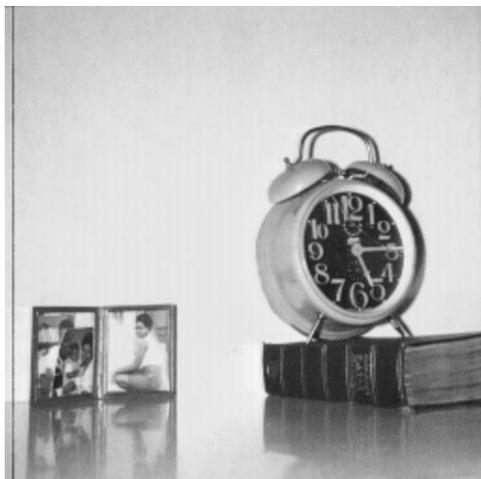


“Bárbara”



“Bote”

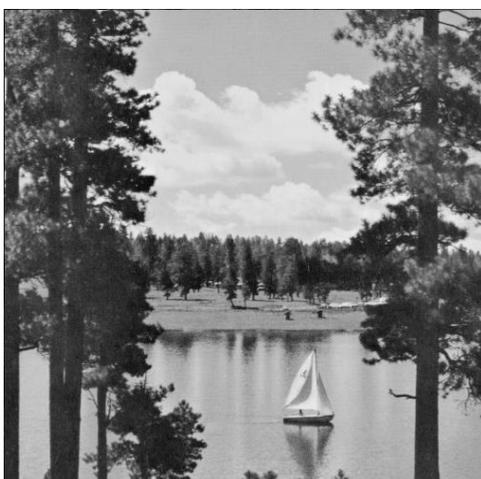
Figura B.1 Imágenes empleadas para la evaluación de la técnica de marcado de agua descrita en este trabajo



“Reloj”



“Elaine”



“Lake”



“Peppers”



“Streambridge”



“Árbol”

Figura B.1 (cont.) Imágenes empleadas para la evaluación de la técnica de marcado de agua descrita en este trabajo



“Pirata”



“Reloj 2”



“Woman dark”



“Blonde”



“Australia”

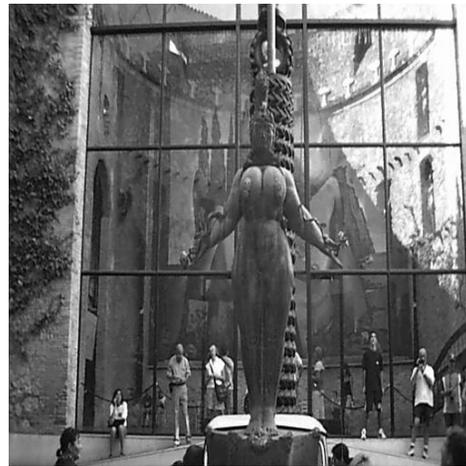


“Australia 2”

Figura B.1 (cont.) Imágenes empleadas para la evaluación de la técnica de marcado de agua descrita en este trabajo



“Barcelona”



“Barcelona 5”



“Barcelona 6”



“Bear”



“Cambridge”

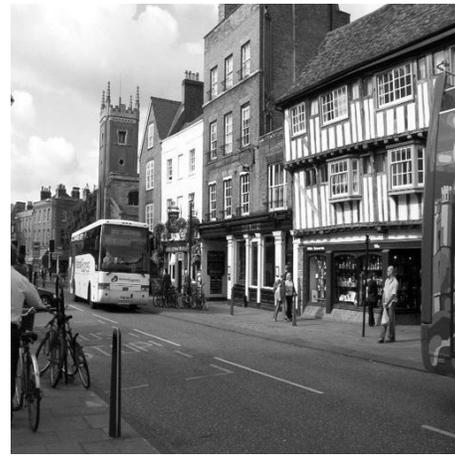


“Cambridge 2”

Figura B.1 (cont.) Imágenes empleadas para la evaluación de la técnica de marcado de agua descrita en este trabajo



“Cambridge 3”



“Cambridge 6”



“Cambridge 8”



“Cambridge 10”



“Casa”



“Ella”

Figura B.1 (cont.) Imágenes empleadas para la evaluación de la técnica de marcado de agua descrita en este trabajo



“Figuras”



“Flower”



“House”



“Livingroom”

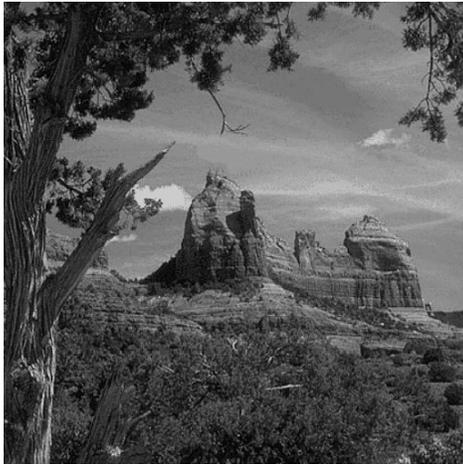


“Skyline”



“Water”

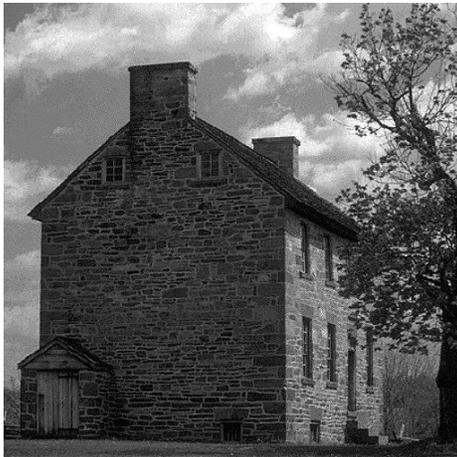
Figura B.1 (cont.) Imágenes empleadas para la evaluación de la técnica de marcado de agua descrita en este trabajo



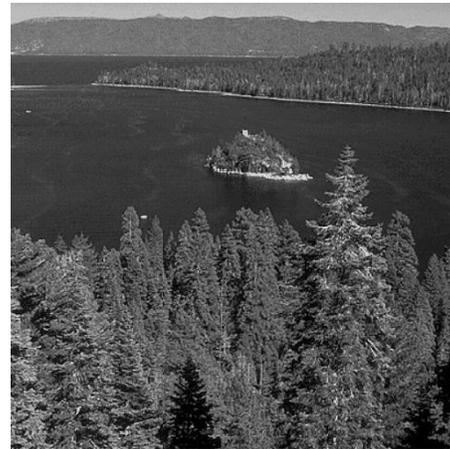
“Paisaje”



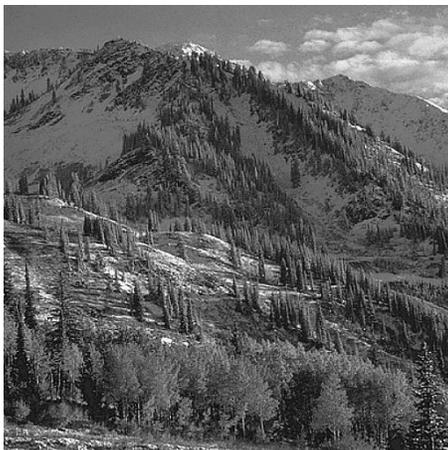
“Cabaña”



“Fachada”



“Lake 2”



“Montaña”



“Cisne”

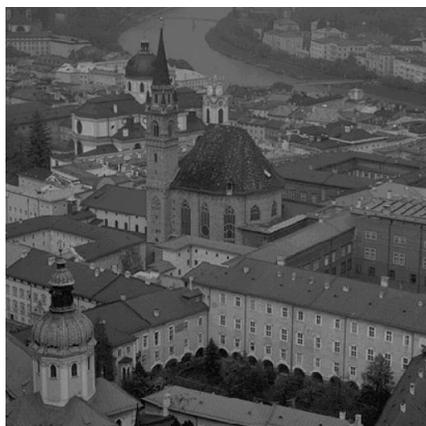
Figura B.1 (cont.) Imágenes empleadas para la evaluación de la técnica de marcado de agua descrita en este trabajo



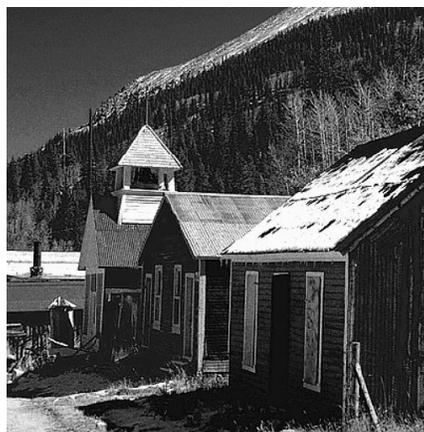
“Castillo”



“Chimpanzee”



“Casas”



“Casa Nieve”



“Cactus”

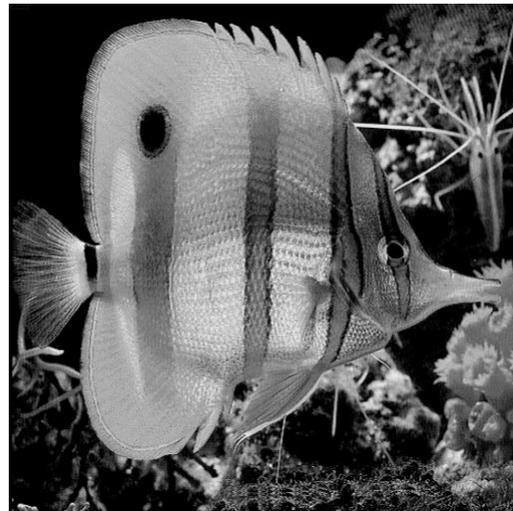


“Montana 2”

Figura B.1 (cont.) Imágenes empleadas para la evaluación de la técnica de marcado de agua descrita en este trabajo



“Paisaje”



“Pez”



“Buho”



“Monarca”

Figura B.1 (cont.) Imágenes empleadas para la evaluación de la técnica de marcado de agua descrita en este trabajo

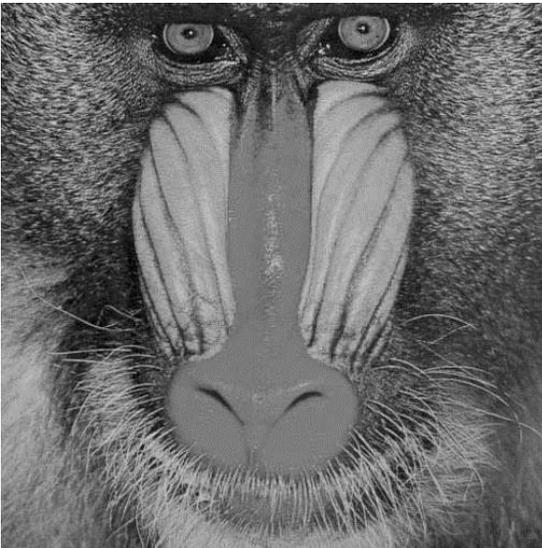
Para la evaluación subjetiva de la propuesta descrita en [1], se emplearon las imágenes presentadas en la figura B.2.



“Aerial”



“Airplane”



“Baboon”



“Barbara”

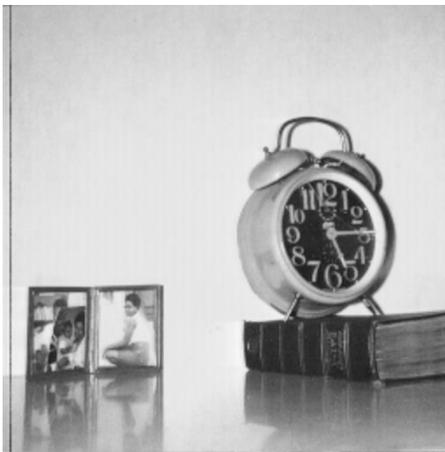
Figura B.2 (cont.) Imágenes empleadas para la evaluación subjetiva de la técnica de marcado de agua que usa un mapa de luminancia-brillantez y como marca de agua una secuencia pseudo aleatoria



“Bote”



“Cameraman”



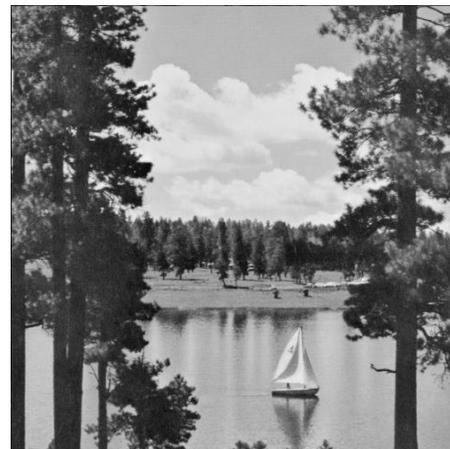
“Clock”



“Elaine”



“Gold Hill”



“Lake”

Figura B.2 (cont.) Imágenes empleadas para la evaluación subjetiva de la técnica de marcado de agua que usa un mapa de luminancia-brillantez y como marca de agua una secuencia pseudo aleatoria



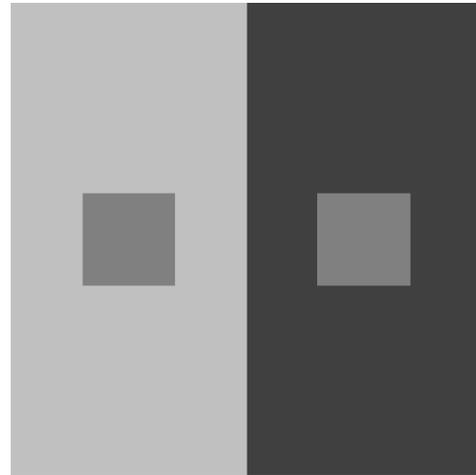
“Lena”



“Peppers”



“Streambridge”



“Texture”

Figura B.2 (cont.) Imágenes empleadas para la evaluación subjetiva de la técnica de marcado de agua que usa un mapa de luminancia-brillantez y como marca de agua una secuencia pseudo aleatoria