TÍTULO

MONITORIZACIÓN REMOTA A PARTIR DE IMÁGENES DE RADAR DEL MARABÚ (*DICHROSTACHYS CINÉREA*) EN ZONAS AGRÍCOLAS DEL VALLE DE LOS INGENIOS, CUBA

AUTORA

Laritza Daylen Zequeira Pérez

Esta edición electrónica ha sido realizada en 2025

Directores	Dr. Eduardo Cristóbal Moreno Cuesta; Dra. Encarnación González Algarra
Instituciones	Universidad Internacional de Andalucía ; Universidad de Huelva
Curso	*Máster Universitario en Tecnología Ambiental (2023/24)*
©	Laritza Daylen Zequeira Pérez
©	De esta edición: Universidad Internacional de Andalucía
Fecha documento	2024

Para más información:
https://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/4.0/deed.es
https://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/4.0/deed.en

TRABAJO FIN DE MÁSTER

Monitorización remota a partir de imágenes de radar del marabú (*Dichrostachys cinérea*) en zonas agrícolas del Valle de los Ingenios, Cuba

Realizado por Laritza Daylen Zequeira Pérez

Dirigido por:

- Dr. Eduardo Cristóbal Moreno Cuesta
- Dra. Encarnación González Algarra

Máster en Tecnología Ambiental Curso: 2023-2024

Modalidad: Investigación

Fecha: Diciembre de 2024

María Encarnación González Algarra, **DNI**, Profesora Titular de Universidad, y **Eduardo Cristóbal Moreno Cuesta, DNI**, Profesor Titular, ambos pertenecientes a la Facultad de Ciencias Experimentales de la Universidad de Huelva.

INFORMAN:

Que el trabajo titulado "**Monitorización remota a partir de imágenes de radar del marabú (Dichrostachys cinérea) en zonas agrícolas del Valle de los Ingenios, Cuba"** presentado por **Laritza Daylen Zequeira Pérez** con **NIE:**, ha sido realizado bajo nuestra dirección, y AUTORIZAMOS su presentación y defensa como **Trabajo Fin de Máster** (Modalidad: Investigación), para el Máster Universitario en Tecnología Ambiental de la Universidad de Huelva.

En Huelva, a 2 de diciembre de 2024

Fdo. María Encarnación González Algarra y Eduardo Cristóbal Moreno Cuesta

RESUMEN

La invasión del marabú (Dichrostachys cinérea), una especie exótica invasora, representa una amenaza importante para la biodiversidad, los sistemas agroproductivos y los valores culturales del Valle de los Ingenios, ubicado en el municipio de Trinidad, Cuba, declarado Patrimonio de la Humanidad por la UNESCO en 1998. Este fenómeno provoca transformaciones significativas en los ecosistemas locales, afectando tanto la sostenibilidad ambiental como la integridad histórica del territorio.

El presente estudio desarrolló un modelo de teledetección basado en técnicas de radar de apertura sintética (SAR) para mapear y monitorear en tiempo real la distribución del marabú. Este enfoque integra datos satelitales Sentinel-1 y trabajo de campo con el objetivo de mejorar la gestión agrícola y la conservación del paisaje. La investigación utilizó clasificadores supervisados, específicamente Random Trees (RT) y Support Vector Machine (SVM), para diferenciar las principales clases de cobertura terrestre: marabú, forestal, cultivos, pastos y agua.

La metodología incluyó la recopilación y análisis de datos de entrenamiento representativos, el procesamiento avanzado de imágenes SAR y la validación mediante métricas de precisión derivadas de matrices de confusión y datos de campo. Durante la fase de entrenamiento, el clasificador RT mostró un desempeño destacado, con una precisión del usuario del 74% y del productor del 78%. En la validación con datos de campo, aunque la precisión del usuario para el marabú se redujo al 50% y la del productor al 57.89%, el modelo demostró ser útil en la identificación de áreas homogéneas, enfrentando mayores desafíos en zonas de transición y coberturas espectralmente similares, como marabú y bosque.

Estos hallazgos subrayan la utilidad de las imágenes SAR en contextos donde la nubosidad persistente limita el uso de datos multiespectrales, proporcionando una alternativa viable para el monitoreo de especies invasoras en regiones tropicales. Aunque persisten desafíos en la separación de clases, el modelo desarrollado constituye una herramienta de apoyo para la planificación territorial y la implementación de medidas de control del marabú. Asimismo, este enfoque puede ser replicado en contextos similares, contribuyendo a la sostenibilidad ambiental y a la preservación del patrimonio cultural del Valle de los Ingenios.

ABSTRACT

The invasion of marabú (Dichrostachys cinérea), an exotic invasive species, poses a significant threat to biodiversity, agroproductive systems, and cultural values in the Valle de los Ingenios, located in the municipality of Trinidad, Cuba, a UNESCO World Heritage Site since 1998. This phenomenon leads to substantial transformations in local ecosystems, affecting both environmental sustainability and the historical integrity of the area.

This study developed a remote sensing model based on synthetic aperture radar (SAR) techniques to map and monitor the distribution of marabú in real-time. This approach integrates Sentinel-1 satellite data and fieldwork to improve land management and landscape conservation. The research employed supervised classifiers, specifically Random Trees (RT) and Support Vector Machine (SVM), to differentiate the main land cover classes: marabú, forest, crops, pastures, and water.

The methodology included the collection and analysis of representative training data, advanced processing of SAR images, and validation using accuracy metrics derived from confusion matrices and field data. During the training phase, the RT classifier showed strong performance, with a user accuracy of 74% and a producer accuracy of 78%. In field validation, while user accuracy for marabú decreased to 50% and producer accuracy to 57.89%, the model proved useful in identifying homogeneous areas, facing greater challenges in transitional zones and spectrally similar covers, such as marabú and forest.

These findings highlight the utility of SAR images in contexts where persistent cloud cover limits the use of multispectral data, providing a viable alternative for monitoring invasive species in tropical regions. Although challenges remain in class separation, the developed model serves as a support tool for territorial planning and implementing control measures for marabú. Additionally, this approach can be replicated in similar contexts, contributing to environmental sustainability and the preservation of the cultural heritage of the Valle de los Ingenios.

AGRADECIMIENTOS

Expreso mi más profundo agradecimiento a mis tutores, quienes, además de ser profesionales excepcionales, han demostrado una paciencia infinita y una generosidad inigualable al compartir su vasto conocimiento. Su guía ha sido fundamental en cada etapa de este proceso.

Agradezco también al director Rafael Torronteras, cuyo compromiso con todos los aspectos del máster ha sido evidente. Su disposición constante para resolver inquietudes y brindar apoyo ha marcado una diferencia significativa en mi experiencia académica.

A mis padres, cuya inquebrantable confianza y respaldo me han sostenido en cada momento, incluso en los más desafiantes. Su aliento y fortaleza son un pilar esencial en mi vida.

Finalmente, a mis amigos, aquellos que saben quiénes son sin necesidad de ser nombrados. Su apoyo, tanto cercano como a la distancia, ha sido una fuente inagotable de energía y motivación. Contar siempre con ustedes ha sido un privilegio que valoro profundamente.

ÍNDICE

1. Introducción 1

1.1. Estado del Arte 1

1.2. Justificación del estudio 6

1.3. Objetivo General 8

1.4. Objetivos Específicos 8

1.5. Relevancia del Estudio 8

2. Materiales y Métodos 9

2.1. Área de Estudio 9

2.2. Recopilación de datos 11

2.3. Procesamiento de los datos 17

3. Resultados y Discusión 22

3.1. Introducción a los Resultados 22

3.2. Resultados y Discusión 23

3.3. Mapas Temáticos 34

3.4. Discusión 45

3.5. Recomendaciones 51

4. Conclusiones 54

5. Referencias 56

6. Anexos 58

Anexo I. Ficha de Campo para la toma de datos. 58

1. INTRODUCCIÓN

1.1. Estado del Arte

La invasión de especies exóticas, tanto de fauna como de flora, es un fenómeno cada vez más frecuente a nivel mundial, impulsado por diversos factores ambientales y sociales. Este proceso no solo representa una amenaza directa a la biodiversidad, sino que también altera los servicios ecosistémicos fundamentales, exacerbando los problemas ambientales globales. En términos generales, este proceso tiene un impacto negativo, ya que provoca profundas alteraciones en los hábitats y en la biodiversidad del área afectada. Además, puede influir de manera significativa en los servicios ecosistémicos, deteriorar la calidad ambiental e, incluso, afectar la salud humana en ciertos casos.

En el ámbito internacional, la Plataforma Intergubernamental Científico-Normativa sobre Diversidad Biológica y Servicios Ecosistémicos (IPBES, por sus siglas en inglés), organismo dependiente de las Naciones Unidas (ONU), establece la siguiente definición para las especies exóticas invasoras: "Animales, plantas u otros organismos introducidos directa o indirectamente por las personas en lugares fuera de su área de distribución natural, donde se han establecido y dispersado, y que generan un impacto negativo en los ecosistemas y especies locales"(Roy et al., 2024). El informe más reciente de la IPBES revela que aproximadamente el 20% de la superficie terrestre mundial, incluidos puntos críticos de biodiversidad, está bajo amenaza directa de invasores bióticos. Esto significa que el 60% de las extinciones de especies a nivel mundial han sido causadas por especies exóticas invasoras solas o en combinación con otras causas, con un costo anual de USD 423 mil millones. En estos términos, el costo total reportado de las especies invasoras en América Central y del Sur entre 1975 y 2020 fue de USD 102,5 mil millones, con un costo promedio de USD 2,2 mil millones por año (Moreno et al., 2024).

Los territorios insulares han sido catalogados, por muchos investigadores y organizaciones mundiales, como áreas de gran endemismo, ya que, al estar rodeados por océanos, actúan como barreras protectoras para la dispersión de las plantas continentales (Valero-Jorge et al., 2024). No obstante, estas mismas características también los hacen particularmente vulnerables a las invasiones biológicas, especialmente cuando las especies invasoras encuentran en estos territorios nichos propicios para su expansión.

La invasión por organismos exóticos ha contribuido a acelerar la pérdida de biodiversidad en la isla de Cuba y ha devenido en un evento biótico-ambiental de gran significación durante la época contemporánea. Una de las manifestaciones más nocivas de este fenómeno ha estado relacionada con un grupo de especies leñosas y espinosas que han llegado a ocupar cerca de 1,141,550 ha, situación que ha comprometido aproximadamente el 10% del territorio cubano, cerca del 18% de las tierras dedicadas a la producción agropecuaria y el 56,3% de las áreas ganaderas. El grupo ha estado integrado por tres especies pertenecientes a la familia Fabaceae: *Dichrostachys cinerea* (L.) Wight & Arn. ssp. *africana Brenan & Brummitt var. africana* (marabú), *Mimosa pigra* L. (weyler, reina) y *Vachellia farnesiana* (L.) Wight & Arn. (aroma)(Méndez Santos et al., 2022).

Mediante el estudio de varias de estas especies se ha demostrado que causan daños ecológicos y económicos, ya que compiten por nutrientes, luz y agua y causan pérdidas significativas en la agricultura y la ganadería. Adicionalmente, su proliferación compromete los servicios ecosistémicos, agravando la degradación del medio ambiente en regiones altamente vulnerables. Su impacto no es sólo económico, ya que se sabe que muchas de estas malezas perjudican los servicios ecosistémicos como la estética, la recreación, la cultura y la regulación. Las malezas invasoras también afectan la regulación de los servicios ecosistémicos, como la mitigación de riesgos (por ejemplo, deslizamientos de tierra), la purificación del agua, el control de plagas, la polinización y el cambio climático, que están inextricablemente vinculados a la agricultura y la silvicultura(Moreno et al., 2024).

La especie *Dichrostachys cinérea* L. Wight & Arn., conocida como marabú, es una planta oriunda del África del Sur introducida en Cuba como planta ornamental en 1840 por la provincia de Camagüey; desde la que posteriormente comenzó a extenderse por el país producto de su mal manejo y la no observancia de medidas preventivas para su control. Considerada una de las 100 especies invasoras más agresivas del país, el marabú representa un desafío crítico para los ecosistemas cubanos y las actividades económicas relacionadas con el uso del suelo agrícola(Rodríguez-Tassé et al., 2023).

El marabú se caracteriza por ser un arbusto o árbol pequeño con troncos retorcidos, corteza grisácea y espinas lisas en las ramas laterales, alcanza una altura de 4 a 5 m, incluso hasta 10 m en suelos adecuados. Su alta tolerancia al estrés combinada con sus numerosas espinas y resistencia al corte y la quema contribuyeron a su propagación descontrolada. Además, su capacidad de regeneración por yemas de raíz y la alta persistencia de sus semillas en el suelo han facilitado su expansión masiva en áreas de difícil acceso y manejo. Otras razones para la propagación descontrolada de la planta de marabú son la dispersión de sus semillas por el ganado

Universidad Internacional de Andalucía, 2025

y la alta persistencia de estas semillas en el suelo. Además, la planta se reproduce por yemas de raíz y tiene la notable capacidad de producir brotes incluso cuando no está completamente erradicada. El impacto colectivo de estos rasgos es el abandono de las tierras donde crece el marabú, ya que los agricultores luchan con los desafíos físicos y económicos asociados con la erradicación de la planta. Como resultado, esta maleza se ha extendido masivamente por toda Cuba, particularmente en áreas ya contaminadas por la sobreexplotación y tierras agrícolas abandonadas(Moreno et al., 2024).

En el caso del territorio cubano, el marabú se ha extendido de forma tal que el cálculo del área cubierta por el marabú ha sido interés estatal desde hace años. Originalmente en función de conocer el aprovechamiento del área cultivable, y luego, por el interés en esta planta como fuente de biomasa, materia prima para la obtención de energía. Los métodos utilizados hasta el momento se han basado en estimaciones sin metodología clara establecida, o en última instancia, por los reportes de los tenientes de tierra, sean particulares o estatales, y que son luego compilados por el Ministerio de la Agricultura (Minag)(Maldonado et al., 2021).

La colonización del marabú trajo consigo toda una serie de problemas territoriales y socioeconómicos. En primer lugar, la homogeneización del paisaje redujo la belleza natural de la zona, lo que no sólo afectó al turismo, sino que alteró el funcionamiento de los ecosistemas que el marabú invadió, afectando a todos los componentes, tanto bióticos como abióticos, así como las relaciones que existen entre ellos, creando su propio nicho ecológico. Esta transformación del paisaje afecta gravemente a las dinámicas de interacción entre especies, promoviendo la exclusión de especies nativas y modificando las cadenas tróficas locales. En segundo lugar, la reducción de la biodiversidad desplazó a la flora y vegetación autóctonas, lo que es particularmente importante cuando ocurre en una isla, como es el caso de Cuba, que cuenta con abundantes especies endémicas, muchas de las cuales tienen un área de distribución significativamente restringida, lo que podría promover la extinción de ciertas especies autóctonas. Y, en tercer lugar, al colonizar terrenos abandonados para la agricultura, su posterior reconversión sólo sería posible después de grandes inversiones y considerables esfuerzos(Sinoga et al., 2010).

La identificación temprana y la representación cartográfica de las especies invasoras son de suma importancia para la formulación de estrategias de gestión eficientes y la mitigación de una mayor expansión hacia áreas no invadidas(Valero-Jorge et al., 2024). Estas estrategias deben apoyarse en tecnologías avanzadas que permitan un monitoreo preciso y continuo, especialmente en contextos de alta vulnerabilidad ecológica. Debido a la complejidad de la zonificación y cuantificación de especies invasoras, así como a las dificultades asociadas con las actividades de monitoreo,

Universidad Internacional de Andalucía, 2025

desde la década de 1990 se ha incorporado progresivamente el uso de teledetección y análisis de imágenes satelitales en los estudios de estas. El auge de estas tecnologías ha permitido mejorar la precisión en la identificación, seguimiento y evaluación de la expansión de estas especies, facilitando la gestión de su impacto en los ecosistemas afectados.

El desarrollo de tecnologías aeroespaciales y de análisis geoespacial ha permitido el monitoreo remoto de la cobertura terrestre mediante imágenes satelitales, lo cual ofrece ventajas significativas, especialmente en estudios que abarcan áreas extensas, de difícil acceso, o que requieren observación en intervalos de tiempo reducidos. Estas herramientas han demostrado ser cruciales para abordar problemas complejos como la expansión de especies invasoras, al proporcionar información precisa y actualizada sobre cambios en el uso del suelo y la cobertura vegetal. La relevancia y el potencial de estas tecnologías han dado lugar a una amplia variedad de sensores, cada uno con enfoques específicos para distintas aplicaciones, así como a técnicas para procesar dichas imágenes en función de la vegetación.

En el análisis de la distribución de especies invasoras, Valero-Jorge et al. identifican varios desafíos inherentes a la clasificación de estas especies utilizando sensores multiespectrales y algoritmos de clasificación de imágenes. Entre los problemas destacados se encuentra la similitud espectral entre especies invasoras y nativas, lo que dificulta la diferenciación precisa entre ellas. Este problema se ve agravado por la naturaleza heterogénea del paisaje y las diversas etapas de desarrollo de las especies, factores que complican aún más el proceso de clasificación.

Además, la resolución espacial limitada y el rango espectral restringido de los datos de teledetección constituyen barreras significativas para la identificación efectiva de especies invasoras, particularmente en entornos complejos como las zonas tropicales. Estas limitaciones ponen de manifiesto la necesidad de complementar las imágenes multiespectrales con tecnologías como el radar de apertura sintética (SAR), que no dependen de condiciones climáticas o de iluminación. La naturaleza dinámica de las especies invasoras y sus interacciones constantes con el entorno subrayan la necesidad de un monitoreo continuo; sin embargo, la frecuencia de revisión de las plataformas de teledetección puede no ser suficiente para un seguimiento adecuado de estos cambios, limitando así la efectividad del control y la gestión de estas especies.

En el contexto de la vegetación en regiones tropicales, como el caso específico de la isla de Cuba, se han desarrollado diversos estudios centrados en la distribución espacial de *Dichrostachys cinerea* (marabú) en áreas con altos índices de infestación. SegúnMaldonado et al., se implementó una metodología para la estimación de la

cobertura de marabú mediante el uso de imágenes satelitales Sentinel-1, combinadas con el análisis de bandas multiespectrales, empleadas para calcular el Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada (NDVI, por sus siglas en inglés). Este enfoque permitió avances importantes en la cartografía de esta especie invasora, pero también reveló varias limitaciones inherentes al uso de datos ópticos y multiespectrales en regiones tropicales.

El principal inconveniente de la metodología radica en la imprecisión al estimar el área cubierta por *D. cinerea* a partir de la fotointerpretación manual de imágenes satelitales. Esto se debe a que los densos bosques de marabú pueden ocultar características subyacentes del suelo y coexistir con otras especies vegetales, lo que complica su identificación precisa. Dado que los densos bosques de marabú impiden la visualización del suelo y la coexistencia de otras especies vegetales, los valores de NDVI obtenidos presentan una ambigüedad que hace indispensable la verificación mediante trabajos de campo para confirmar la presencia de esta especie, lo cual conlleva gastos económicos significativos y, en muchos casos, poco factibles.

Investigaciones realizadas por Moreno et al., a partir de un conjunto de datos completo de imágenes satelitales Landsat 5, Landsat 7 y Landsat 8 en el período 2000 a 2018, representaron otro importante hito en el desarrollo de herramientas para analizar la distribución espacial y temporal del marabú. Sin embargo, el principal desafío identificado fue la densa nubosidad característica de regiones como Cuba, que limitó significativamente la disponibilidad de imágenes útiles durante el año. Dada la naturaleza dinámica de las áreas cubiertas de nubes, de las 23 imágenes posibles resultantes de la combinación de observaciones Landsat, solo se pudieron obtener alrededor de 6 o 7 imágenes válidas por año.

Algunos estudios han demostrado la efectividad de Sentinel-1 en el monitoreo de la vegetación y la detección de cambios en la cobertura terrestre, especialmente en zonas de igual comportamiento climático que el de Cuba. Por ejemplo, Veloso et al. confirmaron que la relación de polarización VH/VV es particularmente eficaz para monitorear cultivos en diferentes estadios de desarrollo, lo que sugiere su potencial para aplicaciones similares en vegetación invasora.

El estudio realizado por Periasamy, S.,investigó la idoneidad del producto de datos de Sentinel-1 en la frecuencia de banda C (5,36 GHz) para la estimación de la biomasa terrestre. El experimento se llevó a cabo en el distrito de Perambular, Tamil Nadu, India, que cuenta con un clima tropical estacional, con estaciones seca y húmeda bien definidas. La investigación se enfocó en la relación entre índices de polarización y biomasa, destacando la aplicabilidad de estos datos para evaluar el crecimiento de cultivos y su estrés hídrico. Integrando varios índices de polarización y

Universidad Internacional de Andalucía, 2025

despolarización, así como cruzando los resultados con el Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada (NDVI, por sus siglas en inglés), se demostró que el modelo propuesto era un indicador eficaz de la vegetación terrestre independientemente de las estaciones (Periasamy, 2018).

En el caso de Hoekman et al. ,los investigadores examinaron el uso del radar Sentinel-1 para la vigilancia de los cambios forestales en bosques tropicales a gran escala y casi en tiempo real, principalmente para actividades de degradación y deforestación en varios paisajes forestales de la Amazonía y Borneo. Los resultados fueron consistentes con datos de referencia de Sentinel-2 y TerraSAR-X, pero resaltaron la necesidad de datos de campo extensivos y radares de alta resolución, como TerraSAR-X, para validar cuantitativamente los hallazgos. Aunque es posible estimar una pérdida efectiva de la cubierta forestal, y los resultados espacio-temporales son consistentes con los datos de referencia utilizados de Sentinel-2 y TerraSAR-X, la validación cuantitativa sin datos de campo extensos y/o grandes conjuntos de datos de radar de alta resolución sigue siendo un desafío.

Si bien es válido destacar las notables ventajas que ofrece el uso de imágenes SAR debido a su capacidad para penetrar la nubosidad y condiciones meteorológicas adversas, manteniendo una alta resolución espacial y una periodicidad que permite obtener datos actualizados de manera frecuente; se hace necesario tener en cuenta que también existen limitaciones inherentes a esta tecnología, principalmente relacionadas con la complejidad del procesamiento y la interpretación de los datos obtenidos. Esto implica el desarrollo e implementación de algoritmos de postprocesamiento, que permitan identificar con precisión las áreas cubiertas por vegetación deseada o invasora.

1.2. Justificación del estudio

Se ha documentado que las áreas agrícolas de Cuba, en particular aquellas dedicadas al cultivo de caña de azúcar y a la cría de ganado, presentan una alta infestación de *Dichrostachys cinerea* (marabú). Este fenómeno afecta no solo la productividad agrícola, sino también la biodiversidad y el manejo sostenible de los territorios rurales. Un caso emblemático es el Valle de los Ingenios, un sitio que representa el auge de la industria azucarera cubana del siglo XX y que, junto con la ciudad histórica de Trinidad, ambos situados en la provincia de Santi Spíritus en el centro-sur de la isla, fue declarado Patrimonio de la Humanidad por la UNESCO en 1988. Este sitio funciona como un "museo vivo" de la producción azucarera, con 75 antiguos ingenios de caña, casas de plantaciones, cuarteles y otras infraestructuras relacionadas con este sector(UNESCO, 2024). La importancia histórica y cultural del Valle de los

Ingenios lo convierte en un símbolo nacional cuya preservación es de interés estratégico.

El propio organismo internacional exige el mantenimiento del Valor Universal Excepcional del bien a lo largo del tiempo, lo que requiere la actualización, la aprobación y la aplicación de un Plan de Gestión de la Conservación integrado para todo el bien inscrito. Este plan tiene como objetivos mitigar el proceso histórico de degradación de la tierra en el valle; proteger el medio ambiente de la ciudad, los ingenios azucareros y el paisaje circundante frente al desarrollo turístico descontrolado; y garantizar que el Valor Universal Excepcional, junto con la autenticidad e integridad del sitio, no se vean comprometidos por amenazas identificadas o potenciales. Asimismo, se exige el establecimiento de indicadores de seguimiento efectivos (UNESCO, 2024).

No obstante, estas áreas han experimentado una progresiva degradación de su paisaje natural como consecuencia de la proliferación de *Dichrostachys cinerea* (marabú), lo cual ha resultado en un deterioro considerable tanto de sus ecosistemas como de los valores históricos y culturales asociados. La invasión del marabú no solo impacta directamente la diversidad biológica, sino que también dificulta las actividades agrícolas y amenaza la estabilidad económica de las comunidades locales. Este fenómeno ha contribuido, además, a una significativa reducción de tierras aptas para diversos cultivos, limitando así las zonas de siembra disponibles para los agricultores locales y afectando la sostenibilidad de la agricultura en la región.

La proliferación de esta plaga pone en riesgo la condición de Patrimonio de la Humanidad de la zona, debido al rápido crecimiento de la cobertura vegetal del marabú, así como al desarrollo de las actividades agrícolas y a la creciente reducción de la biodiversidad asociada a este tipo de cultivo. Estas amenazas requieren una respuesta integral basada en herramientas tecnológicas avanzadas que permitan evaluar y mitigar su impacto de manera eficaz. Se han desarrollado estrategias de monitoreo a partir del uso de herramientas satelitales, en marcos de proyectos de colaboración Cuba-España en temas agrícolas para el control de algunos indicadores, entre ellos el incremento de la superficie infestada. A pesar de esto, siguen existiendo dificultades en la reducción del tiempo de obtención de las imágenes para el trabajo de verificación de estos indicadores, dado que solo se trabaja con el espectro visible y las zonas tropicales se caracterizan por un alto índice de nubosidad en gran parte del año. Esto subraya la necesidad de incorporar tecnologías como el radar de apertura sintética (SAR), que permite superar las limitaciones del espectro visible y proporciona datos más fiables en condiciones adversas.

Universidad Internacional de Andalucía, 2025

1.3. Objetivo General

Desarrollar un modelo de teledetección mediante técnicas SAR para identificar y monitorear en tiempo real las áreas afectadas por el marabú en el Valle de los Ingenios, facilitando así la toma de decisiones rápidas y fundamentadas en la gestión agrícola y la conservación de la zona. Este modelo permitirá superar las limitaciones actuales del monitoreo tradicional y contribuirá a la sostenibilidad ambiental y cultural de este sitio Patrimonio de la Humanidad.

1.4. Objetivos Específicos

- Implementar un enfoque integrado basado en técnicas de teledetección SAR, combinando datos satelitales y trabajo de campo para mejorar la precisión en la identificación del marabú.
- Evaluar clasificadores para determinar cuál es el más eficaz en la cartografía del marabú.
- Proponer mejoras en los procesos de análisis y modelado que permitan extrapolar los resultados a otras áreas con problemáticas similares.

1.5. Relevancia del Estudio

Este enfoque no solo mejoraría la precisión en la detección del marabú, sino que también facilitaría la implementación de políticas de manejo y restauración de las áreas afectadas. Además, contribuiría directamente a la preservación del Valor Universal Excepcional del Valle de los Ingenios, garantizando su sostenibilidad a largo plazo como Patrimonio de la Humanidad. Los resultados de esta investigación buscarán proporcionar una base científica aplicable en la formulación de políticas de manejo territorial y estrategias de restauración, destinadas a optimizar la gestión ambiental y el aprovechamiento sostenible del territorio por parte de autoridades locales y entidades de conservación.

Asimismo, estos resultados podrán integrarse en el Plan de Gestión de la Conservación del Valle, apoyando la toma de decisiones fundamentadas en información actualizada y de alta calidad. Esto no solo reforzará la resiliencia del territorio frente a amenazas ecológicas, sino que también establecerá un marco replicable para la gestión de especies invasoras en otras regiones.

Universidad Internacional de Andalucía, 2025

2. MATERIALES Y MÉTODOS

2.1. Área de Estudio

El Valle de los Ingenios, situado en la provincia de Sancti Spíritus, en la región centro-sur de la República de Cuba, fue declarado Patrimonio Cultural de la Humanidad por la UNESCO en 1988, junto con la ciudad de Trinidad. Este valle se extiende al noreste de Trinidad, formando parte de dicho municipio, el cual cuenta con una superficie de 1 167, 57 km² y una densidad de población de 66,1 habitantes por km². Este municipio destaca por ser uno de los más extensos de Cuba y por su importancia histórica y cultural ligada a la producción azucarera.

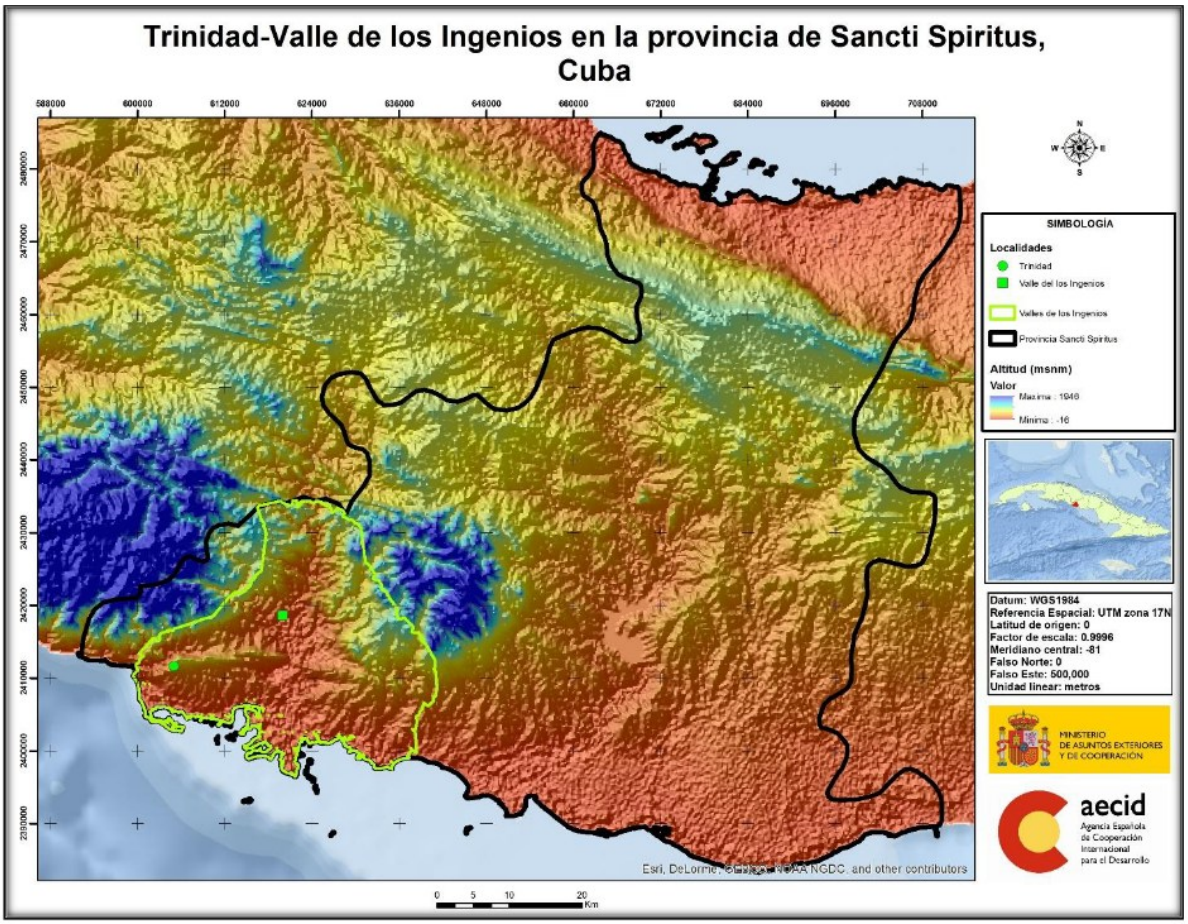

Figura 1. Ubicación área de estudio. Fuente: *Jiménez Escudero, 2016.*

El clima predominante en el país, de acuerdo con la clasificación de Köppen y basado en estudios del Instituto de Meteorología de Cuba, es tropical cálido, con una estación lluviosa en el verano. En términos generales, el clima cubano es tropical y estacionalmente húmedo, con influencias marítimas y ciertos aspectos de

semicontinentalidad. Se presentan variaciones climáticas en las regiones más elevadas, como en los sistemas montañosos principales, y en áreas costeras, como las franjas sureñas de Santiago de Cuba y Guantánamo, que presentan un clima tropical relativamente seco con precipitaciones escasas. Estas características climáticas influyen directamente en los procesos de invasión del marabú, favoreciendo su expansión durante las temporadas húmedas.

Los factores climáticos en Cuba son influenciados por la cantidad de radiación solar, las características de la circulación atmosférica, y las particularidades físico-geográficas del país. Estas condiciones climáticas también aplican al Valle de los Ingenios, un área de topografía variada que incluye elevaciones de hasta 931 metros sobre el nivel del mar en el Pico Potrerillo, además de amplios valles intramontanos. El valle es drenado por una extensa red hídrica compuesta por ríos y arroyos que contribuyen a la complejidad ecológica de la región. Este sistema hídrico no solo garantiza la fertilidad de las tierras agrícolas, sino que también proporciona un hábitat diverso que es afectado por la invasión del marabú.

Existe una variedad de formas de tenencia de tierra en la región de estudios, así como de usufructuarios y/ propietarios que son afectados por la plaga marabú; además de su condición patrimonial. El trabajo principalmente se ha enfocado en identificar las parcelas de mayor representatividad, reunir la información a partir de diversas fuentes de datos, *in situ* y a través del análisis de imágenes satelitales, para poder evaluar la eficacia de los clasificadores utilizados. Esta metodología asegura que el análisis abarque tanto la dimensión técnica como las implicaciones sociales del impacto del marabú.

La invasión descontrolada del *Dichrostachys cinerea* (marabú) en Cuba representa una seria amenaza para el Valle de los Ingenios, un sitio patrimonial, emblemático por su riqueza histórica, cultural y natural. Este valle no solo alberga antiguas plantaciones cañeras que reflejan el legado azucarero cubano, sino también paisajes naturales y tierras agrícolas vitales para la seguridad alimentaria de las comunidades locales. El avance del marabú pone en peligro estos recursos al desplazar vegetación autóctona, reducir la biodiversidad y afectar tierras productivas. Además, su invasión afecta los valores estéticos y culturales del paisaje, comprometiendo su condición como Patrimonio de la Humanidad.

Estudiar y monitorear la invasión del marabú en esta región es fundamental para proteger sus valores patrimoniales y asegurar la sostenibilidad de sus recursos. La gestión y conservación de este sitio se convierte en una prioridad territorial y ambiental, orientada a preservar tanto su herencia cultural como sus ecosistemas productivos y naturales para las futuras generaciones. El uso de tecnologías de

Universidad Internacional de Andalucía, 2025

teledetección permitirá implementar soluciones basadas en datos, optimizando la gestión del territorio y facilitando la toma de decisiones fundamentadas.

2.2. Recopilación de datos

2.2.1. Fuentes documentales.

Dada la condición patrimonial del territorio, así como la proliferación de la especie invasora *Dichrostachys cinérea* (marabú), se desarrolla en cooperación con la Agencia Española de Cooperación Internacional para el Desarrollo (AECID), la Universidad de Huelva (UHU) la Universidad de Sacti Spíritus, varias investigaciones con el propósito de implantar un método eficaz y viable para el monitoreo de la especie. Estas colaboraciones interinstitucionales han permitido acceder a recursos clave, tanto técnicos como humanos, que fortalecen el rigor científico del estudio.

Para la recopilación de la información documental base y preparación de las actividades a realizar, se consultaron las siguientes fuentes:

- Información proporcionada por la Oficina del Conservador de la Ciudad de Trinidad y Valle de los Ingenios. Esta información incluyó mapas históricos de uso del suelo, registros de tenencia de la tierra y datos preliminares sobre áreas afectadas por el marabú.
- Catastro de la zona para identificar las parcelas relevantes. El análisis del catastro reveló una concentración significativa de parcelas afectadas en las áreas periféricas del valle, principalmente en terrenos con antecedentes de abandono agrícola.

Las tareas principales en esta primera fase fueron:

- Revisión de la información proporcionada por la Oficina del Conservador.
- Revisión y análisis del Catastro de la zona para identificar, localizar y registrar las parcelas relevantes.
- Elaboración de una lista de contactos y posteriormente establecimiento de comunicación con los propietarios/usufructuarios de las tierras.
- Organización de reuniones con los interesados para explicar los beneficios de la investigación y obtener su consentimiento para las posteriores actividades de muestreo en campo.
- Preparación de los equipos GPS y aseguramiento de que estén calibrados y listos para el uso en campo.

Es relevante señalar que, en la identificación de los propietarios y usufructuarios de las tierras ubicadas dentro de la zona patrimonial, se empleó un criterio de selección basado en la disposición voluntaria y sin sesgos para la recopilación de información agrícola. Este enfoque fue crucial, ya que permitió a los habitantes locales participar activamente en el proceso de investigación sin sentir imposiciones externas, lo cual favoreció no solo la obtención de datos precisos, sino también la incorporación de sus experiencias históricas. Estos aportes permitieron identificar áreas de infestación reciente y parcelas donde se habían implementado medidas de control con resultados diversos.

2.2.2. Levantamiento Topográfico de Parcelas y toma de muestras

Tras la revisión exhaustiva de la documentación inicial y la identificación de las parcelas, así como de los usufructuarios y/o propietarios en el área de estudio, se procedió a la ejecución del trabajo de campo basado en dicha información preliminar. Las principales tareas llevadas a cabo incluyeron:

- Realización del trabajo de campo utilizando equipos de Sistema de Posicionamiento Global (GPS) para obtener coordenadas precisas de las parcelas bajo estudio.
- Registro y almacenamiento de los datos geoespaciales obtenidos en un formato compatible con la Geodatabase del proyecto, garantizando su integración en la base de datos georreferenciada.
- Análisis de la información recopilada para verificar que todas las parcelas identificadas cubrieran completamente el área de interés definida en el estudio.

Además, para la labor de campo se diseñó una ficha técnica (ver Anexo I) que agrupa toda la información relevante a ser captada por el equipo de trabajo. Esta ficha incluye detalles como coordenadas geográficas, características del terreno, y observaciones de campo, junto con un registro fotográfico correspondiente a cada punto de muestreo. Estos datos son esenciales para garantizar la precisión y la validez del análisis espacial subsiguiente.

Se seleccionaron un total de 10 áreas de usufructuarios y se muestrearon 280 puntos. Los puntos de muestreo fueron seleccionados mediante un enfoque estratificado, considerando factores como el nivel de infestación observado, la accesibilidad de las parcelas, etc.

2.2.3. Selección y descarga de imágenes satelitales

Se utilizaron en esta investigación imágenes satelitales de tipo SAR (radar de apertura sintética, por sus siglas en inglés), que según la descripción de Menezes & Barba-

Sevilla, es un tipo de sensor de radar que envía activamente ondas electromagnéticas a la superficie de la tierra y recibe la señal reflejada. Este tipo de imágenes resulta esencial para estudios en zonas tropicales debido a su independencia de las condiciones de luz solar y nubosidad. La onda electromagnética recibida por el sensor se denomina retrodispersión medida. Una imagen SAR es una representación 2D de la retrodispersión medida.

Un sensor activo, utilizado por los sistemas SAR, funciona como fuente y receptor. Esto significa que el sensor transmite las ondas electromagnéticas y también registra las ondas reflejadas. A diferencia de un sensor óptico, un sensor SAR puede funcionar durante el día o la noche, independientemente del sol, ya que transmite su propia señal. Este atributo lo convierte en una herramienta ideal para el monitoreo continuo de fenómenos dinámicos, como la expansión de especies invasoras.

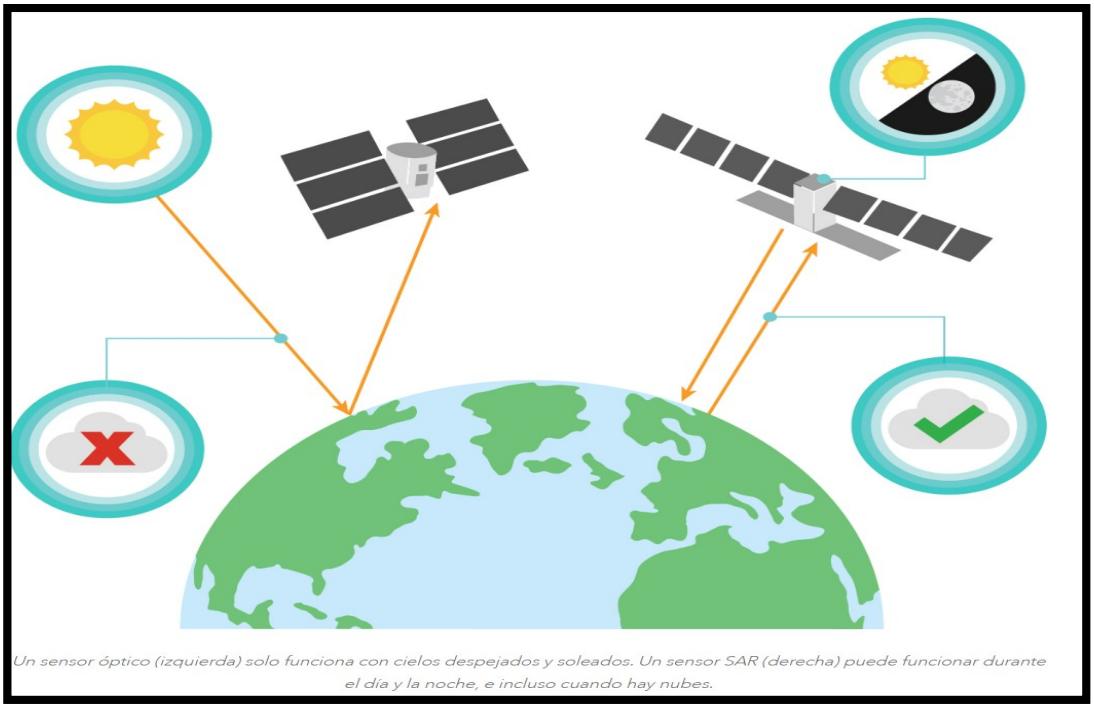

Figura 2. Representación del funcionamiento de un sensor SAR. Fuente ESRI

A medida que el satélite orbita, el sensor SAR envía y registra varios pulsos a tierra a medida que pasa sobre un área. Este registro de datos avanzado, combinado con técnicas de procesamiento de señales, permite que un sensor SAR con una antena corta alargue sintéticamente su antena, lo que mejora su resolución espacial para producir una sola imagen SAR de alta resolución. Este enfoque de procesamiento avanzado es fundamental para distinguir patrones específicos de vegetación invasora, como los formados por el marabú.

A través de la detección activa, un sensor SAR puede recopilar imágenes utilizando longitudes de onda más largas en comparación con un sensor óptico, lo que le permite proporcionar información distinta sobre las propiedades físicas de la superficie terrestre, tales como aspereza, densidad y contenido de humedad.

Este sensor tiene además dos aspectos importantes, que permiten la obtención de mejores resultados en los análisis:

1. **La retrodispersión medida:** Se utiliza para diferenciar entre las características del terreno. Los sensores radar emiten un pulso de microondas con unas características determinadas hacia la superficie terrestre y reciben el eco de retorno, cuyas características varían en función de las propiedades de las cubiertas y elementos observados.
2. **La polarización:** La capacidad de controlar la orientación de las ondas electromagnéticas transmitidas y recibidas permite resaltar diferentes características de la superficie terrestre en función de la retrodispersión.

En este estudio, se seleccionó la misión Sentinel-1 del programa Copernicus, que proporciona acceso gratuito a imágenes SAR y garantiza observaciones sistemáticas de alta calidad. Sentinel-1 es una constelación de dos satélites idénticos que incorporan un sensor radar en banda C (5.405 GHz, 5.6 cm):

- Sentinel-1A: 3/abril/ 2014 – activo
- Sentinel-1B: lanzado el 25 de abril de 2016, estuvo operativo hasta el 23 de diciembre de 2021. La misión de Sentinel-1B fue finalizada oficialmente el 3 de agosto de 2022 debido a una anomalía en su sistema de alimentación, lo que dejó la constelación temporalmente limitada al satélite Sentinel-1A.

La misión Sentinel-1 tiene las siguientes características relevantes para este estudio:

- Revisita de 12 días para cada satélite.
- Revisita de 6 días al combinar datos de Sentinel-1A y 1B, incluso menos al utilizar distintas órbitas. Actualmente, la misión opera solo con Sentinel-1A**.**

La independencia de los sensores de radar con respecto a la cobertura nubosa los convierte en una herramienta útil, aunque no exenta de ser mejorada, para el seguimiento de fenómenos dinámicos, como la expansión del *Dichrostachys cinerea* (marabú). Además, el acceso gratuito a las imágenes satelitales proporcionadas por el programa Copernicus, a través de su plataforma oficial, representa una ventaja significativa para Cuba, considerando las limitaciones de acceso a otras fuentes de teledetección. Esta accesibilidad facilita la implementación y actualización continua de sistemas de monitoreo basados en dichas imágenes. Adicionalmente, la

sistematicidad con la que se adquieren los datos satelitales es una característica clave para realizar un seguimiento eficiente y regular de la expansión del marabú en el territorio.

La página destinada a la descarga de imágenes de Sentinel- 1, se encuentra en la siguiente dirección web: Copernicus Browser. Es de acceso gratuito y con solo registrarse ya se puede acceder fácilmente a la interfaz del programa y buscar el sitio de interés para revisar la disponibilidad de imágenes.

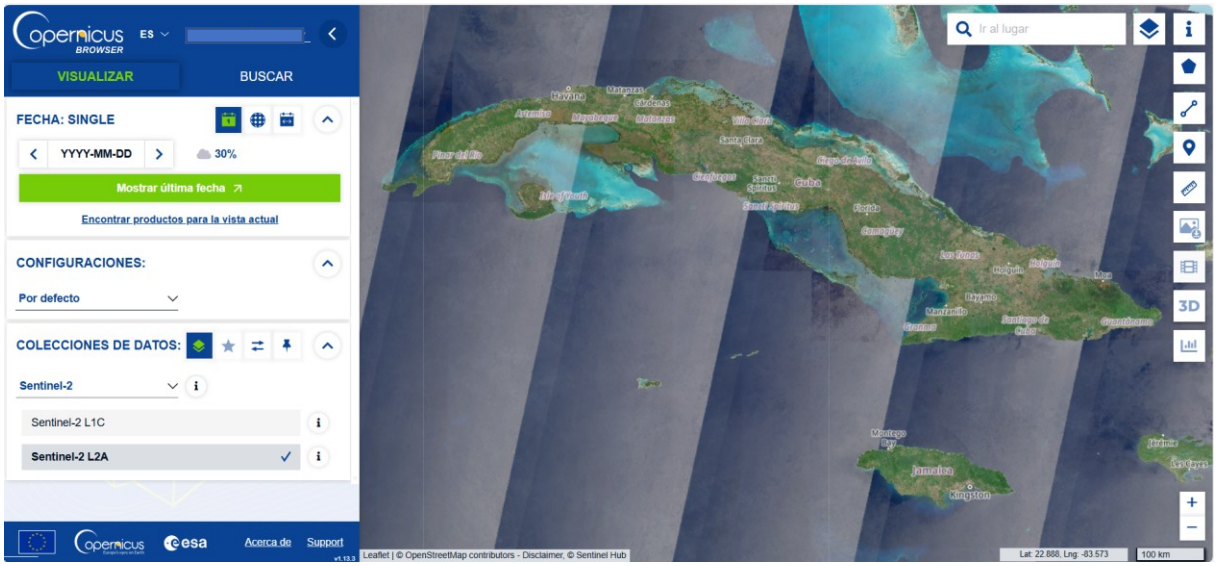

Figura 3. Página principal de Copernicus. Fuente: Copernicus Browser.

Para descargar imágenes de Sentinel-1 y obtener resultados óptimos en la detección de zonas con matorral y sin matorral, se tuvieron en cuenta los siguientes parámetros:

- **Modo de Operación:** El modo Interferometric Wide Swath (IW) fue seleccionado por su capacidad para monitorear zonas extensas de vegetación, con una cobertura de 250 km y una resolución suficiente para detectar especies invasoras.
- **Polarización:** Se utilizó polarización dual (VV+VH), ideal para estudios de vegetación. Según Veloso et al., la relación VH/VV mejora la estabilidad radiométrica y reduce errores relacionados con la humedad del suelo, proporcionando resultados más consistentes en el tiempo.
- **Producto seleccionado:** Los productos GRD (Ground Range Detected) fueron seleccionados por estar preprocesados, lo que facilita su integración con otros datos y análisis comparativos.

- **Alta resolución:** Una resolución de 10x10 metros fue suficiente para identificar patrones de crecimiento y distribución del marabú.
- **Temporalidad:** Se eligió la imagen del programa de descargas de Copernicus del día 11 de julio de 2024, de acuerdo con la fecha de captación de la información en campo el ID de la imagen es: S1A_IW_GRDH_1SDV_20240711T232706_20240711T232731_054720_06A983_BE3B_Cal.data.
- **Dirección de adquisición:** La combinación de direcciones ascendentes y descendentes permitió obtener una cobertura más completa y mejorar la representación tridimensional de la vegetación.
- **Ángulo de incidencia:** Se seleccionó un rango de 30° a 45°, considerado ideal para distinguir estructuras vegetales complejas y detectar la presencia de especies invasoras.

El acceso a la imagen y la selección de estos parámetros se realizó mediante la plataforma oficial de Copernicus Browser. Este enfoque permitió optimizar la búsqueda y descarga de imágenes, ahorrando tiempo y garantizando que los datos seleccionados fueran adecuados para los objetivos del estudio.

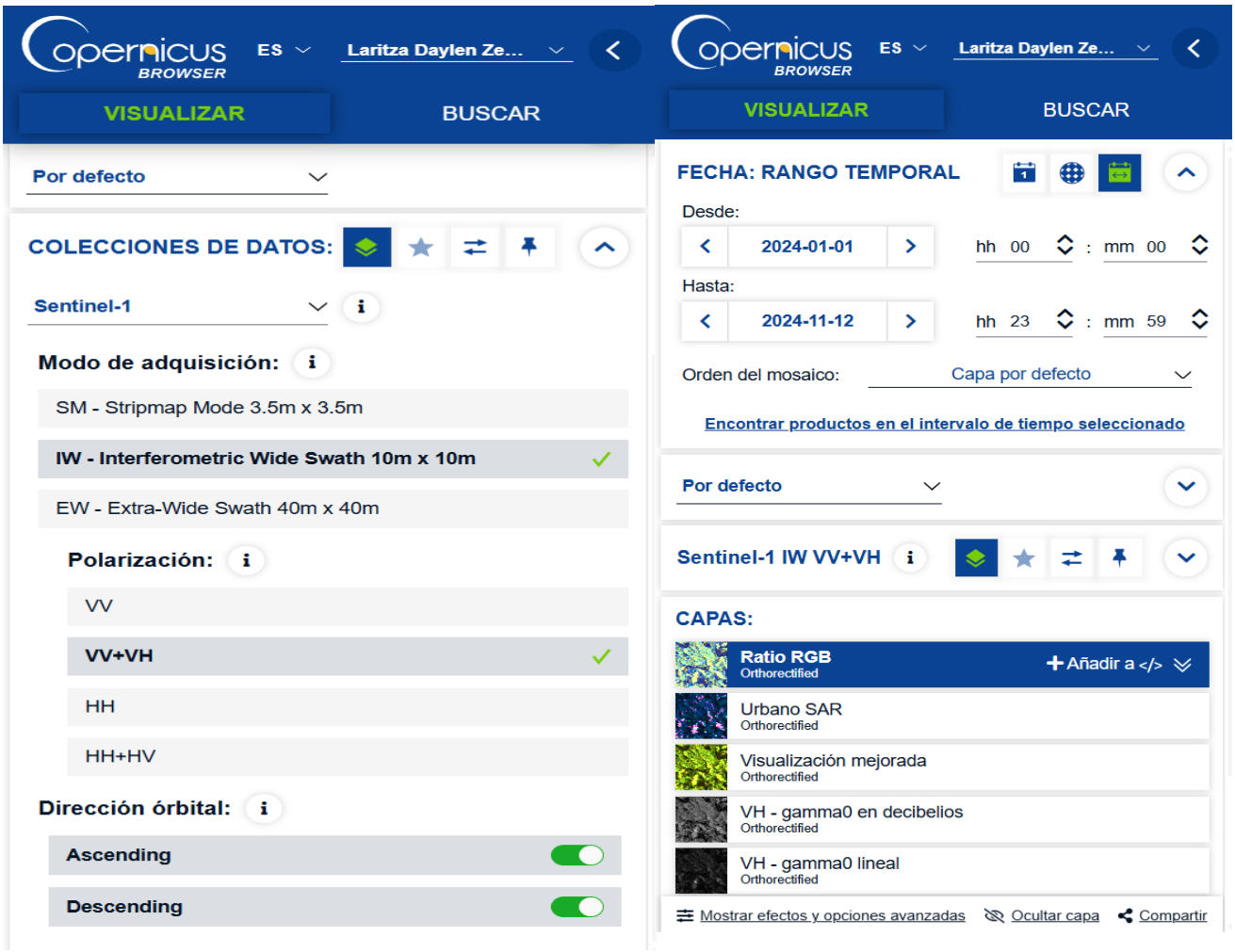

Figura 4. Panel de Selección de búsqueda de Copernicus. Fuente: Copernicus Browser.

2.3. Procesamiento de los datos

2.3.1. Pre-procesamiento de imágenes Sentinel-1

Una imagen de radar de apertura sintética (SAR) Sentinel-1 de nivel 1 debe procesarse antes de que pueda utilizarse para la visualización o análisis. Entre las cuestiones que deben abordarse figuran la actualización de los datos de órbita, la eliminación de ruido térmico, la calibración para recuperar valores significativos de retrodispersión, la mitigación del moteado, y la eliminación de distorsiones radiométricas y geométricas, además de la renderización de imágenes con un amplio rango de valores.

El conjunto de herramientas Radar de apertura sintética, de la caja de herramientas de Image Analyst del programa ArcGIS Pro, contiene ocho herramientas para generar

datos de imágenes calibrados, corregidos por el terreno y listos para el análisis a partir de datos de Sentinel-1 Ground Range Detected (GRD)(ESRI, 2024). Las siguientes herramientas se utilizan para generar datos GRD de Sentinel-1 listos para el análisis, como se muestra en la tabla a continuación.

HERRAMIENTA	DESCRIPCIÓN
DESCARGAR ARCHIVO DE ÓRBITA	Descarga los archivos de órbita actualizados para los datos del radar de apertura sintética (SAR) Sentinel-1.
APLICAR CORRECCIÓN DE ÓRBITA	Actualiza la información orbital en los datos del radar de apertura sintética (SAR) Sentinel-1 utilizando un archivo de vector de estado de órbita (OSV) más preciso.
ELIMINAR EL RUIDO TÉRMICO	Corrige las perturbaciones de retrodispersión causadas por el ruido térmico en los datos de entrada del radar de apertura sintética (SAR), lo que da como resultado una imagen más fluida.
APLICAR CALIBRACIÓN RADIOMÉTRICA	Convierte la reflectividad del radar de apertura sintética (SAR) de entrada en unidades físicas de retrodispersión normalizada, normalizando la reflectividad mediante un plano de referencia.
APLICAR APLANAMIENTO RADIOMÉTRICO DEL TERRENO	Corrige los datos de entrada del radar de apertura sintética (SAR) para las distorsiones radiométricas debidas a la topografía.
DESPECKLE	Corrige los datos de entrada del radar de apertura sintética (SAR) para el moteado, que es el resultado de una iluminación coherente que se asemeja a un efecto granulado.
APLICAR CORRECCIÓN GEOMÉTRICA DEL TERRENO	Ortorrectifica los datos de entrada del radar de apertura sintética (SAR) mediante un algoritmo de geocodificación inversa Doppler de rango.
CONVERTIR UNIDADES SAR	Convierte el escalado de los datos del radar de apertura sintética (SAR) de entrada entre amplitud e intensidad, entre lineal y decibelios (dB), y entre complejo e intensidad.

Tabla 1. Herramientas del conjunto de herramientas Radar de apertura sintética. Fuente:*ESRI.*

En la siguiente figura se muestra un flujograma de cómo se realiza el preprocesamiento de estas imágenes:

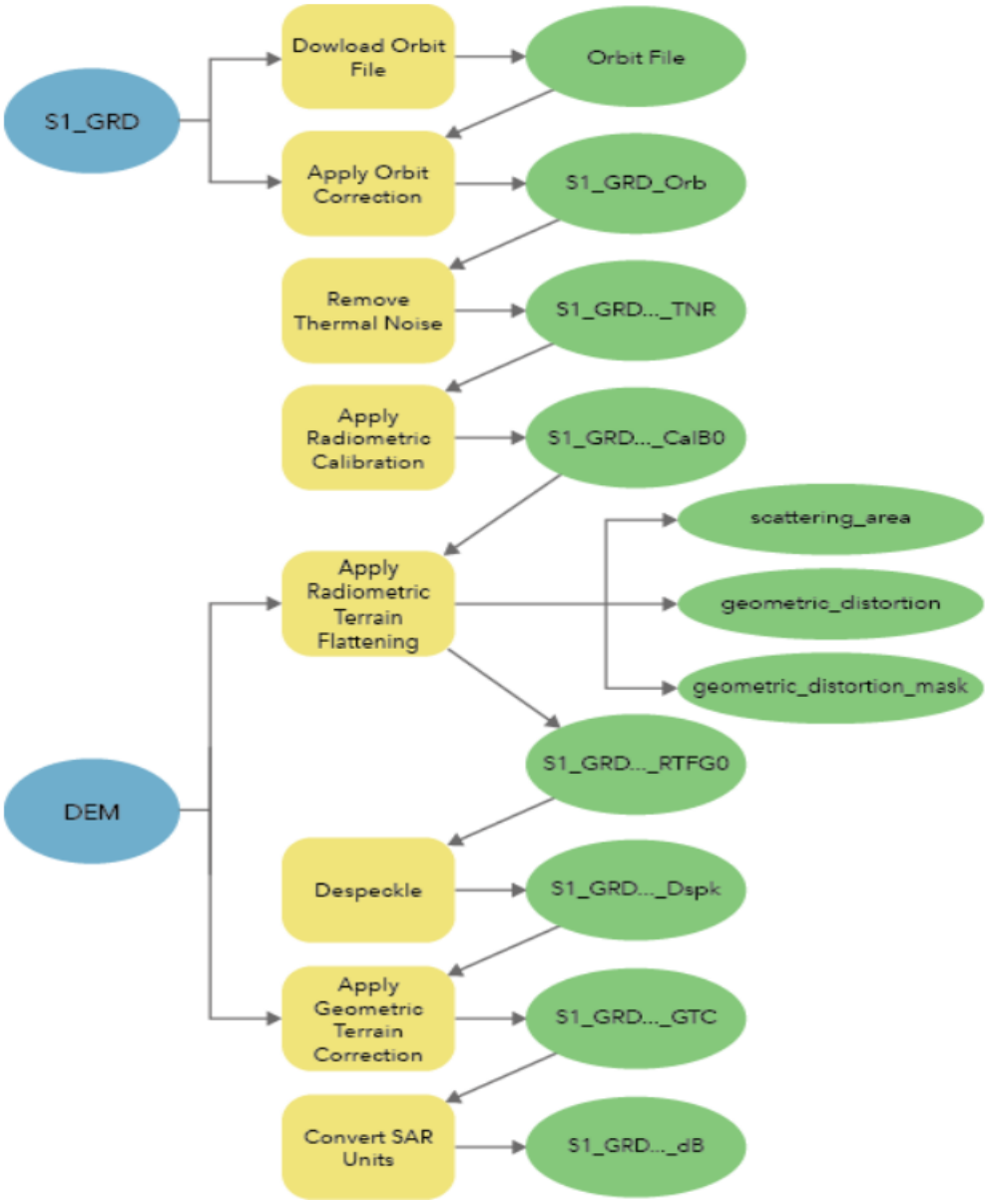

Figura 5. Diagrama de flujo del uso de las herramientas para el análisis de imágenes Sentinel-1. Fuente: *ESRI*

Para aplicar la herramienta Calibración Radiométrica, se ha utilizado el tipo de calibración Beta cero que es el valor predeterminado y con esto se logra que la reflectividad del radar se calibre para la retrodispersión de una unidad de área en el rango de inclinación.

En el caso de la herramienta Aplanamiento Radiométrico del Terreno se ha usado el tipo de calibración Gamma cero que permite que la retrodispersión beta cero se corrija

utilizando un cálculo preciso de un área utilizando un Modelo de Elevación Digital (DEM).

En la aplicación de la herramienta Despeckle se designó el tipo de filtro Lee refinado que se aplica a los píxeles seleccionados, en función de las estadísticas locales, para reducir el ruido de moteado. Este filtro utiliza una ventana de filtro no cuadrada para que coincida con la dirección de los bordes. Es útil para reducir las manchas y preservar los bordes.

Con la herramienta Convertir Unidades SAR mediante la conversión a un valor de dB se simplificó la interpretación del producto SAR y mejoró la visualización de imágenes al reducir el rango de valores de amplitud e intensidad.

El DEM se descargó de la Agencia Espacial Europea, a una resolución de 30 metros(Agencia Espacial Europea, 2021).

Para el procesamiento de los datos generados en el campo, se han recopilados todos los puntos de muestreos en una tabla de Excel, con sus respectivas coordenadas y y observaciones, lo que permitió asociar directamente estos datos al SIG utilizado en el análisis posterior.

Se ha descargado una imagen que se hizo coincidir con el periodo en el cual se tomaron las muestras y fue preparada siguiendo los parámetros establecidos en el flujograma anterior.

2.3.2. Procesamiento: Clasificación de Imágenes

Las técnicas de procesamiento de imágenes, como la clasificación digital, desempeñan un papel fundamental en la extracción de información de imágenes satelitales basadas en capas digitales o reflectancia. Este proceso agrupa píxeles en función de sus valores de reflectancia o capas digitales, permitiendo generar mapas detallados de cobertura terrestre (Moreno et al., 2024).

En este estudio, se seleccionó el método de clasificación supervisada debido al conocimiento previo del terreno y los datos de campo recopilados. Este enfoque permite delimitar áreas representativas para cada categoría de interés, como matorral, sin vegetación y pastizal.

El proceso de clasificación digital incluye tres fases:

1. **Fase de entrenamiento:**
    - Se utilizaron las imágenes y los datos de campo recopilados para seleccionar áreas de entrenamiento representativas.
    - Se definieron digitalmente las clases de interés asegurando homogeneidad en las áreas seleccionadas.
2. **Fase de asignación:**
    - Se agruparon los píxeles en las categorías definidas utilizando el asistente de clasificación (*Image Classification Wizard*) de ArcGIS Pro.
    - Se empleó la herramienta *Train Classifier* para entrenar el modelo y clasificar los polígonos de entrenamiento en las categorías predefinidas.
    - Los clasificadores seleccionados fue el Random Tree y Support Vector Machine, elegidos por su capacidad de manejar datos complejos y su robustez en análisis multiespectrales.
3. **Fase de validación:**
    - Se validó el modelo utilizando áreas conocidas no incluidas en el entrenamiento.
    - Se evaluó la precisión mediante una matriz de confusión y el cálculo del coeficiente Kappa.
    - Se aplicó el clasificador al área de estudio completa para generar un mapa final categorizado.

2.4. Postprocesamiento

Tras las fases de clasificación, se aplicaron técnicas adicionales para reducir el ruido y realizar reclasificaciones y correcciones manuales en casos necesarios. Este procedimiento riguroso permitió generar mapas temáticos de alta precisión y una base de datos exhaustiva en formatos ráster y vectorial.

Estos resultados no solo facilitan la evaluación de áreas extensas a un costo menor que los métodos tradicionales, sino que también ofrecen una metodología replicable para la gestión de especies invasoras en otras regiones tropicales.

3. RESULTADOS Y DISCUSIÓN

3.1. Introducción a los Resultados

En este capítulo se presentan los resultados obtenidos tras la aplicación de técnicas de clasificación supervisada basadas en imágenes radar (Sentinel-1) para identificar y mapear la distribución del marabú (Dichrostachys cinerea) en el Valle de los Ingenios, Cuba. Estos resultados están orientados a evaluar la eficacia de diferentes clasificadores y su capacidad para discriminar áreas infestadas de marabú en comparación con otras coberturas de suelo.

En primer lugar, se seleccionaron muestras representativas de las principales clases de cobertura terrestre: marabú, áreas acuáticas y otras coberturas vegetales como la forestal, el pasto y los potreros, que son muy común en la zona donde se practica la ganadería. Estas muestras fueron obtenidas a partir de datos de campo y análisis visual de las imágenes, garantizando una cobertura uniforme y representativa del área de estudio. Se incluyeron tanto áreas homogéneas como zonas de transición para maximizar la representatividad de las clases y facilitar el entrenamiento de los modelos supervisados. La calidad de las muestras fue verificada mediante inspección visual y criterios estadísticos para asegurar su consistencia en los clasificadores utilizados.

Los clasificadores supervisados evaluados en este trabajo incluyen Random Trees (RT) y Support Vector Machine (SVM), los cuales se aplicaron sobre las bandas VV y VH de las imágenes radar procesadas. Además, se integraron índices derivados como la relación VV/VH para mejorar la discriminación de clases. Estas herramientas fueron seleccionadas debido a su amplia aceptación en estudios similares y a su eficacia en problemas de clasificación de datos de radar, específicamente en análisis de vegetación.

El capítulo aborda inicialmente la estadística descriptiva de las muestras seleccionadas como de entrenamiento para las posteriores clasificaciones; posteriormente la evaluación cuantitativa de la precisión de cada clasificador mediante métricas como la precisión general (%), el coeficiente Kappa y la matriz de confusión. Consecutivamente, se presentan mapas temáticos que ilustran la distribución espacial del marabú, seguidos de un análisis de validación basado en datos de campo. Finalmente, se discuten los resultados obtenidos en relación con estudios previos y su aplicabilidad en la gestión del marabú en el área de estudio.

En conjunto, este capítulo busca proporcionar un análisis integral que permita no solo identificar las áreas infestadas, sino también establecer la utilidad y replicabilidad de los métodos aplicados en otros contextos. Este análisis representa un paso clave

hacia el desarrollo de herramientas de gestión más precisas y eficaces para combatir la expansión del marabú en zonas agrícolas y protegidas de Cuba.

3.2. Resultados y Discusión

El objetivo principal de este trabajo fue mapear la distribución del marabú (*Dichrostachys cinerea*) en el Valle de los Ingenios, Cuba, utilizando imágenes Sentinel-1 y técnicas de clasificación supervisada. Este capítulo presenta, en detalle, los resultados obtenidos en cada etapa del proceso, desde la creación y evaluación de las muestras en el Training Sample Manager del SIG ArcGis Pro, hasta la generación de mapas temáticos, validación de los resultados con datos de campo y análisis de la dinámica temporal de la cobertura del marabú.

3.2.1. Resultados del análisis de las muestras de entrenamiento

El proceso comenzó con la generación y análisis de las muestras de entrenamiento mediante la herramienta Training Sample Manager en ArcGIS Pro. Estas muestras son esenciales para los clasificadores supervisados, ya que permiten entrenar los modelos para identificar patrones específicos en los datos espectrales y asociarlos a las clases definidas.

3.2.2. Selección y distribución de muestras

Se identificaron cinco clases principales en el área de estudio: marabú, pastos, áreas acuáticas, forestal y potreros. La selección de las muestras se realizó combinando datos de campo validados con GPS, interpretación visual de las imágenes radar y análisis espectral. En total, se seleccionaron 198 muestras, distribuidas uniformemente para garantizar la representatividad en todas las zonas del área de estudio. La distribución por clase fue la siguiente:

Universidad Internacional de Andalucía, 2025

Clase	Cantidad de muestras	Descripción
Marabú	69	Seleccionadas principalmente en áreas homogéneas infestadas y en bordes con coberturas mixtas
Zonas acuáticas	13	Seleccionadas en humedales y cuerpos de agua
Pastos	24	Seleccionadas en zonas con predominio de herbáceas y agrícolas degradadas
Forestal	44	Seleccionadas en zonas boscosas y de predominio de árboles frutales.
Potreros	12	Seleccionadas en zonas de actividad ganadera
TOTAL	198	

Tabla 2. Distribución de puntos de entrenamiento para clasificación supervisada

Esta distribución se diseñó para abarcar tanto áreas homogéneas como de transición, dado que estas últimas son críticas para diferenciar el marabú de otras coberturas vegetales. Se dio especial atención a las áreas de transición, donde los clasificadores suelen presentar mayores errores debido a la mezcla espectral.

3.2.3. . Estadísticas descriptivas de las muestras

3.2.3.1. Análisis del perfil espectral

El análisis de las bandas VV (Band_1) y VH (Band_2), junto con el índice VV/VH, reveló patrones espectrales característicos para cada clase evaluada. En términos generales, no se observaron variaciones significativas dentro de las clases, ya que los perfiles espectrales de las muestras fueron consistentemente similares entre sí. Este comportamiento uniforme se refleja en las tendencias lineales obtenidas en la aplicación de la herramienta para ambas bandas.

Las muestras correspondientes al marabú presentaron valores promedio de 0.08 dB en la banda VV y 0.12 dB en VH, con una relación VV/VH de 0.67. Estos resultados reflejan las características físicas del marabú, particularmente su alta densidad y complejidad estructural.

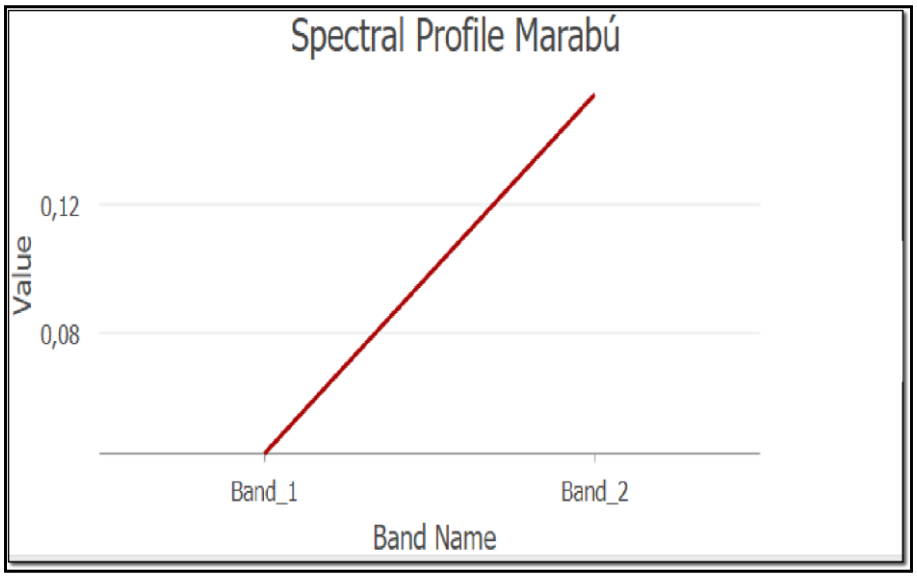

Figura 6. Perfil espectral de las bandas en la clase marabú

El principal desafío identificado en el análisis es la similitud de los valores espectrales del marabú con los de las clases forestales y de cultivos. Las imágenes de radar, que capturan propiedades como rugosidad superficial, estructura vertical y contenido de humedad, reflejan que el marabú, debido a su frondosidad y su frecuente mezcla con áreas boscosas, genera un solapamiento espectral con estas coberturas. Esto dificulta la correcta diferenciación de clases, especialmente en clasificaciones automáticas.

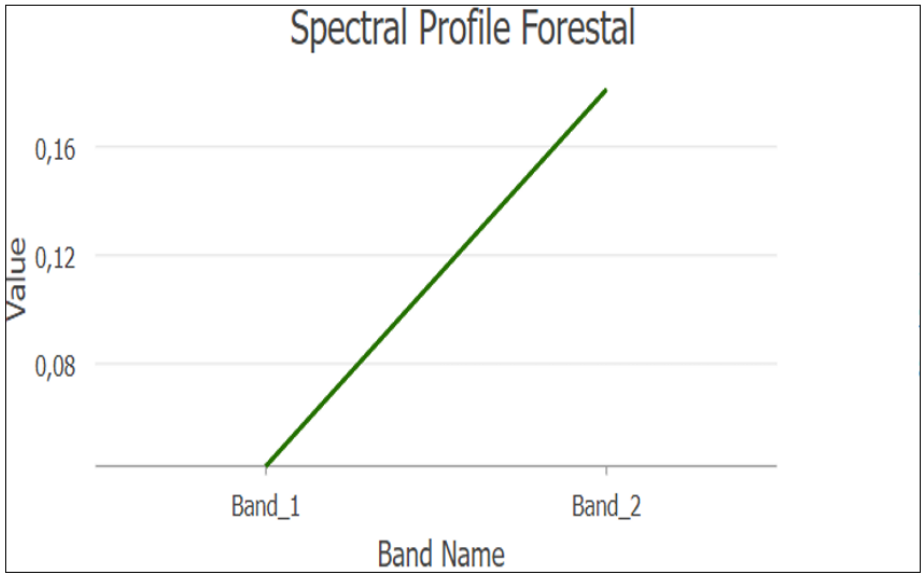

Figura 7. Perfil espectral de las bandas en la clase Forestal.

De manera similar, las muestras de cultivos, particularmente aquellas relacionadas con la caña de azúcar, mostraron valores espectrales cercanos a los del marabú. Esto se explica por las características de la caña, que incluye un alto contenido de humedad y la capacidad de alcanzar alturas significativas, dependiendo de la época del año. Además, cultivos como frutales (por ejemplo, mango y aguacate), que poseen gran altura y frondosidad, también contribuyen al solapamiento espectral, dado que estas especies están bien representadas en el área de estudio.

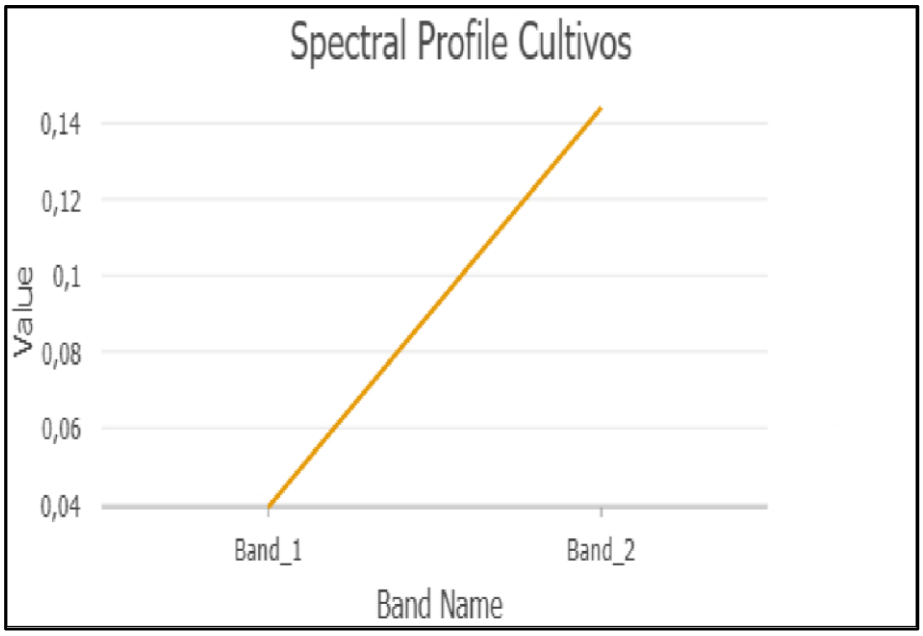

Figura 8.Perfil espectral de las bandas en la clase Cultivos

A pesar de los desafíos mencionados, la clase forestal mostró valores medios ligeramente superiores al marabú en la banda VH, lo que permite una diferenciación parcial en esta dimensión espectral. Asimismo, el trabajo de campo realizado permitió la reclasificación de algunos puntos, mejorando la precisión y confiabilidad de las muestras. Estos ajustes incrementaron la capacidad de distinguir entre las diferentes clases y resaltaron las diferencias en las firmas espectrales, particularmente en la banda VH.

En contraste, las clases de pastos y potreros mostraron valores espectrales más bajos, lo cual está relacionado con la baja densidad de vegetación en estas áreas. Por su parte, las coberturas acuáticas registraron los valores más bajos debido a la alta absorción de la señal de radar por parte de las superficies de agua, que reducen significativamente el retorno de la señal.

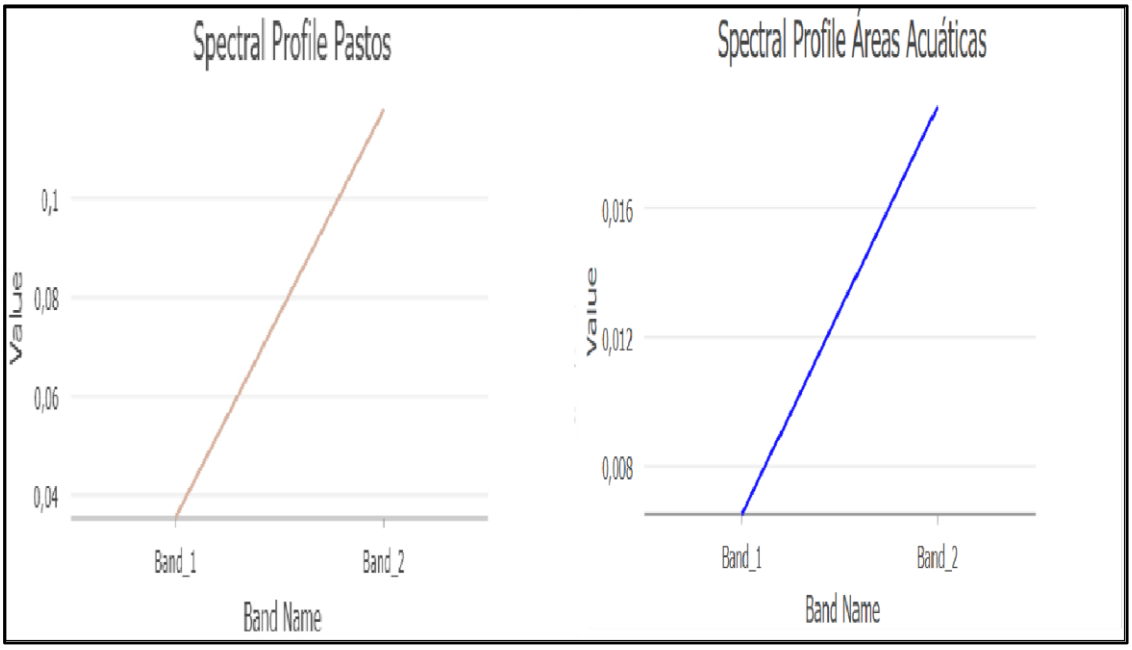

Figura 9. Perfil espectral de las bandas en las clases pastos y agua

3.2.4. Métricas iniciales de las muestras

Para evaluar la calidad de las muestras seleccionadas, se generaron métricas preliminares para las muestras de entrenamiento. El análisis de las estadísticas descriptivas como la media, la mediana y la desviación estándar han permitido ver la distribución de las clases, para así poder observar su distribución normalizada y el comportamiento de estos elementos, de forma tal que se puedan evaluar la representatividad de las muestras.

De manera general el comportamiento de las muestras con respecto a las bandas presentes (VV y VH) fue el siguiente:

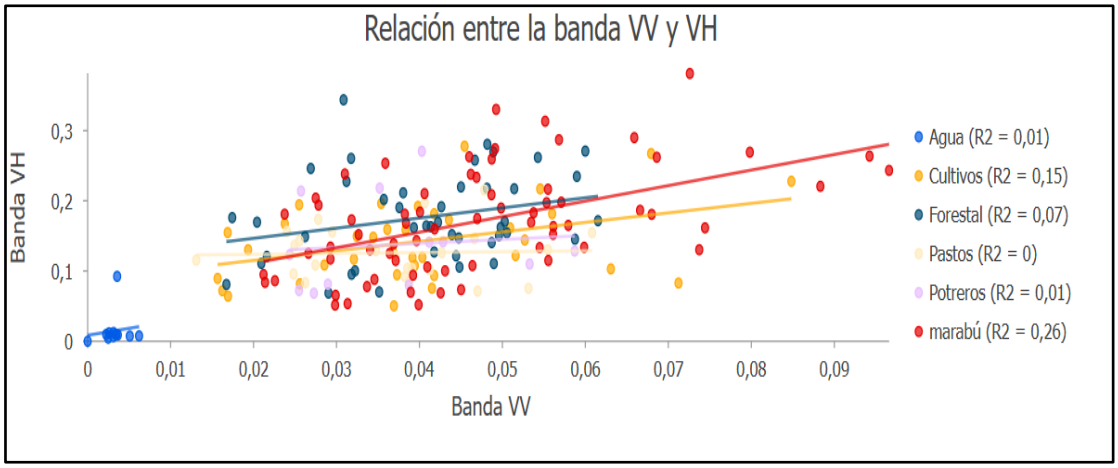

Figura 10. Matriz de gráfico de dispersión entre bandas, para puntos de entrenamiento.

El marabú presenta el mayor coeficiente de determinación ($R^2 = 0.26$) entre las clases analizadas. Esto sugiere una relación más consistente entre los valores de VV y VH para esta clase. Aunque la relación no es perfecta, la línea de tendencia está bien definida. Los puntos correspondientes al marabú a pesar de estar dispersos muestran una tendencia positiva ya que a medida que aumenta VV, también aumenta VH. Hay una mayor dispersión en valores más altos de VV, lo cual podría indicar heterogeneidad en la cobertura del marabú, posiblemente debido a variaciones en la densidad del follaje o características estructurales del terreno.

De acuerdo con la separabilidad que presentan los puntos de marabú, comparado con otras clases, el marabú parece tener un comportamiento diferente, puesto que la pendiente de su línea de tendencia es más pronunciada en comparación con clases como cultivos y bosque, que son las que más se asemejan. Esto sugiere que las bandas VV y VH pueden ser útiles para discriminar al marabú de otras clases.

Los puntos de agua tienen valores muy bajos en ambas bandas, y su $R^2 = 0.01$ muestra prácticamente ausencia de relación lineal. Esto es consistente con las características de cuerpos de agua, que reflejan menos energía en estas polarizaciones.

Los cultivos tienen un $R^2 = 0.15$, lo cual indica una relación moderada entre VV y VH. Su dispersión es más amplia, especialmente en valores bajos de VV. Esto refleja variabilidad en las prácticas agrícolas o tipos de cultivos. Estos resultados son consistentes con la región, ya que existe variabilidad de cultivos, así como los periodos de crecimiento. Es válido recordar que la imagen en análisis corresponde al periodo húmedo.

Los puntos forestales tienen una relación más débil (R^2 = 0.07) y una distribución dispersa. Esto puede deberse a la heterogeneidad de los bosques, incluyendo diferentes especies y densidades. Consistente con las muestras de campo en las que se han identificado bosques densos.

En el caso de las clases pastos y potreros, ambas clases muestran R^2 muy bajos (0 y 0.01 respectivamente), lo que indica poca correlación entre VV y VH. Esto podría deberse a que son clases homogéneas con características de dispersión menos complejas.

Para realizar un análisis más detallado y de acuerdo con las clases que más se asemejan al marabú (cultivos y forestal), se analizan tres histogramas, en los que se puede observar medidas estadísticas descriptivas (media, mediana, desviación estándar) y evaluar si las distribuciones de valores son consistentes con lo esperado para las clases definidas. Los gráficos se muestran y analizan a continuación.

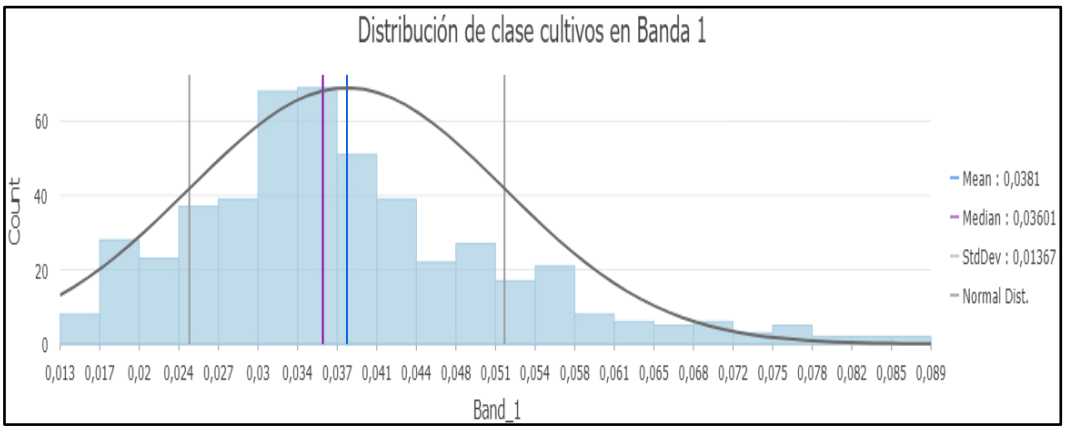

Figura 11.Distribución Normalizada a partir de estadísticas descriptivas de la clase cultivos.

En la clase cultivos la media y la mediana están muy cercanas, indicando una distribución relativamente simétrica. La desviación estándar es baja, lo que sugiere poca variabilidad en los valores de retrodispersión de los píxeles seleccionados en las muestras. Este resultado podría indicar que las muestras de cultivos son homogéneas, representando superficies cultivadas con patrones espectrales consistentes. Esto es típico en áreas agrícolas uniformes. En el caso del valle, existen áreas extensas de cultivos de caña, que justifican la homogeneidad del análisis, ya que son cultivos intensivos y de ciclos definido. Existen otros cultivos varios como plátanos, frutales, entre otros.

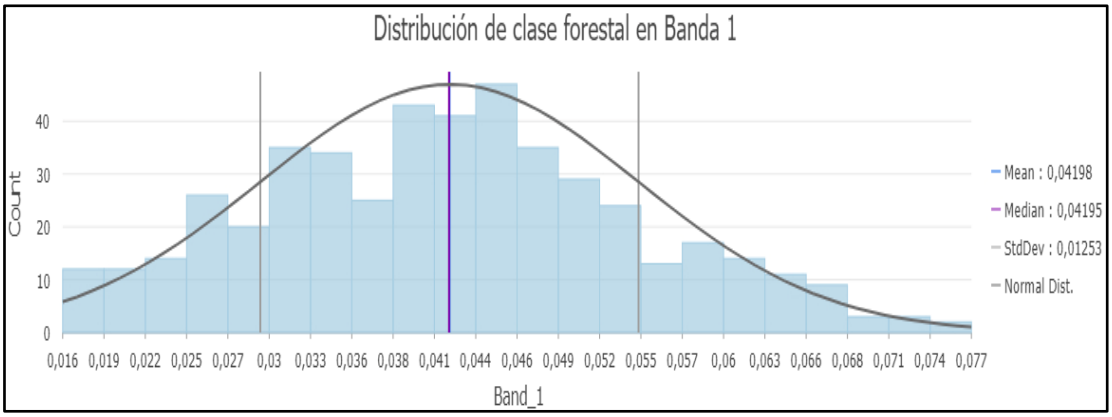

Figura 12.Distribución Normalizada a partir de estadísticas descriptivas de la clase forestal.

En el caso de esta clase, de acuerdo con los datos obtenidos se observa que la media y la mediana son prácticamente idénticas, lo que indica una distribución simétrica, confirmada también por la curva de distribución normalizada. La desviación estándar es baja, pero ligeramente menor que la de cultivos, lo que sugiere una variabilidad interna aún más reducida en esta clase. Estos resultados son consistentes con bosques densos que presentan una retrodispersión volumétrica uniforme debido a su estructura.

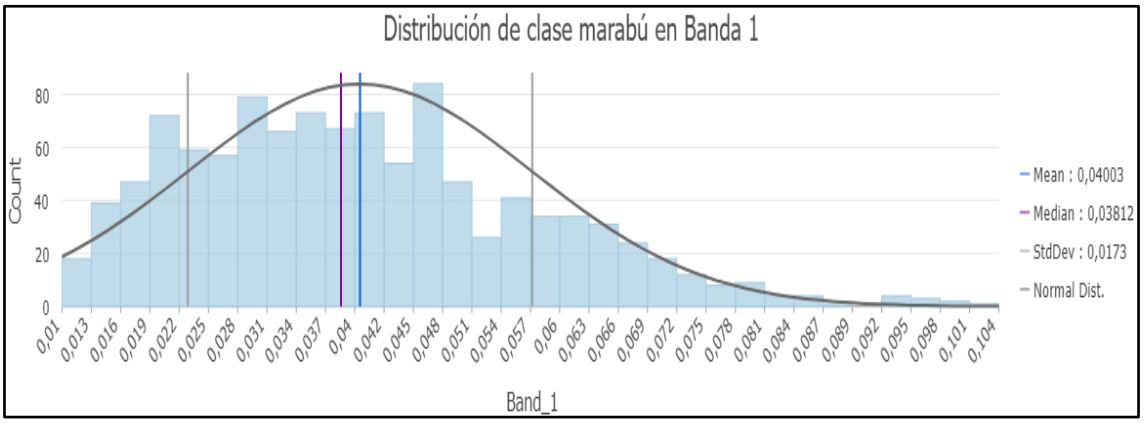

Figura 13. Distribución Normalizada a partir de estadísticas descriptivas de la clase marabú

Para esta clase la media y la mediana están más separadas en comparación con las otras clases, lo que indica cierta asimetría en la distribución. La desviación estándar es mayor que en cultivos y bosques, lo que refleja mayor variabilidad espectral dentro de esta clase. Esto es esperable para una clase como el marabú, que es un arbusto invasor y puede presentarse en distintas densidades, alturas y condiciones de humedad.

La evaluación general de estas muestras arroja que en el caso de forestal y cultivos las muestras se consideran representativas en términos de consistencia interna, ya que las desviaciones estándar son bajas y las medias/medianas son coherentes.

En el caso de los resultados para la clase marabú se obtuvo la mayor desviación estándar y la asimetría en la distribución sugieren que las muestras están capturando cierta variabilidad de la clase. A pesar de que las muestras que se tomaron en campo se intensionaron que fueran tomadas en zonas densas de marabú, este de por sí es heterogéneo por naturaleza, con densidades y alturas variables, lo que genera mayor variabilidad espectral. En muchos casos el marabú coexiste también con otros tipos de vegetación, provocando una mezcla espectral que explica este comportamiento.

3.2.5. Selección y evaluación de los clasificadores

ArcGIS Pro ofrece varios clasificadores supervisados, de acuerdo con las métricas obtenidas anteriormente y a la reafirmación de la heterogeneidad del marabú se seleccionaron los clasificadores Random Trees (RT) y Support Vector Machine (SVM), ya que suelen ser los más efectivos para datos heterogéneos como el marabú debido a su capacidad para manejar distribuciones complejas y no lineales.

Los algoritmos que se generan con RT y SVM pueden encontrar patrones que un modelo lineal no captura, ya que tal y como se mostró en análisis anteriores existe una correlación baja y esto conduce a que las relaciones no lineales pueden ser más representativas.

Los clasificadores elegidos fueron evaluados utilizando métricas globales y específicas por clase. Este análisis permitió determinar el clasificador más adecuado para mapear la distribución del marabú.

3.2.6. Métricas globales

Mediante las herramientas del ArcGis Pro se obtienen las matrices de confusión respectiva a cada clasificador y de acuerdo con las clases correspondientes:

Clases	Marabú	Agua	Forestal	Cultivos	Pastos	Potreros	Total	**U_Accuracy**
Marabú	25	0	5	3	1	0	34	0,74
Agua	0	393	1	0	2	0	396	0,992
Forestal	2	1	9	0	1	0	13	0,69
Cultivos	3	0	1	7	2	0	13	0,54
Pastos	2	1	0	3	9	2	17	0,53
Potreros	0	0	0	0		2	2	1,00
Total	32	395	16	13	15	4	475	0
P_Accuracy	0,78	0,994	0,56	0,54	0,6	0,5	0	

Tabla 2. Matriz de confusión para el clasificador RT.

La matriz de confusión del clasificador RT refleja un desempeño variable en la identificación de las distintas clases. Para el marabú, la exactitud del usuario (errores de comisión) fue del 74%, mientras que la exactitud del productor (errores de omisión) alcanzó el 78%. Este comportamiento evidencia errores principalmente en las clases Forestal y Cultivos, lo que coincide con las similitudes espectrales reportadas previamente. El solapamiento espectral entre estas coberturas y el marabú se atribuye a características estructurales compartidas, como densidad de vegetación y rugosidad superficial.

En el caso de la clase Agua, los errores fueron prácticamente nulos, obteniendo una exactitud del usuario del 99,4% y del productor del 99,2%. Este desempeño sobresaliente puede explicarse por las propiedades ópticas y estructurales únicas del agua, que generan valores espectrales distintivos frente a otras clases, facilitando su identificación precisa mediante datos radar.

La clase Forestal presentó desafíos significativos, con una exactitud del usuario del 69% y del productor del 56%. Los errores estuvieron principalmente asociados con confusiones hacia las clases Marabú y Cultivos, lo cual resalta las limitaciones del modelo para discriminar bosques densos en zonas de transición, donde las firmas espectrales tienden a solaparse con otras coberturas vegetales.

La clase Cultivos mostró valores de exactitud del usuario y del productor del 54%, indicando un desempeño limitado. La confusión predominante ocurrió con las clases Marabú y Pastos, lo que puede relacionarse con similitudes espectrales y estructurales en áreas agrícolas degradadas o con baja intensidad de manejo.

Para la clase Pastos, la exactitud del usuario fue del 53% y la del productor del 60%. Este nivel de error se concentró en transiciones hacia las clases Cultivos y Marabú,

debido a la baja densidad vegetal en las áreas analizadas, lo que dificulta la diferenciación espectral a partir de datos radar.

Finalmente, la clase Potreros logró un desempeño perfecto, con una exactitud del usuario y del productor del 100%. Esto se explica por las características homogéneas y claramente definidas de esta clase, que permiten una discriminación precisa.

Clases	marabú	Agua	Forestal	Cultivos	Pastos	Potreros	Total	**U_Accuracy**
marabú	21	7	2	4	0	0	34	0,61
Agua	0	396	0	0	0	0	396	1
Forestal	1	2	6	0	1	3	13	0,46
Cultivos	1	0	0	6	0	2	9	0,67
Pastos	1	1	2	1	9	3	17	0,53
Potreros	0	0	0	0	0	2	2	1
Total	24	406	10	11	10	10	471	0
P_Accuracy	0,88	0,98	0,6	0,55	0,9	0,2	0	

Tabla 3. Matriz de confusión para el clasificador SVM.

En el clasificador SVM, el desempeño del modelo mostró variaciones similares, aunque con diferencias notables en algunas clases. Para el marabú, la exactitud del usuario fue del 61,7%, mientras que la del productor alcanzó el 87,5%. Este patrón sugiere una mayor incidencia de errores de comisión en comparación con el clasificador RT. Los errores principales también se asociaron con las clases Forestal y Cultivos, reflejando el solapamiento espectral en áreas donde estas clases comparten densidad estructural y propiedades reflectivas.

La clase Agua se distinguió por la ausencia de errores, evidenciando una capacidad excepcional del modelo para identificarla. Esto probablemente se debe a las propiedades espectrales únicas del agua, que generan contrastes significativos frente a otras coberturas, permitiendo una diferenciación clara y confiable en los datos procesados.

En general, los resultados obtenidos confirman que tanto el RT como el SVM enfrentan limitaciones en la discriminación de clases con alta similitud espectral y estructural, aunque destacan por su capacidad para identificar clases con características espectrales únicas, como el agua y los potreros homogéneos. No obstante, se denota una mejor clasificación en la clase marabú en el clasificador RT.

3.3. Mapas Temáticos

Los mapas temáticos generados reflejaron la distribución espacial de las clases en el área de estudio, destacándose el marabú como una de las coberturas más predominantes.

3.3.1. Distribución del marabú con SVM

Este mapa muestra la distribución de diferentes clases definidas a partir del uso del clasificador SVM

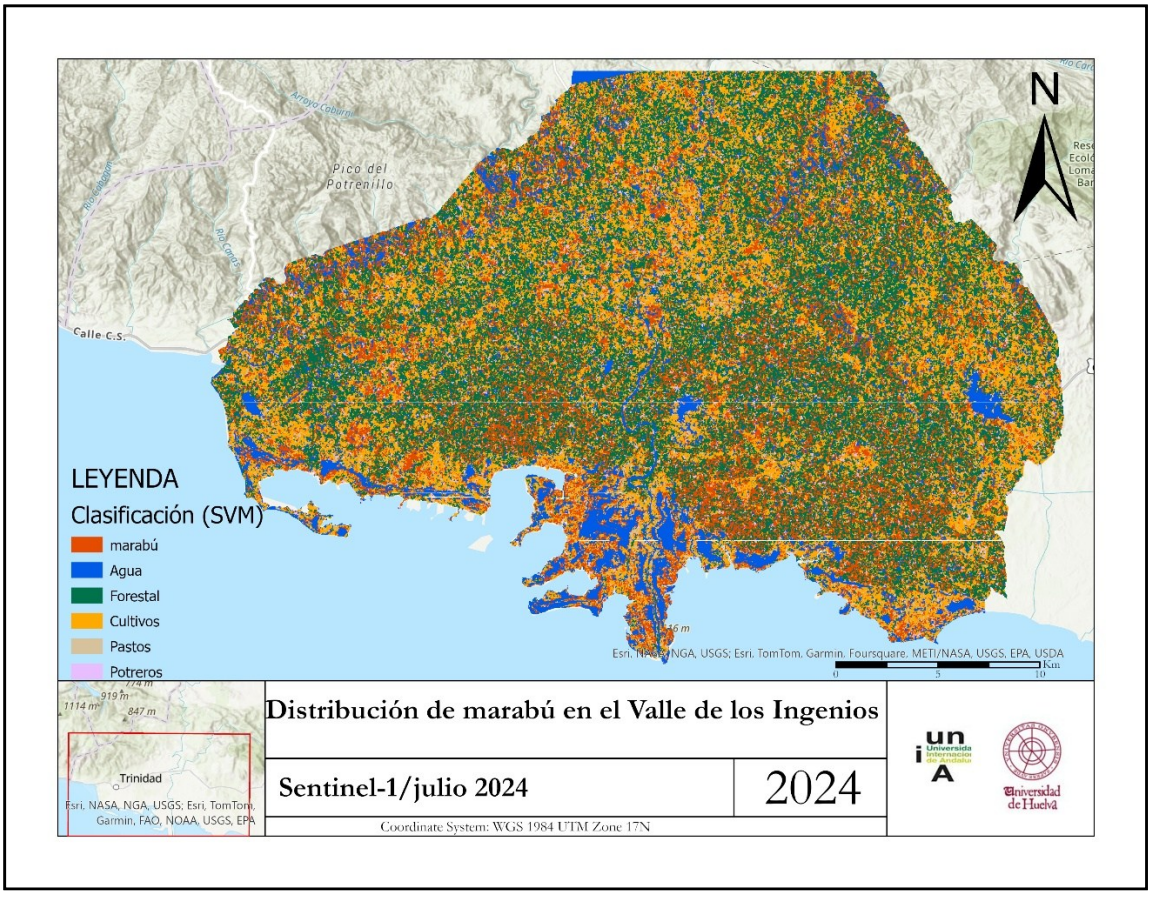

Figura 14. Distribución de las clases a partir de clasificador SVM.

La clase de marabú se distribuye ampliamente en las áreas bajas y planas del mapa. La alta densidad de puntos rojos evidencia que el marabú ocupa una parte significativa del territorio, compitiendo espacialmente con otros usos del suelo como cultivos y

áreas forestales. Áreas cercanas a cuerpos de agua también presentan presencia del marabú, Estas condiciones ambientales son ideales para la proliferación de esta especie invasora.

En algunas partes se puede observar que las áreas forestales parecen estar algo diferenciadas del marabú, sugiriendo una menor invasión en zonas con bosque denso. En el caso de los cultivos y pastos tienen menor representación espacial en comparación con el marabú, con una tendencia también a la mezcla con estas áreas, las cuales son propicias para la invasión del este. Por tanto, su distribución es generalizada en todo el valle, con mayor densidad en áreas planas, tierras abandonadas o de bajo manejo.

Para una visión más generalizada se generó un mapa de dos clases denominada:

- Matorral: para agrupar solamente las clases con esta clasificación.
- No matorral: para agrupar el resto de las clases.

Se obtuvo en esta reclasificación un mapa más simplificado y con una mejor visibilidad de las áreas infestadas:

Universidad Internacional de Andalucía, 2025

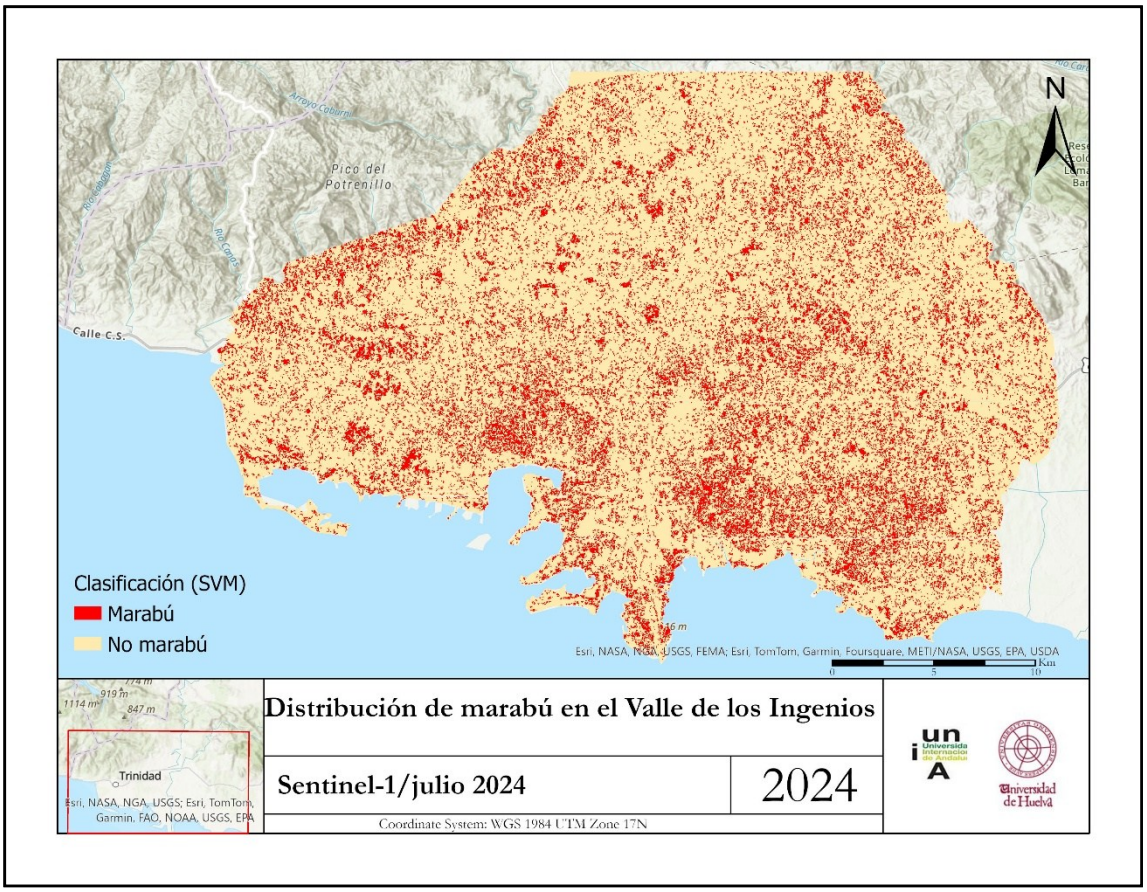

Figura 15. Distribución simplificada de clases en el Valle de los Ingenios mediante clasificador SVM.

Este mapa ayuda a resaltar visualmente las regiones críticas afectadas por la especie invasora. Las áreas ocupadas por marabú coinciden con terrenos de bajo manejo o tierras abandonadas. Este tipo de mapa sería útil para priorizar intervenciones de control en las áreas más afectadas.

3.3.2. Distribución del marabú con RT

A continuación, los resultados obtenidos en la aplicación del clasificador Random Tree:

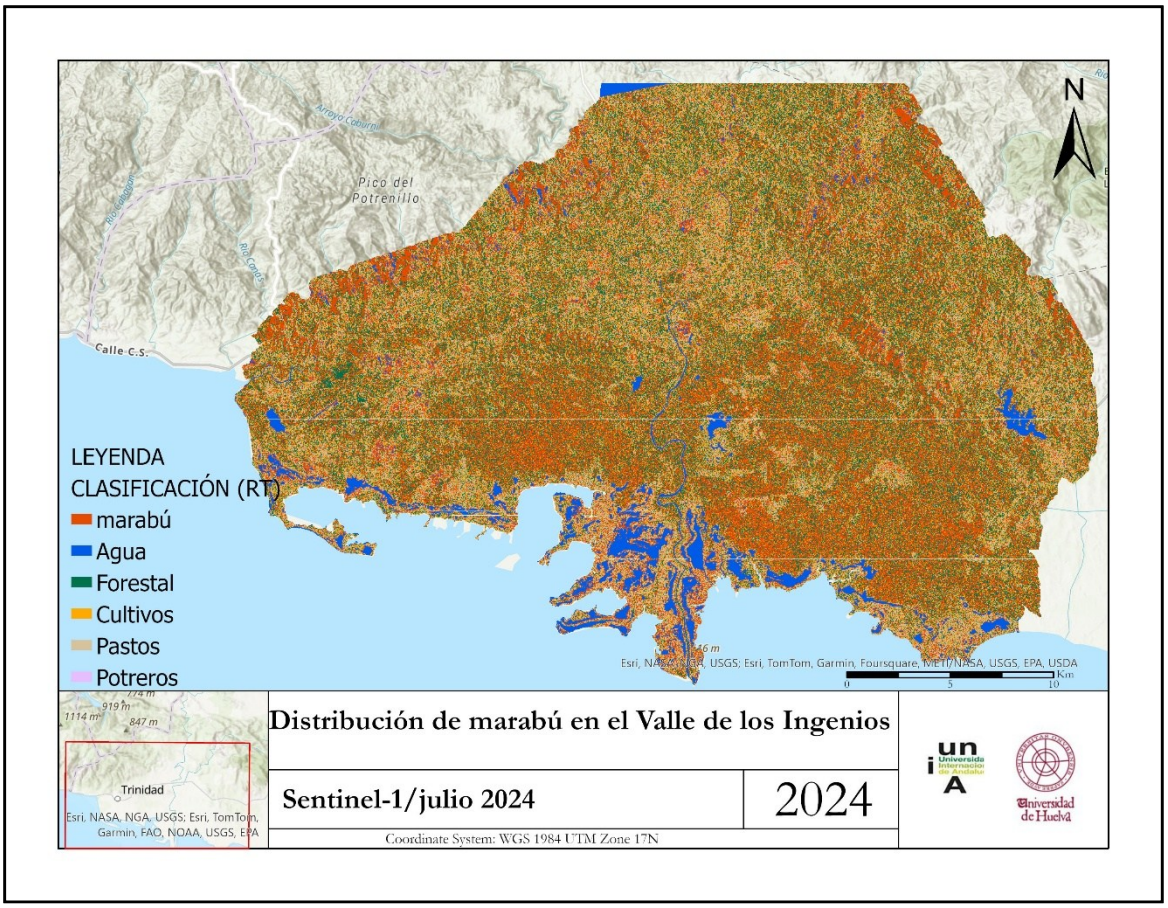

Figura 16.Distribución de las clases a partir de clasificador RT

El marabú representa una cobertura dominante en la región, ocupando grandes áreas de forma dispersa pero continua, especialmente en las zonas bajas y próximas a los márgenes de agua. Esta especie ocupa una proporción significativa, desplazando clases como cultivos o pastos. Su distribución expansiva indica invasión en diversas áreas de uso potencial agrícola o de pastoreo.

Por otra parte, el comportamiento para las clases Cultivos, Pastos y Potreros es de distribución en áreas más pequeñas y fragmentadas, generalmente en las zonas planas o abiertas. Forestal (verde oscuro): Se observa en las áreas más elevadas o protegidas, algunas posiblemente asociadas a la topografía de la región, principalmente al macizo montañoso de Guamuhaya.

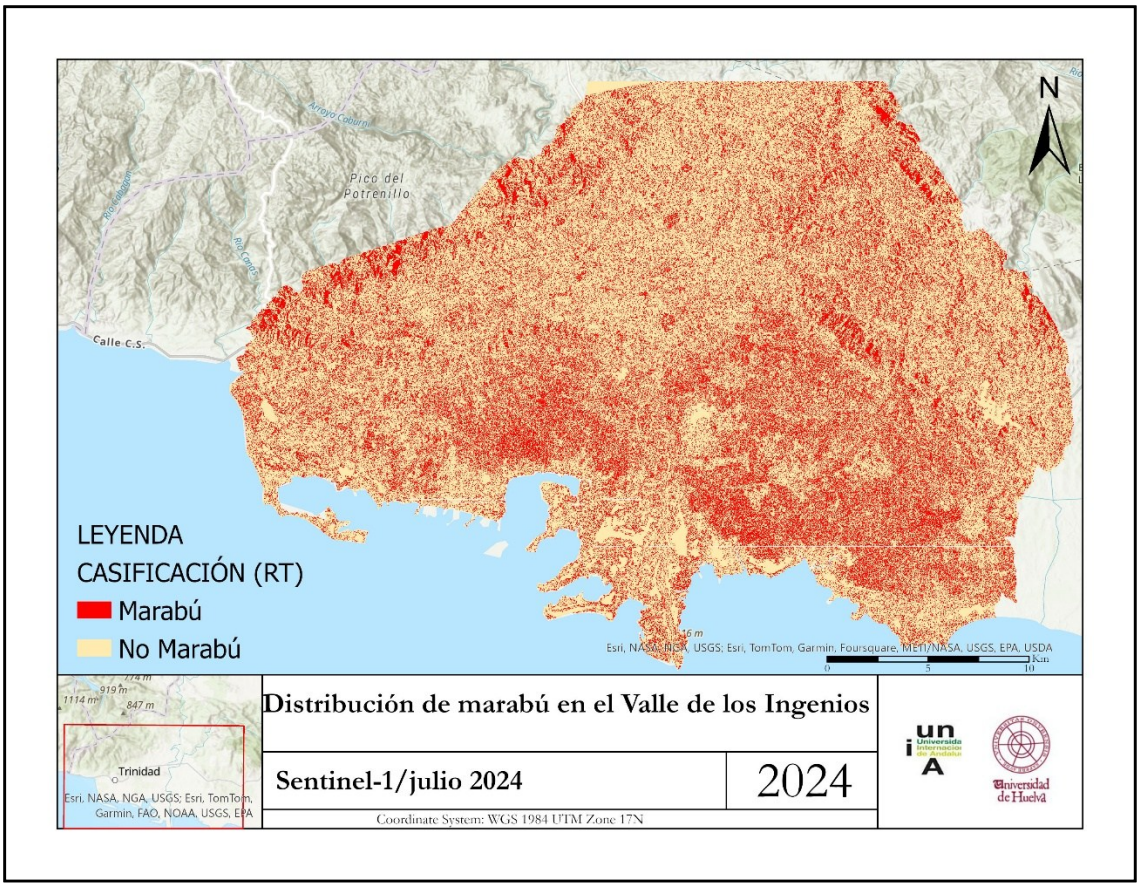

Figura 17. Distribución simplificada de clases en el Valle de los Ingenios mediante clasificador RT.

La distribución del matorral se percibe de manera aún más contundente debido a la generalización. Se evidencian patrones claros de invasión que afectan extensas áreas en la región central y costera, mostrando su carácter dominante y posiblemente su expansión progresiva hacia zonas de uso productivo.

3.3.3. Comparación de resultados

En la comparación de los resultados obtenidos se observa a simple vista que Random Trees (RT) genera áreas más homogéneas y precisas, mientras que SVM muestra mayor dispersión de píxeles, particularmente en áreas de transición. Esto evidencia la dificultad de SVM para manejar relaciones espectrales complejas en datos radar, lo que genera mayor confusión en clases que comparten características estructurales y espectrales.

Se determinó el área que ocupa cada clase, según el clasificador utilizado y los resultados fueron los siguientes:

Clases	Área ocupada(ha)	% Ocupación
marabú	25 921,87	33,32
Agua	3 353,4	4,31
Forestal	20 108,62	25,85
Cultivos	15 550,73	19,99
Pastos	12 335,89	15,86
Potreros	518,29	0,67
Total	**77 788,8**	**100**

Tabla 3.Áreas por clases. Clasificador Random Trees.

En el caso del clasificador RT, el **marabú** es la clase predominante, ocupando el 33.32% del área de estudio. Esto reafirma la existencia de una invasión importante por parte de esta especie dentro del área analizada. Otras clases relevantes en términos de ocupación son **Forestal (25.85%)** y **Cultivos (19.99%)**, que también tienen una distribución significativa en el territorio.

Clases	Área ocupada(ha)	% Ocupación
marabú	16 449,97	21,63
Agua	8 309,0	10,93
Forestal	26 936,78	35,42
Cultivos	22 128,95	29,10
Pastos	1 710,32	2,25
Potreros	518,29	0,68
Total	**76 053,31**	**100**

Tabla 4. Áreas por clases. Clasificador Support Vector Machine.

En el caso del clasificador **SVM**, la clase con mayor superficie es **Forestal (35.42%)**, seguida de **Cultivos (29.10%)**. El marabú ocupa solo el **21.63%**, quedando por debajo de estas dos clases principales. Esto se debe, principalmente, a las confusiones que SVM presenta al definir áreas en zonas de transición, lo que reduce la superficie asignada al marabú.

Con el análisis de los datos de ocupación por clase, se identificaron diferencias significativas en las áreas clasificadas como "marabú**". Random Trees detectó un poco más del 10% adicional de superficie infestada por marabú en comparación con SVM.** Esto resalta la superioridad de RT en este contexto, ya que es menos propenso a errores en áreas de transición y maneja de manera más eficiente las distribuciones heterogéneas de datos, como las asociadas al marabú.

Por otro lado, SVM parece favorecer clases como **Forestal** y **Cultivos**, asignándoles mayores áreas, lo que sugiere que este clasificador enfrenta dificultades para diferenciar el marabú de estas clases debido a su naturaleza espectralmente similar.

3.3.4. Validación de los resultados

La validación de los resultados obtenidos mediante los clasificadores supervisados constituye una etapa crítica en cualquier análisis de clasificación, ya que permite evaluar la precisión y fiabilidad de los mapas generados. En este estudio, la validación se realizó comparando los resultados de la clasificación con datos de campo obtenidos en el área de estudio y utilizando métricas clave, como la matriz de confusión, gráficos de correlación y el análisis de errores.

Este enfoque permitió evaluar la precisión global y por clase, determinando lo bien que los clasificadores identificaron las coberturas vegetales y el marabú. Asimismo, se lograron identificar fortalezas y debilidades de los clasificadores, destacándose el buen desempeño de Random Trees en áreas homogéneas y la mayor sensibilidad de Support Vector Machine (SVM) en clases minoritarias.

También se detectaron áreas de mejora, como la diferenciación en zonas de transición, donde las clases espectralmente similares, como el marabú y el bosque, generaron confusiones.

Finalmente, la validación con datos de campo proporcionó un marco para interpretar las limitaciones del radar en la clasificación, especialmente en condiciones de heterogeneidad espectral y estructural, lo que permitió ajustar y contextualizar los resultados obtenidos.

3.3.5. Comparación con datos de campo

Los puntos de control utilizados en la validación fueron seleccionados de los inventariados en las salidas de campo, asegurando una cobertura representativa de

las principales clases identificadas en el área de estudio. En total, se emplearon 75 puntos de control, distribuidos de la siguiente manera:

CLASE	CANTIDAD DE PUNTOS
Cultivos	14
Forestal	28
marabú	19
Pastos	9
Potreros	5
TOTAL	75

Tabla 5. Puntos de validación.

Cada punto de control fue evaluado comparando su clasificación en el mapa generado por los clasificadores con la realidad observada en el campo. Este proceso permitió calcular métricas clave, como la precisión del productor y del usuario para cada clase.

3.3.5.1. Análisis cuantitativo mediante matriz de confusión

La matriz de confusión es una herramienta clave para evaluar la precisión de los clasificadores, ya que proporciona información detallada sobre los aciertos y errores de cada clase. Además de permitir un análisis general, ofrece métricas específicas como la precisión del productor y la precisión del usuario, las cuales son fundamentales para interpretar el desempeño de cada clase.

La precisión del productor mide la proporción de puntos reales de una clase que fueron correctamente clasificados, evaluando los errores de omisión. Esto significa que identifica los puntos que deberían haber sido asignados a una clase pero fueron clasificados como otra. Por otro lado, la precisión del usuario mide la proporción de puntos clasificados en una clase que realmente pertenecen a esa clase según los datos de referencia, evaluando los errores de comisión, es decir, los puntos asignados incorrectamente a una clase que no les corresponde.

Estas métricas proporcionan una visión clara de la calidad de clasificación de cada clase, permitiendo identificar tanto fortalezas como limitaciones específicas de los modelos utilizados.

En este caso los resultados obtenidos para los clasificadores utilizados fueron los siguientes:

Clases	Marabú	Forestal	Cultivos	Pastos	Potreros	Total	U_Accuracy	Kappa
Marabú	3	2	0	1	1	7	0,428571	0
Forestal	4	17	8	2	3	34	0,5	0
Cultivos	10	7	6	6	1	30	0,2	0
Pastos	1	1	0	0	0	2	0	0
Potreros	1	1	0	0	0	2	0	0
Total	19	28	14	9	5	75	0	0
P_Accuracy	0,157895	0,607143	0,428571	0	0	0	**0,346667**	0
Kappa	0	0	0	0	0	0	0	**0,102**

Tabla 6. Matriz de confusión de puntos de validación a partir de clasificador SVM.

El desempeño del clasificador SVM para la clase marabú evidenció limitaciones significativas en términos de precisión y confiabilidad. En cuanto a las clasificaciones correctas, únicamente 3 puntos de marabú fueron correctamente identificados como tal. Sin embargo, se observaron importantes confusiones con otras clases: 4 puntos de marabú fueron clasificados como forestal, mientras que 10 puntos se asignaron erróneamente a la clase cultivos y uno a cada una de las siguientes clases: pastos y potreros.

Los indicadores clave de precisión reflejan estas limitaciones. La precisión del productor para el marabú fue de apenas 15.78%, lo que indica un alto nivel de omisión, ya que el clasificador identificó correctamente solo un pequeño porcentaje de los píxeles reales de marabú. Por otro lado, la precisión del usuario fue del 42.86%, lo que revela una considerable confusión, ya que menos de la mitad de los píxeles clasificados como marabú correspondían realmente a esta clase. Estas métricas destacan una baja discriminación, especialmente frente a la clase forestal.

En términos comparativos, la precisión del marabú fue la más baja entre todas las clases analizadas, por debajo de forestal y cultivos. Esta discrepancia podría explicarse como bien se ha identificado anteriormente por la similitud espectral del marabú con clases como forestal, lo que resultó en una alta tasa de confusión.

De manera general el coeficiente Kappa es bajo con solo a penas un 10 % de confiabilidad del clasificador.

Con respecto a la matriz obtenida en correspondencia con el clasificador RT fueron los siguientes:

Clases	Marabú	Forestal	Cultivos	Pastos	Potreros	Total	U_Accuracy	Kappa
Marabú	11	6	3	2	0	22	0,5	0
Forestal	3	13	4	0	2	22	0,59	0
Cultivos	4	7	6	3	2	22	0,27	0
Pastos	1	1	1	4	1	8	0,5	0
Potreros	0	1	0	0	0	1	0	0
Total	19	28	14	9	5	75	0	0
P_Accuracy	0,58	0,464286	0,428571	0,444444	0	0	**0,45**	0
Kappa	0	0	0	0	0	0	0	**0,27**

Tabla 7.Matriz de confusión de puntos de validación a partir de clasificador RT.

En el análisis de los resultados obtenidos específicamente en la clase marabú en esta matriz, se aprecia una precisión moderada pero limitada debido a confusiones significativas con otras clases. Según la matriz de confusión, de los píxeles identificados como marabú, 11 fueron correctamente clasificados, mientras que 6 fueron erróneamente asignados a la clase Forestales, tres a Cultivos y dos a la clase Pastos. Esto se traduce en una precisión del productor del 57.89% y una precisión del usuario del 50%, lo que representa la proporción de píxeles clasificados como marabú que realmente pertenecen a esta categoría. De acuerdo con estos resultados obtenidos se puede deducir que la clase marabú ha sido correctamente clasificada con respecto a los puntos de validación y el clasificador.

El coeficiente Kappa obtenido para el modelo fue de 27%, lo que señala un bajo nivel de acuerdo entre las clasificaciones realizadas y las referencias reales, superando apenas el nivel esperado por azar. Este resultado evidencia que el modelo presenta limitaciones significativas en la separación de clases, posiblemente debido a la similitud espectral de las categorías o a la carencia de información contextual adicional en los datos utilizados.

En términos generales, la clase marabú mostró un desempeño aceptable, sin embargo, las confusiones frecuentes con la clase Forestal afectan su precisión general. El bajo coeficiente Kappa refuerza la necesidad de mejorar el modelo, ya sea incorporando características más discriminativas, optimizando la selección de puntos de entrenamiento y validación, o evaluando la implementación de clasificadores alternativos más robustos.

3.3.6. Errores observados, causas e implicaciones

Durante la validación, se identificaron varios errores comunes en ambas clasificaciones, derivados de las características espectrales y estructurales de las coberturas vegetales en el área de estudio, así como de las limitaciones inherentes a los datos radar. Uno de los principales errores fue la confusión en áreas de transición, donde el marabú coexiste con otras coberturas vegetales, como forestal y cultivos. Estas zonas presentaron una alta mezcla espectral debido a que la señal radar no fue lo suficientemente distintiva para separar estas clases, compartiendo características estructurales como densidad, rugosidad y contenido de humedad. Este error fue más pronunciado en el clasificador SVM, que mostró mayor sensibilidad en áreas de transición, mientras que el clasificador RT logró generar áreas más homogéneas y con menos confusión en estas zonas.

Otro error significativo se observó en regiones con densidad baja de marabú, donde los clasificadores tendieron a asignar píxeles a clases como pastos y potreros. Esto ocurrió principalmente en áreas marginales o con vegetación degradada, donde las características espectrales del marabú son menos prominentes. Este tipo de error refleja la influencia de la heterogeneidad estructural en la precisión del modelo, ya que los clasificadores parecen depender de señales fuertes asociadas a densidades altas de vegetación para una correcta identificación.

Finalmente, se detectaron interferencias espectrales en las clases acuáticas, aunque en menor medida. Los cuerpos de agua con vegetación flotante generaron señales radar que compartían similitudes con coberturas vegetales densas, como cultivos y forestal. Este error fue más común en áreas con vegetación emergente o flotante, como en los márgenes de lagunas o ríos, y refleja una limitación inherente del radar en la discriminación de texturas similares en estas condiciones.

3.3.7. Conclusión de la Validación

La validación de los resultados confirmó que el clasificador Random Trees (RT) es una herramienta robusta para cartografiar el marabú en el área de estudio. Este modelo destacó por su alta precisión en áreas homogéneas, donde las características espectrales del marabú son más pronunciadas, y mostró un desempeño aceptable en zonas de transición, aunque con ciertas limitaciones en la discriminación de clases espectralmente similares. La correlación positiva entre la clasificación del marabú y los datos de campo respalda la utilidad de este clasificador para la gestión y monitoreo de esta especie invasora. En comparación con SVM, RT demostró una mayor capacidad para manejar las características estructurales del marabú, reduciendo los errores de comisión y omisión asociados a su identificación.

No obstante, los errores observados durante la validación, como la confusión en áreas de transición y las interferencias espectrales en ciertas clases, resaltan la necesidad de implementar estrategias complementarias para mejorar la precisión del modelo. Una de estas estrategias es el uso de índices derivados adicionales, como métricas avanzadas de texturas radar o relaciones entre bandas, que podrían mejorar la discriminación entre clases espectralmente similares. Además, se recomienda la ampliación del conjunto de entrenamiento, incrementando el número de muestras, especialmente en zonas críticas como áreas de transición y regiones con baja densidad de marabú. Esto ayudaría a capturar mejor la variabilidad espectral y estructural del paisaje.

Asimismo, la integración de datos multiespectrales sería una estrategia prometedora. Aunque el radar es esencial en regiones con alta persistencia de nubes, la combinación con datos multiespectrales, cuando estén disponibles, proporcionaría información adicional sobre la vegetación y el entorno, reduciendo las confusiones entre clases como cultivos, forestal y marabú.

En conclusión, aunque el clasificador RT demostró ser el más fiable en este estudio, los resultados también evidencian la necesidad de optimizar los métodos actuales para abordar las limitaciones detectadas. La implementación de estas estrategias complementarias tiene el potencial de mejorar significativamente la precisión y la aplicabilidad de los mapas generados, no solo para la gestión del marabú en el área de estudio, sino también en contextos similares donde se requiera una cartografía precisa de especies invasoras.

3.4. Discusión

El análisis de los resultados obtenidos en este estudio proporciona una base sólida para interpretar el comportamiento del marabú (Dichrostachys cinerea) en el Valle de los Ingenios y para evaluar las herramientas metodológicas empleadas. Este capítulo examina las implicaciones de los hallazgos en el contexto de investigaciones previas, su aplicabilidad práctica, las limitaciones del enfoque utilizado y las recomendaciones para futuros estudios.

3.4.1. Interpretación de los Resultados

El análisis de las muestras y clasificadores empleados permite destacar varias consideraciones generales sobre la validez y consistencia de los resultados obtenidos. En primer lugar, el estudio demuestra un manejo adecuado de las propiedades físicas capturadas por las imágenes radar, especialmente en lo referente a la discriminación

de clases vegetales. Sin embargo, la similitud espectral entre ciertas clases, como marabú, cultivos y forestal, subraya la necesidad de implementar técnicas más avanzadas. Esto incluye algoritmos supervisados más complejos o métodos no supervisados que incorporen información contextual o temporal para abordar la confusión en áreas de transición.

Por otro lado, aunque la relación entre las bandas VV y VH aportó información útil para el análisis, su capacidad discriminativa resultó limitada en coberturas mixtas. Este problema podría abordarse complementando dicho índice con otros parámetros, como texturas radar, polarización completa o índices derivados, los cuales ofrecerían una mejor diferenciación en áreas espectralmente complejas.

La reclasificación mediante el uso de datos de campo destaca como una fortaleza metodológica del estudio, ya que introduce un control de calidad esencial para validar y refinar las muestras utilizadas. No obstante, es fundamental incrementar el número de puntos de entrenamiento y validación, particularmente en zonas de transición. Esto permitiría reducir los errores y aumentar la fiabilidad de los resultados obtenidos.

Además, factores como la estacionalidad en los cultivos y la heterogeneidad estructural de la vegetación no se abordaron en su totalidad en este análisis. Incorporar estas dinámicas en futuros estudios podría mejorar la discriminación de clases y capturar patrones más representativos de la distribución del marabú en el área de estudio.

En resumen, el análisis realizado se basa en un enfoque sólido que permite identificar áreas infestadas por el marabú y evaluar la efectividad de los clasificadores. Sin embargo, enfrenta desafíos inherentes a las propiedades espectrales de las coberturas analizadas, lo que resalta la necesidad de incorporar técnicas adicionales y de reforzar la validación para mejorar la precisión del modelo y mitigar las limitaciones observadas.

3.4.2. Comparación con Estudios Previos

Los hallazgos obtenidos en este estudio son coincidentes con investigaciones previas sobre el uso de imágenes radar para mapear vegetación invasora en regiones tropicales. A continuación, se discuten los resultados en el contexto de la literatura revisada.

En primer lugar, investigaciones realizadas en Kenia y Brasil han empleado clasificaciones supervisadas como Random Trees y Support Vector Machine para mapear especies invasoras como *Prosopis juliflora* y *Mimosa pigra*. Estos estudios concluyen que los clasificadores son altamente efectivos en áreas homogéneas, pero

enfrentan dificultades significativas en zonas de transición. Este patrón coincide con los resultados observados en el Valle de los Ingenios, donde las transiciones entre marabú y otras coberturas vegetales representan un desafío para los clasificadores.

Por otra parte, estudios realizados en África y el sudeste asiático destacan que Random Trees supera a SVM en la detección de coberturas vegetales con alta variabilidad espectral. Esto se debe a la capacidad de RT para manejar relaciones complejas entre variables, lo que reafirma su elección como clasificador principal en este trabajo. Además, la similitud espectral entre especies invasoras y otras coberturas, como cultivos y bosques, es un desafío recurrente en los estudios basados en radar. Trabajos realizados en Asia han demostrado que la integración de datos multiespectrales y LiDAR mejora significativamente la discriminación entre clases, especialmente en especies arbustivas como *Lantana camara*. Esto subraya el potencial de combinar fuentes de datos para abordar las limitaciones observadas.

En el contexto cubano, estudios previos (Moreno et al., 2024) reportaron dificultades similares al diferenciar especies invasoras de cultivos y otras coberturas vegetales. Estos resultados destacan la necesidad de adaptar enfoques metodológicos a las características particulares del marabú, incluyendo su heterogeneidad estructural y su frecuente presencia en zonas de transición.

Finalmente, en regiones como África subsahariana, la integración de índices espectrales avanzados y el uso de modelos de aprendizaje profundo han demostrado ser eficaces para reducir confusiones entre clases similares. Este enfoque podría ser replicado en futuros estudios sobre el marabú en el Valle de los Ingenios, permitiendo una discriminación más precisa y una mejor gestión de las especies invasoras.

En conclusión, aunque los resultados de este estudio se alinean con la literatura previa, también evidencian que los clasificadores supervisados basados en radar se enfrentan a limitaciones en contextos de alta heterogeneidad estructural y espectral. La integración de fuentes de datos complementarias y el uso de técnicas avanzadas representan una oportunidad para mejorar la precisión y la aplicabilidad de los modelos en la gestión del marabú y otras especies invasoras.

3.4.3. Implicaciones Prácticas

Los resultados obtenidos en este estudio tienen implicaciones significativas tanto para la gestión del marabú en el Valle de los Ingenios como para el desarrollo de metodologías replicables en otros contextos con condiciones ecológicas similares. Estas implicaciones se detallan a continuación:

3.4.3.1. Implicaciones para la Gestión del Marabú

La identificación precisa de áreas infestadas por marabú representa un avance crucial para la planificación y priorización de estrategias de manejo en el Valle de los Ingenios. Los resultados obtenidos ofrecen aplicaciones prácticas significativas que pueden guiar la gestión de esta especie invasora.

En primer lugar, los mapas generados permiten localizar con precisión las zonas más afectadas, especialmente aquellas cercanas a cuerpos de agua, identificadas como puntos críticos de infestación. Estas áreas, por su papel como vectores de expansión natural del marabú, deberían ser el foco principal de intervenciones de manejo. La priorización de estas intervenciones es esencial para optimizar los recursos disponibles y maximizar el impacto de las estrategias de control.

Además, los datos proporcionados por este estudio facilitan la implementación de programas de eliminación selectiva del marabú y la posterior restauración de áreas agrícolas abandonadas. Este enfoque es particularmente relevante en regiones donde la recuperación de tierras para usos agrícolas o de conservación es una prioridad, dado el impacto negativo del marabú en la productividad de la tierra.

Los mapas temáticos generados también ofrecen una base sólida para el diseño de políticas de conservación que busquen equilibrar la protección de recursos hídricos con la restauración de terrenos agrícolas. Estas políticas podrían ser fundamentales para promover un desarrollo sostenible en el área de estudio, mitigando los efectos adversos del marabú en los ecosistemas y las actividades productivas locales.

Finalmente, la detección temprana de áreas en las etapas iniciales de infestación es crucial para prevenir la colonización de zonas aún no afectadas. Este enfoque preventivo tiene el potencial de reducir significativamente los costos asociados al control del marabú en etapas más avanzadas de infestación, cuando las intervenciones se vuelven más complejas y costosas.

En resumen, la información obtenida en este estudio tiene un valor estratégico para la planificación de acciones concretas orientadas a la mitigación del impacto del marabú en los ecosistemas locales. Además, refuerza la importancia de utilizar herramientas basadas en datos satelitales como una solución eficaz para la gestión de especies invasoras en regiones tropicales.

3.4.3.2. Implicaciones para la metodología

El uso de imágenes radar Sentinel-1 se ha consolidado como una herramienta eficaz para el mapeo de especies invasoras en regiones como el Valle de los Ingenios, donde

las condiciones ambientales, como la persistente cobertura nubosa, limitan la disponibilidad y utilidad de datos ópticos. Las capacidades específicas del radar, como la penetración de nubes y su sensibilidad a propiedades estructurales de la vegetación, como rugosidad, altura y densidad, lo convierten en una opción clave para estudios en entornos tropicales.

No obstante, los hallazgos de este estudio también evidencian limitaciones metodológicas significativas y oportunidades de mejora. Una de las principales limitaciones se presenta en áreas de transición, donde las características espectrales y estructurales se mezclan, generando errores en la clasificación, particularmente entre clases espectralmente similares, como el marabú, cultivos y forestal. Este desafío afecta tanto la precisión como la fiabilidad de los resultados obtenidos.

Otro problema destacado ocurre en zonas con baja densidad de vegetación objetivo, donde el marabú se encuentra mezclado con otras coberturas. En estas áreas, los clasificadores enfrentan dificultades para identificar patrones distintivos, lo que reduce la precisión y genera confusiones significativas entre clases. Estas limitaciones resaltan la necesidad de enfoques más avanzados y complementarios.

Para abordar estas dificultades, se recomienda la integración de técnicas y fuentes de datos adicionales. Por ejemplo, los datos multiespectrales de Sentinel-2 pueden complementar la información radar al ofrecer bandas visibles, infrarrojas y del infrarrojo cercano, sensibles a diferencias en la salud vegetal y características espectrales únicas que no se capturan con radar. Asimismo, la implementación de modelos híbridos que integren datos radar y ópticos de alta resolución podría mejorar significativamente la discriminación de clases en áreas complejas, superando la heterogeneidad estructural de las coberturas.

Adicionalmente, el uso de técnicas avanzadas como índices texturales, análisis de polarización completa y modelos de aprendizaje profundo representa una estrategia prometedora. Estas técnicas pueden aumentar la capacidad de los clasificadores para manejar relaciones no lineales y reducir los errores en áreas mixtas, mejorando tanto la precisión como la aplicabilidad de los resultados.

Aunque el radar Sentinel-1 es una herramienta fundamental en regiones tropicales con alta nubosidad, este estudio subraya la necesidad de enfoques metodológicos más integrados y robustos. La combinación de diferentes fuentes de datos y la implementación de técnicas avanzadas puede mejorar significativamente la precisión de los mapas generados, ampliando su utilidad para la gestión de especies invasoras como el marabú en el Valle de los Ingenios y otros contextos similares.

Universidad Internacional de Andalucía, 2025

3.4.4. Limitaciones del estudio

Aunque los resultados obtenidos son prometedores, es fundamental reconocer las limitaciones del enfoque metodológico y cómo estas influyen en la precisión de la clasificación. Las principales limitaciones identificadas se presentan a continuación:

3.4.4.1. Limitaciones Metodológicas

Una de las principales limitaciones es la similitud espectral entre el marabú y otras coberturas, como forestales y cultivos. Esta similitud dificulta su diferenciación precisa y refleja una restricción inherente al uso exclusivo de las bandas VV y VH del radar Sentinel-1, que no siempre capturan la heterogeneidad estructural del marabú. Además, la dependencia exclusiva de datos de radar limita la riqueza de la información disponible. La integración de imágenes multiespectrales, como las de Sentinel-2, o de datos LiDAR, podría haber añadido dimensiones adicionales de información espectral y estructural, mejorando significativamente la capacidad de discriminar clases.

Otra limitación identificada es el tamaño y distribución de las muestras de entrenamiento y validación. Aunque representativas, estas muestras resultaron insuficientes en áreas críticas, como las zonas de transición, afectando la capacidad predictiva de los clasificadores y aumentando los errores de clasificación en estas áreas complejas.

3.4.4.2. Desafíos de los Clasificadores Utilizados

El clasificador Support Vector Machine (SVM) mostró una baja capacidad para manejar relaciones espectrales complejas, particularmente en zonas de transición. Su alta tasa de confusión con clases como forestal y cultivos evidenció sus limitaciones en la discriminación precisa. Por otro lado, aunque Random Trees (RT) fue más robusto en este estudio, también presentó dificultades al clasificar datos altamente heterogéneos o mixtos. Su eficacia se redujo en áreas de menor densidad de marabú, lo que resalta la necesidad de optimizar las muestras de entrenamiento y explorar técnicas complementarias.

3.4.4.3. Factores Ambientales y Temporales

El análisis se llevó a cabo durante una única época del año, lo que limitó la captura de variaciones estacionales en la densidad del marabú y en el estado de otras coberturas vegetales. Estas variaciones son especialmente relevantes en climas tropicales, donde los cambios estacionales influyen significativamente en la dinámica de la vegetación. Además, los resultados están influenciados por las particularidades

ecológicas del Valle de los Ingenios, lo que podría limitar la generalización de las conclusiones a otras regiones tropicales con condiciones diferentes.

Otros factores ambientales, como la disponibilidad de agua y las prácticas agrícolas, introdujeron variabilidad en las señales radar. Por ejemplo, las áreas con suelos saturados generaron señales similares a las de la vegetación densa, incrementando las confusiones en los clasificadores.

3.4.4.4. Escalas y Resoluciones

La resolución espacial del Sentinel-1, de 10 m, no siempre es adecuada para capturar detalles en áreas pequeñas o fragmentadas, donde el marabú se mezcla con otras especies. Esto puede haber reducido la precisión en zonas de alta heterogeneidad estructural y espectral. Asimismo, la resolución temporal de 12 días pudo haber limitado el análisis de la dinámica estacional, especialmente en períodos de rápida expansión o contracción del marabú. Una mayor frecuencia de adquisición podría ofrecer una representación más precisa de los cambios en la cobertura vegetal.

3.4.4.5. Validación de Resultados

Aunque se utilizaron 75 puntos de control para la validación, su distribución puede no haber sido suficiente para capturar toda la variabilidad del paisaje y evaluar de manera integral la precisión de los clasificadores. Además, la falta de índices avanzados, como texturas radar o polarización completa, limitó el potencial para discriminar el marabú de otras coberturas complejas. Estas herramientas podrían haber reducido las confusiones observadas y mejorado la precisión global de los clasificadores.

A pesar de las fortalezas metodológicas de este estudio, las limitaciones identificadas subrayan la necesidad de enfoques más integrados y robustos. La combinación de datos multiespectrales, índices avanzados y resoluciones espaciales y temporales más detalladas, junto con un diseño mejorado de validación, podría optimizar los resultados en estudios futuros y ampliar su aplicabilidad en diferentes contextos.

3.5. Recomendaciones

En base a las limitaciones identificadas y los hallazgos del estudio, se proponen las siguientes recomendaciones para futuros trabajos, enfocadas en mejorar la precisión de las clasificaciones y abordar los desafíos metodológicos observados:

1.Integración de Fuentes *de Datos Adicionales*

El uso exclusivo de datos radar, aunque efectivo, presenta limitaciones en la discriminación de coberturas vegetales con características espectrales y estructurales similares, como el marabú, los cultivos y las coberturas forestales. Incorporar imágenes multiespectrales y datos LiDAR (Light Detection and Ranging) podría mejorar significativamente las clasificaciones al proporcionar información complementaria.

Las imágenes multiespectrales, como las obtenidas por Sentinel-2, ofrecen datos en bandas visibles, infrarrojas y del infrarrojo cercano, lo que permite detectar diferencias en la salud vegetal y en los tipos de cobertura. Por otro lado, los datos LiDAR aportan información detallada sobre la estructura vertical de la vegetación, facilitando la distinción del marabú por su altura y densidad características. Una integración de estas fuentes de datos permitiría mejorar la precisión de las clasificaciones supervisadas, reducir errores de omisión y comisión, y proporcionar una representación espacial más completa y fiable del marabú.

2. Ampliación del Número *de Muestras de Entrenamiento y Validación*

Aunque representativas, las muestras utilizadas en este estudio resultaron insuficientes en áreas críticas, como las zonas de transición, donde el marabú coexiste con otras coberturas. Estas áreas presentan desafíos significativos debido a la mezcla espectral, lo que puede limitar la capacidad de los clasificadores para generalizar patrones y generar confusiones en la clasificación.

Aumentar y diversificar las muestras, especialmente en áreas marginales y de baja densidad de marabú, fortalecería los algoritmos, mejorando su capacidad para representar la variabilidad estructural y espectral del paisaje. Este enfoque garantizaría una cartografía más precisa y fiable, permitiendo una mejor representación de la distribución real del marabú.

3. Análisis Multitemporales *para Capturar Variaciones Estacionales*

El comportamiento del marabú y de otras coberturas vegetales varía significativamente según la estación del año, especialmente en climas tropicales como el de Cuba. Durante las épocas de sequía, el marabú puede ser más visible debido a la pérdida de hojas en las especies circundantes, mientras que en temporadas de lluvia, la cobertura herbácea puede enmascarar su presencia.

Un análisis basado en un único momento del año no captura estas dinámicas, lo que limita la comprensión de la distribución y expansión del marabú. Realizar análisis

multitemporales permitiría identificar patrones estacionales, ajustando estrategias de manejo específicas para cada temporada y mejorando la eficacia de las intervenciones.

4. Involucrar a Comunidades *Locales en el Monitoreo del Marabú*

La participación de las comunidades locales puede complementar significativamente los datos obtenidos con herramientas satelitales, enriqueciendo el análisis y fomentando la implicación social en la gestión de especies invasoras. Proveer formación en herramientas de mapeo y recolección de datos in situ fortalecería este enfoque, permitiendo una mejor comprensión local del problema.

Además, extender este enfoque a otras regiones afectadas por el marabú permitiría evaluar la transferibilidad de los modelos y clasificadores utilizados, validando su aplicabilidad en contextos diversos. Este enfoque participativo no solo enriquecería los datos, sino que también contribuiría al desarrollo de estrategias de manejo más sostenibles y adaptadas a las necesidades locales.

En resumen, el análisis realizado refuerza la importancia de integrar múltiples fuentes de datos y enfoques metodológicos más avanzados para mejorar la precisión y efectividad de la gestión del marabú en regiones tropicales. Estas recomendaciones tienen el potencial de optimizar futuros análisis y contribuir de manera significativa a la conservación de ecosistemas afectados, especialmente en áreas patrimoniales que requieren una gestión sostenible y equilibrada de los recursos.

Universidad Internacional de Andalucía, 2025

4. CONCLUSIONES

- El estudio logró desarrollar con éxito un modelo de teledetección basado en datos radar (SAR) para identificar áreas afectadas por el marabú en el Valle de los Ingenios. Este enfoque constituye un avance significativo respecto a los métodos tradicionales, permitiendo la obtención de información espacial rápida y precisa, esencial para la gestión agrícola y la conservación de este sitio Patrimonio de la Humanidad. No obstante, se identificaron áreas de mejora, particularmente en las zonas de transición entre diferentes coberturas vegetales, donde las confusiones espectrales son más frecuentes.
- La evaluación de clasificadores confirmó que Random Trees es el modelo más eficaz para la cartografía del marabú. Este clasificador mostró un desempeño destacado en áreas homogéneas y una eficacia moderada en zonas de transición. Según los resultados de la matriz de confusión, se obtuvo una precisión del productor del 57.89% y una precisión del usuario del 50% para la clase marabú. Estos valores reflejan una efectividad relativa, aunque con un margen claro para optimizaciones futuras.
- La combinación de datos SAR con trabajo de campo fue clave para mejorar la precisión en la identificación del marabú. Este enfoque permitió superar resultados de estudios similares y evidenció la importancia de integrar métodos complementarios. Sin embargo, las limitaciones del modelo en áreas donde el marabú coexiste con otras coberturas vegetales resaltan la necesidad de incorporar datos adicionales, como imágenes multiespectrales y LiDAR, en análisis futuros para fortalecer la discriminación entre clases.
- El modelo desarrollado tiene aplicaciones directas en la gestión del marabú y la sostenibilidad del Valle de los Ingenios. Facilita la planificación estratégica para el manejo de esta especie invasora, permitiendo una identificación más eficiente y en tiempo real de las áreas afectadas. Además, este enfoque respalda la protección del valor cultural y patrimonial del área, asegurando que los esfuerzos de conservación se basen en datos confiables y actualizados.
- En términos generales, este estudio refuerza la utilidad de los datos radar en la gestión de especies invasoras como el marabú. También subraya la importancia de implementar metodologías integradas que maximicen la precisión y la aplicabilidad de los modelos en contextos ecológicos y patrimoniales complejos. La integración de herramientas avanzadas y fuentes de datos complementarias permitirá no solo superar las limitaciones identificadas, sino también optimizar futuros análisis, contribuyendo de manera significativa a la conservación y gestión sostenible de ecosistemas afectados como el Valle de los Ingenios. Estos avances son fundamentales para equilibrar

la protección de valores patrimoniales con la necesidad de desarrollo agrícola y ambiental sostenible.

Universidad Internacional de Andalucía, 2025

5. REFERENCIAS

Agencia Espacial Europea. (2021, April 22). *Modelos Digitales Globales de Elevación de Copernicus COP30. Modelos digitales globales de elevación de Copernicus*.

ESRI. (2024). *Flujo de trabajo GRD de Sentinel-1*. Https://Pro.Arcgis.Com/En/pro-App/Latest/Help/Analysis/Image-Analyst/Analysis-Ready-Sentinel-1-Grd-Data-Generation.Htm. https://pro.arcgis.com/en/pro-app/latest/help/analysis/image-analyst/analysis-ready-sentinel-1-grd-data-generation.htm

Hoekman, D., Kooij, B., Quiñones, M., Vellekoop, S., Carolita, I., Budhiman, S., Arief, R., & Roswintiarti, O. (2020). Wide-Area Near-Real-Time Monitoring of Tropical Forest Degradation and Deforestation Using Sentinel-1. *Remote Sensing*, *12*(19). https://doi.org/10.3390/rs12193263

Jímenez Escudero, V. M. (2016). *Desarrollo de metodología de teledetección para la distribución espacial de la plaga marabú (dichrostachys cinérea) en Trinidad-Valle de los Ingenios (Patrimonio Cultural de la Humanidad-UNESCO), Cuba* [Universidad Internacional de Andalucía]. http://hdl.handle.net/10334/3594

Maldonado, E. A., Dorta Pina, D., & Martín, A. A. (2021). *Methodology for estimation of area covered by d. Cinerea from satellite images*. *10*(1), enero-abril. http://revistas.unica.cu/uciencia.

Méndez Santos, I. E., Moya López, C. E., Roquero Gracia, L., Méndez Santos, I. E., Moya López, C. E., & Roquero Gracia, L. (2022). Primeras evidencias científicas de la presencia del marabú (Dichrostachys cinerea) en Cuba. *Anales de La Academia de Ciencias de Cuba*, *12*(3). http://scielo.sld.cu/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S2304-01062022000300012&lng=es&nrm=iso&tlng=es

Menezes, E. A., & Barba-Sevilla, M. (2023, January 17). *Guide: fundamentals of synthetic aperture radar (SAR)*. Https://Arcg.Is/1viPfq.

Moreno, E., Gonzalez, E., Alvarez, R., & Menendez, J. (2024). Analysis and Quantification of the Distribution of Marabou (Dichrostachys cinerea (L.) Wight & Arn.) in Valle de los Ingenios, Cuba: A Remote Sensing Approach. *Remote Sensing*, *16*(5). https://doi.org/10.3390/rs16050752

Periasamy, S. (2018). Significance of dual polarimetric synthetic aperture radar in biomass retrieval: An attempt on Sentinel-1. *Remote Sensing of Environment*, *217*, 537–549. https://doi.org/10.1016/j.rse.2018.09.003

Rodríguez-Tassé, D., Martínez-Ramírez, R., Zuaznábar-Zuaznábar, R., Barrera-Fontanet, M., & Elier Pérez-Herrera, E. (2023). *Distribución espacio temporal de Dichrostachys cinerea L.Wight & Arn en plantaciones cañeras de Cuba.* (Vol. 13, Issue 4). https://orcid.org/0000-0001-6053-323Recibido:17/03/2023.Aprobado:01/09/2023.https://cu-id.com/2284/v13n4e02

Roy, H. E., Pauchard, A., Stoett, P., & Renard Truong, T. (2024). *IPBES Invasive Alien Species Assessment: Full report*. Zenodo. https://doi.org/10.5281/zenodo.11629357

Sinoga, J. D. R., Noa, R. R., & Perez, D. F. (2010). An analysis of the spatial colonization of scrubland intrusive species in the Itabo and Guanabo Watershed, Cuba. *Remote Sensing*, *2*(3), 740–757. https://doi.org/10.3390/rs2030740

UNESCO. (2024). *Trinidad y el Valle de los Ingenios*. Https://Whc.Unesco.Org/En/List/460/ .

Valero-Jorge, A., González-De Zayas, R., Matos-Pupo, F., Becerra-González, A. L., & Álvarez-Taboada, F. (2024). Mapping and Monitoring of the Invasive Species Dichrostachys cinerea (Marabú) in Central Cuba Using Landsat Imagery and Machine Learning (1994–2022). *Remote Sensing*, *16*(5). https://doi.org/10.3390/rs16050798

Veloso, A., Mermoz, S., Bouvet, A., Le Toan, T., Planells, M., Dejoux, J. F., & Ceschia, E. (2017). Understanding the temporal behavior of crops using Sentinel-1 and Sentinel-2-like data for agricultural applications. *Remote Sensing of Environment*, *199*, 415–426. https://doi.org/10.1016/J.RSE.2017.07.015

6. ANEXOS

Anexo I. Ficha de Campo para la toma de datos.

Ficha de Inventario de Campo

Información de la Finca

- **Nombre de la Finca:** _____
- **Propietario:** _____

Coordenadas del Punto de Muestreo

- **Número de Punto:** _____
- **Latitud:** _____
- **Longitud:** _____

Vegetación Observada

- **Tipo de Vegetación Dominante:** _____
- **Especies Notables:** _____
- **Cobertura Vegetal (%):** _____
- **Altura Promedio de la Vegetación (m):** _____

Observaciones Adicionales

_____

_____

Fotografía del Punto de Muestreo