

**DISEÑO DE UNA METODOLOGÍA DE CLASIFICACIÓN DE COBERTURA DE
MANGLAR EMPLEANDO IMÁGENES SAR POLARIMÉTRICAS**

LINA PAOLA VÁSQUEZ PRIETO

Universidad Católica de Manizales
Facultad de Ingeniería y Arquitectura
Maestría en Teledetección
Manizales - Caldas

2019

DISEÑO DE UNA METODOLOGÍA DE CLASIFICACIÓN DE COBERTURA DE MANGLAR EMPLEANDO IMÁGENES SAR POLARIMÉTRICAS

LINA PAOLA VÁSQUEZ PRIETO

Trabajo de investigación presentado como requisito para optar al título de:

Magíster en Teledetección

Director:

Dr. OSCAR CARDONA MORALES

Universidad Católica de Manizales
Facultad de Ingeniería y Arquitectura
Maestría en Teledetección
Manizales - Caldas

2019

Agradecimientos

A través de estas líneas quiero expresar mi más profundo agradecimiento a todas las personas que de alguna u otra manera colaboraron a la realización del presente trabajo de investigación. Estas palabras son para ustedes.

Quiero agradecer especialmente a mi tutor y director de tesis Dr. Oscar Cardona Morales, por la acertada orientación que me permitió enfocar y desarrollar exitosamente mi investigación, por su confianza depositada y buena disposición en todo momento.

A las instituciones que han hecho posible la realización del trabajo brindando información y apoyo científico, menciono al Instituto de Investigaciones Marinas y Costeras – INVEMAR, Universidad Católica de Manizales y Centro de Investigación y Desarrollo en Información Geográfica - CIAF del IGAC.

Especial mención al Dr. Mihai Tanase por la asesoría técnica brindada y acertadas observaciones que me permitieron alcanzar los objetivos propuestos. De igual manera a los docentes Alexander Ariza y Héctor Mauricio Ramírez por su colaboración en el proceso.

A mis compañeros de maestría por el tiempo y conocimientos compartidos en el aula y fuera de ella. A mis jefes Julián Pizarro y Paula Sierra por el apoyo brindado. Muy especialmente a mis amigos por estar siempre atentos a colaborar a lo largo de este proceso y en los momentos que más los necesité.

Finalmente a Dios y a mi familia, a quienes dedico este trabajo agradeciendo por guiar mi camino y apoyarme incondicionalmente en las decisiones que he tomado a lo largo de mi vida. Gracias por creer en mí, les debo lo que soy.

RESUMEN

Los bosques de manglar son entornos altamente productivos que a su vez hacen parte de los ecosistemas más amenazados y vulnerables del mundo, razón por la cual se hace necesario el monitoreo de su cobertura con fines de preservación. En éste sentido, las técnicas de detección remota representan una alternativa importante como fuente de información espacio-temporal sobre la distribución de dicha cobertura. Dentro de los sensores más utilizados para el mapeo de manglares están las imágenes ópticas, sin embargo, su uso se limita en zonas como la costa Pacífica del departamento de Chocó-Colombia, donde las condiciones de nubosidad prevalecen por largos periodos de tiempo afectando la disponibilidad de información. En consecuencia, este estudio evalúa los datos de radar de apertura sintética SAR de dos polarizaciones ofrecidos por el satélite Sentinel1, para presentar una alternativa de clasificación de la cobertura de manglar en dicha zona de estudio. Para este fin, se efectuaron tres clasificaciones diferentes empleando el algoritmo Random Forest, las dos primeras utilizan por un lado la señal de la retrodispersión y por otro los parámetros polarimétricos resultado de la descomposición dual H-Alpha, y una tercera clasificación que combina los dos enfoques anteriores además de la variable de elevación proporcionada por el modelo SRTM. Los mejores resultados fueron arrojados por el enfoque combinado con una exactitud global de 80,25% y un índice Kappa de 0,75 logrando discriminar la cobertura de manglar con una exactitud de usuario del 84,42%. Las variables entropía y Alpha fueron las que más contribuyeron para la identificación de los bosques de manglar, suministrando información valiosa acerca de los tipos de dispersión presentes en el área. Mientras que, los datos de retrodispersión y elevación del SRTM aportaron una mejor precisión para la clasificación de las coberturas diferentes al manglar, que no fue posible con solo información proveniente de la descomposición polarimétrica. Los datos Sentinel1 y SRTM en conjunto fueron efectivos para la clasificación de manglares y se consideran como alternativa de mapeo para la zona de estudio donde las condiciones atmosféricas dificultan la disponibilidad de datos ópticos.

ABSTRACT

The mangrove forest is productive environments that are part of the most threatened and vulnerable ecosystems in the world, it is for this reason that is necessary to monitor their coverage for preservation purposes. In this context, the detection techniques are seen as an important source of spatio-temporal information for mangrove mapping. One of the most used sensors for mapping mangroves are the optical images. However, its use is limited in areas such as the Pacific coast of the department of Chocó-Colombia, in which cloud conditions prevail for long periods of time affecting the data available. Accordingly, this study evaluates synthetic aperture radar SAR data Sentinel1 of two polarizations, to present an alternative classification of mangrove coverage for this study area. For this purpose, three different classifications were made using the random forest algorithm, the first two assessed separately the backscattering signal and polarimetric parameters resulted from the dual decomposition H-Alpha, and the third classification combined the two previous approaches and SRTM elevation model data. The best results were obtained with the combined approach. The overall accuracy of 80.25% and the Kappa index of 0.75 allowed discriminating mangrove coverage with a user accuracy of 84.42%. The entropy and alpha were the variables that most contributed to identifying mangrove forests. These provided valuable information about the types of dispersion present in the area. Meanwhile, the SRTM backscatter and SRTM data provided better accuracy of coverage classification different than the mangroves, which was not possible with only information from the polarimetric approach. The Sentinel 1 and SRTM data together were effective for the mangroves classification and can be used as an alternative for mapping areas where atmospheric conditions make the availability of optical data difficult.

CONTENIDO

1. INTRODUCCION.....	1
1.1. PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA	1
1.2. PREGUNTA DE INVESTIGACIÓN	4
1.3. JUSTIFICACIÓN	4
2. OBJETIVOS	6
2.1. GENERAL.....	6
2.2. ESPECÍFICOS	6
3. MARCO TEORICO	7
3.1. ANTECEDENTES	7
3.2. MARCO CONCEPTUAL	16
4. DATOS Y MÉTODO	41
4.1. ÁREA DE ESTUDIO.	41
4.2. DATOS.....	42
4.3. METODOLOGÍA	44
5. RESULTADOS Y DISCUSIÓN	47
5.1. ENFOQUE DE RETRODISPERSIÓN	47
5.2. ENFOQUE POLARIMÉTRICO.....	49
5.3. ENFOQUE PROPUESTO.....	53
5.4. DEFINICIÓN DE ÁREAS DE ENTRENAMIENTO	54
5.5. CLASIFICACIONES RANDOM FOREST	58
5.6. VALIDACIÓN EXACTITUD	62
6. CONCLUSIONES.....	71
7. RECOMENDACIONES.....	73
8. BIBLIOGRAFÍA.....	74

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1. Radar de Apertura Sintética (SAR). Fuente: Paul Messina, CUNY NY, after Drury 1990, Lillesand and Kiefer, 1994.....	19
Figura 2. Geometría de adquisición SAR. Fuente: (ITC, 2004), modificado por (Moncayo 2017)	20
Figura 3. Polarización horizontal y vertical. Fuente: https://upload.wikimedia.org/wikipedia/commons/5/59/Radar-polarisation_es.svg	24
Figura 4. Ángulo de incidencia SAR. Fuente: Globe SAR	26
Figura 5. Mecanismos de dispersión. (a) Dispersión especular (b) dispersión difusa.(c) Dispersión doble rebote.(d)Dispersión volumen Fuente: (Richards & Jia, 2005)	28
Figura 6. Plano clasificación H- α . Modificado de: (Cao y Hong, 2005).....	35
<i>Figura 7. Mecanismo de dispersión dominante en diferentes etapas de crecimiento de manglar, dependiendo de la longitud de onda del radar. Modificado de: (Kuenzer, et al., 2011)</i>	<i>37</i>
Figura 8. Estructura de una matriz de confusión. Fuente: Chuvieco, 2007.....	39
Figura 9. Área de estudio. Fuente: Elaboración propia	41
Figura 10. Filtros de reducción de Speckle: (a) Gamma Map. (b) Lee. (c) Lee Sigma.....	47
Figura 11. Tamaños de núcleos filtrantes: (d) Gamma Map 3x3. (e) Gamma Map 5x5. (f) Gamma Map 9x9	48
Figura 12. Filtros polarimétricos para reducción de speckle: (a) Box Car (b) IDAN (c) Improved Lee Sigma (d) Refined Lee.	50
Figura 13. Espacio (H-Alpha).....	51
Figura 14. Histograma de frecuencias para Alpha.	52
Figura 15. Histograma de frecuencias para Entropía.	52
Figura 16. Descomposición polarimétrica H-Alpha Dual Pol: (a) Entropía (b) Anisotropía (c) Alpha.	53
Figura 17. Compilación de bandas para clasificación de cobertura de manglar.	54
Figura 18. -Distribución de áreas de entrenamiento en el área de estudio. Fuente: Elaboración propia.....	57
Figura 19. . Clasificación Random Forest enfoque de retrosipersión.	58
Figura 20. Clasificación Random Forest enfoque polarimétrico. Fuente:.....	59
Figura 21. Clasificación Random Forest enfoque propuesto.	60

Figura 22. Comparación de los resultados de las clasificaciones Random Forest: (a) Enfoque retrodispersión (b)Enfoque polarimétrico (c) Enfoque propuesto.	60
Figura 23. Precisión de clasificación Random Forest.....	61
Figura 24. Puntos de validación de la exactitud para las clasificaciones de bosques aleatorios.....	63
Figura 25. Exactitud global de las clasificaciones.	66
Figura 26. Exactitud del usuario para los enfoques clasificados.	67
Figura 27. Exactitud de usuario y productor de la cobertura de manglar para los tres enfoques evaluados.....	68
Figura 28. Clasificación de píxeles de la exactitud de usuario para cobertura de manglar.	69
Figura 29. Índice estadístico Kappa para los enfoques evaluados.....	70

INDICE DE TABLAS

Tabla 1 Intervalo de aceptación de los resultados del índice estadístico Kappa. Fuente: Landis 6 Koch, 1977	40
Tabla 2. Parámetros imagen SAR.....	43
Tabla 3. Definición de áreas de entrenamiento.....	55
Tabla 4. Matriz de confusión del enfoque de retrodispersión.	64
Tabla 5. Matriz de confusión del enfoque de polarimetría.....	64
Tabla 6. Matriz de confusión del enfoque propuesto.....	65

1. INTRODUCCION

La presente investigación plantea una propuesta metodológica para el mapeo de manglares del Pacífico Chocoano a partir del uso de imágenes de radar de apertura sintética Sentinel-1. El documento se aborda en diferentes apartados, inicialmente se contextualiza al lector mediante la definición del problema y se describe el impacto esperado de la investigación en la justificación de la misma; posteriormente se define el alcance de la tesis mediante el planteamiento de objetivos general y específicos.

El siguiente capítulo corresponde al marco teórico el cual incluye una sección de antecedentes donde se detalla el estado del arte de la investigación, presentando estudios relacionados con la temática en cuestión y sus principales hallazgos. También incluye un marco conceptual en el que se describen los elementos teóricos directamente utilizados en el estudio y que le permiten al lector tener fundamentos para aval abordar la metodología e interpretar los resultados.

Seguidamente se desarrolla el marco metodológico describiendo los datos y zona de estudio, así como los procesos metodológicos (que permitieron cumplir los objetivos) representados gráficamente mediante un flujograma. Lo anterior introduce a la presentación de los resultados, los cuales se van discutiendo a medida que se abordan, esto debido a que cada objetivo depende de los resultados y discusión del anterior. Finalmente, se presentan los principales hallazgos de la investigación en el capítulo de conclusiones y se mencionan las recomendaciones que propone el autor para encaminar nuevas investigaciones.

1.1. Planteamiento del problema

Los bosques de manglar son importantes ecosistemas intermareales que proveen diversos servicios ecológicos y económicos, los cuales sirven como hábitats de una variedad de especies, y son fuente renovable de madera, además de acumular una cantidad de sedimentos, contaminantes, carbono y nutrientes, contribuyendo a la

protección contra la erosión costera (Alongi, 2002). A pesar de sus grandes beneficios, los manglares son uno de los ecosistemas más amenazados y vulnerables del mundo (Valiela et al, 2001), razón por la cual es fundamental la cuantificación y monitoreo de dicha cobertura a través del tiempo. La teledetección ha demostrado ser una herramienta eficaz para el mapeo y monitoreo de ecosistemas de manglar debido a la posibilidad de identificar y delimitar la cobertura de manera precisa, además de ofrecer datos históricos relevantes para el monitoreo. Son muchos los estudios realizados para el mapeo de cobertura de manglar utilizando sensores remotos; sin embargo, hasta la fecha, la mayoría de ellos se basan en el uso de imágenes ópticas convencionales como Landsat y SPOT, las cuales son preferidas debido a su bajo costo, amplia cobertura y facilidad de interpretación y procesamiento (Kuenzer et al, 2011; Heumann, 2011).

En vista de que muchos bosques de manglar se encuentran en zonas tropicales donde las condiciones de nubosidad persisten por largos periodos de tiempo, es limitado el uso de sensores ópticos para el mapeo y monitoreo de éste ecosistema. En contraste, las imágenes de radar de apertura sintética (SAR, por sus siglas en inglés), tienen la ventaja de sufrir menos obstrucciones por las condiciones atmosféricas, y además no dependen de la radiación solar, por lo que pueden resultar una alternativa para la identificación y mapeo de manglar en dichas regiones. Así lo han sustentado algunos autores (e.g., Flores De Santiago et al, 2013; Rocha de Souza Pereira et al, 2012; Kovacs et al, 2008; Simard et al, 2002), quienes mostraron la relación entre la respuesta de la retrodispersión del radar y la cobertura de manglar.

Para los bosques, incluidos los manglares, el coeficiente de retrodispersión depende de la interacción de la señal con los componentes de la vegetación. El pulso del radar puede transmitirse en diferentes configuraciones que varían en longitud de onda, ángulo de incidencia y polarización de emisión y recepción, lo que puede verse reflejado en diferentes respuestas de retrodispersión para una misma superficie. Por lo tanto, los componentes del manglar (por ejemplo, hojas, ramas,

troncos) también alteran la retrodispersión dependiendo su tamaño, orientación, densidad, y constante dieléctrica (contenido de humedad) (Lucas et al, 2007).

En este sentido, los estudios relacionados con el mapeo de manglares se han enfocado en utilizar diferentes configuraciones para evaluar los potenciales de los sensores SAR existentes, donde diferentes longitudes de onda, ángulos de incidencia, datos polarimétricos, metodologías de procesamiento y clasificación, y combinación de datos han sido evaluados para tal fin (Kuenzer et al., 2011; Heumann, 2011; Santos & Bitencourt, 2016). En general, se ha evidenciado que la precisión global aumenta utilizando datos de retrodispersión de más de un modo de polarización (Kovacs et al, 2008; Kuenzer et al, 2011). Sin embargo, muy pocos estudios han evaluado el uso de técnicas polarimétricas para extraer información sobre los mecanismos de dispersión (interacción entre el pulso de radar y la superficie) basados en imágenes SAR de dos y cuatro polarizaciones (Brown, Mwansasu & Westerberg, 2016).

También se ha demostrado en la mayoría de los casos que las precisiones mejoran utilizando un conjunto de datos y no únicamente las imágenes de retrodispersión. Razón por la cual, se han empleado medidas texturales, relaciones matemáticas entre bandas polarimétricas, modelos digitales de elevación, datos multisensor y otras herramientas como apoyo adicional para la definición del ecosistema (Kuenzer et al, 2011). Los modelos digitales de elevación proporcionan información de altura que en muchos casos facilita la clasificación de coberturas, y por ende, pese a la antigüedad de sus datos, la misión topográfica de radar Shuttle (*Shuttle Radar Topography Mission*, SRTM) ha sido empleada actualmente para mapear manglares teniendo en cuenta la dimensión de altura (Rahman & Aslan, 2017; Simard et al., 2008). La razón por la cual se siguen utilizando estos datos, se debe a que el proceso de crecimiento de los ecosistemas de manglar es muy lento (Aslan et al, 2016)

Dadas las razones anteriormente expuestas, el objetivo de ésta investigación es presentar una propuesta metodológica para el mapeo de la extensión de manglares del Sur del Pacífico Chocoano, mediante la integración de los datos de

retrodispersión y técnicas polarimétricas de imágenes Sentinel-1, además de información de altura proveniente de la misión SRTM. Las características técnicas, facilidad de acceso, y datos continuos que ofrece el reciente sensor Sentinel-1 motivan la investigación en el uso del mismo para el mapeo y monitoreo de los ecosistemas de manglar, la cual hasta el momento es escasa.

1.2. Pregunta de investigación

¿Cómo emplear datos polarimétricos de imágenes Sentinel 1 para la clasificación de la cobertura de manglar del Sur del Pacífico Chocoano?

1.3. Justificación

Los manglares son considerados como una de las cinco unidades ecológicas más productivas del mundo debido a que ofrecen importantes servicios ecosistémicos y económicos. No obstante, también constituyen uno de los ecosistemas más frágiles y amenazados, motivo por el cual requieren de acciones prioritarias para garantizar su conservación y uso sostenible (MMA, 2002).

En este orden de ideas, el Ministerio del Medio Ambiente (MMA), junto con actores estratégicos formularon el Programa para el Uso Sostenible, Manejo y Conservación de los Ecosistemas de Manglar en Colombia (PNM) en el año 2002, que tiene como objetivo principal, promover el uso sostenible de los bosques de manglar mediante la implementación de medidas de conservación y aprovechamiento del ecosistema con la participación activa de las comunidades. La implementación del PNM se ha venido desarrollando con la participación de las Corporaciones Autónomas Regionales y desarrollo sostenible, el INVEMAR y la Unidad de Parques Nacionales, con el apoyo del Fondo de Compensación Ambiental.

Por su parte, la resolución 1263 de 2018 de MinAmbiente, actualiza las medidas para garantizar la sostenibilidad y la gestión integral de los ecosistemas de manglar, así como los términos de referencia para la formulación, complementación o actualización de los estudios de caracterización, diagnóstico y zonificación del

manglar que deben ser desarrollados por las Corporaciones Autónomas Regionales y de Desarrollo sostenible y otras autoridades ambientales.

Los sensores remotos juegan un papel indispensable dentro de las actividades enmarcadas en las fases de caracterización, zonificación, diagnóstico y planes de monitoreo de los programas anteriormente mencionados, dado que permiten identificar, delimitar y cuantificar la cobertura de manglar en grandes extensiones y en diferentes periodos de tiempo.

En Colombia, se han empleado imágenes ópticas para detectar cobertura de manglar principalmente en la zona costera del Caribe Colombiano dada la disponibilidad de imágenes con baja cobertura de nubes. Por el contrario, en el Pacífico Colombiano el uso de imágenes ópticas ha sido limitado, pues las condiciones atmosféricas de la zona presentan una alta nubosidad lo que dificulta la visualización de las imágenes.

En este sentido, se plantea la necesidad de presentar metodologías alternativas para el mapeo de bosques de manglar en la costa del Pacífico Colombiano. Para lo cual el presente trabajo, propone el uso de imágenes de radar, dado que estas no se ven afectadas por la nubosidad, proporcionando información disponible en cualquier época del año.

2. OBJETIVOS

2.1. General

Diseñar e implementar una metodología de clasificación de cobertura de Manglar en la costa Sur del departamento de Chocó, Colombia, a partir de imágenes Sentinel-1 de dos polarizaciones.

2.2. Específicos

1. Evaluar los enfoques de retrodispersión y polarimetría para la clasificación de la cobertura de manglar utilizando imágenes Sentinel -1.
2. Implementar una metodología para la clasificación de cobertura de manglar basada en la combinación de datos Sentinel-1 y SRTM.
3. Validar la exactitud de la metodología implementada en comparación con los enfoques evaluados mediante un proceso de interpretación visual de imágenes ópticas.

3. MARCO TEORICO

Este capítulo pretende contextualizar al lector con relación a los antecedentes considerados válidos para enfocar la presente investigación, así como proporcionarle un soporte teórico de los conceptos que fueron base para el desarrollo de la misma.

3.1. Antecedentes

La teledetección es una herramienta con alto potencial para identificar ecosistemas de manglar y monitorearlos a través del tiempo. Diferentes sensores remotos se han utilizado para mapear la cobertura de éste tipo de bosque, desde imágenes satelitales de media y alta resolución, como imágenes hiperespectrales y las obtenidas con radar de apertura sintética (SAR); sin embargo, al igual que en muchas disciplinas las más estudiadas han sido imágenes ópticas.

Los datos ópticos de resolución espacial media proporcionan información multiespectral a escala regional en diversas aplicaciones. En lo que refiere a bosques de manglar, la mayoría de estudios han sido enfocados a la distribución, condición y detección de cambios. Landsat es uno de los sensores que mayor influencia ha tenido en dichas investigaciones, esto debido a la posibilidad que brinda de obtener datos gratuitos y con buena resolución espacial y temporal. En este sentido, Jia et al.,(2014), Long & Giri (2011), y Kirui et al.,(2013), hicieron uso de Landsat para generar la cartografía de los ecosistemas de manglar en China, Filipinas y Kenya respectivamente, utilizaron como insumo para programas de protección y gestión de dichos ecosistemas. Kirui et al., (2013) encontró precisiones de hasta 87,5 % que demostró la capacidad del sensor en el mapeo de los hábitats. El sensor SPOT, también se ha utilizado en el estudio de manglares por Rasolofoharinoro et al., (1998), quienes generaron el primer mapa de inventario de ecosistemas manglar en la Bahía de Mahajamba, Madagascar, basado en el uso de imágenes de éste sensor. Blasco & Aizpuru, (2002) presentaron un mapa de manglares a escala regional empleando imágenes multiespectrales SPOT, y también incluyeron criterios como fenología, fisionomía y densidad de los

manglares. Concheda, Durieux & Mayaux (2008), usaron la metodología basada en objetos con datos SPOT para mapear ecosistemas de manglares en Senegal, también analizaron los cambios de 1986 y 2006 obteniendo una precisión en la clasificación de 86%. Por su parte, Valderrama-Landeros, et al., (2018) evaluaron el uso de diferentes sensores para el mapeo de especies de manglar en México, encontrando la mayor precisión a partir de imágenes Worldview-2 (mayor a 93%), la más baja con imágenes Landsat-8 (64%) y precisiones similares entre los sensores SPOT-5 y el nuevo sensor gratuito multiespectral Sentinel-2 (75% y 78% respectivamente).

Con el avance tecnológico llegaron las imágenes de alta resolución espacial de los sensores IKONOS, Rapideye, GeoEye WorldView, QuickBird, entre otros, permitiendo el monitoreo de coberturas a mayor escala y por ende mejor precisión, por ejemplo, Wang, Silván-Cárdenas & Sousa (2008) usaron dos imágenes IKONOS de diferentes estaciones correspondientes a febrero y mayo de 2004 para caracterizar especies de manglar.

Por su parte, las imágenes hiperespectrales han presentado buenos resultados en cuanto a precisión de clasificación debido a su capacidad espectral. Green et al., (1998) compararon el alcance de diferentes sensores en el mapeo de manglares, destacó una clasificación supervisada de bandas derivadas de análisis de componentes principales PCA y proporciones de bandas, que proporcionó una precisión global de 96% en la discriminación de nueve hábitats de manglar utilizando datos del sensor CASI con una configuración de 8 bandas espectrales y 1 metro de resolución espacial.

En cuanto a las imágenes de radar, éstas se han caracterizado por ser de gran utilidad en las zonas que presentan nubosidad frecuente y por lo tanto no es posible el uso de sensores remotos ópticos. En este sentido, se han desarrollado diversas investigaciones enfocadas a caracterización de superficies de manglar, parámetros estructurales, límites de inundación, estado de salud, deforestación, monitoreo, cantidad de biomasa, entre otras. Para cada una de dichas aplicaciones se han analizado diferentes longitudes de onda, polarizaciones y combinaciones de las

mismas, sensores, técnicas de clasificación, índices y en general diversas metodologías.

Los estudios de identificación y caracterización de manglares utilizando únicamente datos SAR se han enfocado en su mayoría en el potencial de la banda L cuya longitud de onda es mayor y por lo tanto penetra el dosel, indicando parámetros adicionales como inundación, estado y estructura de la vegetación y el suelo. Lucas, et al.,(2007) evaluaron el potencial de la banda L para cuantificar ecosistemas de manglar, características y cambios en Australia, La Guayana Francesa y Malasia, haciendo uso de imágenes AIRSAR y JERS-1; encontraron que el mapeo es más efectivo en zonas donde el manglar bordea áreas no boscosas y donde las diferencias estructurales de las especies se presentan por sectores, también hallaron potencial en los estudios multitemporales para deforestación. Lucas, et al.,(2009) posteriormente desarrollaron una investigación con datos ALOS PALSAR en conjunto del modelo *Shuttle Radar Topography Mission* (SRTM), con el fin de clasificar los bosques utilizando el parámetro de altura del dosel y de detectar cambios para los ecosistemas de manglar para la Guayana Francesa, el sudeste asiático y el norte de Australia, encontrando beneficios en las aplicaciones para zonas con alta presencia de nubes.

Flores De Santiago, Kovacs & Lafrance (2013) desarrollaron una clasificación de manglares mediante la metodología basada en objetos (OBIA) empleando el satélite avanzado de observación ALOS con imágenes de radar de apertura sintética de banda L (PALSAR), de una polarización (HH) y dos polarizaciones (HH + HV), sus resultados indican precisiones de 91.1% y 92.3% para los datos de polarización simple y doble respectivamente para el primer nivel de clasificación, de zonas de manglar y no manglar en las islas Mabala y Yélitono del sur Guinea. La precisión disminuyó para el segundo nivel de clasificación donde se identificaron tres clases de manglar incluyendo mangle rojo alto (*Rhizophora racemosa*), mangle rojo enano (*R. mangle* y *R. harisonii*) y mangle negro (*Avicennia germinans*), presentando mejores resultados con la doble polarización 63.4%, mejorándolos a 64.9% mediante la aplicación de un filtro speckle Lee 3 x 3 y una escala de 5 en la

segmentación. Omar, Hamzah & Ismail (2012) evaluaron la capacidad de las imágenes ALOS PALSAR en el mapeo de grandes áreas de la cubierta forestal tropical en Malasia Peninsular, aprovechando combinaciones de medidas de textura, manipulación de doble polarización HH Y HV con el método de segmentación para clasificar las coberturas forestales. En el estudio, los coeficientes de retrodispersión variaron de -17 a -11 dB para manglares, se encontró que la retrodispersión del bosque tropical es fuerte en la polarización HV y se concluyó que la retrodispersión de PALSAR genera buenos resultados en la diferenciación del bosque con otras clases de uso del suelo, sin embargo, puede limitarse en niveles mayores de clasificación, por lo que se recomienda considerar el uso de modelos digitales de elevación (DEM) que pueden mejorar la distinción de clases altamente relacionadas con la elevación de la tierra.

Por su parte, Trisasongko (2009) aplicó datos AIRSAR de banda L y P totalmente polarimétricos como alternativa para el mapeo de manglares en Mimika Indonesia; adicionalmente comparó los resultados generados a partir de las tonalidades y datos texturales, encontrando una mejora al utilizar la información textural que redujo la tasa de error entre 5 y 6% en la banda L, su investigación indica que los mejores resultados se producen al combinar la descomposición polarimétrica y datos de textura de las imágenes banda L y P.

En el mismo contexto, Rocha de Souza Pereira, Kampel & Cunha-Lignon (2012) utilizaron diferentes combinaciones de datos incoherentes de la banda L para mapear ecosistemas de manglar en la costa Sur del estado de Sao Pablo Brazil. El mejor resultado se obtuvo mediante una clasificación digital en la cual emplearon como datos de entrada 10 atributos incoherentes obteniendo una precisión global de 80.73% y un índice Kappa de 0.739. Las clasificaciones utilizando relaciones de polarizaciones y las polarizaciones (HH, HV, VV) lograron una precisión general más baja 74.55% y 69.46% respectivamente y unos índices kappa de 0.657 y 0.599. El estudio concluye que es posible identificar zonas de manglar de otras coberturas usando imágenes PALSAR, aunque puede haber cierta confusión entre otras

clases, por ejemplo muchas áreas urbanas fueron clasificadas erróneamente como manglar según lo indica la matriz de confusión realizada.

En cuanto a los estudios realizados utilizando la banda C, Kovacs, Zhang & Flores-Verdugo (2008), clasificaron varias opciones de datos ENVISAT ASAR con el propósito de determinar el mejor arreglo para mapeo de manglares en el complejo estuarino de manglares Teacapán-Agua Brava-Las Haciendas en México, la precisión global de éstos mapas aumentó cuando utilizó más de un modo de polarización, sin embargo, también encontró evidente que utilizar tres polarizaciones en vez de dos, sólo mejora ligeramente la precisión. En cuanto al ángulo de incidencia, para todos los casos presentó mejores resultados un ángulo de incidencia mayor. Con el fin de comparar el enfoque Kovacs, Zhang & Flores-Verdugo (2008) también emplearon datos ópticos Landsat TM que proporcionaron una clasificación más precisa por sí solos. Separando una sola clase de manglar, la mayor precisión global utilizando imágenes ASAR fue de 54% comparada con 76% de Landsat TM, cuando se consideraron cuatro diferentes clases representativas del manglar de la zona (manglar muerto, pobre, sano y sano alto) la precisión global se redujo hasta 45% y 63% respectivamente. Utilizando los datos del ASAR fue difícil diferenciar los manglares sanos y sanos altos de las palmas y otros bosques terrestres, resultado que se le atribuye a la limitada penetración de la banda C en el dosel. Los manglares muertos fueron erróneamente clasificados como áreas salinas y de aguas libres de vegetación en las imágenes ópticas, y como tierras agrícolas en los datos SAR, motivo por el cual exponen que el uso de ENVISAT ASAR tiene una utilidad para mejorar la elaboración de mapas realizados con imágenes ópticas, especialmente para el monitoreo de bosques degradados en la costa del Pacífico mexicano, finalmente recomiendan el uso de banda C con una mayor resolución espacial y la evaluación de la banda L de ALOS PALSAR en áreas con manglar degradado como las del estudio en cuestión.

En el mismo sentido, Fonteh, et al., (2016) usaron datos de la banda C con el satélite Sentinel-1 para clasificar coberturas en la zona costera más baja de Douala, Camerún. Aplicaron el algoritmo de máquina de vectores de soporte a una

compilación de bandas que contenían variables de textura como media, correlación, entropía y otros procesamientos de la imagen, con el fin de diferenciar entre agua, asentamientos, tierras desnudas, manglares oscuros, manglares verdes, vegetación pantanosa, caucho bosque costero y otros tipos de vegetación. A manera de comparación, se clasificaron las mismas cubiertas en imágenes Landsat y con una fusión entre los dos tipos de imágenes. Se concluyó que solo las coberturas de asentamientos, agua, manglares, caucho y otra vegetación se pueden clasificar y validar con imágenes Sentinel-1 debido a manchas. La clasificación única del sensor activo produjo la precisión general más baja del estudio con un 65.65% a diferencia del sensor óptico con 88.7%. La sinergia de datos entre Sentinel-1 y Landsat no mostró diferencias significativas en la evaluación de la precisión (88.59%). Los resultados evidenciaron un potencial más bajo para Sentinel-1 para clasificación de cobertura del suelo en el estuarino de Douala en comparación con las imágenes Landsat, sin embargo, resalta que se obtuvieron precisiones comparables cuando se consideraron clases más amplias.

Teniendo en cuenta los resultados obtenidos en diferentes investigaciones que conllevan a concluir que las imágenes SAR por sí solas pueden confundir otro tipo de coberturas principalmente boscosas con los ecosistemas de manglar, muchos estudios han optado por combinar datos SAR con imágenes ópticas para mejorar la precisión de las clasificaciones, no obstante, sigue siendo un desafío mejorar los resultados con enfoques basados únicamente en datos SAR con el fin de aplicarlos en zonas con nubosidad frecuente como ocurre en muchas áreas tropicales.

En este orden de ideas, Jhonnerie, et al., (2015) presentaron una investigación cuyo objetivo es evaluar la precisión de la clasificación de árboles aleatorios (RF) mediante el análisis de imágenes basada en objetos (OBIA) para mapeo de la cubierta de manglar en el río Kembung, isla de Bengkalis, Indonesia utilizando datos Landsat 5TM y ALOS PALSAR FBD, así como algunos índices espectrales derivados de las imágenes ópticas, y compararlos con una clasificación común basada en píxeles (máxima probabilidad MLC). Después de utilizar diferentes combinaciones de entrada para ambas clasificaciones, concluyó que la

mayor cantidad de modelos utilizados produjeron una mayor precisión general y estadística kappa para el clasificador RF. Para cada combinación de datos empleada la metodología de árboles aleatorios tiene una precisión global más alta que la de máxima probabilidad. La mejor discriminación de manglar se logró ingresando la información SAR, Landsat 5TM y las transformaciones espectrales al clasificados RF con una precisión de 81.1% y 0.76 de índice Kappa. En cuanto al clasificador de máxima probabilidad, la mayor precisión alcanzada fue de 77.7% y un Kappa de 0.71 combinando únicamente los datos SAR y Landsat 5TM.

Monzón, et al., (2016) estudiaron un enfoque de análisis gráfico combinado de datos ALOS PALSAR, Landsat y observaciones de campo para detectar la extensión de la cobertura de manglar en tres diferentes zonas de Filipinas. Para ello, realizó una segmentación utilizando mosaicos PALSAR de 25 metros y posteriormente determinó la información estadística de los objetos generados en el software R. Las imágenes ópticas se clasificaron con árboles de decisión y umbrales. Los resultados fueron comparados con la cobertura global de manglar y datos recopilados de la verdad terrestre. Con el fin de resaltar las imágenes de radar como alternativa viable para el mapeo, concluyeron que las áreas de manglar bien establecidas y sin perturbaciones tendrán una alta respuesta de retrodispersión con estructuras que se comparan con bosque terrestre. Estructuras con árboles de manglar menos densos, relativamente más expuestos y con contenido de agua, la tendencia de los valores de retrodispersión será en rangos medios. También se encontraron coeficientes de retrodispersión menores en áreas de manglar más jóvenes, incluyendo los plantados recientemente. En resumen, el estudio demostró el potencial del uso de imágenes SAR para identificar ecosistemas de manglar apoyándose en datos ópticos como índices de vegetación y datos de campo.

En relación a las nuevas tecnologías, son muy escasas las investigaciones realizadas para el mapeo e identificación de manglares utilizando datos SAR, muchas han decidido enfocarse en la determinación de biomasa para lo cual las imágenes SAR tienen grandes alcances. De los estudios más actuales en el mapeo de ecosistemas de manglar utilizando tecnologías modernas, Chen, et al., (2017)

desarrollaron un algoritmo de clasificación utilizando las características biofísicas de los bosques de manglar en China, se tuvieron en cuenta parámetros de verdor, cobertura de dosel e inundación de marea desde una serie temporal de Landsat y criterios de elevación, pendiente e intersección con el mar obtenida de las imágenes Sentinel-1. Éste algoritmo utilizó 6 áreas de entrenamiento y se ejecutó novedosa plataforma Google Earth Engine (GEE) procesando un total de 1941 imágenes Landsat 7/8 y 586 imágenes Sentinel-1 del año 2015. El resultado final fue un mapa de manglares a 30 metros de resolución espacial con una precisión general de usuario/producto mayor a 95% validado con datos de referencia en el terreno.

De manera similar, Portenguen, (2017) hizo uso de la plataforma Google Earth Engine para clasificar zonas de manglar en la provincia de Ca Mau al sur de Vietnam. En éste caso, utiliza datos gratuitos del programa Copernicus, Sentinel-2 y Sentinel-1. Se encuentra que los datos ópticos separan los manglares por su reflectancia espectral especialmente en el espectro del infrarrojo, fue posible separar las especies *Rhizophora Apiculata* y *Avicennia Alba* mediante clasificaciones no supervisadas comparándolas con la verdad de terreno. En cuanto al radar, en la banda C el tipo de dispersión dominante es el de volumen, lo que indica la densidad de la cubierta. Particularmente la polarización VV tiene una buena correlación con los parámetros del dosel. La sinergia de datos fue aplicada en la plataforma Google Earth Engine mediante un algoritmo de bosques aleatorios cuya entrada fue una combinación de datos ópticos con información multitemporal de radar y unas áreas de entrenamiento representativas de la verdad de terreno de cinco tipos de cobertura, agua, área urbana y tres especies de manglar, *Rhizophora Apiculata* en camarones extensos, *Rhizophora Apiculata* en medio natural y *Avicennia Alba*. Se obtiene una precisión general de 87%, siendo menos confiable en las zonas donde se mezclan las especies o en zonas donde la información de entrenamiento fue escasa. El trabajo resalta la utilidad de los datos libres del programa Copernicus en el monitoreo de la cobertura de manglar, al brindar información con frecuencia semanal permitiendo cuantificar con precisión los cambios en el ecosistema.

Otra de las ventajas de las imágenes de radar es la capacidad de determinar la altura de elementos sobre la superficie, esto particularmente ha sido de gran utilidad para el mapeo de manglares según la altura del dosel, parámetro fundamental en la estimación de biomasa de dichos ecosistemas. Existen diferentes estudios para dicho fin, algunos utilizan tecnologías recientes como tanDEM-X de la Agencia Espacial Europea (Lee & Fatoyinbo, 2015), o dispositivos LIDAR (Wannasiri, et al., 2013). Otros estudios aprovechan programas anteriores como la misión topográfica de radar (SRTM) del 2000, que a pesar de ser antiguos son apropiados para estudiar alturas globales de los manglares, pues el crecimiento y expansión de los mismos es un proceso muy lento (Aslan et al., 2016). Hamilton & Casey (2016), demostraron que la tasa promedio de deforestación de los manglares ha sido inferior al 1% desde el año 2000.

Por lo anterior, el modelo SRTM fue utilizado últimamente por Rahman & Aslan (2017) para producir el primer mapa de altura de manglares a escala global con una resolución de 30 m, mejorando mapas anteriormente propuestos. Simard, et al., (2008), también usaron la misión SRTM junto con datos ICESat /GLAS e información de campo para proponer una metodología de mapeo 3D de bosques de manglar con un caso de estudio en la Ciénaga Grande de Santa Marta.

En resumen, los avances de las tecnologías espaciales han permitido el mapeo de los ecosistemas de manglar a diferentes escalas y para diversos objetivos. Aunque la mayoría de los estudios se enfocan en la aplicación de imágenes ópticas, los datos SAR, están proporcionando grandes beneficios, principalmente por su alto potencial para generar información en zonas con frecuente nubosidad, fenómeno que se presenta comúnmente en áreas costeras tropicales. Adicionalmente los sensores activos son muy útiles para la determinación de la altura del dosel, parámetro que permite discriminar entre diferentes tipos de especies e incluso estimar la biomasa del ecosistema. Así mismo, se han estudiado diferentes metodologías para mapear manglares, desde técnicas netamente manuales como la interpretación visual, hasta métodos automáticos que mejoran la precisión con la combinación de múltiples datos y parámetros.

3.2. Marco conceptual

3.2.1. Manglar

Los manglares son ecosistemas presentes en zonas intermareales tropicales y subtropicales, están conformados por plantas de tipo arbóreo o arbustivo (Ball & Farquhar, 1984), normalmente se localizan en sectores con temperaturas altas y constantes, y entre latitudes 30° norte y 30° sur (Kathiresan & Bingham, 2001), aunque pueden encontrarse fuera de esos límites debido a condiciones particulares de corriente, salinidad y oleaje. (Choudhury & Putranto, 1996). Desde la costa el manglar puede penetrarse al interior siguiendo en curso de los ríos hasta donde se encuentra la vegetación de agua dulce. También pueden encontrarse en islas coralinas asociadas propiamente a corales y praderas de fanerógamas (Sánchez-Páez, et.al.,2000). Dentro de sus características se destaca la capacidad de crecer en ambientes extremos con sustratos inestables, altas temperaturas, alto contenido de materia orgánica, amplias fluctuaciones de salinidad, mareas y bajas concentraciones de oxígeno, esto debido a su gran variedad de adaptaciones fisiológicas, morfológicas y reproductivas (Tomlinson, 1986; Hutchings & Saenger, 1987).

La importancia de los manglares radica en la función que cumplen sus componentes bióticos y abióticos dentro del ecosistema y su contribución en el bienestar humano, ecológico, recreacional, social y económico. Son ecosistemas altamente productivos debido al flujo energético que importa nutrientes inorgánicos y produce materia orgánica, lo que los convierte en sistemas abiertos con posibilidad de favorecer a ecosistemas adyacentes (Sánchez-Páez, et.al.2000 y Álvarez-León, 2000). Además, son excelentes evotranspiradores, pues suplen considerablemente de humedad a la atmósfera sirviendo como fuente de enfriamiento para las comunidades cercanas. Actúan como sumideros naturales de CO₂, son agentes detoxificadores y amortiguadores de inundaciones; sirven de refugio, así como de sitios de alimentación y anidación de diversas especies de aves, mamíferos, reptiles, anfibios, peces e invertebrados, (MMA, 2002). Adicionalmente son

formadores de suelo y protegen los litorales de la erosión costera, generan sombra en las playas y favorecen el establecimiento de las tramas tróficas complejas debido a su intercambio de energía con sistemas vecinos. (Sanchez-Paez et al., 2004).

De acuerdo al INVEMAR (2013) Colombia posee 267.860 ha de manglar de las cuales 194.150 ha corresponden al litoral Pacífico y 73.710 ha al Caribe. En el Pacífico los manglares se ocupan una franja casi continua desde el río Mataje al sur del departamento de Nariño, hasta cercanías de Cabo Corrientes en el departamento del Chocó, también se encuentran pequeñas franjas en el golfo de Tribugá, la ensenada de Utría y Juradó, en los límites con Panamá. En la costa Caribe, los manglares se limitan a estrechas franjas inundadas a lo largo de la línea intermareal y algunos parches dentro de lagunas costeras, ciénagas, estuarios y ríos, un gran porcentaje de manglares del Caribe se encuentran en la Ciénaga Grande de Santa Marta, canal del Dique y deltas de los Ríos Sinú y Atrato (INVEMAR, 2013).

En Colombia se reportan nueve especies de manglar, para el Caribe *Avicennia germinans* y *Rhizophora mangle*, son las más abundantes y de mayor aprovechamiento, seguidas por *Laguncularia racemosa*, *Conocarpus erectus* y *Pelliciera rhizophorae*. En el Pacífico, se encuentran además de las cinco especies del Caribe *Rhizophora harrisonii*, *Rhizophora racemosa* y *Mora oleifera*, esta última también conocida como mangle nato (INVEMAR, 2017).

3.2.2. Principios físicos de la teledetección y radar

En teledetección la energía emitida por la superficie de la tierra es capturada por medio de sensores montados sobre una plataforma ya sea aérea o espacial y representada en forma de imagen, además de ser interpretada para diversas aplicaciones (Chuvienco, 1990). Para que se generen procesos de interacción energética en la superficie, debe existir una fuente de energía la cual puede ser natural o artificial; dependiendo de eso, se tienen sensores pasivos que funcionan con la radiación solar y activos que generan su propia energía.

La energía electromagnética interactúa con los elementos de la corteza y puede ser reflejada, absorbida o transmitida, lo cual depende de las propiedades de la cobertura y la longitud de onda de la radiación electromagnética. De ésta manera, la respuesta en una imagen puede variar dependiendo la cantidad de energía reflejada comportándose diferente de acuerdo al objeto y región del espectro electromagnético (Richards, 2009). Dichos comportamientos han sido estudiados con el fin de encontrar patrones que permitan distinguir entre tipos de coberturas y objetos de la tierra para aplicaciones de las diferentes áreas del conocimiento.

Los sensores pasivos capturan información en la región del espectro visible e infrarrojo, su resultado es conocido como imágenes ópticas, la energía representada en dichas imágenes puede verse afectada en su mayoría por condiciones como pigmentación, estructura celular, humedad, y contenido de nutrientes, entre otras. Por otra parte, los sensores activos operan con longitudes de onda del rango de microondas lo que permite mayor penetración en la superficie, son conocidas como imágenes de radar y entre las ventajas con respecto a las imágenes ópticas se destaca que pueden ser capturadas en horas de la noche y que no se ven afectadas por efectos atmosféricos (Chuvienco, 1990; Richards, 2009). En el caso de las imágenes de radar, la rugosidad y las propiedades dieléctricas (altamente influenciadas por la humedad) de las coberturas son los factores que influyen en la cantidad de energía recibida por el sensor, pero las características técnicas del sensor y de la señal emitida también puede variar notablemente la respuesta (Richards, 2009).

3.2.3. Radar de Apertura Sintética (SAR)

Un radar de apertura sintética es un sensor microondas de iluminación lateral montado sobre una plataforma móvil, que produce una imagen fina de la superficie de observación (Figura 1). De manera similar a un radar de apertura real (RAR), transmite ondas electromagnéticas a intervalos regulares sobre una región de interés y recibe la energía retrodispersada de los elementos de la región. Sin embargo, la técnica avanzada SAR permite simular una antena mediante la

sucesión de señales recibidas por una antena real situada en una aeronave. Ésta antena es denominada apertura sintética, y su principio se basa en el efecto Doppler el cual afecta la observación cuando existe un movimiento relativo entre un elemento y el sensor.

Para producir una imagen SAR, el sensor debe desplazarse a cierta altura sobre la zona y capturar sucesivamente los pulsos en función de su amplitud, fase, polarización y tiempo de retorno, parámetros que posteriormente son procesados para formar una imagen de la superficie capturada (Moreira et al, 2013; Torres, 2011).

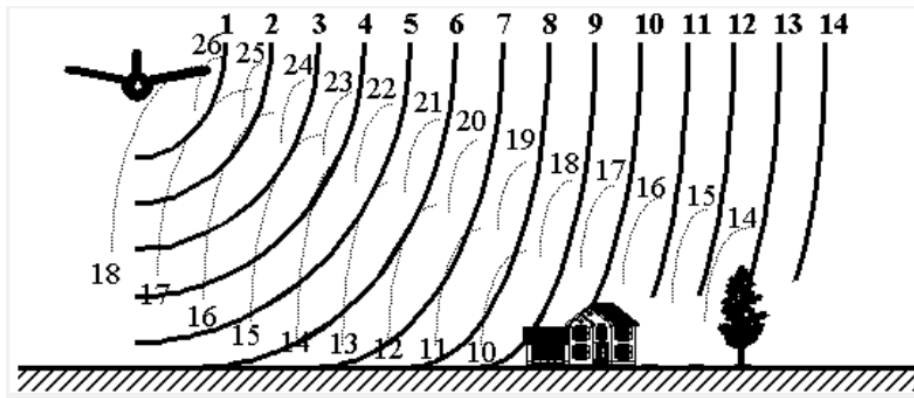


Figura 1. Radar de Apertura Sintética (SAR). Fuente: Paul Messina, CUNY NY, after Drury 1990, Lillesand and Kiefer, 1994

Dentro de las características más inherentes de un SAR frente a otras tecnologías de teledetección, se destaca la posibilidad de generar imágenes sin que la respuesta se vea afectada por nubes u otras condiciones atmosféricas, además, puede obtener imágenes tanto en el día como en la noche por llevar consigo la fuente de energía (Cumming & Wong, 2005). Sin embargo, la interpretación de las imágenes SAR puede ser más compleja que las ópticas, aunque por ser un sensor activo, los parámetros de adquisición pueden ser controlados.

Ecuación del radar

La ecuación del radar, relaciona fundamentalmente la potencia recibida con la potencia transmitida en presencia de un objetivo caracterizado por la llamada sección eficaz al radar (Radar Cross Section) σ^0 (Henri, 2008):

$$P_r = P_e \frac{G^2 \lambda^2 \sigma^0}{4\pi^3 R^4 a} \quad (1)$$

Donde, P_r : potencia recibida, P_e : potencia enviada por el radar, G : ganancia de la antena, λ : longitud de onda, R : distancia entre la antena y el blanco y a es la pérdida debido a la absorción del medio de propagación (Henri, 2008).

Un factor muy importante de ésta ecuación es el coeficiente de retrodispersión σ el cual depende de factores de la superficie tal como rugosidad, constante dieléctrica, topografía y también de algunos parámetros del sistema como el ángulo de incidencia. (Mayor detalle acerca de este tema en la Pag 24).

Geometría de adquisición SAR

Para comprender el funcionamiento de un SAR es necesario describir los elementos básicos de la geometría de adquisición, (Figura 2):

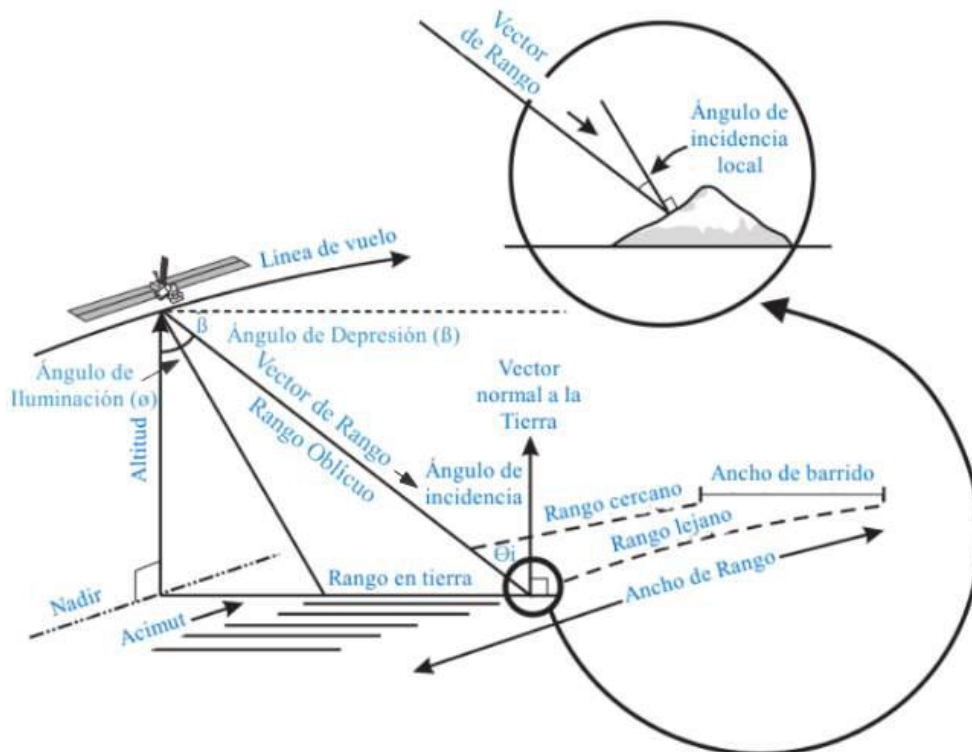


Figura 2. Geometría de adquisición SAR. Fuente: (ITC, 2004), modificado por (Moncayo 2017)

Altitud: distancia perpendicular entre el sensor y la superficie del terreno (ITC, 2004).

Nadir: intersección entre la superficie terrestre y la normal a ella que pasa por el satélite (Panozzo, 2013).

Ancho de barrido: es la porción de la superficie terrestre iluminada por el SAR con la cual se genera la imagen, es la distancia entre los rangos cercano y lejano.

Rango cercano: sector de la imagen más cercano a la línea de vuelo del satélite o al nadir.

Rango lejano: sector de la imagen más lejano a la línea de vuelo del satélite o al nadir.

Rango oblicuo: es la distancia entre la antena y el objeto ubicado sobre la superficie de la tierra.

Rango en tierra: es la proyección del rango oblicuo en la tierra.

Ángulo de iluminación: es el ángulo entre la vertical de la antena con el suelo y el pulso transmitido al objetivo en la tierra (ITC, 2004).

Ángulo de depresión: ángulo entre la línea horizontal de la antena y el pulso transmitido al punto de incidencia (Henderson & Lewis, 1998).

Ángulo de incidencia: ángulo entre la línea del pulso del sensor y la vertical local, con referencia al geoide, es uno de los factores con mayor incidencia en el coeficiente de retrodispersión.

Una plataforma que se desplaza con velocidad V sobre una órbita a una altura h lleva una antena de radar de observación lateral que ilumina la superficie de la tierra mediante pulsos microondas. A diferencia de la visión vertical en donde los ecos recibidos por la antena arribarán al mismo tiempo, en la visión lateral la harán a diferentes tiempos, lo que permite distinguirlos entre sí y determinar la distancia hasta el sensor en la dirección perpendicular al vuelo (rango).

Adquisición en Rango

El sensor envía pulsos cortos modulados linealmente en frecuencia conocidos como “chirps”, éstos son enviados en dirección aproximadamente perpendicular al vector de desplazamiento de la plataforma con una duración determinada T_p , una frecuencia central f_c , y una tasa de variación de la frecuencia K (Panozzo, 2013).

El rango de un punto sobre la tierra puede ser medido como la distancia del mismo a la trayectoria de vuelo (Rango Oblicuo: *Slant Range*), o como la proyección de dicha distancia sobre la superficie terrestre (Rango en Tierra: *Ground Range*). La resolución del rango oblicuo r_{sl} es independiente de la altura de la órbita y está dada por la Ecuación (2) (Martinis, 2010):

$$r_{sl} = \frac{CT_p}{2} \quad (2)$$

Siendo C la velocidad de la luz y T_p la duración el pulso transmitido.

Por otro lado, la resolución del rango en tierra se obtiene a partir de la proyección de r_{sl} sobre la superficie. Y se obtiene dividiendo el rango oblicuo por el seno del ángulo de incidencia θ_i como se muestra en la siguiente Ecuación (3) (Raney 1998):

$$r_{gr} = \frac{r_{sl}}{\sin \theta_i} \quad (3)$$

El ángulo de incidencia aumenta desde el rango cercano hacia el lejano; por lo tanto, al dividir por el seno de dicho ángulo, la resolución en tierra resulta mejor en el rango lejano que en el cercano (Panozzo, 2013).

Adquisición en Acimut

En un SAR un blanco es iluminado por una serie de haces desde un momento t_1 hasta un momento en el queda fuera del cubrimiento de la antena t_2 . El estudio de los cambios de fase en la señal a lo largo de todo el tiempo que fue iluminado, permite obtener una resolución tan fina como si el blanco hubiera sido capturado

por una antena cuyo tamaño de la apertura real fuera correspondiera a la distancia entre los puntos correspondientes a los tiempos t_1 y t_2 . A dicha distancia, se le conoce como apertura sintética de la antena (Curlander & McDonough, 1991). La dimensión de la apertura sintética L_{AS} está dada por la Ecuación (4) (Olmsted, 1993):

$$L_{AS} = \frac{\lambda R_0}{L_a} \quad (4)$$

Donde λ es la longitud de onda, R_0 el rango cercano y L_a el tamaño de la antena e dirección del acimut.

La resolución óptima en acimut es la mitad de la longitud de la antena en tal dirección como se define en la Ecuación (5) (Lillesand, Kiefer & Chipman, 2014):

$$\rho_a = \frac{L_a}{2} \quad (5)$$

Como se puede apreciar, la resolución de SAR es independiente a la altura del sensor y longitud de onda, solo depende de la dimensión de la antena (Lillesand, Kiefer & Chipman, 2014). De la misma manera, la resolución en acimut de un SAR es constante a lo ancho de todo el barrido y las antenas más cortas producen mejores resoluciones en acimut (Lusch, 1999).

Longitud de onda

La mayoría de los radares de observación de la tierra operan en longitudes de onda entre los 0,5 cm y 75 cm. A cada frecuencia de microondas se le ha asignado una banda identificada con letras. Dentro de las más utilizadas en imágenes SAR se encuentran las siguientes:

Banda-X: desde 2.4 a 3.75 cm (12.5 to 8 GHz).

Banda-C: desde 3.75 a 7.5 cm (8 to 4 GHz).

Banda-S: desde 7.5 a 15 cm (4 to 2 GHz).

Banda-L: desde 15 a 30 cm (2 to 1 GHz).

Banda-P: desde 30 a 100 cm (1 to 0.3 GHz).

La capacidad de penetración de la onda se incrementa con su longitud, y la elección de la misma depende el objetivo de estudio.

Polarización

La polarización de una onda describe la orientación y forma del vector eléctrico en un plano ortogonal a la dirección de propagación en función del tiempo (Ulaby & Elachi, 1990). En el caso el caso general, el vector eléctrico en el plano ortogonal a la dirección de propagación de la onda es figura elipse y por lo tanto la onda se conoce como polarizada elípticamente; existen casos particulares, si la figura trazada es una línea recta se dice que es una onda polarizada linealmente y si es un círculo se le llama polarizada circularmente.

La onda puede ser polarizada en muchos ángulos; sin embargo, solo se utilizan las orientaciones verticales u horizontales (Lusch, 1999). La Figura 3 muestra a la derecha el ejemplo de una polarización vertical y a la izquierda una horizontal.

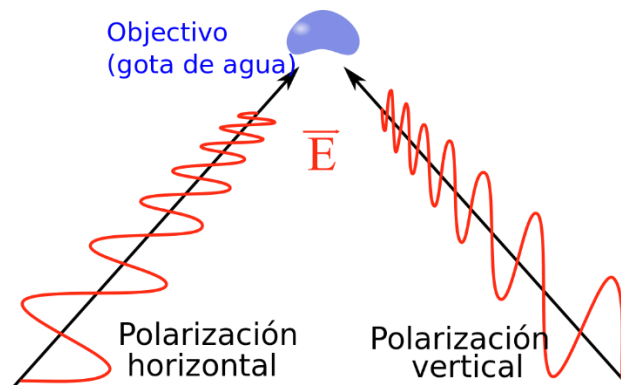


Figura 3. Polarización horizontal y vertical. Fuente: https://upload.wikimedia.org/wikipedia/commons/5/59/Radar-polarisation_es.svg

En las imágenes de radar es de suma importancia la polarización de la onda electromagnética, ya que la respuesta de la señal puede variar de acuerdo a la orientación transmitida y recibida de la misma para las diferentes coberturas o

elementos de la superficie. De acuerdo a lo anterior, existen cuatro formas de polarización en las imágenes SAR abreviadas de la siguiente manera:

- HH: transmisión horizontal, recepción horizontal
- VV: transmisión vertical, recepción vertical
- HV: transmisión horizontal, recepción vertical
- VH: transmisión vertical, recepción horizontal

Los satélites de radar pueden tener una, dos o cuatro polarizaciones, y dependiendo de ello la imagen tendrá la misma cantidad de bandas.

Coefficiente de retrodispersión σ_0

Un sensor SAR produce imágenes basadas en la intensidad de la energía reflejada o también conocida como retrodispersión (σ_0) que depende de diferentes factores físicos de la onda y su interacción con los elementos.

Dentro de los parámetros más influyentes en el valor de la retrodispersión están los provenientes del sensor tales como el ángulo de incidencia, longitud de onda y polarización, y los relacionados con la superficie como la constante dieléctrica y la rugosidad (SARMAP, 2008). Su valor puede expresarse de diferentes formas, en niveles de potencia, amplitud y de forma logarítmica, por ejemplo en decibeles (Salvia, 2014).

Influencia del ángulo de incidencia

El ángulo de incidencia es el ángulo medido entre la dirección de iluminación del sensor y la vertical de la superficie del terreno (Figura 4), varía dependiendo de la altura del radar, razón por la cual, la geometría de la imagen cambia de punto a punto en la dirección del rango, lo que sumado a la inclinación local de la superficie influye directamente en la intensidad de cada píxel. En las imágenes de radar el relieve modifica el ángulo de incidencia transformando la superficie real en la superficie proyectada sobre la imagen. Cuando el ángulo es mayor a la pendiente, en la imagen las distancias reales aparecen acortadas. Por lo tanto, la pendiente incide más en los ángulos incidentes pequeños que en los grandes. Cada tipo de

superficie puede tener diferentes respuestas dependiendo el ángulo de incidencia (Buemi, 2012).

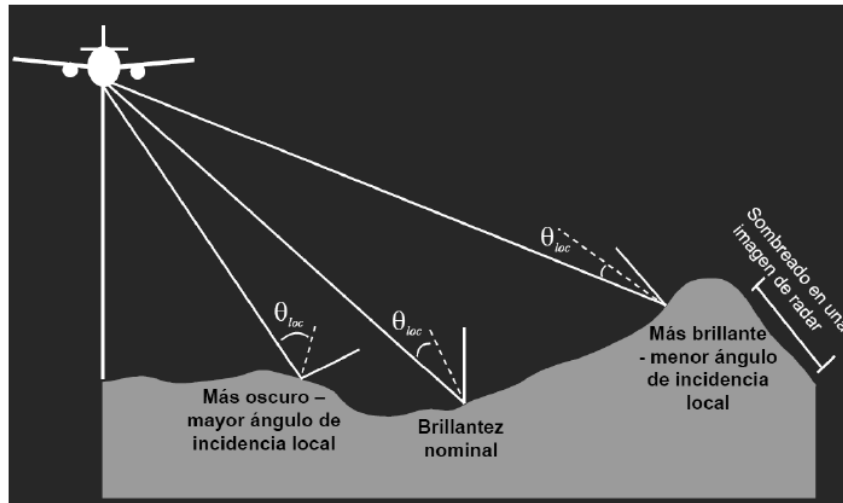


Figura 4. Ángulo de incidencia SAR. Fuente: Globe SAR

Influencia polarización

El coeficiente de retrodispersión depende de la polarización de la onda incidente y de la componente de polarización detectada por el sensor. De ésta manera, una superficie está caracterizada (para una longitud de onda y ángulo de incidencia dados) por una matriz de cuatro coeficientes de retrodispersión, donde sus índices corresponden a la polarización incidente y dispersada:

$$\begin{bmatrix} \sigma_{HH} & \sigma_{HV} \\ \sigma_{VH} & \sigma_{VV} \end{bmatrix}$$

Así que, una misma zona puede tener cuatro diferentes imágenes correspondientes a los modos HH, HV, VH y VV (Buemi, 2012).

Influencia de la constante dieléctrica

La constante dieléctrica mide el grado de permeabilidad del material al campo eléctrico en el cual se encuentra sumergido. De cierto modo, es la capacidad del material para absorber, reflejar y transmitir la energía de las microondas (CCRS, 2001). El contenido de agua afecta considerablemente el valor de la constante

dieléctrica la cual aumenta de manera casi lineal. Dicho valor también depende de la frecuencia de la onda y para microondas incidentes en elementos comunes de la cubierta terrestre, la constante dieléctrica varía de 3 a 8 en superficies secas y puede ser de 80 para el agua (Henderson & Lewis, 1998).

3.2.4. Tipos de dispersión

Por otra parte, las características de la superficie también influyen en la respuesta de la retrodispersión, de acuerdo a la forma de interacción de la onda con los elementos de la corteza se pueden presentar los siguientes tipos de dispersión (Figura 5):

- Dispersión especular: sucede cuando el haz de luz interactúa con una superficie lisa y se comporta como un espejo, donde la señal incidente tiene dirección opuesta a la dispersada y por lo tanto la energía que vuelve al radar es mínima, representándose en la imagen mediante tonos oscuros (Monela, 2014).
- Dispersión difusa: se da cuando la superficie es áspera, el haz de luz incidente se refleja en diversas direcciones y se representa en la imagen mediante diferentes tonos de grises (Monela, 2014).
- Dispersión doble rebote: se presenta en el caso en que la señal emitida interactúe con dos superficies lisas perpendiculares entre sí, el resultado en la imagen es de intensidades muy altas por lo tanto tonos claros. Las áreas urbanas y los troncos de árboles sobre áreas inundadas son los ejemplos más conocidos de éste tipo de dispersión (Monela, 2014).
- Dispersión de volumen: relacionada con los procesos de reflexión múltiple dentro de una cobertura densa y homogénea, se presenta generalmente en las copas de árboles de un bosque. La intensidad depende de la longitud de onda y propiedades del elemento dispersor principalmente la constante dieléctrica (CCRS, 2001).

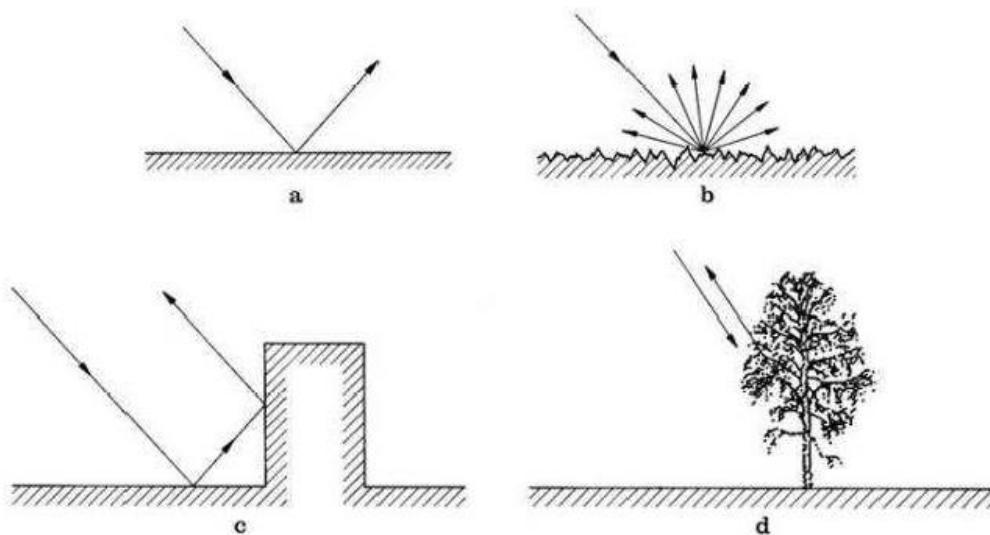


Figura 5. Mecanismos de dispersión. (a) Dispersión especular (b) dispersión difusa.(c) Dispersión doble rebote.(d)Dispersión volumen Fuente: (Richards & Jia, 2005)

3.2.5. Distorsiones geométricas imágenes SAR

Las imágenes SAR presentan diferentes distorsiones en la geometría de la imagen, algunas se deben directamente al funcionamiento del sistema y otras dependen del terreno, a continuación se describen cada una de ellas:

Desplazamiento topográfico

Teniendo en cuenta que la captura de imagen SAR es oblicua por la iluminación lateral, se pueden presentar desplazamientos por el relieve, estas distorsiones pueden ser graves, los tres efectos más comunes de desplazamiento topográfico son: escorzo o acortamiento, inversión por relieve y sombras. (ITC, 2004).

Acortamiento: en las imágenes de radar consiste en la apariencia de compresión de aquellas características de la escena que están inclinadas hacia el sensor. (Henderson & Lewis, 1998).

Inversión por relieve: se presenta cuando el haz del radar alcanza la parte superior de una pendiente antes de la parte inferior, así que en la imagen la pendiente se forma al revés y se presentan en tonos muy brillantes (ITC, 2004).

Las sombras indican zonas del terreno que no son alcanzadas por el haz del radar debido a la geometría de visualización y topografía de la escena, y por lo tanto se representan en la imagen en tonos muy oscuros. Son más comunes si el terreno tiene pendientes pronunciadas y la imagen es adquirida con ángulos de incidencia relativamente grandes (CCRS, 2001).

Distorsiones en escala

El radar mide la distancia de los objetos en el rango oblicuo en lugar de la verdadera dimensión en el terreno, por ésta razón, la imagen presenta diferentes escalas que varían desde el rango cercano al rango lejano, esto se traduce en que los objetos del rango lejano se comprimen en relación a los del rango cercano. Por tal motivo, para una adecuada interpretación, la imagen debe ser corregida transformando la geometría al rango en tierra (ITC, 2004).

3.2.6. Distorsiones radiométricas

Las distorsiones geométricas anteriormente mencionadas también afectan la imagen radiométricamente, esto debido a que la energía retrodispersada se recoge en el r_{sl} , cuando el sensor almacena información proveniente de una pendiente, lo hace en un área reducida, esto se traduce en altos niveles digitales debido a la respuesta combinada de varios objetos. Las caras de las pendientes en una imagen de radar se visualizan muy brillantes. Desafortunadamente, éste efecto aún no puede ser corregido. Por esta razón, la inversión por relieve y zonas de sombra no pueden ser utilizadas para interpretación, aunque son útiles para la comprensión de la topografía del terreno (ITC, 2004).

La única calibración radiométrica que se aplica en SAR tiene como objetivo generar imágenes en magnitudes físicas en las que los valores del píxel puedan asociarse directamente con el coeficiente de retrodispersión.

3.2.7. Speckle

Las imágenes SAR se ven afectadas por un efecto inherente tipo “ruido” conocido como moteado o lo que traduce en inglés como *speckle*, que evidencia en las

imágenes un aspecto granulado de sal y pimienta por una secuencia aleatoria de píxeles blancos y negros que degrada la calidad de las mismas. La señal total retrodispersada es el producto de la suma coherente de diversas señales devueltas aleatoriamente de los objetos contenidos en el área. Dependiendo de la estructura del objetivo y la ubicación de la antena las ondas interferirán constructiva o destructivamente. El efecto del speckle generalmente aumenta con la intensidad de la señal (Oliver & Quegan, 2004; Edrosa, 2011).

Durante el procesamiento de los datos obtenidos con radar, pueden generarse varias imágenes de una misma región, cada una de las cuales se conoce como miradas o su traducción en inglés *looks*. Uno de los métodos para reducir el efecto del speckle en las imágenes SAR está basado en el promedio incoherente de la señal de acimut contenida en los *looks* y por lo tanto se conoce como *multilooking* (Lopinto, 2010), otro método utilizado es la aplicación de filtros adaptativos, los cuales buscan disminuir el moteado preservando los bordes y detalles, por ejemplo el filtro Lee (Buemi, 2012; Lee, 1981)

Multilooking

Un enfoque efectivo para suprimir el ruido aleatorio es el procesamiento multilooking que consiste en la suma incoherente de algunas subimágenes independientes. Dicho procedimiento consta de dos pasos, en el primero genera un par de imágenes complejas de baja resolución utilizando diferentes subbandas de los datos y en el segundo paso todas las miradas se promedian sumando el cuadrado de magnitud y después se realiza una raíz cuadrada (Cumming & Wong, 2005):

$$z(k) = \sqrt{\sum_{i=1}^L |x_i(k)|^2} \quad (6)$$

Donde, L denota el número de miradas (looks). Estadísticamente el proceso de *multilook* mantiene la media, pero reduce la varianza de la intensidad del blanco, razón por la que disminuye el moteado.

Matriz de covarianza para datos de dos polarizaciones

Para los datos de dos polarizaciones el vector de dispersión de una sola mirada (look) se puede simplificar en la Ecuación (7) (Lee, et al., 1994).

$$\mathbf{u} = [S_1 \ S_2]^T \quad (7)$$

Donde T indica la transpuesta, S_1 o S_2 representa uno de los elementos S_{hh} , S_{hv} y S_{vv} en cualquier orden, siendo $S_1 \neq S_2$.

El proceso de *multilooking* en imágenes de dos polarizaciones puede ser representado por la matriz de covarianza con n - miradas por la Ecuación (8) (Lee., et al, 1994).

$$\mathbf{R} = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n \mathbf{u}(k) \mathbf{u}(k)^H = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n \begin{bmatrix} |S_1(k)|^2 & S_1(k) S_2(k)^* \\ S_1(k)^* S_2(k) & |S_2(k)|^2 \end{bmatrix} \quad (8)$$

Donde, el superíndice $*$ significa conjugado complejo y H indica la transposición compleja conjugada y $\mathbf{u}(k) = [S_1(k) \ S_2(k)]^T$ se refiere a la k mirada de la imagen.

Filtro Gamma-MAP

El filtro máximo a posteriori (MAP) busca estimar el valor original del píxel, que se asume debe estar entre la media local y el nivel digital del píxel degradado (actual). Se maximiza a priori la función de densidad de probabilidad respecto a la imagen original. El algoritmo para la aplicación del filtro gamma MAP se describe en la Ecuación (9) (Frost, et al., 1982).

$$\hat{I}^3 - \bar{I}\hat{I}^2 + \sigma(\hat{I} - ND) = 0 \quad (9)$$

Donde, \hat{I} es el valor buscado, \bar{I} representa la media local, ND el nivel digital de entrada (inicial) y σ corresponde a la varianza de la imagen original.

Filtro Refined Lee

Funciona de manera similar al filtro Lee de un solo canal, pero existe una diferencia fundamental. El filtro polarimétrico refinado de Lee de única polarización, utiliza una

ventana no cuadrada alineada con bordes que se basa en estadísticas locales (Lee, Grunes & De Grandi, 1999). Para el caso de datos polarimétricos, la ventana alineada al filo y el peso del filtro están dados por la imagen que involucra las características de todas las polarizaciones y el peso determinado es aplicado de igual forma a los elementos de la matriz de covarianza.

3.2.8. Correcciones geométricas

Las correcciones geométricas tienen como objetivo que cada píxel se encuentre en la ubicación planimétrica correspondiente a un sistema de coordenadas conocido, esto permite que los datos de sensores remotos, puedan ser relacionados correctamente con elementos de la superficie terrestre y con datos históricos para el monitoreo de ecosistemas y sus cambios. A nivel operacional es posible agrupar los tipos de correcciones geométricas en dos grupos, las sistemáticas y las no sistemáticas. Las primeras buscan corregir los errores presentados por esfericidad, inclinación de la órbita y esfericidad de la tierra. Éstas generalmente son aplicadas por las agencias espaciales antes de entregar el producto al usuario. Las segundas se refieren a los efectos de relieve y movimientos de la plataforma satelital, pueden ser corregidas por la agencia o por el usuario mediante rectificación o registro (Moncayo, 2017).

La rectificación de una imagen se refiere a convertir la geometría de la misma a planimétrica, es decir, asociar la imagen a un sistema de coordenadas conocido, y es de suma importancia para determinar mediciones. Para ellos se hace uso de coordenadas conocidas ya sean de puntos tomados en campo con GPS o de otra fuente confiable (mapas, imágenes ya rectificadas, etc). En cuanto al registro, consiste en el alineamiento de dos o más imágenes de la misma zona geográfica y de geometría similar para que coincidan entre sí (Jensen, 1996).

3.2.9. Descomposición polarimétrica H- α

Las descomposiciones polarimétricas son técnicas utilizadas para generar discriminadores basados en las polarizaciones de la imagen con fines de análisis,

interpretación y clasificación de datos SAR (Penta, et al., 2013). Existen dos tipos de descomposiciones polarimétricas, uno es la descomposición coherente que se basa en la matriz de dispersión, mientras que la otra conocida como descomposición incoherente es basada en las matrices de coherencia o covarianza (Zhang, et al., 2008).

La descomposición H- α es un método de descomposición incoherente basado en entropía para datos de polarización cuádruple propuesto por Cloude y Pottier en 1996. Éste método se basa en la hipótesis de que las características de dispersión de polarización pueden ser representadas en el espacio de la entropía H y un ángulo de dispersión promedio α , mediante el análisis de valores propios de las matrices generadas. Y no se basa en el supuesto de una distribución estadística subyacente particular, razón por lo cual está libre de aquellas restricciones físicas impuestas por aquellos modelos multivariados (Cloude & Pottier, 1996). A pesar de que la metodología inicial utiliza las cuatro polarizaciones, también se ha estudiado la descomposición H- α con dos polarizaciones (Cloude, 2007), que es empleada en el presente trabajo de grado.

Extracción de parámetros H- α

Para la extracción de los valores de entropía (H) y ángulo alpha (α) es necesaria la matriz de coherencia, cada píxel de una imagen de doble polarización representa una matriz de coherencia 2×2 , $[T_2]$ la cual es definida, hermitiana y no negativa.

$$[T_2] = \begin{bmatrix} T_{11} & T_{12} \\ T_{21} & T_{22} \end{bmatrix} \quad (10)$$

La descomposición H- α se calcula mediante el análisis de los valores propios de la matriz de coherencia $[T_2]$ tal como se muestra a continuación (Cloude & Pottier, 1996):

$$[T_2] = \begin{bmatrix} T_{11} & T_{12} \\ T_{21} & T_{22} \end{bmatrix} = U \begin{bmatrix} \lambda_1 & \\ & \lambda_2 \end{bmatrix} U^H = \lambda_1 u_1 u_1^H + \lambda_2 u_2 u_2^H \quad (11)$$

$$U = \begin{bmatrix} u_{11} & u_{12} \\ u_{21} & u_{22} \end{bmatrix} = [u_1 \ u_2] \quad (12)$$

$$u_{i=1,2} = e^{j\phi_i} [\cos \alpha_i \ \sin \alpha_i e^{j\delta_i}]^T \quad (13)$$

U^H denota la transpuesta, es decir es equivalente a U^{*T} .

Teniendo los valores propios λ_1 y λ_2 y los vectores propios asociados u_1 y u_2 obtenidos de la matriz de coherencia, es posible calcular la entropía H Ecuación (14), la cual define el grado de aleatoriedad de cada tipo de dispersión diferente dentro del conjunto, y el ángulo α Ecuación (15), es el parámetro medio para identificar el mecanismo de dispersión dominante con mayor precisión, por ser un parámetro invariante por rotación, y puede ser utilizado para asociar los elementos con las propiedades físicas del medio (Zhang, et al., 2008):

$$H = \sum_{i=1}^2 -P_i \log_2 P_i \quad (14)$$

$$\alpha = \sum_{i=1}^2 P_i \cos^{-1}(|u_{1i}|) \quad (15)$$

Donde P_i Ecuación (16) corresponde a las pseudo-probabilidades obtenidas de los valores λ_1 y λ_2 . Teniendo en cuenta que los valores propios son de rotación invariante, la entropía y α también son parámetros de rotación invariante:

$$P_i = \frac{\lambda_i}{\sum_{j=1}^2 \lambda_j}, \quad i = 1,2 \quad (16)$$

Los valores de entropía están entre 0 y 1, donde un valor alto indica una entropía mayor en el píxel. Los valores de α varían entre 0 y 90 grados.

Interpretación del espacio H- α

El plano H- α se divide en nueve regiones básicas las cuales caracterizan diferentes comportamientos de dispersión (Figura 6) (Cloude & Pottier, 1996). De ésta manera es posible determinar tipo de dispersión de un píxel en una imagen SAR polarimétrica comparando los parámetros de entropía y alpha con umbrales fijos. Los límites de las regiones están establecidos con base a los mecanismos de dispersión pero pueden ser modificados para un conjunto de datos particular.

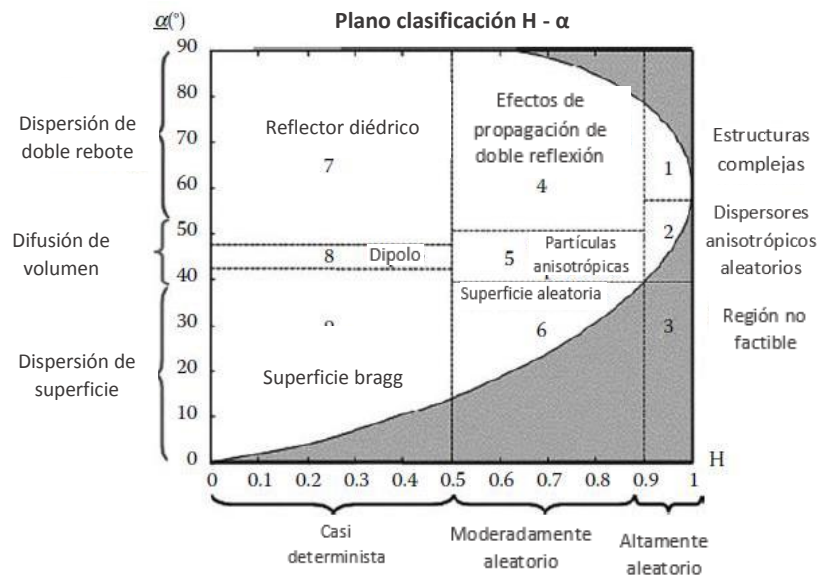


Figura 6. Plano clasificación H- α . Modificado de: (Cao y Hong, 2005)

Cada zona se describe de la siguiente manera:

Zona 1: Dispersión de doble rebote, alta entropía.

Zona 2: Dispersión de volúmen, alta entropía (ej. copas de árboles).

Zona 3: Dispersión de superficie, alta entropía.

Zona 4: Dispersión doble rebote, entropía media.

Zona 5: Dispersión de volumen, entropía media (ej. vegetación).

Zona 6: Dispersión de superficie, entropía media.

Zona 7: Dispersión de doble rebote, baja entropía

Zona 8: Dispersión de volúmen, baja entropía

Zona 9: Dispersión de superficie, baja entropía (ej. superficies rugosas).

Como se mencionó anteriormente el parámetro α permite la identificación del proceso de dispersión, si $\alpha=0$ la dispersión está relacionada con una superficie plana, si es aproximada a 45° se relaciona con un dipolo y se varía entre 45° y 90° la respuesta es un doble rebote. Los valores más bajos de entropía indican que es más fácil extraer información de la dispersión, mientras que un valor alto de entropía significa que hay más de un mecanismo de dispersión y que son iguales en fuerza, por lo tanto hay mayor dificultad en discriminar la dispersión a medida que aumenta la entropía (Sakshaug, 2013).

3.2.10. Interacción de la señal SAR con bosques de manglar

Como se ha venido mencionando, en las imágenes SAR se evalúa y analiza el coeficiente de retrodispersión y los mecanismos de dispersión. Éstos factores dependen de diversos parámetros propios del sistema, además de las características de la superficie.

La interacción que tiene la señal en los bosques de manglar depende como primer orden de la longitud de onda. Las microondas con su potencial de atravesar el dosel, ofrecen la oportunidad de diferenciar coberturas de bosque por su estructura. Sin embargo, la retrodispersión no solo depende de longitud de onda, pues también influye el ángulo de incidencia, polarización, orientación de la estructura y otros factores del sensor y la superficie. La Figura 7 muestra algunas posibilidades de penetración de la onda en diferentes escenarios de manglar.

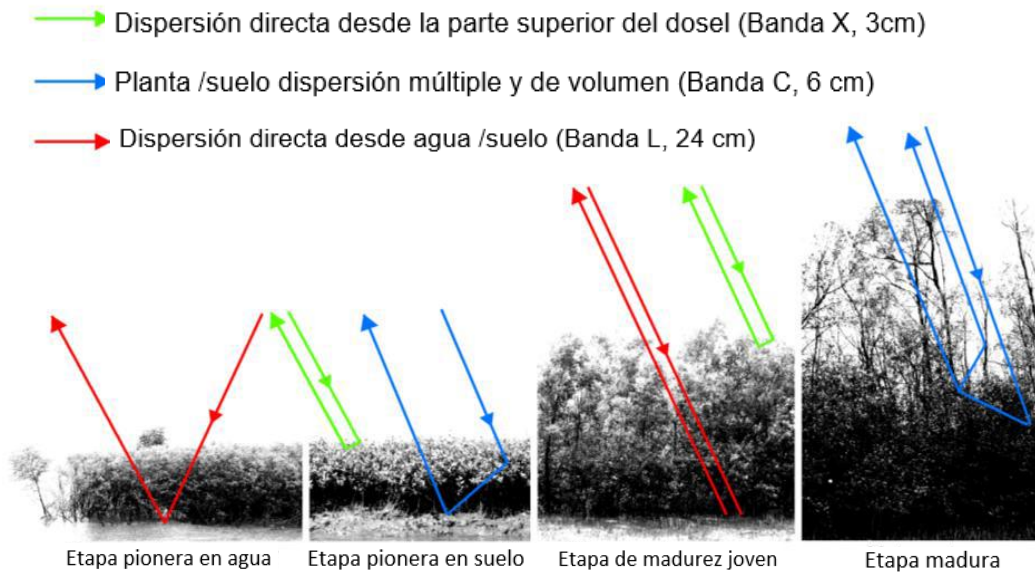


Figura 7. Mecanismo de dispersión dominante en diferentes etapas de crecimiento de manglar, dependiendo de la longitud de onda del radar. Modificado de: (Kuenzer, et al., 2011)

Proisy, et al., (2000) y Lucas, et al., (2002) describieron las relaciones entre la estructura de soporte de los ecosistemas de manglar y las respuestas de la retrodispersión. Los soportes mostraron que la retrodispersión aumenta debido al grado de variabilidad estructural. El mecanismo dominante de manglar en la banda C fue dispersión de volumen y en la banda L doble rebote. Los bosques con dosel homogéneo y cerrado ofrecen una respuesta más baja como resultado de la respuesta lisa del dosel. La transición del ecosistema de una etapa joven a una etapa madura, trae consigo el aumento en la dispersión de volumen en las bandas C y L, debido a los cambios estructurales en la hoja y rama (Proisy, et al., 2000; Proisy, et al., 2003; Kuenzer, 2011).

La estructura de soporte y la superficie adyacente son determinantes en el coeficiente de retrodispersión. La superficie es muy áspera en época seca o de marea baja con suelo no inundado. Cuando el suelo adyacente contiene una cantidad mínima de agua y las raíces están expuestas, domina la dispersión de volumen en la banda L polarización HH. Durante la temporada húmeda, o marea alta, el agua invasora crea una superficie lisa y por lo tanto domina la dispersión especular (Wang & Imhoff, 1993). Cuando la onda penetra el dosel e interactúa con

la estructura del bosque y la superficie de agua, se presenta el mecanismo de dispersión de doble rebote, el cual es más pronunciado en ángulos de incidencia menores (Wang & Imhoff, 1993). En ángulos de incidencia más grandes predomina la dispersión de volúmen.

3.2.11. Clasificador Bosques Aleatorios

El algoritmo de aprendizaje automático Bosques Aleatorios o como se conoce comúnmente por su traducción en Inglés Random Forest (RF), fue descrito por Breiman (2001). Consiste en una combinación de árboles predictores, donde cada árbol depende de los valores de un vector aleatorio probado de manera independiente y con la misma distribución para todos los árboles. Los vectores aleatorios corresponden a los valores de los píxeles correspondientes a las áreas de entrenamiento en toda la superposición de bandas espectrales, índices o descriptores que se utilizan como entrada para clasificar. Cada árbol construido por Random Forest proviene de un subconjunto de vectores aleatorios, el cual es entrenado con los datos aportados por los predictores, para generar un voto de mayoría para la clase más popular (Breiman, 2001; Cutler Cutler & Stevens, 2012).

Una de las grandes ventajas del algoritmo RF es la capacidad de estimar el error a partir de una nueva clasificación en la que los datos de entrada corresponden a las áreas de entrenamiento que no fueron utilizadas en la selección aleatoria inicial. El error de generalización de la clasificación RF depende de la fuerza de los árboles individuales en el bosque y la correlación entre ellos (Breiman, 2001; Cutler Cutler & Stevens, 2012).

3.2.12. Evaluación de la exactitud en imágenes SAR

Una manera de expresar la exactitud de los mapas obtenidos con imágenes satelitales es evaluar el porcentaje del mapa que ha sido correctamente clasificado al compararlo con la verdad del terreno. El objetivo no solo es analizar el mapa en general sino la exactitud de cada clase en particular, para ello un método muy

utilizado es la matriz de confusión (Story & Conglaton, 1986). También es común calcular el índice estadístico kappa.

Matriz de confusión

La matriz de confusión tiene como objetivo representar los conflictos que se presentan entre las diferentes clases de un mapa temático. En las columnas se establece la información de referencia de la verdad de terreno y en las filas el resultado de la clasificación a evaluar (Figura 8). La diagonal representa el número de puntos de validación en donde corresponden las dos fuentes (mapa y verdad de terreno). Mientras los datos marginales muestran los errores de clasificación. La relación entre el número de puntos correctamente clasificados y el total de puntos de validación, expresa la fiabilidad del resultado (Aronoff, 1982; Story & Congalton, 1986).

		CLASES EN EL CAMPO				Total mapa	EXACTITUD USUARIO	ERROR COMISION
		A1	A2	...	AM			
CLASES MAPA	A1	a_{11}^*	a_{12}	...	a_{1m}	$a_{.1}$	$a_{.1}/a_{..}$	$1-(a_{.1}/a_{..})$
	A2	a_{21}	a_{22}	...	a_{2m}	$a_{.2}$	$a_{.2}/a_{..}$	$1-(a_{.2}/a_{..})$
				
	AM	a_{m1}		...	a_{mm}	$a_{.m}$	$a_{.m}/a_{..}$	$1-(a_{.m}/a_{..})$
	Total campo	$a_{.1}$	$a_{.2}$...	$a_{.m}$	$a_{..}$		
	EXACTITUD PRODUCTOR	$a_{.1}/a_{..}$	$a_{.2}/a_{..}$...	$a_{.m}/a_{..}$			
	ERROR OMISION	$1-(a_{.1}/a_{..})$	$1-(a_{.2}/a_{..})$...	$1-(a_{.m}/a_{..})$			

Figura 8. Estructura de una matriz de confusión. Fuente: Boca, 2012

Índice estadístico Kappa

El índice estadístico Kappa, se utiliza para comprobar la fiabilidad de una clasificación y las relaciones entre las diferentes clases. Permite medir la exactitud de la clasificación expresando la concordancia entre el mapa y la verdad del terreno, extrayendo la contribución obtenida por el azar (Hudson, 1987). El índice Kappa está definido por la ecuación (17).

$$K = \frac{P(a) - P(e)}{1 - P(e)}, \quad (17)$$

Donde, $P(a)$ es la porción de píxeles correctamente clasificados y $P(e)$ es la probabilidad hipotética de clasificaciones correctas al azar.

El estadístico Kappa puede ser calculado representando la matriz de confusión, como la Ecuación (18):

$$K = \frac{n \sum_{i=1}^l n_{ii} - \sum_{i=1}^l (n_{i+} n_{+i})}{n^2 - \sum_{i=1}^l (n_{i+} n_{+i})}, \quad (18)$$

Siendo l el número de coberturas de la matriz de confusión, n el total de observaciones de la matriz; n_{ij} observaciones en la línea i y columna j sobre la diagonal principal; n_{i+} sumatoria de los valores de una categoría en una fila y n_{+i} sumatoria de los valores de una categoría en una columna.

Aunque no existe una interpretación directa intuitiva, (Landis & Koch ,1977) proponen una interpretación, la cual se indica en la Tabla 1

Tabla 1 Intervalo de aceptación de los resultados del índice estadístico Kappa. Fuente: Landis & Koch, 1977

CALIDAD	VALOR DE KAPPA
Pésima	≤ 0.00
Mala	0.00 – 0.20
Razonable	0.20 – 0.40
Buena	0.40 – 0.60
Muy buena	0.60 – 0.80
Excelente	0.80 – 1.00

4. DATOS Y MÉTODO

El siguiente capítulo describe la zona de estudio y los datos y herramientas (con sus respectivas fuentes) empleados en el desarrollo de la presente investigación. De igual manera, presenta los procesos metodológicos que se llevaron a cabo para cumplir los objetivos y los representa gráficamente mediante un flujograma.

4.1. Área de estudio.

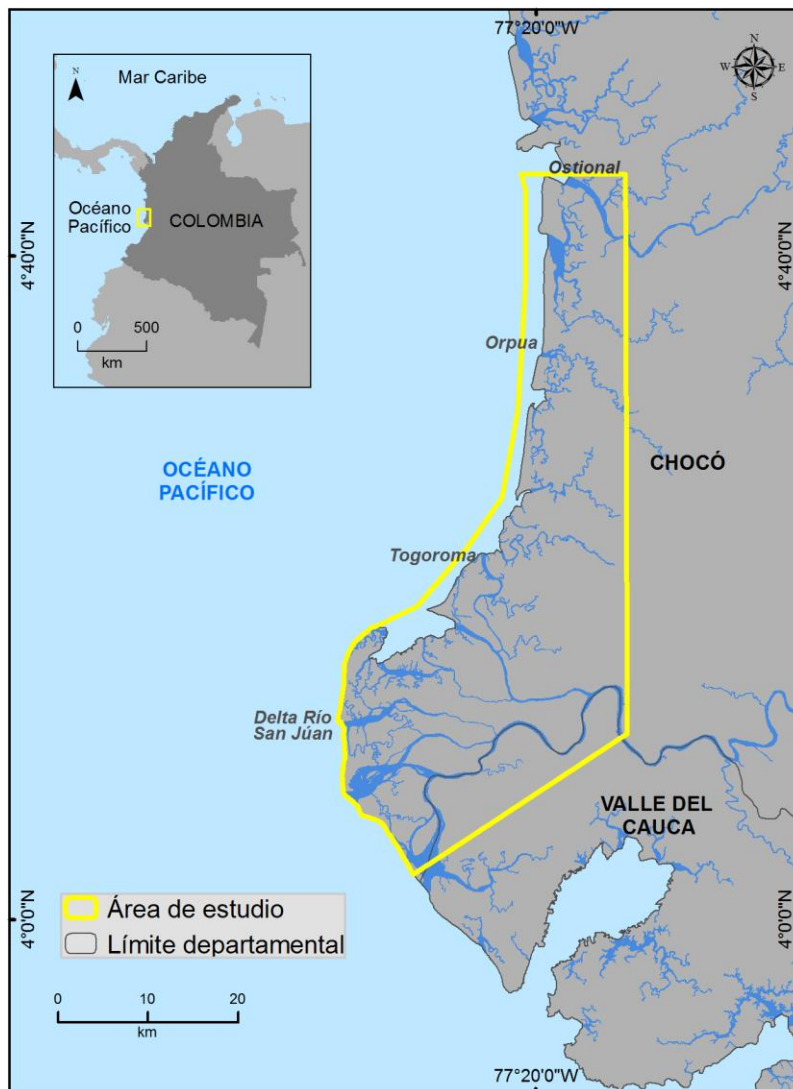


Figura 9. Área de estudio. Fuente: Elaboración propia

El área de estudio se encuentra localizada en la zona costera del Pacífico al sur del departamento del Chocó, abarcando parte de los municipios Bajo Baudó y Litoral de San Juan, con unas coordenadas geográficas medias de 4°30' Norte y 77° 22' Oeste (Figura 9).

La zona hace parte de una llanura baja del Pacífico dominada en su mayoría por áreas inundables conformadas principalmente por antiguos depósitos fluviales. Esta planicie aluvial se encuentra limitada hacia el Océano Pacífico por una serie de islas barrera que se prolongan a lo largo de la línea de costa y que están separados por estuarios asociados a la desembocadura de los principales ríos en el mar. Algunas de estas islas barreras limitan a su vez en dirección al mar con extensas playas y hacia el interior con densas franjas de manglar.

De acuerdo a lo indicado en el informe de estado del ambiente y los ecosistemas marinos y costeros, (Invemar, 2017) en el Pacífico Colombiano se pueden encontrar especies de manglar tales como, *Avicennia germinans* y *Rhizophora mangle*, *Laguncularia racemosa*, *Conocarpus erectus*, *Pelliciera rhizophorae* *Rhizophora harrisonii*, *Rhizophora racemosa* y *Mora oleífera*, ésta última también conocida como Nato.

En el mismo contexto, según el diagnóstico del ecosistema realizado por Codechocó e IIAP en el año 2009, los manglares del Sur del Chocó tienen como sustrato un lodo de color oscuro, común en las zonas pantanosas, el diámetro de la mayoría de individuos oscila entre 10 y 40 metros, y sus alturas entre 4 y 20 metros.

4.2. Datos

4.2.1. Imágenes SAR

La imagen SAR analizada proviene del sensor Sentinel 1B el cual hace parte de la misión espacial Copérnico lanzada por la Agencia Espacial Europea. Dicha imagen

es de acceso libre y fue descargada del portal *Alaska Satellite Facility* ¹. La Tabla 2. Parámetros imagen SAR. Tabla 2 presenta los parámetros de la imagen adquirida.

Tabla 2. Parámetros imagen SAR.

Sensor	Sentinel -1B
Frecuencia	5.405 GHz (banda C)
Polarización	VH+VV,
Tamaño píxel (Rango* Acimut) (m)	2.3*14
Nivel	1 SLC
Modo de adquisición	Interferometric Wide swath (IW)
Modo	Ascendente
Fecha de adquisición	01/07/2018

Los productos SLC son imágenes en formato complejo que poseen un componente imaginario (q) y un componente real (i) a partir de los cuales es posible determinar los valores de fase y amplitud/intensidad, requeridos para técnicas como polarimetría e interferometría de radar. Las imágenes SLC se producen en una geometría Dooler cero y se georreferencian a partir de datos de órbita y altitud del satélite (Bourbigot & Piantanida, 2016).

Los datos Sentinel 1 IW SLC contienen una imagen por sub-franja, por canal de polarización para un total de tres o seis imágenes. Cada imagen de banda secundaria está compuesta por una serie de ráfagas, donde cada una de ellas se procesó como una imagen SLC independiente. Dichas imágenes complejas individuales están organizadas en orden de tiempo de acimut en una única imagen

¹ Portal web Alaska Satellite Facility. Enlace: <https://vertex.daac.asf.alaska.edu/>.

por sub-franja, razón por la cual contiene demarcaciones negras intermedias (Bourbigot & Piantanida, 2016).

4.2.2. Modelo SRTM

Los datos de elevación del modelo SRTM por su acrónimo en inglés (*Shuttle Radar Topography Mission*) son el resultado de una misión de radar de banda C que operó durante 11 días en Febrero del año 2000 para recopilar datos topográficos mediante técnicas de interferometría y hoy en día es de libre acceso y está disponible para la mayoría de la masa continental de la tierra.

Para efectos del presente estudio, se utilizó la versión 4 del modelo SRTM con resolución de 3 segundos en formato GeoTiff, directamente importado desde la plataforma SNAP, en la que se ve reflejada automáticamente la corrección de la altura relativa al elipsoide WGS84.

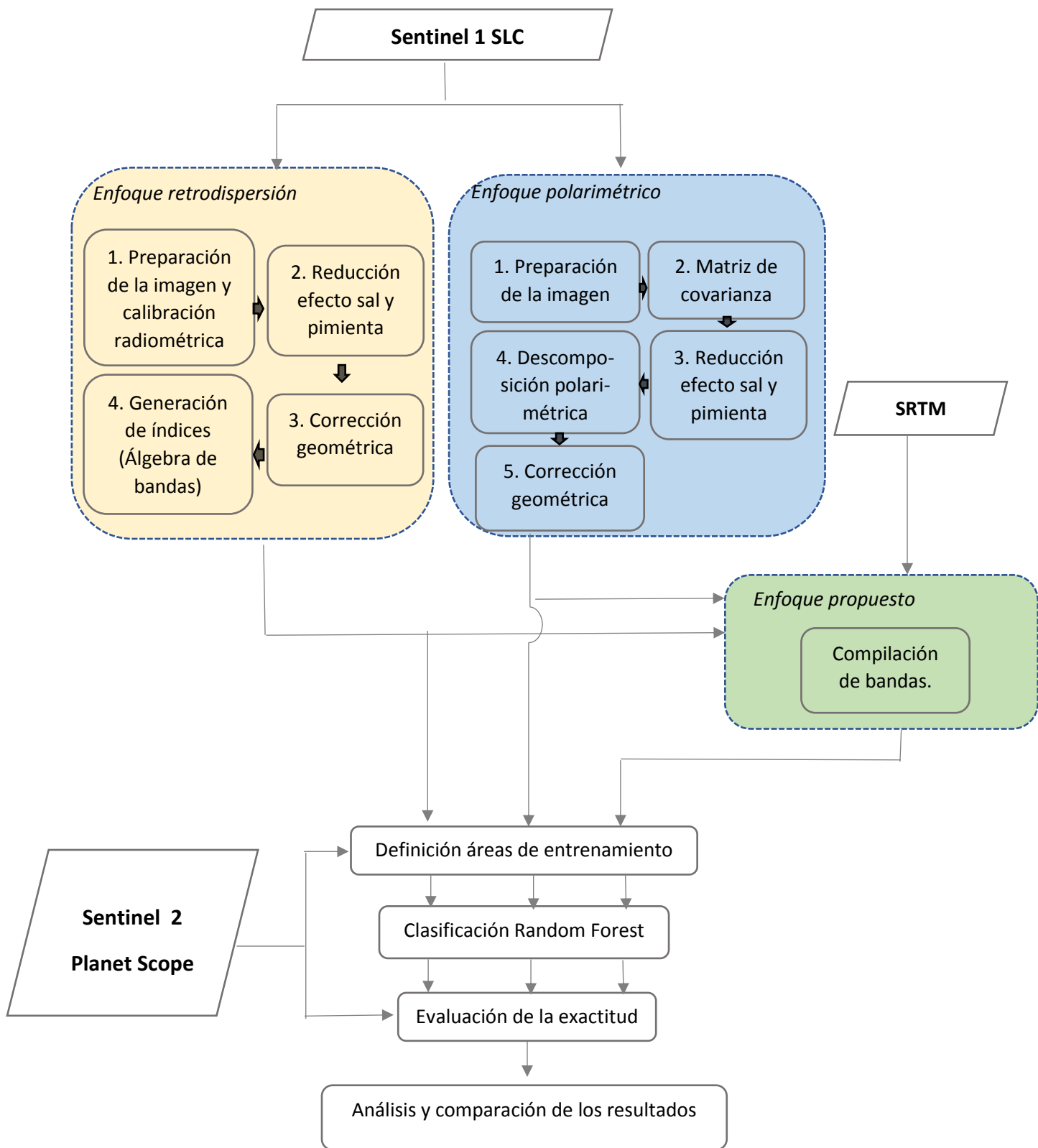
4.3. Metodología

Después de la revisión bibliográfica y fase de recopilación de la información, se procedió a procesar las imágenes SAR complejas SLC utilizando dos enfoques diferentes, el primero con el fin de obtener los datos de retrodispersión y el segundo utilizando la técnica de descomposición polarimétrica de dos polarizaciones. La razón por la cual se determinaron las imágenes de retrodispersión a partir de los datos complejos SLC se debe a que se buscó trabajar con geometrías similares en los dos enfoques, y así poderlas comparar y combinar buscando obtener una metodología acertada para clasificar cobertura de manglar.

Luego de procesar las imágenes, estas se utilizaron para realizar diferentes clasificaciones supervisadas a partir de áreas de entrenamiento obtenidas con interpretación de imágenes ópticas de mayor resolución espacial e información de elevación. Los datos de entrada de dichas clasificaciones fueron diferentes combinaciones de las imágenes procesadas, índices generados a partir de las mismas y el modelo topográfico SRTM.

Finalmente fueron evaluados los resultados de las clasificaciones con base a puntos de muestreo generados aleatoriamente para los cuales se tomó como dato de verificación la clase obtenida con interpretación visual de las imágenes ópticas de mejor resolución diferentes a las incluidas en las áreas de entrenamiento. Con base en dicha información, se elaboró una matriz de confusión y se calculó el índice estadístico Kappa para cada enfoque comparando los resultados obtenidos.

Todo el procesamiento de las imágenes incluyendo la clasificación se realizó con el software libre SNAP (*Sentinel Application Platform*) Versión 6.0. Adicionalmente se utilizó la plataforma de ArcMap para obtener las áreas de entrenamiento y los puntos de muestreo de validación de las clasificaciones resultantes, así como para la generación de las salidas gráficas presentadas.



Esquema 1. Flujo de investigación.

5. RESULTADOS Y DISCUSIÓN

Esta sección describe detalladamente la manera como se llegó a cada uno de los resultados, así como la interpretación de los mismos siguiendo la secuencia presentada en el Esquema 1.

5.1. Enfoque de retrodispersión

Para generar las imágenes en términos de retrodispersión a partir de los datos complejos SLC se hizo uso de la herramienta *SLC to GRD* que ofrece la plataforma SNAP 6.0. El proceso consiste en aplicar inicialmente un operador de eliminación de ruido térmico, posteriormente se realiza una calibración radiométrica necesaria para que los valores de píxel de las imágenes representen realmente la retrodispersión del radar de la superficie reflectante. En seguida se aplica la operación *Deburst*, que busca obtener una imagen continua en orden de tiempo de acimut eliminando las líneas negras que presentan las imágenes SLC debido a la superposición de las diferentes ráfagas que éstas contienen.

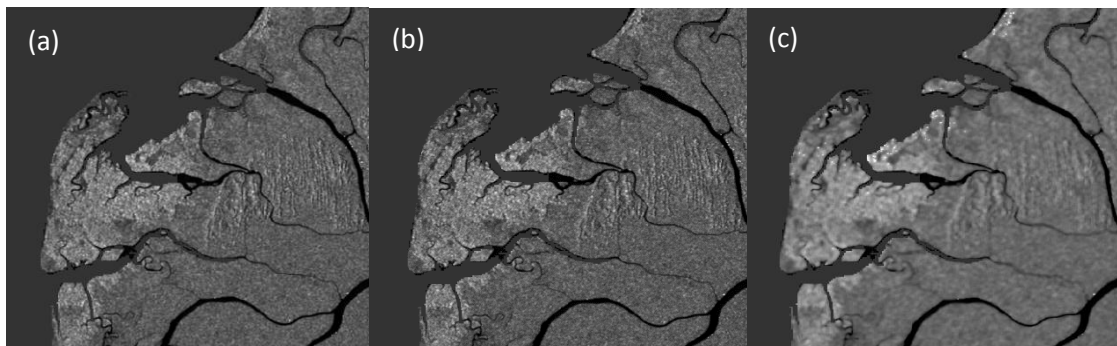


Figura 10. Filtros de reducción de Speckle: (a) Gamma Map. (b) Lee. (c) Lee Sigma.

Siguiendo con lo anterior, se ejecuta el proceso denominado *multilook*, mediante el cual se pretende reducir la apariencia del moteado y mejorar la interpretabilidad de la imagen combinando varias imágenes (miradas) como si correspondieran a diferentes apariencias de la misma escena, en este sentido, se definieron 8 miradas (*looks*) en acimut y el sistema fijó automáticamente 2 miradas (*looks*) en rango para obtener un píxel cuadrado con un tamaño aproximado de 30 metros. Con el mismo objetivo de mejorar el moteado de las imágenes, se aplicó un filtro *speckle Gamma*

map, el cual fue elegido después de realizar un análisis visual de los diferentes filtros disponibles en la aplicación (Figura 10).

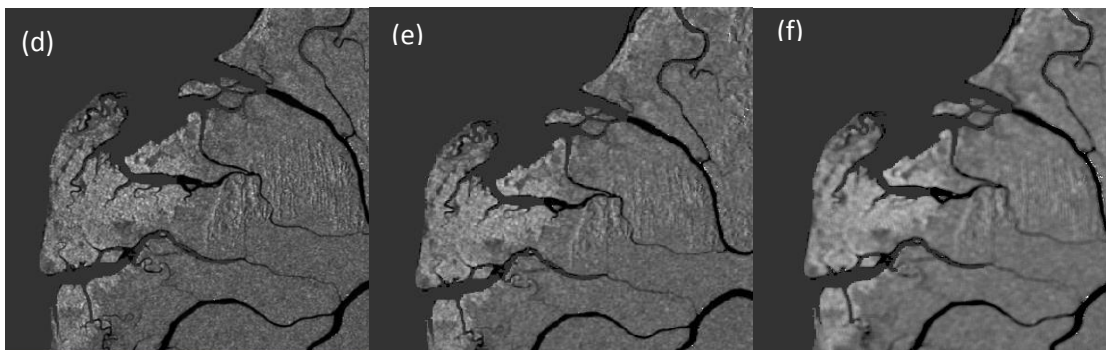


Figura 11. Tamaños de núcleos filtrantes: (d) Gamma Map 3x3. (e) Gamma Map 5x5. (f) Gamma Map 9x9

Para definir el tamaño del núcleo filtrante, se realizó una comparación entre diferentes ventanas filtrantes (Figura 11), evidenciando una notoria generalización a partir de la ventana de 5x5. Por tal motivo, y teniendo en cuenta el tamaño de píxel, se optó por utilizar un tamaño de núcleo de 3x3 para conservar el detalle de la información minimizando el ruido presente en la imagen original.

El proceso final de la herramienta SLC to GRD es el operador SRGR *Slant Range to Ground Range* el cual reproyecta las imágenes desde el rango inclinado al rango del terreno a partir de un polinomio cuyo orden es definido por el usuario así como el tipo de interpolación del valor del píxel. Para efectos del presente proyecto se utilizó un polinomio de tercer orden y una interpolación tipo lineal.

Teniendo la imagen de retrodispersión proyectada en el rango en terreno, como último paso, se aplicó la corrección geométrica *Range Doppler Terrain Correction*. Esto, con el fin de compensar las distorsiones producidas por las variaciones topográficas de la escena y asignar los píxeles a un sistema de coordenadas específico. Dicho operador utiliza un algoritmo de ortorectificación para geocodificar la imagen a partir de los datos de órbita registrados en el metadato y un modelo digital de elevación (DEM) definido por el usuario. Para el caso en cuestión, se utilizó el modelo SRTM de 3 segundos y el método de interpolación bilinear para el remuestreo de la imagen y el DEM. El tamaño de píxel de salida se fijó en 30 metros y se proyectó la imagen a Magna Sirgas Colombia Oeste.

5.2. Enfoque polarimétrico

Con el fin de obtener los parámetros entropía y ángulo *Alpha* a partir de las imágenes complejas, fue necesario en primer lugar generar la imagen continua en términos de acimut implementado la herramienta *Deburst* de igual manera que se realizó para la determinación del coeficiente de retrodispersión. Posteriormente, se obtuvo la matriz de covarianza T2 (2x2) con la información de las dos polarizaciones VV y VH, necesaria para la aplicación de técnicas polarimétricas.

El siguiente paso consistió en la reducción del efecto sal y pimienta presente en las imágenes SLC, para ello como primera medida se implementó un proceso de *multilooking* el cual además de mejorar la calidad de la imagen permite obtener un píxel cuadrado. Para éste caso, se aplicaron 2 *looks* en acimut y 9 en rango generando como resultado un píxel aproximado de 30 metros cuadrados.

Teniendo en cuenta que la polarimetría utiliza datos multidimensionales, se hace necesario reducir el efecto del *speckle* empleando filtros especiales para datos polarimétricos (Medasani & Ready, 2017). Para este fin, SNAP tiene disponible cuatro opciones de filtro las cuales fueron evaluadas con el objetivo de aplicar la más acorde a las necesidades de la investigación. Después de un análisis visual (Figura 12), se decidió aplicar el filtro *Refined Lee* de 5x5 dada su ventaja de reducir el ruido sin afectar notablemente la resolución espacial y los bordes a diferencia de otro tipo de filtros (Mousavi et al., 2015).

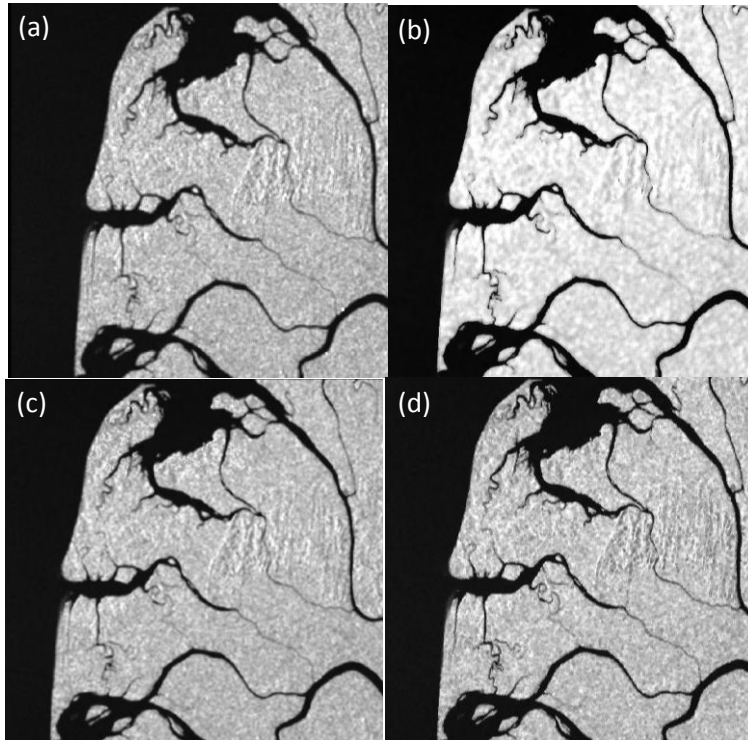


Figura 12. Filtros polarimétricos para reducción de speckle: (a) *Box Car* (b) *IDAN* (c) *Improved Lee Sigma* (d) *Refined Lee*.

Teniendo los datos filtrados se procedió a realizar la descomposición polarimétrica *H-Alpha Dual Pol*, empleando una ventana de 5x5 la cual se consideró óptima para evitar desmejorar las condiciones de ruido y resolución espacial. El resultado de la descomposición arrojó tres bandas con información correspondiente a entropía, anisotropía y Alpha, a las que finalmente se les aplicó la corrección geométrica *Range Doppler Terrain Correction* para compensar las distorsiones producidas por las variaciones topográficas de la escena, utilizando los datos de órbita y el modelo SRTM de 3 segundos. Así mismo se asignó el sistema de coordenadas Magna Sirgas Colombia Oeste, y se fijó el tamaño del píxel de salida en 30 metros generando coincidencia con la imagen resultante del enfoque de retrodispersión.

El análisis de los mecanismos de dispersión se realizó con base en el gráfico H-Alpha (Figura 13) y los histogramas de frecuencia de las bandas resultantes de la descomposición polarimétrica. Los valores del ángulo Alpha son superiores a 45° (Figura 14), parámetro que indica que el tipo de dispersión dominante en el área de estudio es el doble rebote. La mayoría de píxeles se encuentran distribuidos entre los 63° y 79° razón por la cual resaltan los tonos brillantes en la imagen (Figura 16

(c). Por su parte, los datos de entropía oscilan entre 0.5 y 1, concentrados en su mayoría entre los 0.55 y 0.75 (Figura 15) los valores más bajos de éste parámetro se visualizan en tonos oscuros e indican que es más fácil extraer información de la dispersión (Figura 16 (a)); mientras que en los valores más altos representados en tonos claros, puede ser más difícil discriminar el tipo de dispersión debido a la presencia de más de uno de ellos. Lo anterior puede evidenciarse en los cuerpos de agua los cuales presentan valores más altos de entropía, infiriendo una confusión entre dos o más tipos de dispersión que de acuerdo a la información de Alpha y a las condiciones de la zona puede tratarse de las dispersiones de doble rebote y superficie.

La anisotropía por ser considerada como un parámetro complementario a la entropía (Lee & Pottier, 2009) no se consideró relevante como dato de entrada en la clasificación.

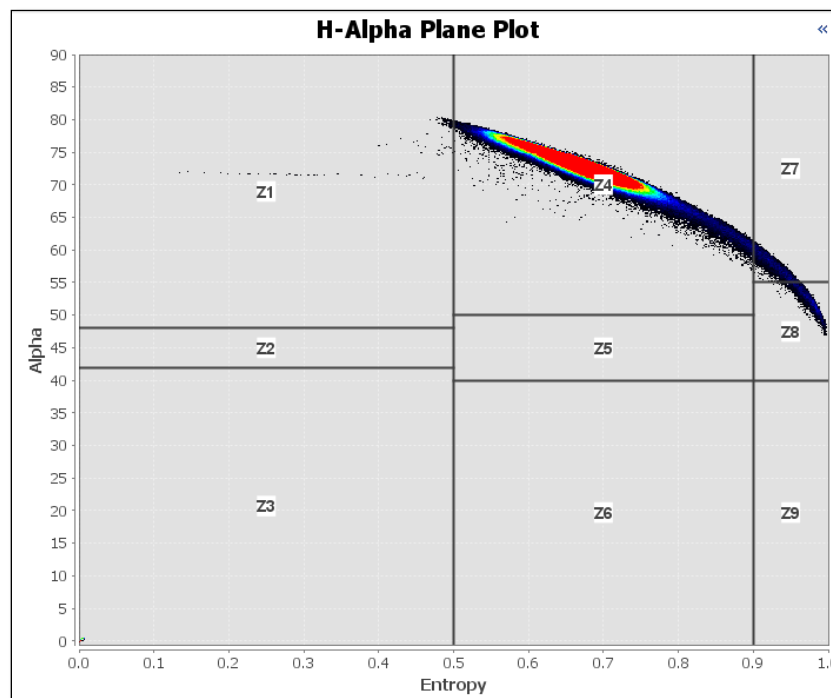


Figura 13. Espacio (H-Alpha).

En general, y de acuerdo a la interpretación del gráfico del espacio H -Alpha el área de estudio corresponde en su mayoría al tipo de dispersión doble rebote con entropía media, y una mínima parte distribuida en doble rebote de entropía alta, baja y volumen de entropía alta.

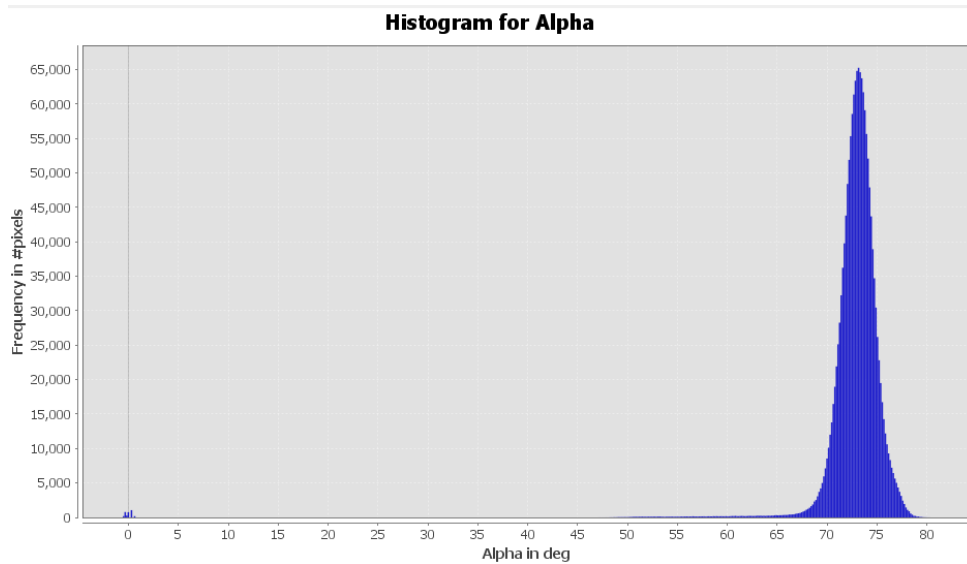


Figura 14. Histograma de frecuencias para Alpha.

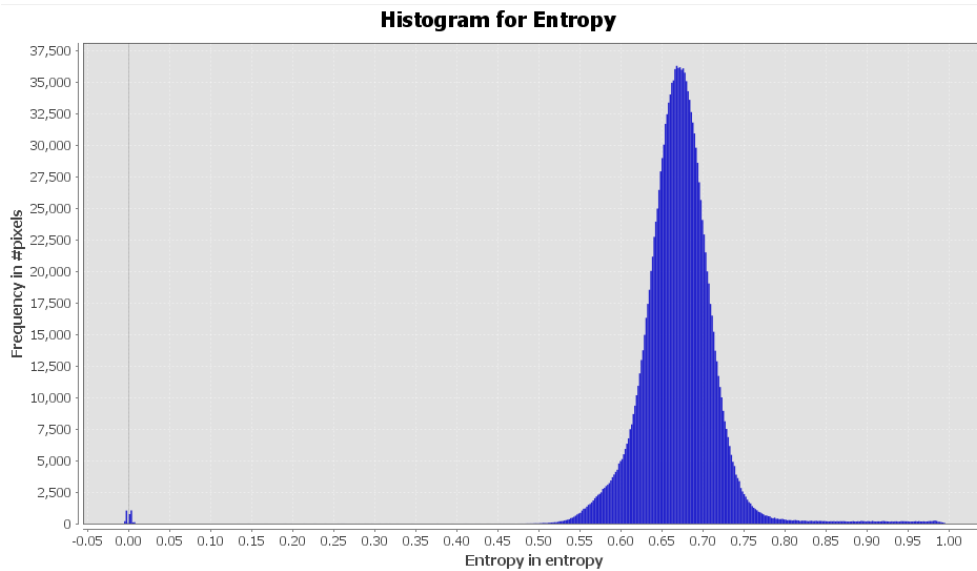


Figura 15. Histograma de frecuencias para Entropía.

Para evaluar el comportamiento de la cobertura de manglar en los resultados de la descomposición polarimetría se utilizó información georreferenciada proveniente del Sistema de Información para la Gestión de los Manglares en Colombia (SIGMA) del

INVEMAR, además de imágenes ópticas de mejor resolución, en donde se analizaron los valores de los parámetros Alpha y entropía. En general, las zonas correspondientes al manglar presentan valores elevados de ángulo Alpha y valores bajos de entropía, representados en tonos muy claros y muy oscuros respectivamente (Figura 16). Sin embargo, al aplicar umbrales para detectar únicamente la cobertura de mangle se evidencian puntos dispersos con el mismo comportamiento que impiden la discriminación del manglar únicamente a partir de umbrales.

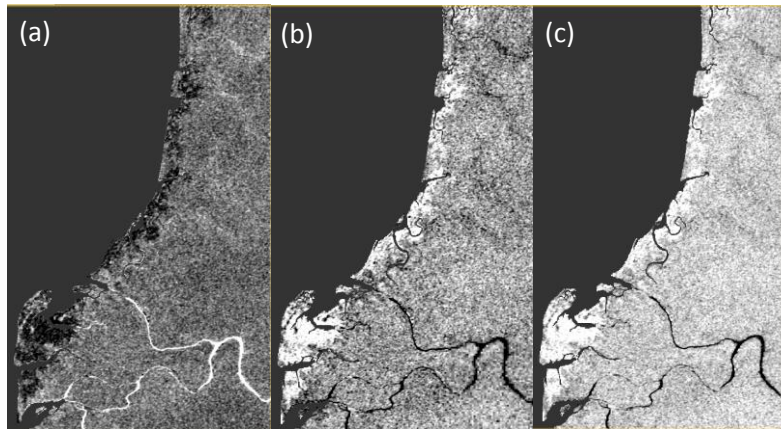


Figura 16. Descomposición polarimétrica H-Alpha Dual Pol: (a) Entropía (b) Anisotropía (c) Alpha.

5.3. Enfoque propuesto

Con el fin de compilar los datos para el enfoque propuesto se realizó un correregistro de las imágenes procesadas anteriormente buscando alinear los píxeles de tal manera que cada píxel de las imágenes represente el mismo punto en la superficie de la tierra. La imagen final compilada contiene un total de siete bandas (Figura 17), las primeras tres corresponden a la retrodispersión en decibeles de las polarizaciones VV y VH, así como la diferencia entre las mismas. Seguidas de tres bandas del enfoque polarimétrico Alpha, Entropía y la resta entre estas últimas, y finalmente el modelo SRTM de 3 segundos importado directamente a la imagen compilada desde la plataforma SNAP 6.0.

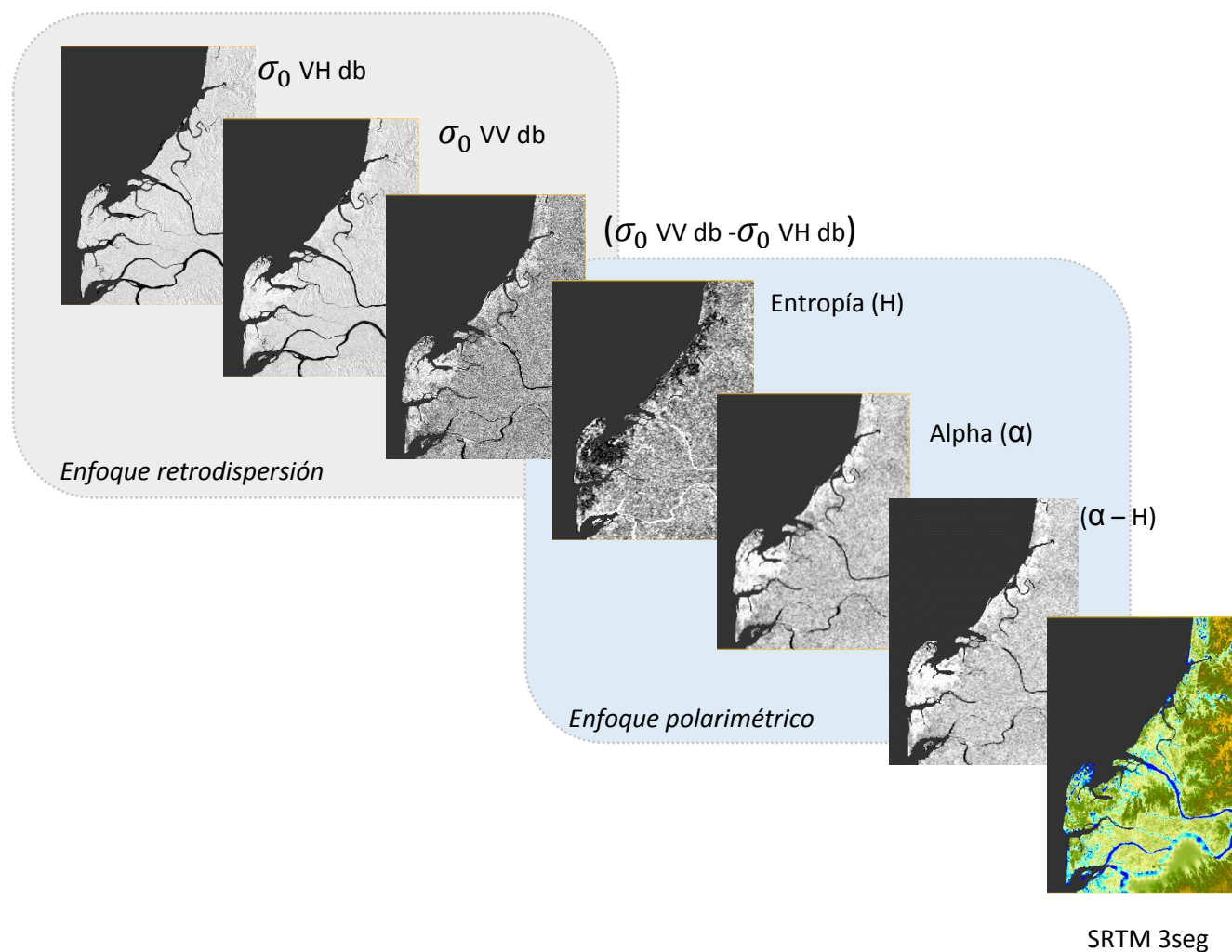


Figura 17. Compilación de bandas para clasificación de cobertura de manglar.

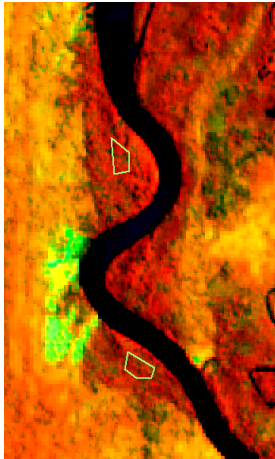


5.4. Definición de áreas de entrenamiento

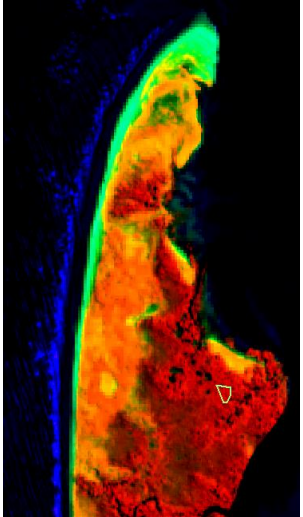
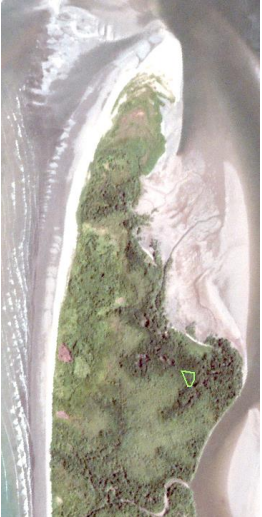
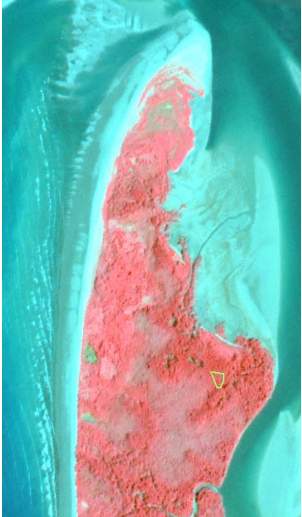
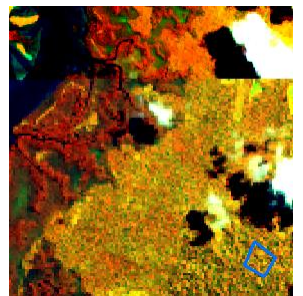

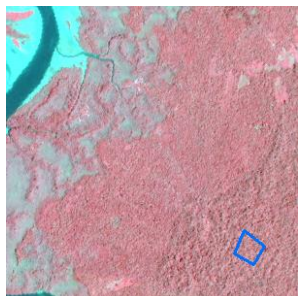



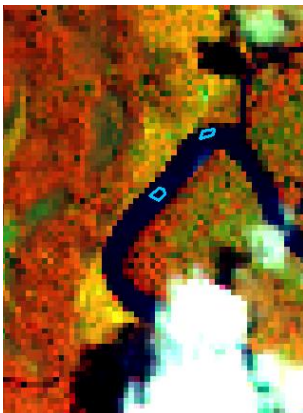


Para el proceso de clasificación se definieron cinco clases que representan las coberturas de la tierra con mayor presencia en el área de estudio. Además del manglar, fueron identificadas las coberturas de agua, bosque y otros tipos de vegetación refiriéndose principalmente a vegetación baja. Los bosques fueron separados en bosques presentes en planicies y bosques en montaña, esto debido

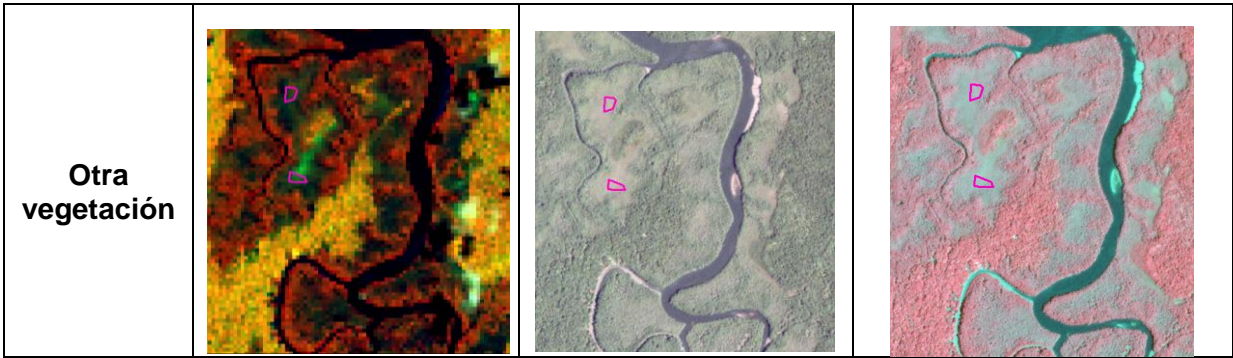
a que el radar se ve afectado por las condiciones de relieve y por tanto la intensidad de la señal puede variar en los dos casos, lo que a su vez puede presentar confusiones en la clasificación.

La definición de las áreas de entrenamiento se basó en un proceso de interpretación visual de imágenes Sentinel 2 y Planet Scope con resoluciones de 10 y 3 metros respectivamente. Se emplearon diferentes composiciones de color y realces de las imágenes con el objetivo de proporcionar claridad a la identificación y diferenciación de las coberturas (Tabla 3). Adicional a las imágenes ópticas, se utilizaron datos de apoyo tales como modelos digitales de elevación e información de cobertura disponible de la zona, lo anterior con el fin de corroborar el proceso de interpretación, dando en todos los casos prioridad a definir las áreas con menor incertidumbre.

Tabla 3. Definición de áreas de entrenamiento.

Cobertura	Sentinel falso color (8,11,4)	Planet Scope color verdadero	Planet Scope falso color (4,3,2)
Manglar			

			
Bosque montaña			
Bosque planicie			
Agua			



El área total seleccionada como entrenamiento fue de 1000 has aproximadamente distribuidas uniformemente en la zona de estudio teniendo en cuenta la disponibilidad de información óptica libre de nubes y la certeza de la interpretación de las coberturas (Figura 18).

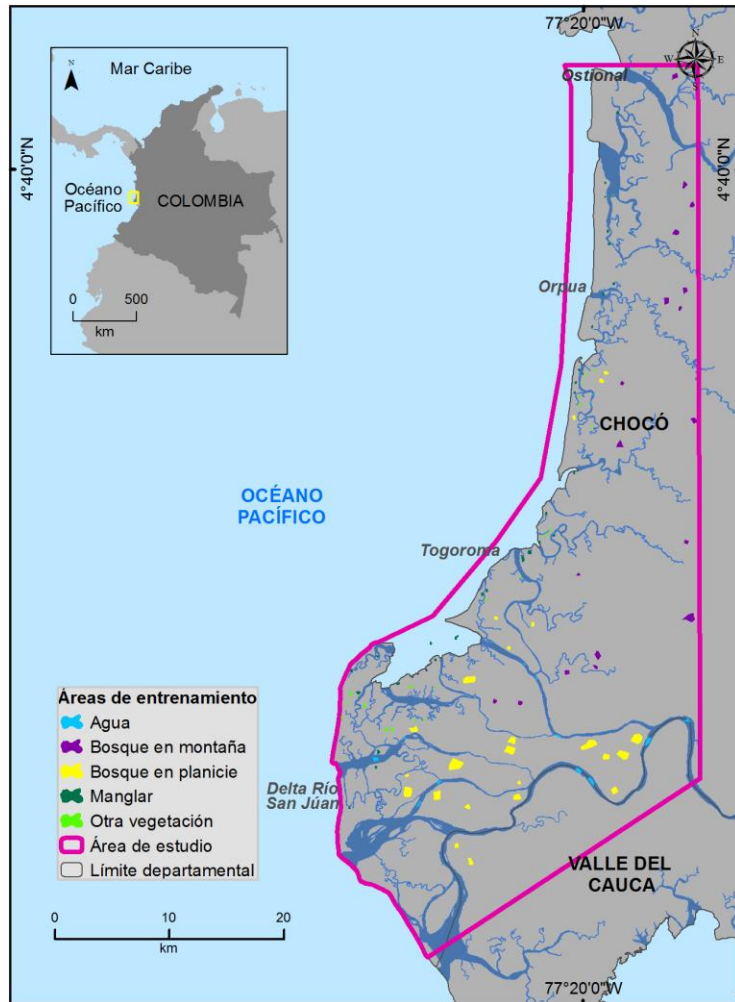


Figura 18. -Distribución de áreas de entrenamiento en el área de estudio. Fuente: Elaboración propia

5.5. Clasificaciones Random Forest

De acuerdo a la metodología planteada en el Esquema 1, se clasificaron tres enfoques diferentes mediante el clasificador de bosques aleatorios. Las áreas de entrenamiento empleadas fueron las descritas en el paso anterior y se utilizaron las mismas para los tres casos. Dado que el operador Random Forest de SNAP 6.0 solicita el número de píxeles de muestra, éste se calculó dividiendo el área total de entrenamiento en el área del píxel arrojando como resultado 11300 píxeles de entrenamiento aproximadamente. De igual manera, se fijaron 500 árboles buscando disminuir el error al aumentar la frecuencia de entrenamiento del algoritmo para asociar los píxeles a las diferentes clases y teniendo en cuenta la cantidad de variables ingresadas.

El primer enfoque tuvo como entrada las bandas de retrodispersión en decibeles de las dos polarizaciones y la banda resultado de la diferencia entre la polarización VV y la polarización VH, el resultado de la clasificación se muestra en la Figura 19.

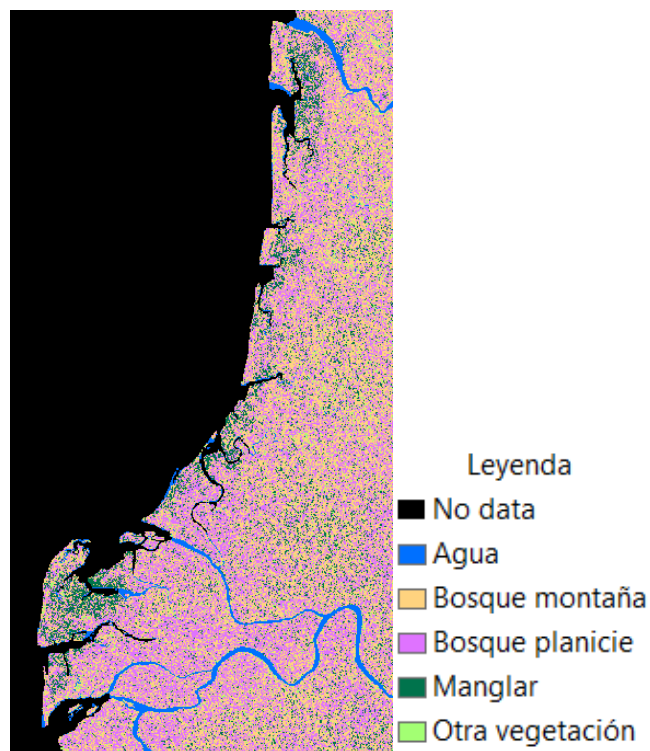


Figura 19. . Clasificación Random Forest enfoque de retrodispersión.

El segundo enfoque incluyó como entrada las bandas Alpha y entropía derivadas del proceso de descomposición polarimetría dual (H-Alpha), así como la banda resultado de la sustracción entre las mismas (Figura 20).

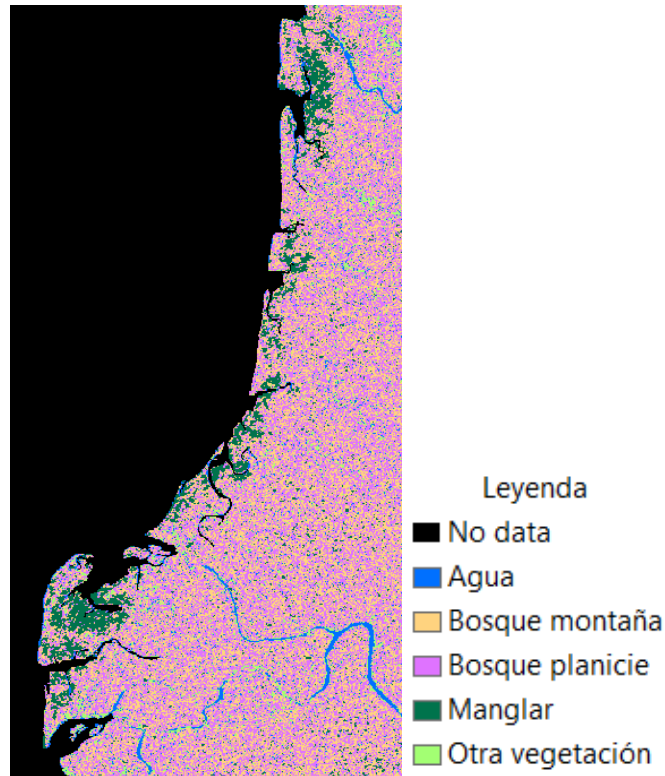


Figura 20. Clasificación Random Forest enfoque polarimétrico.

Finalmente, la clasificación del enfoque propuesto tiene como entrada la imagen compilada con un total de siete bandas (Figura 17), incluyendo las entradas de los dos enfoques anteriores, además del modelo SRTM, el cual se considera útil para la diferenciación entre coberturas basada en los datos de elevación (Figura 21).

El análisis y comparación visual de las clasificaciones indica que los enfoques individuales de retrodispersión y polarimetría no definen claramente la totalidad de las clases (Figura 22). En las dos situaciones se presenta confusión entre las coberturas de bosque planicie y bosque montaña, notándose un patrón más consolidado en el enfoque de retrodispersión a diferencia del enfoque polarimétrico en el que no es posible distinguir a simple vista entre estas dos coberturas. Lo anterior, si se puede realizar con mayor claridad en el enfoque propuesto, debido al parámetro de elevación introducido con el modelo SRTM.

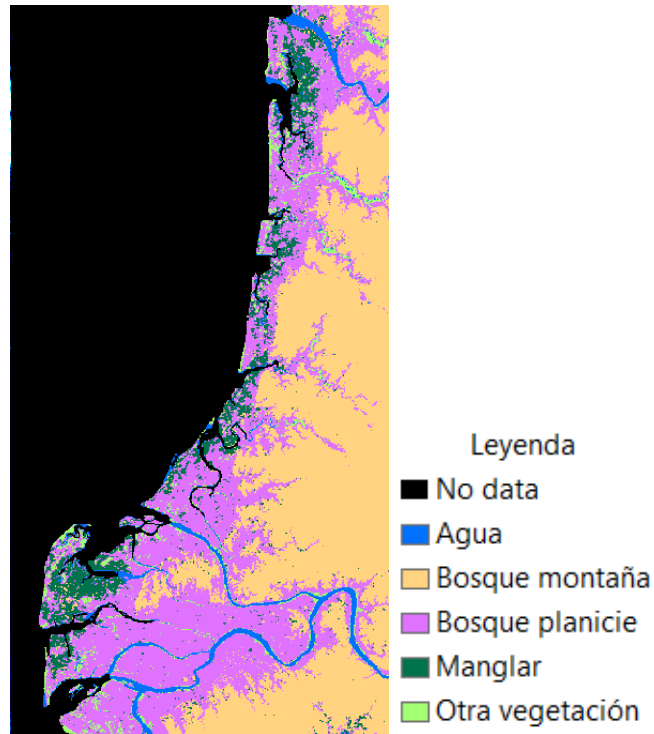


Figura 21. Clasificación Random Forest enfoque propuesto.

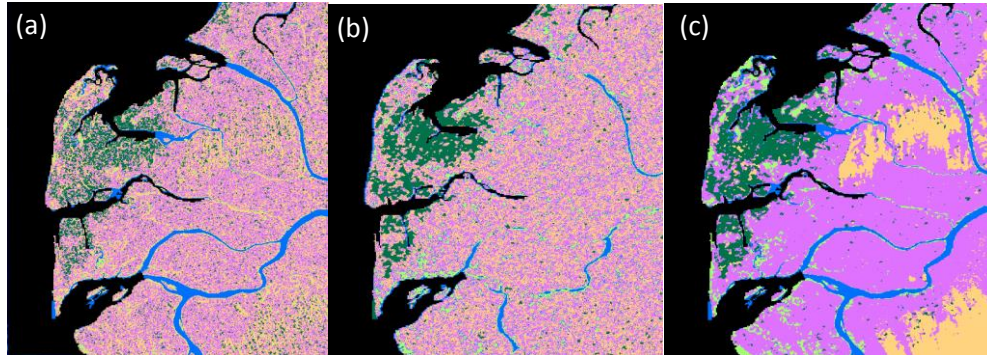


Figura 22. Comparación de los resultados de las clasificaciones Random Forest: (a) Enfoque retrodispersión (b) Enfoque polarimétrico (c) Enfoque propuesto.

Por su parte, los cuerpos de agua se separan claramente en el enfoque de retrodispersión a diferencia del enfoque polarimétrico, lo cual puede deberse a los altos valores de entropía que estos presentan generando confusión en el tipo de dispersión y por lo tanto en la respuesta del ángulo Alpha. Sucede al contrario con la cobertura de manglar, la cual se delimita más claramente en el enfoque polarimétrico dados los valores de entropía altos y bajos de Alpha que indican una

clara dispersión de doble rebote para los bosques de manglar, permitiendo separarlos de las demás coberturas.

Finalmente, la clase que incluye otros tipos de vegetación solo se identifica claramente en el enfoque propuesto, hecho que se atribuye al uso del modelo de elevación que permite separar los bosques de la vegetación más baja utilizando como parámetro la elevación.

Como complemento del análisis visual, se graficaron los datos de precisión arrojados por el clasificador de bosques aleatorios para cada uno de los enfoques (Figura 23). Esta precisión se refiere únicamente a la estimación generada por el algoritmo a partir de puntos de entrenamiento que no fueron utilizados para la predicción (Breiman, 2001).

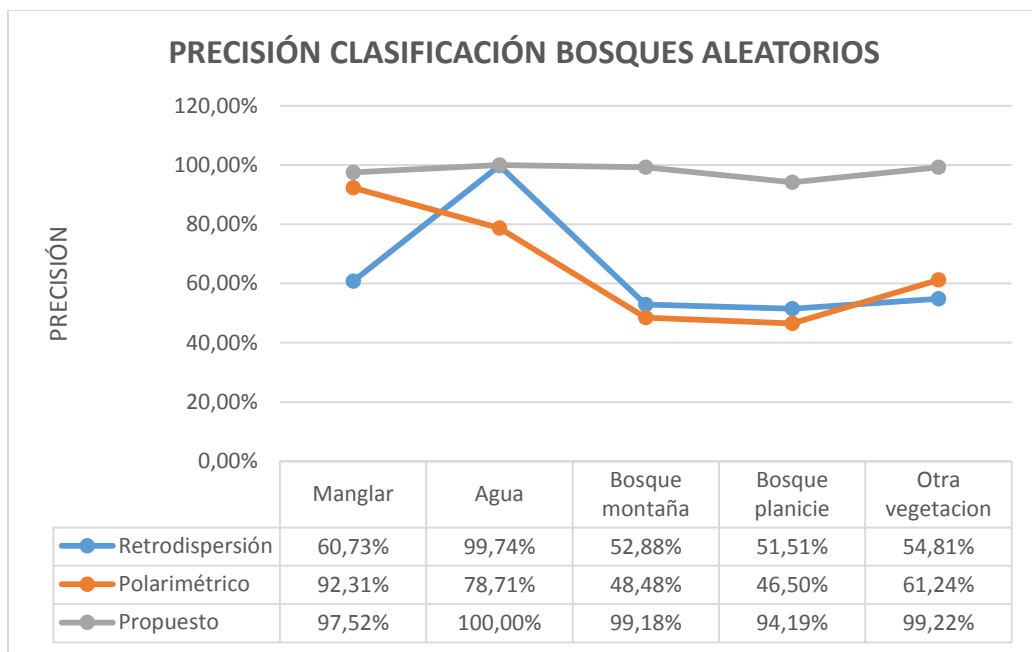


Figura 23. Precisión de clasificación Random Forest.

En general se puede observar que para todas las clases el enfoque propuesto presenta una precisión por encima del 94%, superando a los enfoques individuales. En cuanto a la cobertura de manglar, las mejores precisiones están dadas por el enfoque propuesto seguido del enfoque polarimétrico. Con respecto a las demás coberturas, se puede afirmar que las clases de bosques y otra vegetación presentan

confusión en los enfoques individuales siendo evidente la mejoría con la incorporación del modelo de elevación.

El porcentaje de predicciones correctas emitidas por el algoritmo está encabezado por la metodología de clasificación propuesta con un 97%, seguido por 61% y 57% de los enfoques de retrodispersión y polarimétrico respectivamente.

De acuerdo a lo anterior, es posible inferir preliminarmente que los enfoques independientes no permiten discriminar adecuadamente las clases asignadas; sin embargo, cada uno de ellos aporta parámetros de clasificación a la construcción del enfoque propuesto que, complementados con el modelo SRTM, presentan una alternativa de clasificación para la cobertura de manglar del área de estudio con mejores resultados que las clasificaciones por separado.

5.6. Validación exactitud

Para validar la exactitud de las clasificaciones se tomó como dato de verificación imágenes ópticas de mayor resolución y al igual que en la definición de las áreas de entrenamiento, se utilizaron como soporte datos de apoyo tales como modelos de elevación, índices de vegetación, información vectorial y de campo relacionada con las coberturas del área de estudio.

La definición de los puntos de verificación se realizó mediante un muestreo mixto, el cual partió inicialmente de un muestro aleatorio estratificado con base a la clasificación del enfoque propuesto, definiendo 80 puntos por clase temática. Posteriormente fueron modificados algunos puntos de manera intencional dada la disponibilidad de datos ópticos libres de nubes, y se ajustó la cantidad de los mismos para obtener finalmente 80 puntos interpretados por cobertura de la tierra, para un total de muestreo de 400 puntos (Figura 24). La cantidad de puntos a validar se basó en la sugerencia de Congalton (1991), de emplear como mínimo 50 puntos de validación por clase temática.

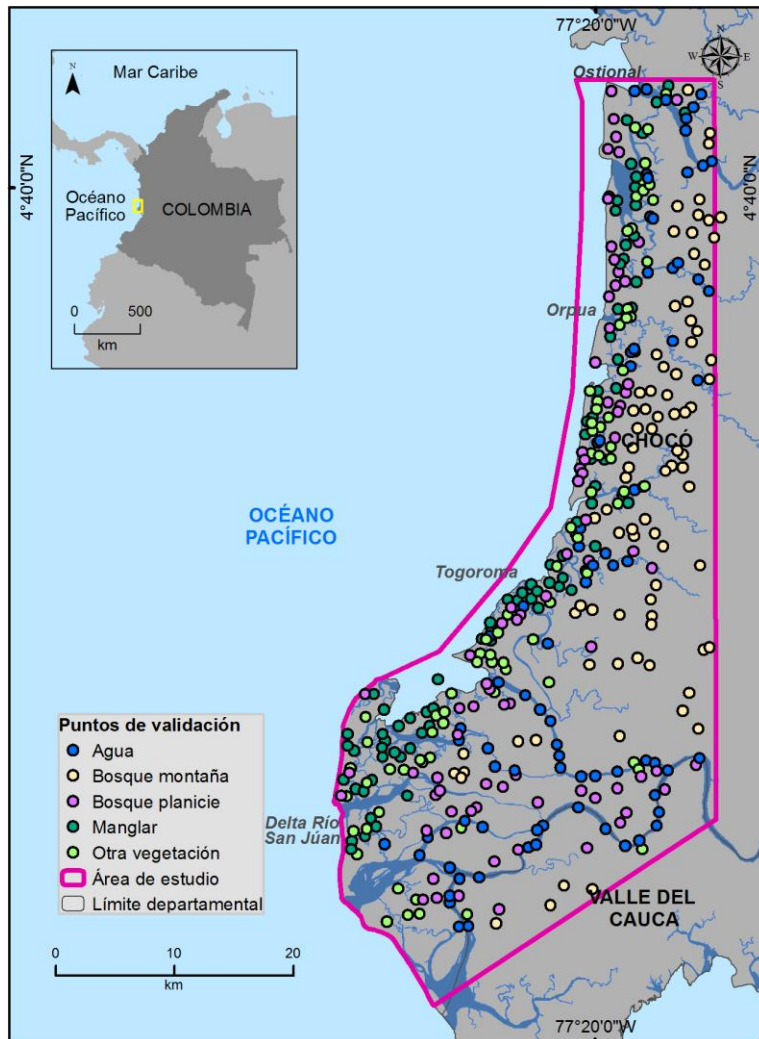


Figura 24. Puntos de validación de la exactitud para las clasificaciones de bosques aleatorios.

Para cada punto de validación se determinó la clase asignada en cada uno de los enfoques. Dicha información fue tabulada en las matrices de confusión con el fin de evaluar la exactitud de cada resultado. Las Tabla 4, Tabla 5 y Tabla 6 presentan las matrices de confusión para las clasificaciones Random Forest aplicadas a los enfoques de retrodispersión, polarimétrico y la propuesta metodológica de clasificación respectivamente. Las columnas corresponden a la información de referencia de la verdad del terreno determinada a partir de las imágenes ópticas y las filas a las asignaciones del clasificador. Los datos consignados en la diagonal principal se refieren a la coincidencia entre la información clasificada y la verdad de terreno, es decir, corresponden a los píxeles bien clasificados.

Tabla 4. Matriz de confusión del enfoque de retrodispersión.

	Manglar	Agua	Bosque planicie	Bosque montaña	Otra vegetación	Total fila	EU%
Manglar	42	2	15	7	1	67	62,69%
Agua	0	55	0	0	0	55	100,00%
Bosque planicie	16	0	32	24	42	114	28,07%
Bosque montaña	22	21	30	47	26	146	32,19%
Otra vegetación	0	2	3	2	11	18	61,11%
Total columna	80	80	80	80	80	187	
EP %	52,50%	68,75%	40,00%	58,75%	13,75%		

Tabla 5. Matriz de confusión del enfoque de polarimetría.

	Manglar	Agua	Bosque planicie	Bosque montaña	Otra vegetación	Total fila	EU%
Manglar	58	8	2	2	1	71	81,69%
Agua	1	24	2	2	6	35	68,57%
Bosque planicie	12	21	36	31	30	130	27,69%
Bosque montaña	9	10	37	42	29	127	33,07%
Otra vegetación	0	17	3	3	14	37	37,84%
Total columna	80	80	80	80	80	174	
EP %	72,50%	30,00%	45,00%	52,50%	17,50%		

Tabla 6. Matriz de confusión del enfoque propuesto.

	Manglar	Agua	Bosque planicie	Bosque montaña	Otra vegetación	Total fila	EU%
Manglar	65	5	5	1	1	77	84,42%
Agua	0	62	0	0	1	63	98,41%
Bosque planicie	14	5	66	1	28	114	57,89%
Bosque montaña	1	0	6	78	0	85	91,76%
Otra vegetación	0	8	3	0	50	61	81,97%
Total columna	80	80	80	80	80	321	
EP %	81,25%	77,50%	82,50%	97,50%	62,50%		

A partir de la matriz de confusión pueden calcularse varios índices relativos a la exactitud de la clasificación. Uno de ellos, que se refiere a la clasificación en general es la exactitud global, que indica el porcentaje de píxeles correctamente clasificados y corresponde al cociente entre la suma de la diagonal principal y el total de píxeles evaluados. El enfoque propuesto arrojó una exactitud global de 80,25% indicando una notable ventaja con respecto a los otros enfoques (Figura 25). El planteamiento que presentó la menor exactitud global fue el resultado individual de la descomposición polarimétrica con un porcentaje de 43,50%. De lo anterior, se puede afirmar que cada enfoque independiente no permite diferenciar claramente las clases definidas para el área de estudio; sin embargo, éstos en combinación con el modelo SRTM proporcionan mejores resultados.

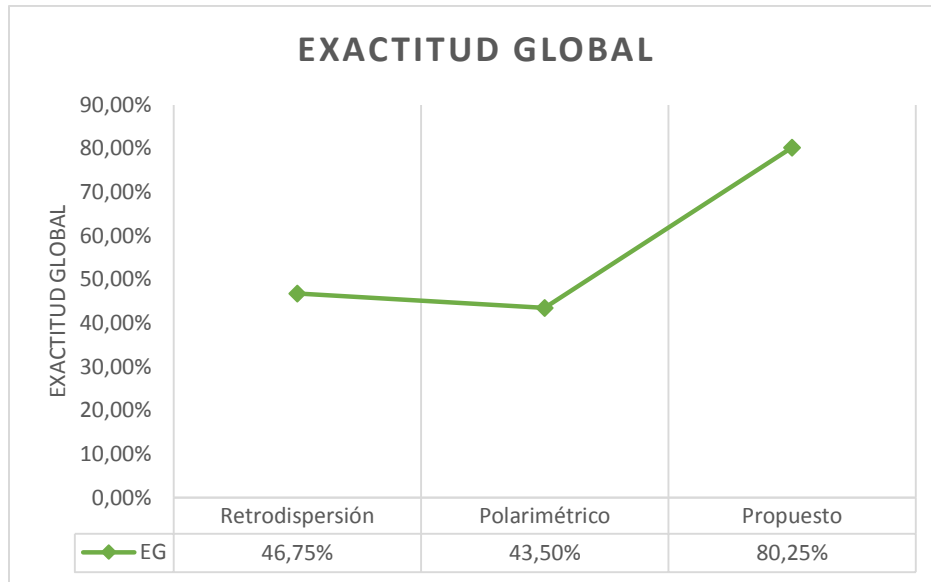


Figura 25. Exactitud global de las clasificaciones.

Otros índices derivados de la matriz de confusión, son la exactitud del usuario (EU%) y la exactitud del productor (EP%). Estos se determinan para cada clase temática. El primero hace relación al porcentaje de cada clase que ha sido correctamente clasificado, el segundo se refiere a que tan bien han sido clasificados los píxeles de referencia. En este sentido, y con el fin de evaluar los píxeles bien clasificados para cada enfoque, se graficaron las exactitudes del usuario para cada uno de ellos (Figura 26).

El comportamiento de los resultados de la exactitud del usuario se asemeja a las precisiones arrojadas por el clasificador Random Forest, a diferencia que en este caso la validación se realiza con base a puntos distintos a los definidos como entrenamiento del algoritmo. La propuesta metodológica del presente trabajo supera el 80% de la exactitud de usuario para todas las clases excepto para el bosque de planicie, el cual arroja una EU de 57,89%, a pesar de ello sigue siendo mejor clasificado que en los enfoques individuales.

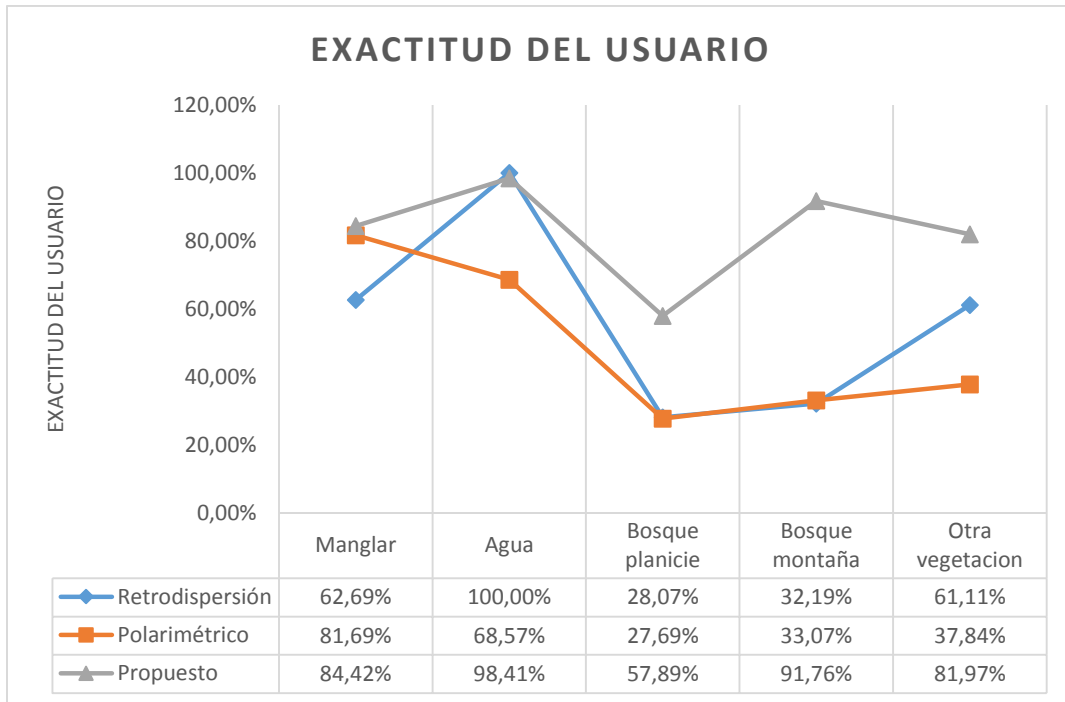


Figura 26. Exactitud del usuario para los enfoques clasificados.

La cobertura de manglar, por su parte presenta mejores resultados en el enfoque propuesto difiriendo por solo unos puntos porcentuales del enfoque polarimétrico, lo que indica el aporte de los parámetros Alpha y entropía en la definición del bosque de manglar, a diferencia de los valores de retrodispersión que por sí solo no aportan suficientes factores para esta categoría. En contraposición, los cuerpos de agua son mejor clasificados utilizando información de retrodispersión, por lo tanto este enfoque aporta a la propuesta metodológica en la diferenciación de dicha cobertura la cual es confusa mediante los resultados de técnicas únicamente polarimétricas.

Las coberturas de bosques y otros tipos de vegetación, evidencian una mejora en la clasificación realizada a partir del enfoque propuesto, y teniendo en cuenta que los enfoques individuales arrojan bajas exactitudes en estas categorías se atribuye esta mejora al uso del modelo de elevación SRTM.

En lo que concierne directamente a la cobertura de manglar, se representaron gráficamente los resultados de las exactitudes de usuario y productor en los tres diferentes enfoques (Figura 27).

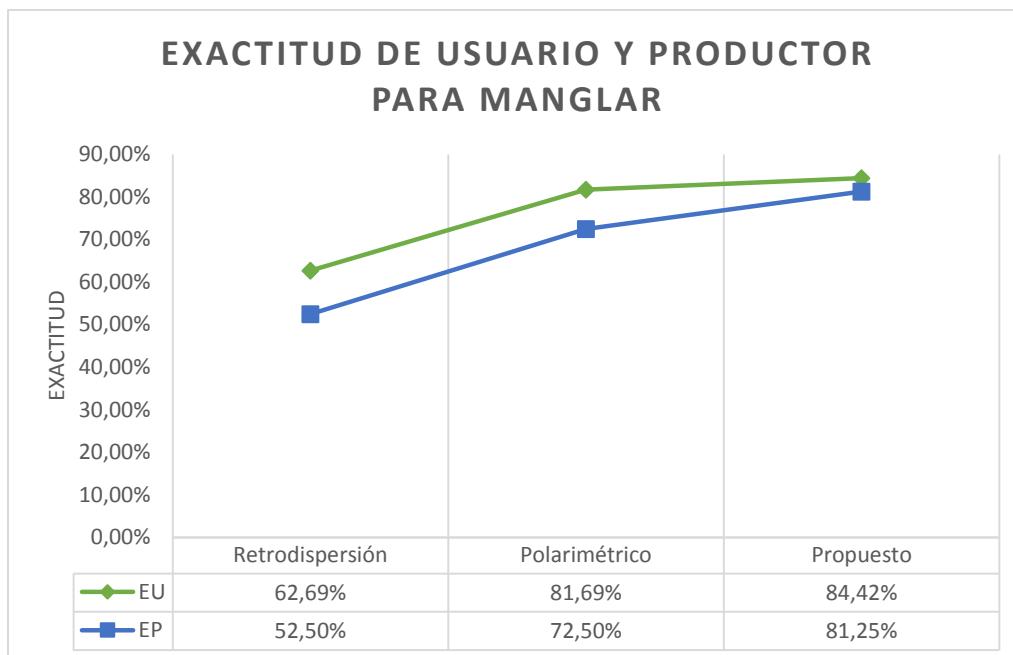


Figura 27. Exactitud de usuario y productor de la cobertura de manglar para los tres enfoques evaluados.

Para los dos índices de validación el enfoque propuesto encabeza los resultados por encima del 80%, seguido del énfasis polarimétrico sin diferir en más de 10 puntos porcentuales y finalmente los resultados más bajos corresponden a los datos de individuales de retrodispersión.

Entrando en detalle en los píxeles clasificados como manglar, se representó gráficamente la distribución de los mismos para los tres planteamientos analizados (Figura 28), con el fin de evaluar los posibles conflictos generados entre las diferentes clases temáticas.

Los errores de clasificación de la metodología postulada son menores al 20%. De los 77 píxeles clasificados dentro de la categoría de manglar, 65 corresponden con la verdad del terreno y los restantes fueron confundidos en su mayoría con cuerpos de agua y bosques en planicie, mientras que pocos de los píxeles clasificados como manglar en realidad correspondían a bosques en montaña y otra vegetación. Los conflictos generados entre el manglar y el bosque en planicie pueden deberse a la adyacencia entre las coberturas. En cuanto a los cuerpos de agua, es posible que el desacierto tenga relación con la confusión que aporta los parámetros de descomposición polarimetría en lo que concierne a dicha cobertura.

Adicionalmente es probable que la baja confusión del manglar con los bosques de montaña y otros tipos de vegetación se deba a la incorporación del parámetro de elevación como variable de clasificación.

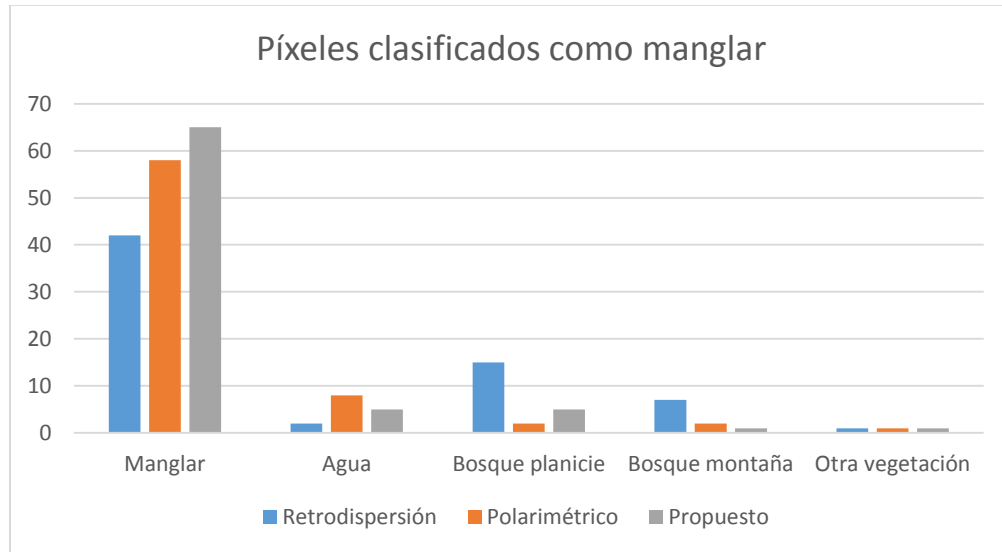


Figura 28. Clasificación de píxeles de la exactitud de usuario para cobertura de manglar.

Por otra parte, el énfasis de retrodispersión presenta mayores conflictos con los bosques en planicie y montaña, a diferencia del enfoque polarimétrico en donde el conflicto con estas coberturas es mínimo; esto quizás esté relacionado con la influencia que ejerce la discriminación de los tipos de dispersión ofrecida por las técnicas polarimétricas, que permite diferenciar entre un bosque cuyo sustrato es tierra firme, con uno que tiene como sustrato un lodo oscuro, común en zonas pantanosas.

Las medidas de exactitud analizadas anteriormente están basadas en parámetros individuales de la matriz de confusión, pero no aprovechan la información de dicha matriz en conjunto. Por tal razón, y buscando no incurrir en resultados aparentemente correctos por distribuciones totalmente aleatorias de los píxeles, se ha implementado el índice Kappa (Figura 29). Éste estadístico mide la exactitud de la clasificación expresando la concordancia entre el mapa y la verdad del terreno, extrayendo la contribución obtenida por el azar (Hudson, 1987).

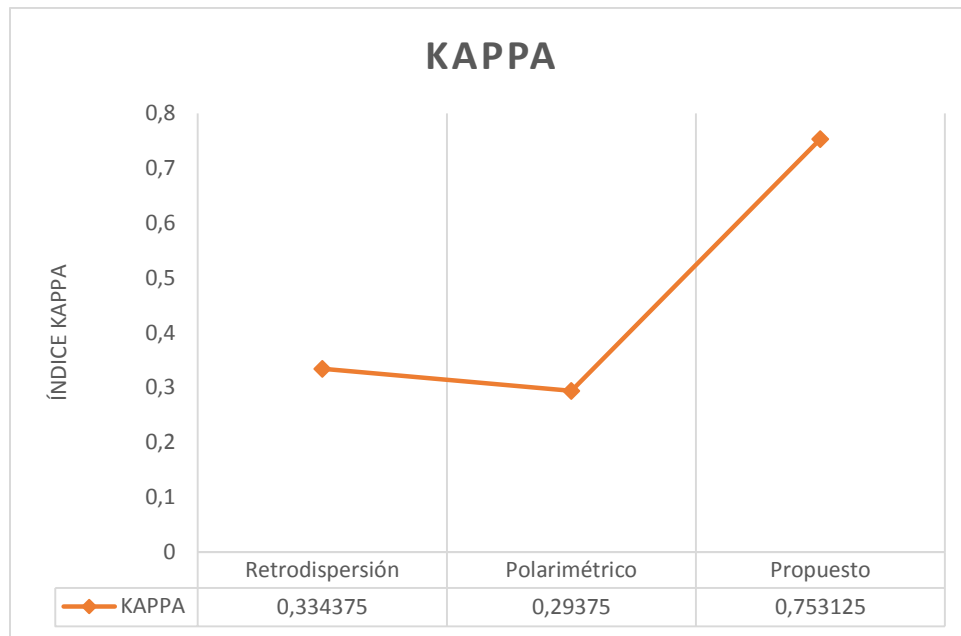


Figura 29. Índice estadístico Kappa para los enfoques evaluados.

Los resultados arrojaron un índice Kappa de 0,75 para el enfoque propuesto que de acuerdo a la interpretación de Landis & Koch (1977), equivale a una concordancia satisfactoria ó lo que significa según Dicks & Lo (1990) que la clasificación es 75% mejor que la confiabilidad esperada si se asignara una categoría aleatoriamente. Por su parte, para los componentes de retrodispersión y polarimétrico se obtuvieron valores de 0,33 y 0,29 respectivamente, interpretándose como razonables en la misma escala de Landis & Koch. Lo anterior respalda los resultados de exactitud temática arrojados por la matriz de confusión.

6. CONCLUSIONES

A partir de la evaluación independiente de los enfoques, se concluye que los datos de retrodispersión VV y VH por si solos no fueron suficientes para separar la clase de manglar de otras coberturas, presentando mayor conflicto con los bosques de tierra firme; sin embargo, si permitieron separar efectivamente los cuerpos de agua de las demás categorías. Por otro lado, los parámetros de Alpha y entropía obtenidos mediante el proceso de descomposición de ambas polarizaciones proporcionaron información valiosa sobre los tipos de dispersión dominantes en el área de estudio, lo que permitió la identificación de la cobertura de manglar dada su respuesta de doble rebote. No obstante, en el proceso de clasificación, se presentó confusión entre las demás coberturas desmejorando notablemente la calidad del resultado.

Con base en lo anterior, el presente estudio presentó una propuesta metodológica para clasificar con el algoritmo Random Forest la cobertura de manglar de la costa sur del departamento Chocó, basada en la combinación de datos Sentinel 1 y SRTM. Para ello, se utilizó información de retrodispersión de las polarizaciones VV y VH, junto con los parámetros de Alpha y entropía obtenidos del proceso de descomposición polarimétrica dual, además de la variable de elevación importada del modelo SRTM. EL resultado arrojó una exactitud global de 80,25% y se clasificó el manglar con una exactitud de usuario del 84,42%. Los datos que más aportaron en la clasificación de la cobertura de manglar fueron los obtenidos de la descomposición polarimétrica, debido a que brindaron información relevante acerca de los tipos de dispersión presentes en la zona, lo que permitió separar los manglares de otras coberturas, especialmente de los bosques de tierra firme. Por su parte, la información de retrodispersión y SRTM contribuyó para la discriminación de otras coberturas que presentaron conflicto clasificando únicamente los parámetros polarimétricos. En conclusión, los datos de dos polarizaciones del satélite Sentinel1 en conjunto con el modelo SRTM fueron efectivos para identificar y clasificar la cobertura de manglar y por lo tanto se consideran como alternativa de

mapeo para esta zona donde las condiciones de nubosidad persistentes dificultan el acceso de información óptica.

Finalmente, mediante la comparación de las exactitudes globales arrojadas por las clasificaciones Random Forest, es posible concluir que los mejores resultados fueron aportados por el enfoque propuesto considerando un aumento porcentual del 33% y 37% para los enfoques de retrodispersión y polarimétrico respectivamente. Lo anterior, fue reafirmado por el índice Kappa el cual arrojó como mejor opción de clasificación el enfoque principal con un valor 0,75 el cual se considera satisfactorio de acuerdo a la escala propuesta por Landis & Koch (1977), mientras que los énfasis de retrodispersión y polarimetría con resultados de 0,33 y 2,29 en el mismo orden, se consideran razonables de acuerdo a la escala mencionada.

La validación realizada con base en puntos representativos del área de estudio coincidió con la precisión arrojada por el algoritmo Random Forest. En particular, la mejor clasificación de manglar se obtuvo a partir de la metodología planteada, mientras que la retrodispersion de VV y VH fue la opción con valores de exactitud y precisión más bajos.

7. RECOMENDACIONES

En condiciones que permitan la disponibilidad de imágenes satelitales ópticas, se considera oportuno implementar la fusión de las mismas con el enfoque planteado, buscando mejorar la clasificación del manglar mediante la suma de capacidades de la información espectral para separar tipos de vegetación, con las imágenes SAR para suministrar información de las coberturas subyacentes a la misma.

Con el fin de evaluar la capacidad de los datos Sentinel1 para mapeo de bosques de manglar, se considera útil analizar el comportamiento de los parámetros Alpha y entropía en diferentes especies de manglares. Así mismo, se recomienda incluir la variable temporal que permita estudiar los cambios de los tipos de dispersión para diferentes condiciones de inundación y estado de un mismo ecosistema, que puedan presentarse debido a las épocas de lluvia y sequía.

Bajo los tres enfoques evaluados en el presente trabajo, se recomienda el uso de datos con mayor resolución espacial que permitan mejorar el nivel de detalle. Los datos UAVSAR además de ofrecer información de alta resolución, proveen cuatro polarizaciones, generando la posibilidad de analizar diferentes descomposiciones polarimétricas por lo que pueden ser una alternativa potencial para el mapeo de manglares.

Teniendo en cuenta que para efectos del presente trabajo la elección de los filtros de supresión de ruido se basó en una comparación visual de los mismos y pruebas rápidas de clasificación, se recomienda evaluar la posibilidad de elegir los filtros con base en la estimación de índices que emplean las estadísticas de la imagen para evaluar la capacidad de los mismos en la reducción de manchas, preservación de bordes e información polarimétrica y por lo tanto pueden aportar mejoras a la metodología planteada eliminando la subjetividad que aporta el proceso de análisis visual.

8. BIBLIOGRAFÍA

- Alongi, D. M. (2002). Present state and future of the world's mangrove forests. *Environmental conservation*, 29(3), 331-349.
- Alvarez-León, R. (2000). Los manglares colombianos y su capacidad productiva en términos de materia orgánica, pesquería y acuicultura. *UBJTL-Geotrópica*, 5, 41-46.
- Aronoff, S. (1982). The map accuracy report: A user's view. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 48, 1309-1312.
- Aslan, A., Rahman, A. F., Warren, M. W., & Robeson, S. M. (2016). Mapping spatial distribution and biomass of coastal wetland vegetation in Indonesian Papua by combining active and passive remotely sensed data. *Remote sensing of Environment*, 183, 65-81.
- Ball, M. C., & Farquhar, G. D. (1984). Photosynthetic and stomatal responses of the grey mangrove, *Avicennia marina*, to transient salinity conditions. *Plant Physiology*, 74(1), 7-11.
- Blasco, F., & Aizpuru, M. (2002). Mangroves along the coastal stretch of the Bay of Bengal: Present status, 31, 9-20.
- Boca, T., & Rodríguez, G. (2012). Métodos estadísticos de la evaluación de la exactitud de productos derivados de sensores remotos. *Asociación Argentina de Mecánica Computacional. Buenos Aires (Argentina): Instituto Nacional de Tecnología Agropecuaria*.
- Bourbigot, M., & Piantanida, R. (2016). Sentinel-1 Product Definition. *MDA Document Number: SEN-RS-52-7440*.
- Buemi, M. E. (2012). *Tratamiento de imágenes de radar de apertura sintética mediante filtros stack* (Doctoral dissertation, Facultad de Ciencias Exactas y Naturales. Universidad de Buenos Aires).
- Breiman, L. (2001). Random forests. *Machine learning*, 45(1), 5-32.
- Brown, I., Mwansasu, S., & Westerberg, L. O. (2016). L-Band polarimetric target decomposition of mangroves of the Rufiji Delta, Tanzania. *Remote Sensing*, 8(2), 140.
- Cao, F., & Hong, W. (2005). A new classification method based on Cloude-Pottier eigenvalue/eigenvector decomposition. In *INTERNATIONAL GEOSCIENCE AND REMOTE SENSING SYMPOSIUM* (Vol. 1, p. 296).
- CCRS. (2001). Programa GlobeSAR: Material educativo para teledetección mediante radares. Canada Centre for Remote Sensing, Natural Resources Canada. Retrieved from <http://www.ccrs.nrcan.gc.ca/ccrs/tekrd/internat/glbsar2/indexe.html>

- Chen, B., Xiao, X., Li, X., Pan, L., Doughty, R., Ma, J., ... & Sun, R. (2017). A mangrove forest map of China in 2015: analysis of time series Landsat 7/8 and Sentinel-1A imagery in Google Earth Engine cloud computing platform. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 131, 104-120.
- Choudhury, J. K., & Putranto, B. (1996). Mangrove forest management. *Mangrove rehabilitation and management project in Sulawesi*, 297
- Chuvienco, E. (1990). *Fundamentos de teledetección espacial*(Vol. 453). Madrid: Ediciones Rialp.
- Cloude, S. R., & Pottier, E. (1996). A review of target decomposition theorems in radar polarimetry. *IEEE transactions on geoscience and remote sensing*, 34(2), 498-518.
- Cloude, S. (2007, March). The dual polarization entropy/alpha decomposition: a PALSAR case study. *In Science and Applications of SAR Polarimetry and Polarimetric Interferometry*(Vol. 644).
- Codechocó & IIAP. (2009). Diagnóstico y zonificación del ecosistema de Manglar del Pacifico Chocoano. Chocó. 290 p.
- Conchedda, G., Durieux, L., & Mayaux, P. (2008). An object-based method for mapping and change analysis in mangrove ecosystems. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 63(5), 578-589.
- Congalton, R. G. (1991). A review of assessing the accuracy of classifications of remotely sensed data. *Remote sensing of environment*, 37(1), 35-46.
- Cumming, I. G., & Wong, F. H. (2005). Digital Processing of Synthetic Aperture Radar Data: Algorithms and Implementation [with CDROM](Artech House Remote Sensing Library). *Artech House, Boston, Massachusetts*.
- Curlander, J. C., & McDonough, R. N. (1991). *Synthetic aperture radar* (Vol. 396). New York, NY, USA: John Wiley & Sons.
- Cutler, A., Cutler, D. R., & Stevens, J. R. (2012). Random forests. In Ensemble machine learning (pp. 157-175). *Springer, Boston, MA*.
- Dicks, S. E., & Lo, T. H. (1990). Evaluation of thematic map accuracy in a land-use and land-cover mapping program. *Photogrammetric engineering and remote sensing (USA)*.
- Edrosa, M. (2011, November). Aplicacion de la Teledeteccion para el Monitoreo de Eventos Hídricos Superficiales mediante Imagenes Cosmo SkyMed. Cordoba Argentina.
- Flores De Santiago, F., Kovacs, J. M., & Lafrance, P. (2013). An object-oriented classification method for mapping mangroves in Guinea, West Africa, using

multipolarized ALOS PALSAR L-band data. *International Journal of Remote Sensing*, 34(2), 563-586.

Fonteh, M. L., Theophile, F., Cornelius, M. L., Main, R., Ramoelo, A., & Cho, M. A. (2016). Assessing the Utility of Sentinel-1 C Band Synthetic Aperture Radar Imagery for Land Use Land Cover Classification in a Tropical Coastal Systems When Compared with Landsat 8. *Journal of Geographic Information System*, 8(04), 495.

Frost, V. S., Stiles, J. A., Shanmugan, K. S., & Holtzman, J. C. (1982). A model for radar images and its application to adaptive digital filtering of multiplicative noise. *IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence*, (2), 157-166.

Green, E. P., Mumby, P. J., Edwards, A. J., Clark, C. D., & Ellis, A. C. (1998). The assessment of mangrove areas using high resolution multispectral airborne imagery. *Journal of Coastal Research*, 433-443.

Hamilton, S. E., & Casey, D. (2016). Creation of a high spatio-temporal resolution global database of continuous mangrove forest cover for the 21st century (CGMFC-21). *Global Ecology and Biogeography*, 25(6), 729-738.

Henderson, F. M., & Lewis, A. J. (1998). Principles and applications of imaging radar. Manual of remote sensing: Volume 2.

Henri, M. (2008). Processing of synthetic aperture radar images. Willey–2008.

Heumann, B. W. (2011). Satellite remote sensing of mangrove forests: Recent advances and future opportunities. *Progress in Physical Geography*, 35(1), 87-108.

Hudson, W. D. (1987). Correct formulation of the kappa coefficient of agreement. *Photogrammetric engineering and remote sensing*, 53(4), 421-422.

Hutchings, P., & Saenger, P. (1987). Ecology of mangroves. *Ecology of mangroves*.

INVEMAR. (2017). Informe del estado de los ambientes y recursos marinos y costeros en Colombia, 2016. Serie de Publicaciones Periódicas No. 3. Santa Marta. 200 p

INVEMAR. (2013). Informe del estado de los ambientes y recursos marinos y costeros en Colombia. Año 2012. Serie de Publicaciones Periódicas No. 8. Santa Marta. 169 p

ITC. (2004). Principles of Remote Sensing (Third). *The Netherlands: International Institute For Geo-Information Science And Earth Observation*.

Jensen, J. (1996). Introductory Digital Image Processing, A Remote Sensing Perspective. (2da ed.). *Upper Saddle River, New Jersey: Prentice Hall*.

Jhonnerie, R., Siregar, V. P., Nababan, B., Prasetyo, L. B., & Wouthuyzen, S. (2015). Random forest classification for mangrove land cover mapping using Landsat 5 TM and ALOS PALSAR imageries. *Procedia Environmental Sciences*, 24, 215-221.

- Jia, M., Wang, Z., Li, L., Song, K., Ren, C., Liu, B., & Mao, D. (2014). Mapping China's mangroves based on an object-oriented classification of Landsat imagery. *Wetlands*, 34(2), 277-283.
- Kathiresan, K., & Bingham, B. L. (2001). *Biology of mangroves and mangrove ecosystems*.
- Kirui, K. B., Kairo, J. G., Bosire, J., Viergever, K. M., Rudra, S., Huxham, M., & Briers, R. A. (2013). Mapping of mangrove forest land cover change along the Kenya coastline using Landsat imagery. *Ocean & Coastal Management*, 83, 19-24.
- Kovacs, J. M., Zhang, C., & Flores-Verdugo, F. J. (2008). Mapping the condition of mangroves of the Mexican Pacific using C-band ENVISAT ASAR and Landsat optical data. *Ciencias Marinas*, 34(4), 407-418.
- Kuenzer, C., Bluemel, A., Gebhardt, S., Quoc, T. V., & Dech, S. (2011). Remote sensing of mangrove ecosystems: A review. *Remote Sensing*, 3(5), 878-928.
- Landis, J. R., & Koch, G. G. (1977). The measurement of observer agreement for categorical data. *biometrics*, 159-174.
- Lee, J. S. (1981). Refined filtering of image noise using local statistics. *Computer graphics and image processing*, 15(4), 380-389.
- Lee, J. S., Hoppel, K. W., Mango, S. A., & Miller, A. R. (1994). Intensity and phase statistics of multilook polarimetric and interferometric SAR imagery. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 32(5), 1017-1028.
- Lee, J. S., Grunes, M. R., & De Grandi, G. (1999). Polarimetric SAR speckle filtering and its implication for classification. *IEEE Transactions on Geoscience and remote sensing*, 37(5), 2363-2373.
- Lee, J. S., & Pottier, E. (2009). *Polarimetric radar imaging: from basics to applications*. CRC press.
- Lee, S. K., & Fatoyinbo, T. E. (2015). TanDEM-X Pol-InSAR inversion for mangrove canopy height estimation. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 8(7), 3608-3618.
- Lillesand, T., Kiefer, R. W., & Chipman, J. (2014). *Remote sensing and image interpretation*. John Wiley & Sons.
- Long, J. B., & Giri, C. (2011). Mapping the Philippines' mangrove forests using Landsat imagery. *Sensors*, 11(3), 2972-2981.
- Lopinto, E. (2010). *An Introduction to the Synthetic Aperture Radar*.
- Lucas, R. M., Ellison, J. C., Mitchell, A., Donnelly, B., Finlayson, M., & Milne, A. K. (2002). Use of stereo aerial photography for quantifying changes in the extent and

height of mangroves in tropical Australia. *Wetlands ecology and Management*, 10(2), 159-173.

Lucas, R. M., Mitchell, A. L., Rosenqvist, A. K. E., Proisy, C., Melius, A., & Ticehurst, C. (2007). The potential of L-band SAR for quantifying mangrove characteristics and change: case studies from the tropics. *Aquatic conservation: marine and freshwater ecosystems*, 17(3), 245-264.

Lucas, R. M., Bunting, P., Clewley, D., Proisy, C., Souza Filho, P. W. M., Viergever, K., ... & Accad, A. (2009). Characterisation and monitoring of mangroves using ALOS PALSAR data. *JAXA Earth Observation Research Center: Ibaraki, Japan*.

Lusch, D. P. (1999). Introduction to microwave remote sensing. *Center for Remote Sensing and Geographic Information Science Michigan State University*.

Martinis, S. (2010). *Automatic near real-time flood detection in high resolution X-band synthetic aperture radar satellite data using context-based classification on irregular graphs* (Doctoral dissertation, Imu).

Medasani, S., & Reddy, G. U. (2017). Analysis and Evaluation of Speckle Filters for Polarimetric Synthetic Aperture Radar (PolSAR) Data. *International Journal of Applied Engineering Research*, 12(15), 4916-4927.

MMA. (2002). *Uso sostenible, manejo y conservacion de los ecosistemas de manglar en Colombia*. Ministerio de Ambiente, Bogota. 61 p.

Moncayo Silva, P. J. (2017). *Estimación desde satélites de la fracción de área inundada en humedades fluviales de un sector de la planicie de inundación del Bajo Paraná, Argentina* (Master's thesis).

Monela, E. (2014). *Estudio de modelos electromagneticos para la obtencion de mapas de humedad superficial de suelo (Tesis Maestria en Aplicaciones Espaciales de Alerta y Respuesta Temprana a Emergencias)*. Nacional de Cordoba, Instituto de Altos Estudios Espaciales Mario Gulich, CONAE, Cordoba Argentina. Retrieved from: http://aulavirtual.ig.conae.gov.ar/moodle/pluginfile.php/512/mod_page/content/98/esis_Maestr%C3%ADa_Monella.pdf

Monzon, A. K., Reyes, S. R., Veridiano, R. K., Tumaneng, R., & De Alban, J. D. (2016, June). Synergy of optical and SAR data for mapping and monitoring mangroves. In *XXIII ISPRS Congress, Commission VI; Halounova, L., Safar, V., Gong, J., Hanzl, V., Wu, H., Vyas, A., Wang, L., Musikhin, I., Tsai, F., Gruen, A., et al., Eds* (pp. 259-266).

Mousavi, M. Amini, J. Maghsoudi, Y. Arab, S. (2015) PolSAR Speckle Filtering Techniques and Their Effects On classification. *IGTF 2015- ASPRS. Annual Conference*. Tampa, Florida. Mayo 4-8.

Moreira, A., Prats-Iraola, P., Younis, M., Krieger, G., Hajnsek, I., & Papathanassiou, K. P. (2013). A tutorial on synthetic aperture radar. *IEEE Geoscience and remote sensing magazine*, 1(1), 6-43.

OMAR, H., HAMZAH, K. A., & ISMAIL, M. H. (2012). The use of polarized L-band Alos Palsar for identifying forest cover in Peninsular Malaysia. In *33rd Asian Conference on Remote Sensing* (pp. 1-10).

Oliver, C., & Quegan, S. (2004). *Understanding synthetic aperture radar images*. SciTech Publishing.

Olmsted, C. (1993). Alaska SAR Facility scientific SAR user's guide. *ASF-SD-003*.

Panozzo, Z. (2013). Focalizacion de imagenes SAR utilizando el algoritmo Omega K. Simulacion y Validacion (Tesis maestria). Nacional de Cordoba, Cordoba Argentina..Retrieved from:http://aulavirtual.ig.conae.gov.ar/moodle/pluginfile.php/512/mod_page/content/78/MPanozzo- Tesis.pdf

Penta, B., Varghese, A. O., Rao, K. N., & Joshi, A. K. (2013). Analysis of Synthetic Aperture Radar polarimetric decomposition methods for land cover interpretation. In *Conference: ISRS and ISG National Symposium on Remote Sensing and GIS for Environment with Special Emphasis on Marine and Coastal Dynamics, At Vishakhapattanam, India*.

Portengen, L. (2017). Classifying Mangroves in Vietnam using Radar and Optical Satellite Remote Sensing: Processing Sentinel-1 and Sentinel-2 Imagery in Google Earth Engine.

Proisy, C., Mougin, E., Fromard, F., & Karam, M. A. (2000). Interpretation of polarimetric radar signatures of mangrove forests. *Remote Sensing of Environment*, 71(1), 56-66.

Proisy, C., Mitchell, A., Lucas, R., Fromard, F., & Mougin, E. (2003, May). Estimation of Mangrove Biomass using Multifrequency Radar Data. Application to Mangroves of French Guiana and Northern Australia. In *Proceedings of the Mangrove 2003 Conference* (pp. 20-24).

Rahman, A. F., & Aslan, A. (2017). The first global-scale 30 m resolution mangrove canopy height map using Shuttle Radar Topography Mission data. *arXiv preprint arXiv:1706.09958*.

Raney, R. K. (1998). Radar fundamentals: technical perspective. *Principals and Applications of Imaging Radar, Manual of Remote Sensing*, 2, 9-130.

Rasolofoharinoro, M., Blasco, F., Bellan, M. F., Aizpuru, M., Gauquelin, T., & Denis, J. (1998). A remote sensing based methodology for mangrove studies in Madagascar. *International Journal of Remote Sensing*, 19(10), 1873-1886.

Richards, J. A., & Richards, J. A. (2005). *Remote sensing digital image analysis* (Vol. 4). Berlin et al.: Springer.

Richards, J. A. (2009). *Remote sensing with imaging radar* (Vol. 1). Berlin: Springer.

- Rocha de Souza Pereira, F., Kampel, M., & Cunha-Lignon, M. (2012). Mapping of mangrove forests on the southern coast of São Paulo, Brazil, using synthetic aperture radar data from ALOS/PALSAR. *Remote sensing letters*, 3(7), 567-576.
- Sakshaug, S. E. H. (2013). *Evaluation of Polarimetric SAR Decomposition methods for tropical forest analysis* (Master's thesis, University of Tromsø).
- Sánchez-Páez, H., Ulloa-Delgado, G., Álvarez-León, R., Gil-Torres, W., Sánchez-Alfárez, A., Guevara-Mancera, O., & Páez-Parra, F. (2000). Hacia la recuperación de los manglares del Caribe de Colombia. *Ministerio del Medio Ambiente, Bogotá*.
- Sánchez Páez, H., Ulloa Delgado, G. A., & Tavera Escobar, H. A. (2004). *Manejo integral de los manglares por comunidades locales: Caribe Colombiano* (No. Doc. 20678) CO-BAC, Bogotá).
- Salvia, M. (2014). Introducción a la teledetección en microondas . Extracción de información ,detección de cambios. Clase 3.
- Santos, L. C. M., & Bitencourt, M. D. (2016). Remote sensing in the study of Brazilian mangroves: review, gaps in the knowledge, new perspectives and contributions for management. *Revista de Gestão Costeira Integrada-Journal of Integrated Coastal Zone Management*, 16(3), 245-261.
- SARMAP. (2008). Synthetic Aperture Radar and SARscape. *European Space Agency*. UNESCO BILKO group
- Simard, M., Grandi, G. D., Saatchi, S., & Mayaux, P. (2002). Mapping tropical coastal vegetation using JERS-1 and ERS-1 radar data with a decision tree classifier. *International Journal of Remote Sensing*, 23(7), 1461-1474.
- Simard, M., Rivera-Monroy, V. H., Mancera-Pineda, J. E., Castañeda-Moya, E., & Twilley, R. R. (2008). A systematic method for 3D mapping of mangrove forests based on Shuttle Radar Topography Mission elevation data, ICESat/GLAS waveforms and field data: Application to Ciénaga Grande de Santa Marta, Colombia. *Remote Sensing of Environment*, 112(5), 2131-2144.
- Story, M., & Congalton, R. G. (1986). Accuracy assessment: a user's perspective. *Photogrammetric Engineering and remote sensing*, 52(3), 397-399.
- Tomlinson, P. B. (1986). *The Botany of Mangroves* Cambridge University Press Cambridge Google Scholar.
- Torres, T. M. (2011). Uso de interferometría SAR (Synthetic Aperture Radar) en ladera occidental de Cerro Iguazo. *Ecuador. Córdoba*.
- Trisasongko, B. H. (2009). Tropical mangrove mapping using fully-polarimetric radar data. *Journal of Mathematical and Fundamental Sciences*, 41(2), 98-109.

Ulaby, F. T., & Elachi, C. (1990). Radar polarimetry for geoscience applications. Norwood, MA, Artech House, Inc., 1990, 376 p. No individual items are abstracted in this volume.

Valderrama-Landeros, L., Flores-de-Santiago, F., Kovacs, J. M., & Flores-Verdugo, F. (2018). An assessment of commonly employed satellite-based remote sensors for mapping mangrove species in Mexico using an NDVI-based classification scheme. *Environmental monitoring and assessment*, 190(1), 23.

Valiela, I., Bowen, J. L., & York, J. K. (2001). Mangrove Forests: One of the World's Threatened Major Tropical Environments: At least 35% of the area of mangrove forests has been lost in the past two decades, losses that exceed those for tropical rain forests and coral reefs, two other well-known threatened environments. *AIBS Bulletin*, 51(10), 807-815.

Wang, L., Silván-Cárdenas, J. L., & Sousa, W. P. (2008). Neural network classification of mangrove species from multi-seasonal Ikonos imagery. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, 74(7), 921-927.

Wang, Y., & Imhoff, M. L. (1993). Simulated and observed L-HH radar backscatter from tropical mangrove forests. *International Journal of Remote Sensing*, 14(15), 2819-2828.

Wannasiri, W., Nagai, M., Honda, K., Santitamont, P., & Miphokasap, P. (2013). Extraction of mangrove biophysical parameters using airborne LiDAR. *Remote Sensing*, 5(4), 1787-1808.

Zhang, L., Zhang, J., Zou, B., & Zhang, Y. (2008). Comparison of methods for target detection and applications using polarimetric SAR image. *Piers online*, 4(1), 140-145.