Universidad de la República

Facultad de Ciencias

Programa de Posgrado en Ciencias Ambientales

Maestría en Ciencias Ambientales

“Detección remota de la invasión de *Ligustrum lucidum* en los bosques nativos de Uruguay”

Autor: Juan Marcos Olivera Richero (juanmaolivera6@gmail.com)

Tutor: Alejandro Brazeiro

Tribunal: Santiago Baeza, Christine Lucas y Beatriz Sosa

2023

Tesis de Maestría en Ciencias Ambientales

Resumen

La introducción y expansión de especies exóticas invasoras es quizás la mayor amenaza que enfrenta actualmente la biodiversidad de los bosques nativos de Uruguay. Al igual que en varios países, la especie leñosa *Ligustrum lucidum* (ligustro) es una de las invasoras más dañinas para nuestros bosques, siendo capaz de generar fuertes impactos ecológicos. El estudio se enfocó en estimar el grado de invasión de ligustro en los bosques nativos del país, mediante técnicas de percepción remota. Se utilizó una clasificación supervisada basada en imágenes satelitales, combinando datos multiespectrales y radar mediante el algoritmo clasificador *Random Forest*. Los resultados de exactitud obtenidos a través del análisis de vuelos fotogramétricos demostraron la eficacia de la clasificación, con una exactitud global de 87,83%. La exactitud del usuario para la clase "Ligustro" fue 88,51%, mientras que la exactitud del productor fue 86,75%. El coeficiente *kappa* calculado fue de 0,756, indicando un acuerdo moderado. El análisis de la curva ROC reveló un AUC de 0,965, lo que indica una excelente capacidad de separabilidad de clases. Los resultados revelaron que la invasión ha alcanzado una superficie estimada de 9.942 hectáreas dominadas por esta especie a nivel de dosel, representando el 1,2 % de la superficie boscosa de Uruguay. Los departamentos de Montevideo, Canelones, San José y Colonia presentan el mayor porcentaje de bosque afectado por la invasión, y las cuencas del Río de la Plata y Río Santa Lucía se encuentran gravemente afectadas. Dentro de los diferentes tipos de ecosistemas boscosos, los bosques fluviales son los más afectados por esta especie. Se concluye que la herramienta desarrollada en este estudio proporciona una base sólida y replicable para el mapeo preciso de la invasión de ligustro. Esta información permitirá tomar decisiones informadas para la conservación y restauración de estos valiosos ecosistemas.

Palabras Claves: teledetección; especies exóticas invasoras; invasiones biológicas; ligustro; imágenes satelitales.

Agradecimientos

Quiero expresar mi profundo agradecimiento a todas las personas e instituciones que hicieron posible la culminación de este proyecto de investigación.

En primer lugar, quiero agradecer a Alejandro por su valiosa contribución a lo largo de todo este proceso. Sus orientaciones, sugerencias y enseñanzas fueron fundamentales para el desarrollo de esta tesis.

Asimismo, expresar mi reconocimiento a los miembros del tribunal por aceptar la revisión tanto del manuscrito como del Proyecto de tesis, y por sus sugerencias que permitieron mejorarlos.

Gracias a todos mis colegas y compañeros de trabajo, tanto en la Dirección General Forestal, como en la División de Información Ambiental y en la Dirección Nacional de Cambio Climático del Ministerio de Ambiente.

Agradezco especialmente a Alexandra por su colaboración fundamental durante las salidas de campo.

Gracias al Programa de Posgrado en Ciencias Ambientales y a mis compañeros de la MACA.

Gracias a mis amigos, a mi familia y a Belén.

Esta investigación contó con el apoyo de la Agencia Nacional de Investigación e Innovación, en su programa de Becas de Posgrados Nacionales - Maestrías en Áreas Estratégicas 2020, bajo el código POS_NAC_M_2020_1_163819.

ÍNDICE

INTRODUCCIÓN.....5
Marco teórico.....5
Especie objetivo: Ligustrum lucidum.....8
Antecedentes.....12
Teledetección de especies invasoras.....16
Índices de vegetación.....19
Objetivos.....21
Justificación.....23
MATERIALES Y MÉTODOS.....24
Área de estudio.....24
Datos satelitales utilizados.....26
Caracterización espectral del ligustro.....31
Datos de referencia.....32
Metodología de clasificación.....34
Análisis de exactitud.....37
Cálculo de umbral del modelo.....48
RESULTADOS.....50
Caracterización espectral del ligustro.....50
Rendimiento y exactitud de la clasificación.....53
Mapa de invasión de Ligustrum lucidum.....58
Discusión.....66
Evaluación de la herramienta desarrollada.....66
Limitantes, posibles mejoras y recomendaciones.....68
Resultados geográficos del estudio.....70
Implicaciones para la gestión de la invasión.....75
CONCLUSIONES.....77
BIBLIOGRAFÍA.....79
ANEXOS.....103

Índice de figuras

Figura 1. Características de Ligustrum lucidum (ligustro).....9
Figura 2. Fotografía aérea de bosque nativo invadido por ligustro, en el departamento de Colonia.....10
Figura 3. Mapa de distribución de presencia de ligustro en parcelas de muestreo del IFN..... 15
Figura 4. Esquema de datos satelitales usados para la clasificación..... 31
Figura 5. Diagrama de flujo de trabajo para la generación del mapa de invasión de ligustro..... 35
Figura 6. Ubicación de los sitios de validación a campo.....40
Figura 7. Ejemplo de vuelo planificado para la construcción del ortomosaico.....41
Figura 8. Ejemplos de fotografías capturadas con dron.....42
Figura 9. Ejemplo de ortomosaico construido a partir de vuelo fotogramétrico con dron..... 43
Figura 10. Ejemplo de ortomosaico construido a partir de vuelo fotogramétrico con dron..... 44
Figura 11. Ejemplos de ortomosaicos, con límites de las unidades de muestreo del análisis de exactitud.....45
Figura 12. Firmas espectrales para sitio de bosque nativo sin invasión y bosque invadido por ligustro.....51
Figura 13. Comparación de la evolución del NDVI para dos sitios: bosque sin presencia de especies invasoras; invasión extrema de ligustro.....52
Figura 14. Comparación de la evolución del NDFI para dos sitios: bosque sin presencia de especies invasoras; invasión extrema de ligustro.....53
Figura 15. Gráfico de distribución de porcentajes de cobertura de copas de ligustro..... 56
Figura 16. Gráfico de curva ROC del modelo de clasificación supervisada.....57
Figura 17. Mapa de distribución de la invasión de ligustro..... 58
Figura 18. Mapa detallado con resultados de la clasificación (Río San José).....59
Figura 19. Mapa detallado con resultados de la clasificación (Boca del Cufré)..... 60
Figura 20. Distribución espacial de la invasión a nivel nacional..... 65

Índice de tablas

Tabla 1. Matriz de confusión del resultado de la clasificación.....54
Tabla 2. Estimadores de exactitud de la clasificación..... 57
Tabla 3. Superficie y porcentaje de invasión de ligustro según Departamento..... 61
Tabla 4. Superficie y porcentaje de invasión de ligustro según cuenca hidrográfica nivel 1.....62
Tabla 5. Superficie y porcentaje de invasión de ligustro según ecorregión..... 62
Tabla 6. Superficie y porcentaje de invasión de ligustro dentro de Áreas Protegidas (SNAP)..... 63
Tabla 7. Superficie y porcentaje de invasión de ligustro según tipo de bosque..... 64

INTRODUCCIÓN

Marco teórico

Las especies exóticas son aquellas distribuidas en regiones geográficas donde no estaban presentes históricamente, y su cambio de comunidad se encuentra por lo general asociado a acciones humanas, de forma intencional o accidental (Richardson et al., 2000; Cannas et al., 2004; Sax, 2008). "Entre las diferentes especies que componen una comunidad podemos distinguir dos tipos: aquellas que han coexistido con las restantes especies durante un período de tiempo relevante desde el punto de vista ecológico y evolutivo, llamadas "nativas" (también denominadas "indígenas" o "autóctonas"); y aquellas que se originaron en una comunidad diferente y fueron introducidas posteriormente", denominadas "exóticas" (Cannas et al., 2004, p. 1).

Según la definición propuesta por Richardson et al. (2000), la invasión de plantas exóticas se refiere al proceso en el cual una especie exótica introducida logra superar barreras abióticas y bióticas, reproducirse regularmente y generar descendencia reproductiva, a distancias considerables de sus plantas progenitoras y, por lo tanto, tienen el potencial de extenderse sobre un área considerable sin intervención humana directa. Esta definición se basa exclusivamente en criterios ecológicos y biogeográficos, y no implica ningún impacto. Para otros autores, para que una especie exótica se convierta en invasora, debe generar impactos negativos en los ecosistemas y en las especies nativas que habitan en ellos, e incluso un daño ambiental o socioeconómico. Entonces, de acuerdo al Convenio Internacional sobre Diversidad Biológica (CDB) se puede definir a las especies exóticas invasoras (EEI) como aquellas especies exóticas cuya introducción y/o propagación fuera de su distribución natural pasada o presente amenaza la diversidad biológica, y que pueden causar daños económicos o ambientales, o afectar negativamente la salud humana (CBD, 2002).

La invasión de ecosistemas por especies exóticas se ha establecido como la segunda mayor amenaza para la biodiversidad global, siendo solo superada por la destrucción de hábitats (Genovesi y Shine, 2011). En los últimos siglos, mediante el proceso de globalización, con el aumento del comercio internacional, de los viajes y del transporte de mercadería, se ha modificado de manera definitiva la distribución de las especies

sobre el planeta (Meyerson y Mooney, 2007; Crowl et al., 2008). A pesar de los esfuerzos de erradicación y gestión, se espera que la abundancia de EEI, su impacto en la biodiversidad y sus costos asociados continúen aumentando a nivel mundial en las próximas décadas (Hulme et al., 2009; Diagne et al., 2021).

Las EEI pueden generar perturbaciones ambientales como modificaciones en la composición de especies, estructura y procesos de los ecosistemas, pudiendo ocasionar además impactos económicos, sociales y culturales, así como problemas en la salud humana y animal (Vitousek et al., 1996; Mack et al., 2000; Levine et al., 2004; Ayup et al., 2014). Este fenómeno tiene consecuencias significativas en la composición y estructura de las comunidades locales, alterando la diversidad y la dominancia de las especies nativas (Vilà et al., 2008). Estudios han demostrado que estas especies invasoras pueden afectar a las especies autóctonas restringiendo su distribución o desplazándolas, compitiendo directamente por recursos y alterando procesos fundamentales como el reciclaje de nutrientes y las condiciones del suelo (Lichstein et al., 2004; Matthews y Brand, 2005; Malizia et al., 2017).

Históricamente, los árboles no ocupaban un lugar destacado en las listas mundiales de plantas invasoras importantes (Richardson et al., 2013), pero más recientemente se ha reconocido la naturaleza invasiva y desfavorable de muchas especies arbóreas (Rejmánek y Richardson, 2013; Richardson y Rejmanek, 2011), así como su capacidad de alterar la estructura vertical del bosque, con impactos negativos sustanciales en la biodiversidad y el funcionamiento del ecosistema (Richardson et al., 2000; Simberloff et al., 2013). El largo tiempo de retraso asociado con el desarrollo de los árboles en comparación con otros tipos de plantas probablemente sea responsable de la creencia errónea inicial de que los árboles representaban una amenaza menos significativa (Kowarik, 1995). De todas formas, en la actualidad muchas especies de árboles están incluidas en las bases de datos de las plantas más extendidas y dañinas del planeta (Richardson y Rejmanek, 2011). La presión resultante de la gran producción de propágulos, combinada con mayores tasas de perturbación, está provocando invasiones significativas de especies arbóreas en muchas partes del mundo (Richardson et al., 2013).

La creciente conciencia sobre los impactos negativos de las EEI ha llevado a que las invasiones biológicas se conviertan en un tema de gran relevancia en las principales iniciativas políticas a nivel global. Ejemplos notables incluyen el CDB, con su Meta Aichi 9, así como mecanismos y convenciones internacionales de la Organización de las Naciones Unidas para la Alimentación y la Agricultura (FAO) y la Organización Marítima Internacional (OMI). Incluso, uno de los Objetivos de Desarrollo Sostenible de las Naciones Unidas (Objetivo 15.8 de los ODS) es reducir la propagación e impacto de EEI (ONU, s.f.).

En el ámbito regional, se destaca el acuerdo firmado por los países miembros del MERCOSUR (SGT Nº6), titulado "Directrices para la elaboración de un Plan sobre Especies Exóticas Invasoras", el cual resalta la importancia de abordar de manera conjunta y coordinada el problema de las especies exóticas invasoras. A pesar de estos avances a nivel global y regional, es preocupante la baja adopción e implementación de medidas proactivas a nivel nacional.

En el caso específico de Uruguay, si bien es signatario de 10-15 tratados o acuerdos internacionales relacionados con las EEI, su nivel de implementación de medidas se encuentra por debajo de otros países sudamericanos (Turbelin et al., 2016). Esto resalta la necesidad de fortalecer las acciones y políticas a nivel nacional para hacer frente a esta problemática. Es fundamental que Uruguay y otros países redoblen sus esfuerzos para implementar medidas concretas que prevengan y controlen la propagación de EEI, garantizando así la protección de sus ecosistemas y biodiversidad. Para abordar esta problemática, en 2008 fue creado el Comité de Especies Exóticas Invasoras (CEEI) de Uruguay, el cual ha impulsado diferentes avances para la gestión y evaluación general de esta problemática, como la publicación de lineamientos, prioridades de gestión, identificación de especies invasoras y experiencias de control de estas (Brazeiro et al., 2021).

En Uruguay la introducción y expansión de EEI han sido identificadas como un grave problema ambiental, en particular para su biodiversidad, según la “Estrategia Nacional para la Conservación y Uso Sostenible de la Diversidad Biológica” (MVOTMA, 2016), donde se ha propuesto como acción prioritaria, controlar la expansión de las principales EEI identificadas a nivel nacional. A su vez, en 2018 se elaboró la “Estrategia

Nacional de Bosque Nativo de Uruguay", donde se identificó a las invasiones biológicas como una de las principales amenazas para la conservación de los bosques nativos (DGF-MGAP, 2018a), coincidiendo con diagnósticos previos (e.g., Nebel y Porcile, 2006; Carrere 2010). El control de las EEI forma parte también, de un eje estratégico de la "Estrategia Nacional de Bosque Nativo", en donde se menciona como una de las metas el identificar aquellas áreas prioritarias de control, ya sea por severidad de la invasión o por evaluación de riesgo e impacto ambiental (DGF-MGAP, 2018a).

Por último, Uruguay a través de su Segunda Contribución Nacional Determinada (CND) en cumplimiento de las disposiciones del Acuerdo de París, y enmarcada dentro de la Política Nacional de Cambio Climático, ha establecido entre otros objetivos a cumplir al 2030, el "Incorporar y profundizar la evaluación de riesgos con perspectiva de cambio climático y sus efectos en la biodiversidad y ecosistemas…" (ROU, 2022). Para esto se mencionan como medidas, la mejora del conocimiento sobre los efectos del cambio climático en la biodiversidad, y la mejora en las actividades de diagnóstico y planificación de la conservación de la biodiversidad.

Especie objetivo: *Ligustrum lucidum*

Ligustrum lucidum (W.T. Aiton, Oleaceae) conocida comúnmente como ligustro, es una especie arbórea originaria de zonas templadas de Asia, más precisamente de China, Japón y Corea (Dreyer et al., 2019), introducida en Uruguay a mediados del siglo XIX como especie ornamental (Nebel y Porcile, 2006; Delfino, 2015). Se trata de un árbol perenne que puede alcanzar los 10-12 metros de altura (Montaldo, 2000). Sus características le permiten expandirse con gran facilidad gracias a, por ejemplo, una prolífica producción de semillas viables (> 2000/m^2), las cuales conforman un banco de propágulos persistentes durante un tiempo prolongado (> 1 año) (Aragón y Groom, 2003). Presenta abundantes frutos maduros (bayas) durante todo el invierno y hasta la entrada de la primavera (Montaldo, 1993; Montaldo, 2000), período en el cual la producción de frutos nativos para las aves disminuye considerablemente, jugando un importante rol como vector de dispersión del ligustro (gran capacidad de dispersión zoocórica).

Su floración en el hemisferio sur ocurre a fines de primavera, comienzos del verano, y su fructificación, se da entre otoño y principios de primavera (Montaldo, 2000). Es fácilmente identificable en su estado reproductivo, por sus flores con dos estambres exertos, el tipo de inflorescencia y sus frutos (Figura 1). Además, su fructificación es escalonada, por lo que se puede observar un mismo individuo con frutos completamente maduros y otros inmaduros (Brazeiro et al., 2021). Este árbol cuenta además con semillas de alto poder germinativo, rápido crecimiento y puede prosperar bajo condiciones de sol y sombra (Aragón y Groom, 2003). Además de los eficientes procesos de reproducción sexual, el ligustro presenta una importante propagación vegetativa (Montaldo, 1993).

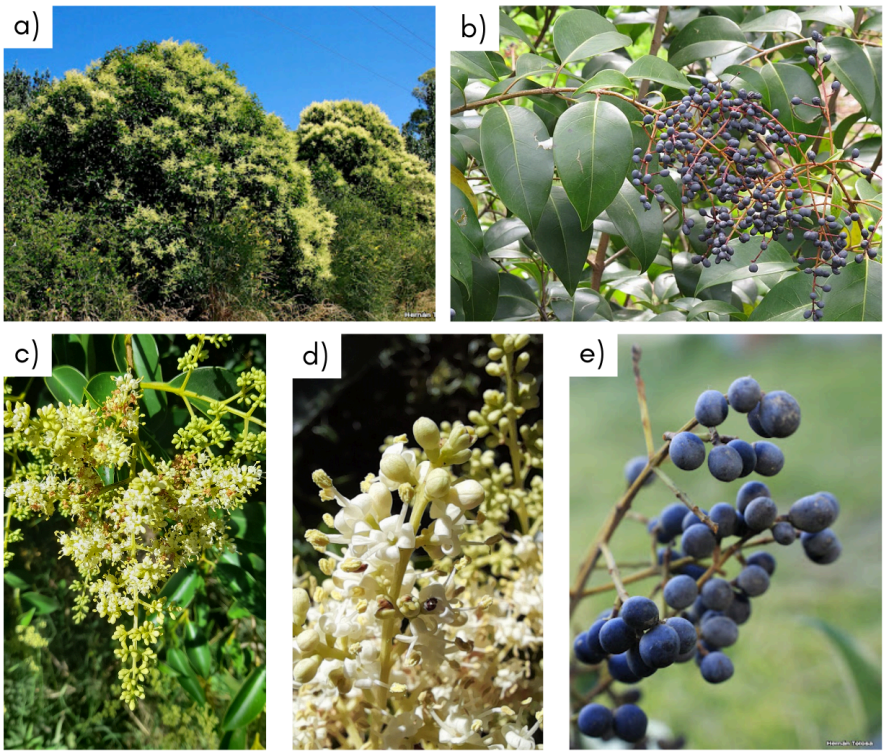


Figura 1. Características de *Ligustrum lucidum* (ligustro). A: Árboles de ligustro (Foto: Hernán Tolosa[1]; B: hojas y frutos maduros (Foto: Robert Flogaus-Faust[2]); C y D: inflorescencia (Fotos: Juan Olivera); E: frutos maduros (Foto: Hernán Tolosa[1]).

Estas características, sumadas a su abundante fructificación y amplia tolerancia a condiciones ambientales (Grau y Aragón, 2000), le permite desplazar competitivamente a las especies nativas del bosque, impidiendo su regeneración y

[1] https://florabonaerense.blogspot.com/2013/09/ligustro-ligustrum-lucidum.html
[2] https://commons.wikimedia.org/wiki/File:Ligustrum_lucidum_RF.jpg

establecerse como especie dominante (Hoyos et al., 2010). Al igual que en otros bosques de la región, el ligustro en Uruguay tiende a crecer más alto que el dosel de los árboles nativos (Hoyos et al., 2010), lo que resulta en formaciones casi monoespecíficas dominadas por ligustro, como se puede observar en la siguiente fotografía (Figura 2).



Figura 2. Fotografía aérea de bosque nativo invadido por ligustro, en el departamento de Colonia (Foto: Juan Olivera).

El principal impacto ambiental conocido del ligustro se da sobre la diversidad de plantas leñosas de los bosques, reduciendo considerablemente la riqueza de especies (Ferrero et al., 2017). Por su alta presión de propágulos y rápido crecimiento, va reemplazando a los árboles nativos, se vuelve dominante, reduce o extingue localmente las poblaciones de algunas especies, pudiendo favorecer a otras especies (Brazeiro et al., 2021). Es así que puede alterar la estructura, funcionalidad y composición de las comunidades leñosas nativas (Montti et al., 2016; Farías et al., 2018; Fernández et al., 2020). Por ejemplo, la invasión de ligustro en Argentina ha sido vinculada a una reducción en el reclutamiento de especies nativas, posiblemente causada por reducciones en los niveles de luz y fertilidad de suelo, ocasionando mortalidad de los plantines nativos (Lichstein et al., 2004).

Otros estudios han revelado que la invasión del ligustro tiene consecuencias perjudiciales en la diversidad de aves y en la complejidad de las comunidades avícolas (Bellis et al., 2020). Además, se han observado diferencias significativas en la abundancia total de la fauna edáfica de hojarasca entre ambientes invadidos y nativos, y estas diferencias podrían explicarse por la alteración en la composición de la hojarasca causada por la invasión del ligustro (Vettorazzi et al., 2018).

El ligustro ya está presente en todos los continentes excepto en la Antártida (Fernández et al., 2020). Actualmente existen numerosos registros de ligustro en América del Norte, América del Sur, Europa, Asia, África y Oceanía (Dreyer et al., 2019) y se ha estimado que su distribución podría ampliarse aún más a nivel mundial debido al cambio climático (Montti et al., 2021). Además de en Uruguay, se ha registrado la invasión de ligustro en varias partes de la región, principalmente en la Pampa argentina (Díaz et al., 2016), en las sierras de Córdoba (Hoyos et al., 2010), en las Yungas de Tucumán (Malizia et al., 2017); así como en el sur de Brasil, principalmente en bosques de araucaria (Nunes et al., 2018; Nogueira et al., 2019) y en el bosque Atlántico paranaense (Zenni y Ziller, 2011).

En Uruguay, se trata de una de las EEI de mayor significancia territorial, por su alcance nacional (Martino, 2012) y por ubicarse dentro de la nómina de las 100 especies invasoras más dañinas a escala global (Lowe et al., 2004), pudiéndose corroborar en campo su abundante presencia, llegando en algunos casos a sustituir completamente el bosque nativo. Se ha constatado en terreno su presencia en buena parte de los bosques del país, particularmente aquellos sitios altamente perturbados como los ubicados a los lados de las cabeceras de los puentes (Martino, 2006). También, fue la EEI observada con más frecuencia en los puntos de muestreo del Inventario Forestal Nacional (IFN) (REDD+ Uruguay, 2019a). Se considera una de las principales especies invasoras leñosas del país (Nebel y Porcile, 2006), siendo quizás la peor por el hecho de ser de hoja perenne (Carrere, 2010) y ha sido categorizada como especie de impacto significativo y priorizada para el desarrollo de planes de acción por el CEEI (Aber et al., 2012).

Antecedentes

Se han realizado numerosos estudios a nivel global focalizados en la invasión de *L. lucidum* (e.g., Swarbrick et al., 1999; Maddox et al., 2010; Dreyer et al., 2019; Ishii et al., 2022). Sin embargo, aún existen importantes brechas de conocimiento, especialmente en lo que respecta a los métodos de detección de hábitats invadidos por esta u otras EEI. A pesar de que existen trabajos tanto a nivel global y regional, donde se han empleado imágenes satelitales para la detección de diversas EEI leñosas (e.g., Förster et al., 2017; Kattenborn et al., 2019; Rusňák et al., 2022), son escasos los estudios que evalúan la distribución de ligustro en grandes áreas utilizando técnicas de sensoramiento remoto.

En la región, la investigación sobre especies arbóreas invasoras, y en particular sobre el ligustro, es limitada. En Argentina, algunos estudios se han enfocado en caracterizar la invasión de ligustro en ecosistemas boscosos específicos, como los realizados por Grau y Aragón (2000), Mazia et al. (2001), Aragón y Groom (2003).

Otros estudios en Argentina, como los realizados por Grau et al. (2008), Hoyos et al. (2010) y Gavier-Pizarro et al. (2012) han evidenciado diferencias fenológicas y estructurales entre bosques invadidos por ligustro y bosques no invadidos, específicamente en las provincias de Córdoba y Tucumán. En particular, investigaciones en la provincia de Tucumán han destacado diferencias en la fenología y productividad de los bosques invadidos, utilizando imágenes satelitales y mostrando mayores valores de NDVI (*Normalized Difference Vegetation Index* o Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada) en comparación con bosques nativos cercanos (Casavecchia, 2004). Asimismo, otro estudio en la misma región indicó que el uso de imágenes satelitales Landsat durante la primavera temprana permite una mejor discriminación entre bosques nativos y bosques dominados por ligustro, principalmente debido a las diferencias en la banda del infrarrojo cercano (Grau et al., 2008).

En las Yungas del Noreste argentino, Zamora et al. (2014) observaron mayores valores de NDVI en los bosques invadidos por ligustro en comparación con los bosques nativos. Asimismo, Hoyos et al. (2010) utilizaron imágenes satelitales (Landsat) para mapear áreas de bosque invadido por ligustro en la provincia de Córdoba, utilizando puntos de

entrenamiento basados en estas diferencias en el índice NDVI. En la provincia de Córdoba, Gavier-Pizarro et al. (2012) analizaron la expansión del ligustro entre 1983 y 2006 mediante imágenes Landsat, logrando una clasificación precisa y evidenciando un aumento aproximado de 50 veces en el área ocupada por el ligustro durante ese período.

Con relación al contexto brasileño, Mallmann et al. (2020) evaluaron el potencial de los índices de vegetación utilizando imágenes multiespectrales adquiridas por un vehículo aéreo no tripulado para la detección y monitoreo de plantas invasoras, como el ligustro, en el Parque Estatal da Quarta Colônia, ubicado en la región sur de Brasil.

En Uruguay, la investigación sobre la invasión de ligustro es limitada en comparación con otros países de la región. Sin embargo, en los últimos años, se han realizado avances significativos en la investigación y gestión de invasiones biológicas en el país. Por ejemplo, se han desarrollado mapas de distribución potencial y modelos de áreas propicias para la expansión de algunas especies invasoras, basados en registros de ocurrencia recopilados en el campo (Guerrero et al., 2012). Sin embargo, es importante mencionar que la cantidad y calidad de estos registros varían considerablemente entre especies, existiendo zonas con un muestreo deficiente y bases de datos desactualizadas o con registros antiguos.

Un estudio previo realizado en Uruguay analizó la distribución del ligustro utilizando la Base de Datos de Invasiones Biológicas (InBuy; Brugnoli et al., 2009), con registros de presencia distribuidos mayoritariamente en litoral sur (Colonia, San José, Montevideo y Canelones) y algunos en el litoral oeste (Soriano, Río Negro, Paysandú). A partir de estos datos se estimó la distribución potencial de la especie a través de la modelación de nicho (MaxEnt), encontrándose que la especie tendría una probabilidad media-alta (0,3-0,7) de alcanzar las regiones centro y este del país, y bajas-muy bajas (0,3-0,1) de ocurrir en el norte (Achkar et al., 2015). Los resultados confirmaron una mayor incidencia de ligustro en los bosques del sur, especialmente en Colonia, y en el litoral oeste en Paysandú y Río Negro, mientras que no se registraron presencias en el norte (Artigas, Salto, Rivera y Tacuarembó) ni en el este (Cerro Largo y Treinta y Tres) (Achkar et al., 2015).

Como ejemplos de investigaciones a campo en Uruguay, se puede mencionar el trabajo realizado por Búrmida (2011) para la región Sur, en donde concluyó que existe una relación positiva entre el grado de invasión de especies exóticas (medido a través de la riqueza y abundancia relativa) y el grado de perturbación en el bosque ocasionados por actividades antrópicas. Por su parte, Martino (2012) analizó la evolución de la invasión de ligustro en un bosque fluvial del sur del país, estudiando cambios en los factores climáticos y su posible relación con el reclutamiento de esta especie.

Otro trabajo relacionado con el tema de invasiones biológicas en Uruguay determinó que los bosques cercanos a la ciudad de Rivera se encuentran más degradados debido a la presencia de EEI que otros bosques de la zona (Traversa y Reyes, 2013). En la misma sintonía se encuentra el trabajo de Caballero (2015), quien identificó como factores importantes en los patrones de distribución de EEI, la proximidad a centros poblados, a cascos de establecimientos y casas donde son cultivados, tornándose fuentes de propágulos, y concluye que aproximadamente un 5% del área de los bosques fluviales y de quebradas del área de estudio (zona de quebradas del norte) se encuentra afectada por invasión (Caballero, 2015).

Por su parte Sampayo y Vinçón (2018) analizaron la utilidad de imágenes satelitales (Sentinel-2) para estudiar la degradación del bosque nativo por especies invasoras (sin discriminar por especie), en un área de la Cuenca del Santa Lucía. A nivel local, se puede mencionar una experiencia en donde se buscó detectar zonas potencialmente invadidas por EEI leñosas a través de datos LiDAR (*Light Detection And Ranging*), para una zona del departamento de Treinta y Tres. Sin embargo, si bien se identificaron especies exóticas que se destacaban por su altura por encima del estrato promedio del dosel, estas no corresponden a las especies problemáticas para el país (Cottens y Manasliski, 2018).

Se debe mencionar como principal antecedente de evaluación de presencia de ligustro en el país, el trabajo del Inventario Forestal Nacional (IFN) dirigido por la Dirección General Forestal del Ministerio de Ganadería, Agricultura y Pesca, basado en un muestreo de campo donde se relevaron 1.490 parcelas correspondientes a bosque nativo (REDD+ Uruguay, 2019a). En el IFN se registró la presencia de EEI leñosas en 283 parcelas (19,0%). Dentro de estas, se registraron 166 parcelas de muestreo del

inventario con presencia de *Ligustrum sp.*, correspondiendo a un 11,1% del total (REDD+ Uruguay, 2019a), y presencia de *L. lucidum* en 63 parcelas, por lo que la incidencia de la invasión de esta especie a nivel nacional sería de 4,2%. En el siguiente mapa (Figura 3) se puede visualizar la ubicación de las parcelas de muestreo en el territorio.



Figura 3. Mapa de distribución de presencia de ligustro en parcelas de muestreo del IFN.

A pesar de la creciente relevancia de esta temática para el país, es necesario aún avanzar en investigaciones que permitan un diagnóstico claro de la situación actual, de la tendencia de expansión de las EEI, de su impacto en la integridad de los ecosistemas boscosos y de sus efectos sobre los servicios ecosistémicos. Si bien se ha avanzado en la identificación y priorización de especies invasoras, las acciones en el terreno para el control, mitigación o erradicación son escasas y fragmentadas por lo que se debe

seguir promoviendo la generación de información y acciones para tal cometido (Brugnoli y Laufer, 2018). En relación al ligustro, una de las EEI de mayor gravedad para el bosque nativo, no se cuenta aún con un claro diagnóstico actual de la severidad de la invasión en Uruguay, de sus tendencias de dispersión, impactos en la integridad de los ecosistemas boscosos y efectos sobre los servicios ecosistémicos.

Teledetección de especies invasoras

Los métodos tradicionales de mapeo de especies de plantas, basados en identificación de especies en campo suele ser demasiado costoso, requiere mucho tiempo y personal capacitado para ser implementado en un grado satisfactorio. Tradicionalmente, las mediciones de campo se extrapolan mediante modelos de distribución de especies, lo que puede generar imprecisión en los mapas resultantes. Detectar la distribución de plantas invasoras mediante observación de campo, por ende, es altamente demandante en cuanto a tiempo y recursos, y a menudo es imposible abordar a través de estos muestreos la variedad geográfica de los patrones de invasión (Huang y Asner, 2009). De todas maneras, es poco probable que las mediciones sobre el terreno sean totalmente sustituidas por la teledetección, ya que sigue siendo crucial el validar a campo los métodos de sensoramiento remoto (Bradley, 2013), por ejemplo, para determinar la composición de la vegetación leñosa.

La teledetección es el proceso de recopilación de información sobre la superficie terrestre a distancia, mediante el empleo de imágenes capturadas por sensores montados en satélites o vehículos aéreos. Estos métodos permiten cartografiar grandes áreas con poca o ninguna información del terreno, siendo una ventaja no solo en cuestiones de conservación, sino también en el mapeo de la cobertura terrestre con otros objetivos. Hoy en día existe una amplia variedad de tecnologías, incluyendo diferentes plataformas (vehículos aéreos no tripulados, aerotransportados, satelitales), sensores (pasivos, térmicos, radares activos, LiDAR), o sus combinaciones, que han sido aplicados en el estudio de invasiones biológicas.

La teledetección puede ser una herramienta útil para identificar y monitorear de forma precisa la presencia de plantas invasoras, en grandes áreas con variados tipos de terreno y vegetación, sobre todo en lugares inaccesibles o distantes, como terrenos

boscosos o montañosos. Se ha demostrado su gran potencial para el mapeo y monitoreo de plantas invasoras a varias escalas espaciales, debido a su amplia cobertura espacial y su resolución espectral, espacial y temporal (Huang y Asner, 2009; Bradley, 2013). Estas herramientas han sido utilizadas ampliamente para detectar y monitorear plantas invasoras en una variedad de entornos (Underwood, 2003; Hestir et al., 2008; Mureriwa et al., 2016), aunque existen escasos antecedentes de su utilización en el país.

A nivel internacional, varias técnicas de teledetección se han aplicado con éxito en estudios de invasiones herbáceas (e.g., Müllerová et al., 2005; Peterson, 2005; Jones et al., 2011), así como leñosas (e.g., Gil et al., 2013; Becker et al., 2012; Arasumani et al., 2021). El uso de la teledetección para estos fines se ha vuelto cada vez más relevante durante los últimos tiempos, auspiciado entre otros factores por rápidos avances tecnológicos, como puede ser la creciente disponibilidad de imágenes satelitales multiespectrales gratuitas con resoluciones espaciales y temporales cada vez mayores (Huang y Asner, 2009; Royimani et al., 2018; Vaz et al., 2019).

Actualmente, plataformas basadas en la nube como Google Earth Engine (GEE), permiten realizar análisis geoespaciales a escala mundial para analizar la enorme cantidad de datos de teledetección que ya están disponibles (Gorelick et al., 2017). A su vez, el uso de vehículos aéreos no tripulados, como los drones, ha permitido recopilar datos precisos y actualizados de manera rápida y económica, proporcionando una mayor eficiencia y accesibilidad en la verificación en terreno de áreas remotas o terrenos desafiantes (Dvořák et al., 2015; Kattenborn et al., 2019).

La detección remota de leñosas invasoras sólo es posible si los datos proporcionan suficiente detalle espectral y/o espacial, si la especie en cuestión es distinta de las especies circundantes y esta forma rodales lo suficientemente densos y uniformes, o es lo suficientemente grande como para ser detectada por los sensores (Müllerová et al., 2005; Jones et al., 2011; Bradley, 2013). Por ejemplo, los sensores ópticos pueden captar características bioquímicas (p. ej., pigmentos de hojas, contenido de N, contenido de humedad, celulosa, lignina), estructurales (densidad, textura, forma de la copa, forma de las hojas, índice de área foliar) y fenológicas (dinámica estacional) distintivas de la vegetación, vinculando sus características con respuestas espectrales

específicas (Müllerová et al., 2013; Rusňák et al., 2022). Existen también fuentes de datos o imágenes hiperespectrales con la capacidad de caracterizar aspectos únicos de la fenología vegetal, pero estos datos pueden tener elevados costos y requerimientos técnicos para los esfuerzos de gestión local.

Huang y Asner (2009) subrayan el hecho de que las invasiones de plantas exóticas se pueden estudiar mediante sensores remotos cuando el invasor presenta una estructura, fenología o bioquímica novedosa en relación con la vegetación nativa vecina. Otros autores también reconocen la importancia de adquirir datos de teledetección cuando la etapa fenológica de la especie invasora la hace reconocible en comparación con las especies nativas, por ejemplo, a través de una floración distintiva (Müllerová et al., 2005; 2013).

Algunas invasiones de especies leñosas son sutiles y difíciles de monitorear satelitalmente, como los que ocurren en el sotobosque, pero otras pueden ocurrir a nivel de dosel, incluso llegando a dominarlo y por lo tanto pueden llegar a ser mapeadas remotamente (Thompson et al., 2013). Muchos investigadores han destacado la importancia de contar con datos de alta resolución espacial para lograr una detección efectiva de especies invasoras mediante conjuntos de datos de sensores remotos. Esto se debe a que estas especies suelen aparecer en zonas relativamente pequeñas, especialmente en las etapas tempranas de una invasión (Kattenborn et al., 2019).

A pesar de que la composición espacio-temporal de las imágenes ha avanzado recientemente, sobre todo gracias a la gran disponibilidad de datos en plataformas de computación basadas en la nube como GEE, las aplicaciones en la cartografía de especies invasoras siguen siendo poco comunes y presentan algunas limitaciones. Las propias características del bosque, como el cierre del dosel, diversidad de tipos y altura de árboles, densidad de plantas invasoras, variabilidad del terreno, variabilidad fenológica, sumado a las características de los propios invasores, dificultan el mapeo preciso de las plantas invasoras, así como el seguimiento de su propagación, a una escala espacio-temporal deseada y efectiva en cuanto a tiempo y costo (Asner et al., 2008; Singh et al., 2015; Singh et al., 2018).

La eficacia a la hora de detectar estas especies va a depender principalmente de la resolución (espacial, temporal y espectral) del sensor utilizado y de las diferencias (e.g., fenológica, estructural, bioquímica) que puedan presentar estas plantas con respecto a la vegetación nativa cercana (Huang y Asner, 2009). Para el caso de *L. lucidum*, los bosques dominados por esta especie, en general se van a diferenciar en cuanto a composición y estructura vertical, respecto a los bosques nativos cercanos (Gavier-Pizarro et al., 2012), y por lo tanto, es de esperar que puedan ser mapeados mediante el procesamiento de imágenes, si tales diferencias se reflejan en sus respuestas espectrales.

Índices de vegetación

Desde que se comenzó a observar la superficie terrestre mediante las primeras imágenes satelitales, se ha tratado de estudiar el estado y dinámica de la vegetación a través de índices espectrales de vegetación. Un índice de vegetación es un valor obtenido de los datos de sensoramiento remoto, a través de cálculos de bandas espectrales y es utilizado en general para cuantificar la cubierta vegetal (Jackson y Huete 1991). Se trata de métodos de procesamiento multiespectral de información obtenida por satélites que utilizan la variación en la cantidad de energía reflejada en diferentes bandas del espectro electromagnético por distintos tipos de vegetación para su análisis.

En la actualidad se han desarrollado muchos índices de vegetación, basados en la combinación de dos o más bandas del espectro electromagnético. Quizás el índice de vegetación más utilizado en aplicaciones agronómicas es el NDVI, creado por Rouse et al. (1974), debido a su demostrada capacidad como indicador numérico de verdor y sanidad vegetal, ya que indica la cantidad de clorofila y la fracción de cobertura verde de la vegetación (Ihuoma y Madramootoo, 2017).

El NDVI se basa en la diferencia entre la máxima absorción de radiación en el espectro del rojo, a causa de la clorofila y la máxima reflectancia en el infrarrojo cercano (NIR), debido a la estructura celular de la hoja. Esta diferencia espectral es alta cuando existe alta cobertura vegetal y baja en condiciones de suelo desnudo, el cual no muestra una diferencia espectral tan marcada.

La fórmula de cálculo de dicho índice de vegetación es la siguiente:

$$NDVI = \frac{NIR - Rojo}{NIR + Rojo}$$

Las diferencias en las firmas espectrales de las coberturas de bosque dominado por ligustro y sin ligustro aparente, pueden reflejar la respuesta diferencial al índice NDVI entre ambas coberturas, según lo han señalado otros autores (Hoyos et al., 2010; Zamora et al., 2014; Alvarez, 2020), especialmente durante una época seca (Zamora et al., 2014; Sampayo y Vinçón, 2018). Los rodales dominados por ligustro en general presentan mayores valores de NDVI que los bosques nativos alrededor (Zamora et al., 2014), lo que se puede traducir en una mayor productividad primaria neta. Estas diferencias pueden explicarse, en parte, por la notoria diferencia en la reflectancia de ambas coberturas en el espectro del NIR, utilizado para el cálculo del NDVI, relacionado a la fracción de la radiación solar fotosintéticamente activa interceptada. Mayores promedios anuales en la reflectancia de las bandas del *Red-Edge* y NIR en coberturas de ligustro en comparación con bosques nativos y bosques mixtos cercanos (Alvarez, 2020).

Otro índice espectral que puede ser empleado para detectar diferencias entre ambas coberturas es el *Normalized Difference Fraction Index* (NDFI; Souza et al., 2005). Este índice es sensible a la cobertura del dosel y se ha aplicado en el monitoreo de la deforestación y degradación forestal (causada por cortas selectivas y fuegos) en la selva amazónica (Schultz et al., 2016).

Para calcular este índice se aplica un análisis de composición espectral (SMA) a la información de reflectancia de la superficie, para descomponer cada pixel en las fracciones sub-pixel: GV (vegetación verde), Suelo, Sombra y NPV (vegetación no-fotosintética) (Adams et al., 1993). Muchas plataformas de imágenes multiespectrales de baja y media resolución hacen que cada pixel sea una mezcla de varios materiales. El SMA descompone la mezcla espectral, comúnmente encontrada en la reflectancia del píxel de la imagen, en fracciones de materiales más puros (Roberts et al., 1993), basándose en la combinación de modelos de regresión con datos de entrenamiento de bibliotecas espectrales (Okujeni et al., 2013).

El índice NDFI se calcula mediante la siguiente fórmula:

$$NDFI = \frac{GV_{Sombra} - (NPV + Suelo)}{GV_{Sombra} + (NPV + Suelo)}$$

$$GV_{Sombra} = \frac{GV}{100 - Sombra}$$

El NDFI varía de -1 a 1, donde valores altos (es decir, alrededor de 1) se deben a la combinación de un alto GVsombra (es decir, un alto GV y sombra del dosel) y bajos valores de las fracciones NPV y Suelo (Souza et al., 2005). A medida que las fracciones de NPV y Suelo adquieren predominancia en relación con la fracción GV, los valores de NDFI disminuyen. Las fluctuaciones de estas fracciones pueden estar vinculadas a perturbaciones en el bosque o variaciones estacionales propias de la vegetación, que se caracterizan por el crecimiento estacional y su senescencia.

Para los bosques de Uruguay, se puede ver una diferente respuesta en los valores del índice NDFI entre sitios altamente invadidos por ligustro y sitios sin presencia de esta especie. En los sitios invadidos, el índice muestra valores cercanos a 1 con poca variabilidad a lo largo del año, mientras que en los bosques nativos se observa cierta estacionalidad (Olivera y Riaño, 2022).

Uno de los factores clave que contribuyen a este comportamiento diferencial es que, a diferencia del bosque nativo, el ligustro mantiene sus hojas durante todo el año, sin experimentar una pérdida estacional (Grau y Aragón, 2000). Estas variaciones fenológicas generan patrones distintivos en la evolución de los índices de vegetación a lo largo de las estaciones, lo que puede facilitar la discriminación entre sitios invadidos y no invadidos. Es importante destacar que respuestas similares se han observado en áreas con plantaciones forestales adultas de especies exóticas.

Objetivos

Objetivo general:

- Realizar un diagnóstico a escala nacional de la situación ambiental actual de los bosques nativos con respecto a la invasión de *Ligustrum lucidum*, a partir de métodos de clasificación de imágenes satelitales.

Objetivos específicos:

- Caracterizar las respuestas espectrales de sitios de bosque altamente invadidos por ligustro, diferenciando esta especie de especies arbóreas nativas y evaluar el uso de distintos datos satelitales e índices de vegetación, que permitan diferenciarlos con mayor exactitud.

- Desarrollar una clasificación semi-automática para detectar y cuantificar la invasión de ligustro.

- Evaluar la exactitud de la clasificación generada y rendimiento del modelo, contrastando datos de referencia obtenidos mediante un muestreo de validación en terreno, con el mapa resultante.

- Realizar un diagnóstico espacialmente explícito a nivel nacional de los bosques invadidos por ligustro, cuantificar esta superficie, estimar el nivel de incertidumbre y analizar su distribución (superficie y porcentaje de bosque invadido por Departamento, ecorregión, cuenca, tipo de bosque y por área protegida).

El estudio propone un marco metodológico general y replicable para el mapeo preciso de la invasión de ligustro en los bosques nativos, basado en la utilización de imágenes satelitales de libre acceso y software de código abierto. Esta herramienta permitirá facilitar la tarea de los tomadores de decisión en la planificación de medidas de control de esta especie invasora y proyectos de restauración de bosques nativos del país.

Como resultado de este trabajo se espera obtener una cartografía de distribución de la invasión de ligustro para Uruguay, con un nivel de exactitud satisfactorio teniendo en cuenta la complejidad de detectar este tipo de procesos; pudiendo de esta forma cuantificar la superficie de bosque nativo degradado por la dominancia de esta especie a nivel de dosel y analizar su distribución en el territorio. Al disponer de imágenes con 10 metros de resolución espacial, se obtendrá un resultado cartográfico digital con un detalle espacial cercano a 1:15.000.

Para esto es necesario asumir una definición operativa sobre el grado de invasión que se presume detectar. Es de esperar que debido a la resolución de las imágenes satelitales a utilizar es posible que se logre detectar sitios de bosque nativo altamente invadidos, es decir, con dosel dominado por ligustro. Por el contrario, será muy difícil que se logre detectar sitios con presencia de unos pocos individuos, o con alto grado de invasión en el sotobosque, por lo que el mapa resultante no corresponderá a un mapa de presencia absoluta de ligustro en el bosque nativo de Uruguay.

El grado de invasión de ligustro a partir del cual se logra detectar como bosque invadido, será estimado como el umbral óptimo de corte para el cual se maximiza el rendimiento de la clasificación, entendiendo por umbral al porcentaje de cobertura de copas a partir del cual se considerará que el píxel corresponde a bosque invadido por ligustro.

Justificación

El ligustro es una de las especies exóticas invasoras más peligrosas para el bosque nativo de Uruguay (DGF-MGAP, 2018a), debido a que afecta notablemente a la diversidad local de árboles nativos y altera el funcionamiento ecosistémico del bosque (Fernández et al., 2020). En tal sentido, el manejo de la invasión de ligustro es una prioridad para la conservación del bosque nativo de Uruguay (DGF-MGAP, 2018a). Un aspecto crucial para la elaboración de un plan de manejo del ligustro es contar con información actual y detallada sobre la distribución de la invasión en los bosques del país.

Con el propósito de dimensionar la invasión de *L. lucidum* en los bosques del país, la presente investigación fue orientada a obtener un resultado cartográfico de esta invasión, a partir de métodos de clasificación en imágenes satelitales y analizar su distribución en el territorio. A partir de este trabajo será posible localizar sitios de bosque nativo invadidos por ligustro que no han sido relevados anteriormente mediante técnicas tradicionales de muestreo de campo.

Para lograr una gestión efectiva a nivel regional de la biodiversidad nativa y los servicios ecosistémicos, es necesario desarrollar nuevas metodologías en la utilización de tecnologías de teledetección que permitan cuantificar de manera precisa la

distribución espacial de especies invasoras (Singh et al., 2015). El uso de imágenes satelitales ofrece el potencial de detectar y localizar las invasiones de especies de manera geográficamente explícita, mediante el análisis de su información espectral, el cálculo de índices de vegetación y la aplicación de algoritmos de clasificación.

Conocer el patrón de distribución de una especie invasora es fundamental para definir estrategias de control eficientes, visualizar la posible dinámica del proceso de invasión y prever su potencial desarrollo (Wilfong et al., 2009). Cuantificar la distribución espacial de plantas exóticas dentro de un sistema invadido es el principal parámetro utilizado para evaluar la eficacia de los esfuerzos de control (Cooksey y Sheley, 1997). El desarrollo de dichos mapas permitiría a los investigadores identificar áreas invadidas, monitorear los cambios en la distribución a lo largo del tiempo e incluso comprender mejor los patrones de crecimiento y dinámica de propagación (Müllerová et al., 2017).

Además, cuantificar su distribución y obtener un producto espacialmente explícito a escala nacional es una herramienta importante de gestión, para identificar y priorizar áreas para el desarrollo de estrategias de manejo o control del ligustro y, a futuro, relacionar su evolución y distribución con los posibles agentes causales. Una mejor comprensión de estas causas podría ser esencial para saber qué sitios tienen mayor riesgo de ser invadidos en el futuro. Un mapeo completo y actualizado de la ocurrencia de ligustro sería por lo tanto muy valioso ya que su propagación actual y el impacto de estas especies en los ecosistemas boscosos del territorio no se conocen en su totalidad.

MATERIALES Y MÉTODOS

Área de estudio

Uruguay se ubica al sureste de América del Sur (30°-35° S; 53°-58° O) y su superficie terrestre es de 176.215 km². Según la clasificación climática Köppen-Geiger, Uruguay se incluye en la categoría “Subtropical húmedo”, con un clima subtropical templado y húmedo, sin estación seca y caluroso en verano (Kottek et al., 2006). La temperatura media anual es 17,5 °C y las precipitaciones medias, que se distribuyen uniformemente a lo largo del año, varían entre 1.100 y 1.400 mm/año (MVOTMA, 2005).

La topografía está dominada por colinas suaves y por una densa red hidrográfica (Domínguez et al., 2000), donde predominan las formaciones herbáceas, dominadas por especies de gramíneas con algunos elementos arbustivos y arbóreos (Olson et al., 2001; Grela, 2004). Desde el punto de vista biogeográfico, Uruguay está ubicado en una zona de transición entre la Provincia Paranaense y la Provincia Pampeana, correspondientes a dos dominios (Amazónico y Chaqueño) según la clasificación fitogeográfica de Cabrera y Willink (Cabrera y Willink, 1973; Haretche et al., 2012). Su composición leñosa presenta fuertes influencias de las provincias vecinas, especialmente de la flora de origen subtropical Paranaense, Chaqueña y de la Mata Atlántica (Grela, 2004; Brusa y Grela, 2007).

Aunque sólo una pequeña proporción del país se encuentra cubierta con bosques, estos desempeñan una función fundamental en la preservación de la diversidad biológica (Brazeiro et al., 2015). En conjunto con las formaciones de matorrales, conforman el hábitat principal para una gran proporción de la flora (el 91% de las especies leñosas) y fauna (anfibios: 38%, reptiles: 89%, aves: 61% y mamíferos: 91%), incluyendo muchas especies en peligro de extinción en el país (Azpiroz, 2012; Brazeiro et al., 2015).

Desde el punto de vista fisonómico y según la clasificación más utilizada en la bibliografía nacional (e.g., Carrere, 2010; Brussa y Grela, 2007; Geymonat y Lombardi, 2018), pueden diferenciarse siete tipos de formaciones en las que predominan las especies arbóreas y arbustivas: bosque de galería o fluviales, bosque serrano, bosque de quebrada, bosque de parque, palmar, bosque psamófilo y bosque de pantano. La formación predominante en los ecosistemas boscosos del país es la conocida como bosques fluviales. Estos bosques se caracterizan por estar estrechamente relacionados a cursos o cuerpos de agua naturales, asociados a planicies de inundación, y representan aproximadamente el 50,4% de la superficie total de bosque nativo en el país (Betancourt, 2021).

El área de estudio para el presente trabajo constituye todo el territorio uruguayo, enmascarando el producto de la clasificación a la extensión de la cobertura de bosque nativo, para eliminar la confusión con otro tipo de cobertura del suelo, en especial con plantaciones forestales. Para esto se utilizó como línea de base la Cartografía Nacional

de Bosque Nativo para el año 2016, públicamente disponible, la cual representa una superficie de 835.349 ha, correspondiendo al 4,77% del total del territorio terrestre uruguayo aproximadamente (DGF-MGAP, 2018b). A esta superficie hay que sumarle aproximadamente 16.224 ha del área de concentración de palmares (más de 40 individuos por ha)[3], los cuales no fueron considerados para el presente trabajo.

Para la mencionada cartografía se definió operativamente la cobertura de "bosque nativo" como el área terrestre de al menos 0,5 ha, con una cobertura de copas de especies leñosas no antrópicas mayor o igual al 30% (REDD+ Uruguay, 2019b). Esta definición no considera la altura de los árboles ni otros umbrales, como por ejemplo ancho mínimo. El umbral de cobertura de copa es el valor estimado que determina que un píxel o grupo de píxeles, sean clasificados como bosque y por lo tanto es un aspecto central de su definición operativa. La cobertura boscosa se define como el área del suelo que está cubierta por la proyección en sentido vertical de las copas de los árboles (Braun-Blanquet, 1979).

La selección de datos de referencia para la construcción de la muestra de entrenamiento del clasificador se llevó a cabo considerando la ubicación de los sitios seleccionados dentro del área de estudio, asegurándose de que coincidieran con la Cartografía Nacional de Bosque Nativo del 2016 (ver sección Datos de Referencia).

Datos satelitales utilizados

El enfoque metodológico utilizado se basó en el aprovechamiento de datos satelitales de acceso libre y gratuito, empleando la plataforma GEE (Gorelick et al., 2017), una robusta herramienta que facilita la búsqueda, descarga y procesamiento digital de imágenes satelitales. Avances tecnológicos recientes han mejorado la disponibilidad de datos espaciales gratuitos de alta resolución, como los proporcionados por la NASA y la Agencia Espacial Europea (ESA). El programa Copernicus de la ESA ofrece datos globales de observación de la Tierra con una alta resolución espacial y temporal. En este estudio, se utilizaron datos de la misión Sentinel-1 del programa Copernicus, que consta de los satélites gemelos Sentinel-1A (lanzado en abril de 2014) y Sentinel-1B

[3] Disponible en: Monitoreo de bosques. Área de Concentración de Palmares. https://www.gub.uy/ministerio-ganaderia-agricultura-pesca/monitoreo-bosques

(desde abril de 2016), combinados con datos de la misión Sentinel-2 (Sentinel-2A lanzado en junio de 2015 y el Sentinel-2B en marzo de 2017).

Los satélites de la misión Sentinel-1 están especialmente diseñados para la observación de la Tierra mediante imágenes de radar (Borrás et al., 2017), transportando un radar de apertura sintética o *Synthetic Aperture Radar* (SAR) de doble polarización (VV: vertical/vertical y VH: vertical/horizontal) (ESA, 2015). SAR es una técnica de detección remota activa que utiliza pulsos de microondas emitidos por un sensor para iluminar la superficie terrestre y medir los retornos consecutivos de dichos pulsos.

Debido a su capacidad para penetrar las nubes y de no depender de la luz solar (puede adquirir imágenes durante la noche), las imágenes SAR son valiosas para la cartografía, una tarea que los sensores ópticos no pueden realizar. Debido a la polarización y configuración de longitud de onda (banda C), la señal interactúa con el dosel de la vegetación, lo que convierte a Sentinel-1 en un sensor valioso para el mapeo de la cobertura terrestre (Kattenborn et al., 2019). Los datos SAR también pueden contribuir al mapeo de especies invasoras, ya que pueden contener información sobre las diferencias de la estructura del dosel entre diferentes especies (Fassnacht et al., 2016).

Por otro lado, la misión Sentinel-2 consta de dos satélites que ofrecen imágenes ópticas multiespectrales, con bandas más estrechas para analizar la vegetación, junto con bandas específicas para mejorar la corrección atmosférica y detectar nubes cirrus (Borrás et al., 2017). Sus sensores *MultiSpectral Instrument* (MSI) abarcan un rango de longitud de onda de 442 a 2202 nm, distribuidos en 13 bandas desde el espectro visible hasta el infrarrojo de onda corta (SWIR), y pueden lograr una resolución espacial máxima de 10 m (ESA, s.f.).

Se ha comprobado que la integración de imágenes SAR con imágenes multiespectrales (como pueden ser las imágenes Sentinel-2), puede lograr mejoras en las exactitudes y menores confusiones en clasificaciones de uso/cobertura del suelo (e.g., Carrasco et al., 2019; Dobrinić et al., 2020; Heckel et al., 2020; Solórzano et al., 2021). La fusión de distintas fuentes de datos satelitales (ópticos y radar) a menudo se realiza para diferenciar coberturas espectrales uniformes bien caracterizadas por datos ópticos,

pero con características diferenciales en cuanto a estructura y/o morfología, que pueden ser captadas por los datos radar.

Además, la alta frecuencia de muestreo temporal de la misión Sentinel permite la integración de información fenológica, lo que puede ayudar a identificar con éxito ciertas especies que tienen una floración prolongada o diferencias en su ciclo de vida (Kattenborn et al., 2019). Por lo tanto, las misiones Sentinel-1 y Sentinel-2 constituyen una fuente de datos valiosa para la cartografía de especies invasoras basada en sensores remotos. Pensando en el objetivo del trabajo, fueron empleadas imágenes Sentinel-1 y Sentinel-2, para sacar partido de las primeras en cuanto a la adquisición de datos libres de nubes, y el potencial de discriminación espectral de los recursos ópticos del sensor multiespectral de Sentinel-2.

La selección de las escenas se realizó teniendo en cuenta factores como la presencia de nubes (en el caso de Sentinel-2) y la mayor cercanía posible entre las fechas de captura de las distintas imágenes seleccionadas, tomando como referencia el período primavera/verano 2020/2021. El período fue determinado con el fin de utilizar escenas de primavera donde se logra discriminar mejor entre bosque nativo y ligustro (Grau et al., 2008), ampliando el rango de fechas para tener una suficiente cobertura libre de nubes para todo el país y para utilizar también datos de verano, época en la que la especie presenta una abundante floración.

Las series temporales de imágenes provenientes de misiones espaciales de larga duración pueden revelar tendencias históricas tanto abruptas como graduales (Vogelmann et al., 2016), a diferencia de las clasificaciones de imágenes únicas, que independientemente de las características del sensor, solo podrían informar el estado en el momento de la captura de la imagen. La elección del período de tiempo para la composición de las series y el enfoque para seleccionar las observaciones adecuadas, van a variar según los objetivos de estudio (Rusňák et al., 2022).

Las imágenes de la colección Sentinel-1 *Ground Range Detected* (GRD) directamente disponibles en el catálogo de datos de GEE, ya se encuentran pre-procesadas en términos de ruido térmico, calibración radiométrica y corrección del terreno. De este sensor se emplearon escenas de la banda C, con una resolución espacial de 10 metros

en el modo descendente, en polarización dual (polarizaciones VH y VV por separado) cubriendo el período entre octubre de 2020 y marzo de 2021. Posteriormente, a cada una de las polarizaciones se le aplicó un reductor de mediana para generar un mosaico de cobertura nacional, compuesto por la mediana de todas las imágenes disponibles para el período considerado. La mediana de series temporales de imágenes es un indicador estadístico de uso común que se ha aplicado con éxito en la clasificación de usos del suelo y es menos susceptible a las condiciones de adquisición de imágenes (Mahdianpari et al., 2018; Liu et al., 2019).

Por otra parte, se generó un compuesto de imágenes Sentinel-2 MSI mediante reductores que seleccionaron los valores de medianas en el compuesto de píxeles de la colección. Esta colección se organiza de manera que, al definir los parámetros de fechas y filtro de nubes, se eligen todas las imágenes que cumplen con estos criterios. En este caso, se estableció el período desde el 1° de octubre de 2020 al 1° de marzo de 2021 como filtro de fechas, obteniendo compuestos multitemporales completos para toda el área de interés, sin píxeles vacíos de información. Se emplearon imágenes del Nivel 2A, que incluyen correcciones radiométricas y atmosféricas. Estos productos se proporcionan con una distancia de muestreo constante en el suelo de 10, 20 y 60 metros, según la resolución nativa de las diversas bandas espectrales. La construcción de los compuestos se basó en una colección de 617 escenas de Sentinel-2 distribuidas en todo el territorio.

Fueron seleccionadas todas las bandas de Sentinel-2, con resolución espacial de 10 y 20 metros (remuestreadas a 10 metros), con los valores de reflectancia a nivel de superficie (*Surface Reflectance*), es decir con correcciones atmosféricas ya incorporadas. Además de las bandas tradicionales del espectro visible y NIR, se trabajó con las bandas *Red Edge* (B5, B6, B7 y 8A), que están relacionadas con el contenido de clorofila de la vegetación, y con las bandas SWIR (B11 y B12), relacionadas con el contenido de agua. Dado que estas colecciones se encuentran corregidas geométrica y radiométricamente, la única corrección necesaria fue el enmascaramiento de los píxeles nubosos -nubes y sombras de nubes- de las imágenes. La presencia de nubes y sombras de nubes en las imágenes satelitales es uno de los inconvenientes a la hora de su procesamiento, por esta razón GEE cuenta con una función que permite filtrar o

crear una máscara de píxeles nubosos. Este filtrado fue realizado utilizando la función *maskS2clouds* dentro de la plataforma GEE.

A partir de las bandas originales de las imágenes Sentinel-2 fue calculado el índice de vegetación NDVI. Este índice es un indicador de comprobada eficacia para estimar la señal de la vegetación frente a otras coberturas. Ha sido ampliamente utilizado en investigaciones para detectar la presencia de especies exóticas invasoras, como *L. lucidum*, en bosques nativos (e.g., Casavecchia, 2004; Hoyos et al., 2010; Zamora et al., 2014). Por lo tanto, se utilizará como dato de entrada en la presente clasificación.

Los otros índices espectrales que fueron calculados a partir de las imágenes Sentinel-2 para incorporarlos a la clasificación fueron: el *Normalized Difference Fraction Index* (NDFI; Souza et al., 2005); el *Enhanced Vegetation Index* (EVI; Justice et al., 2002), *Normalized Difference Water Index* (NDWI; Gao, 1996) y el *Modified Soil-Adjusted Vegetation Index* (MSAVI; Qi et al., 1994). Las fórmulas de cálculo para los índices utilizados se presentan en Anexos (ver Anexo 4: Tabla de fórmulas de los índices espectrales utilizados en la clasificación).

Las series temporales de imágenes satelitales pueden procesarse mediante la incorporación del cálculo de diversas métricas multitemporales, las cuales se integran como datos de entrada en el algoritmo clasificador, mejorando así la calidad de la clasificación (Carrasco et al., 2019). Estas métricas se aplican directamente a las bandas o a los índices derivados de ellas, y tienen la capacidad de representar las distintas etapas estacionales de la cobertura del suelo, influidas por los regímenes fenológicos de la vegetación, los regímenes hidrológicos o los patrones de uso del suelo (Muro et al., 2020).

Para todas las bandas espectrales de Sentinel-2 trabajadas, y para cada uno de los índices espectrales, se calcularon varias métricas (mediana, máximo, mínimo y desviación estándar) con el objetivo de resumir la serie temporal de imágenes utilizada (del 1° de octubre de 2020 al 1° de marzo de 2021), y esta información fue agregada y apilada en el "*stack*" multibanda. A su vez, para el caso particular del índice NDFI, se generaron cuatro compuestos de mediana bimensuales, extendiendo el período de adquisición de las imágenes desde agosto de 2020 a abril de 2021.

La elección de los datos de entrada puede influir en la exactitud final del proceso de clasificación (Phan et al., 2020). Para generar una clasificación lo más ajustada posible, se usó el potencial de GEE y del algoritmo *Random Forest* el cual clasifica las variables predictoras de clasificación en función de la importancia para discriminar cada clase de cobertura. Esto permite probar rápidamente varios datos de entrada diferentes del "*stack*" (bandas, índices de vegetación, y las estadísticas utilizadas para reducir la colección de imágenes) y determinar cuáles elementos son los más importantes para discriminar las clases de interés. Este enfoque nos permitió centrarnos en las variables con mayor influencia en el proceso de clasificación, mejorando así su exactitud, y se descartó el uso de otras variables a modo de reducir los tiempos de procesamiento (e.g. media y varianza de las bandas espectrales). En total se contó con 62 bandas de datos satelitales que fueron utilizadas como elementos de entrada por el algoritmo clasificador, las cuales se resumen en la siguiente figura (Figura 4).

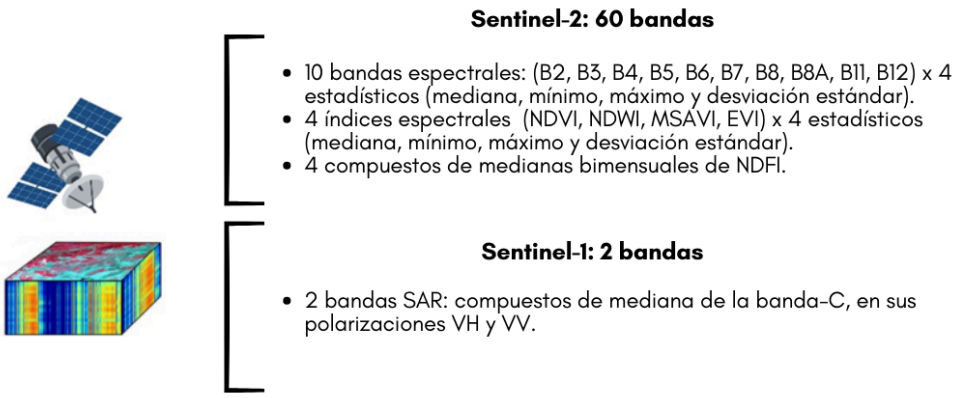


Figura 4. Esquema de datos satelitales usados para la clasificación. Índices espectrales: NDVI=Normalized Difference Vegetation Index; NDWI=Normalized Difference Water Index; MSAVI=Modified Soil-Adjusted Vegetation Index; EVI=Enhanced Vegetation Index; NDFI=Normalized Difference Fraction Index.

Caracterización espectral del ligustro

Con el propósito de verificar si existían diferencias espectrales que permitieran discriminar entre la cobertura del dosel en sitios con invasiones de ligustro establecidas y el bosque nativo no invadido, se realizó el cálculo de firmas espectrales para ambas clases de cobertura. Se empleó una submuestra de 20 polígonos seleccionados al azar (10 de invasión de ligustro y 10 de bosque nativo), de la muestra de entrenamiento usadas en la clasificación, para el cálculo de las firmas espectrales (ver sección Datos de

referencia), utilizando una imagen capturada por el sensor Sentinel-2 MSI en el mes de diciembre de 2021. Para la construcción del gráfico, se calcularon los valores promedio de reflectancia y sus desviaciones estándar para el conjunto de píxeles en la muestra utilizada (con resolución espacial de 10 metros).

Para observar la variación temporal de los índices espectrales en ambos tipos de cobertura, se crearon dos gráficos ejemplo que representan la evolución del NDVI y NDFI a lo largo de 10 años en áreas de bosque sin especies invasoras y en áreas con una invasión extrema de ligustro. Sin la intención de llevar a cabo un estudio exhaustivo, se seleccionaron dos polígonos ubicados próximos entre sí a modo de ejemplo (uno invadido por ligustro y otro no invadido), cada uno englobando aproximadamente 100 píxeles. Estos polígonos, ubicados en el departamento de Florida sobre el Río Santa Lucía, fueron extraídos de las áreas de entrenamiento utilizadas en el proceso de clasificación. Para cada conjunto de píxeles, se calculó el promedio de los índices utilizando imágenes satelitales Landsat, cubriendo el período desde abril de 2013 hasta diciembre de 2022.

Datos de referencia

Un elemento fundamental para el mapeo de EEI basado en una clasificación supervisada a partir de datos de sensores remotos, es una recopilación eficiente de datos de referencia para el entrenamiento y la validación de la clasificación, ya que la cantidad y calidad de este conjunto de datos va a estar afectando la exactitud de los productos finales (Foody, 2010). En general la cantidad de datos de referencia basados en el terreno suele ser limitada, debido a que las campañas de campo son complejas y, por lo tanto, costosas. A su vez, los datos de referencia basados en el campo son muy propensos al muestreo sesgado por parte del observador, debido principalmente a la accesibilidad de los sitios (Congalton, 1991).

Para superar estas dificultades, los datos de referencia para entrenar al modelo clasificador se derivaron de dos fuentes, directamente de registros georreferenciados a nivel de campo de presencia o ausencia de ligustro en sitios de bosque, e indirectamente basados en la interpretación de imágenes aéreas de alta resolución en zonas con conocimiento de campo de invasión de ligustro.

Para esto, se realizó una recopilación de puntos de presencia/ausencia de ligustro, provenientes de distintas bases de datos disponibles: parcelas de medición del IFN, de la Base de datos de Invasiones Biológicas para Uruguay (InBUy; Brugnoli et al., 2009), registros del Grupo Biodiversidad y Ecología de la Conservación (BEC) de Facultad de Ciencias y registros de campo personales de recorridas prediales. Tanto los registros de la base de datos de InBUy, como los registros de campo del grupo BEC, se tratan de registros georeferenciados de presencia de la especie. Por su parte, en los puntos de muestreo del IFN se registró la presencia/ausencia de EEI leñosas, por lo que las dos clases de registros binarios fueron utilizados para la selección de la muestra de entrenamiento.

De manera de asegurar la calidad de la muestra de entrenamiento del clasificador, se digitalizaron manualmente polígonos espaciales binarios (invadido y no invadido por ligustro) en sitios con "certeza de campo" de presencia de ligustro, contrastando la base de datos de puntos con imágenes de series temporales de alta resolución de Google Earth y fotografías aéreas de muy alta resolución del vuelo fotogramétrico realizado en 2017-2018 por la Infraestructura de Datos Espaciales (IDEuy)[4]. De este modo se garantiza que la información de los datos de referencia terrestre también se refleja a nivel de dosel y que no se trata de sitios con la simple presencia de pocos individuos de ligustro, o que la invasión del bosque ocurre a nivel de sotobosque.

En total, se digitalizaron 117 polígonos que representan áreas de bosque nativo no invadido y 119 correspondientes a zonas invadidas por ligustro para constituir la muestra de entrenamiento. Estos polígonos, todos de tamaño similar (aproximadamente entre 50-100 metros de lado), conforman un tamaño de muestra total de 26.375 píxeles individuales (14.356 y 12.019 para cada clase, respectivamente). Se eligieron de manera uniforme en todo el territorio utilizando un método de selección estratificado con un número equilibrado entre las distintas clases de cobertura (ver Anexo 6: Mapa con ubicación de los polígonos de la muestra de entrenamiento). Este enfoque estratificado, que mantiene un número equitativo de muestras para cada clase, demuestra ser efectivo para obtener altas precisiones a nivel de clase, incluso para aquellas clases minoritarias (Shetty et al., 2021).

[4] Disponible en: https://www.gub.uy/infraestructura-datos-espaciales/

Otra limitante de los datos de referencia disponibles surge del desafío de estimar visualmente el porcentaje de cobertura de dosel de la especie objetivo, y que los datos de campo en general se relevan como puntos discretos de presencia/ausencia, que no coinciden con la representación continua de los datos de observación terrestre y sus escalas espaciales. Como alternativa, se realizaron relevamientos en terreno a partir de un vehículo aéreo no tripulado (dron), y estos datos fueron utilizados para el análisis de exactitud y rendimiento del modelo, los cuales serán detallados más adelante.

Metodología de clasificación

La clasificación de los datos satelitales digitales es el proceso en el que los píxeles de la imagen se agrupan en clases o categorías individuales en función de su similitud en los valores de los datos (Chuvieco, 2010). La clasificación de imágenes hace referencia a la tarea de extraer clases de información de una imagen o colección de imágenes multibanda. Varios factores pueden afectar el rendimiento de los clasificadores, incluyendo la complejidad del área de estudio, las características de los propios sensores, el número de clases, la disponibilidad de datos auxiliares, la escala de trabajo, el propósito del mapa de cobertura terrestre y el tipo de clasificador utilizado (Lu et al., 2007). Existen dos grandes tipos de clasificaciones tradicionales de la cobertura del suelo: clasificación supervisada y no supervisada.

La clasificación no supervisada o automática utiliza varios algoritmos de aprendizaje automático de agrupación para determinar las agrupaciones espectrales naturales de valores homogéneos dentro de una imagen o conjunto de imágenes (Johnston, 1998). Aquí se analizan los datos sin la intervención humana y buscan patrones y similitudes en los datos para clasificar la cobertura del suelo.

En las clasificaciones supervisadas o semiautomáticas el analista entrena un algoritmo clasificador, en base a muestras de entrenamiento para reconocer patrones en los datos, seleccionando píxeles o agrupaciones de píxeles los suficientemente representativas, que comparten características similares y estas agrupaciones son etiquetadas bajo un mismo tipo de clases discreta de cobertura del suelo (Pettorelli et al., 2018). El proceso se fundamenta en la interpretación de imágenes o datos de campo, con el objetivo de identificar y clasificar distintos tipos de uso/cobertura del

suelo en una región específica. Este método parte de un conocimiento previo del área de estudio, a partir del cual se seleccionan las muestras para cada una de las clases, las cuales son la base para asignarle al resto de conjunto de píxeles, una de esas categorías en función de la similitud de sus niveles digitales con la muestra (Chuvieco, 2010).

Con el objetivo de clasificar la cobertura de bosque en dos clases (invadido y no invadido por ligustro) se optó por el desarrollo de una clasificación supervisada basada en técnicas de aprendizaje automático. Este tipo de clasificaciones puede proporcionar resultados más precisos si el experto es capaz de interpretar adecuadamente los datos, pero puede requerir un tiempo mayor que una clasificación automática.

La metodología aplicada para la elaboración del mapa de invasión de ligustro en el bosque nativo constó de las etapas que se esquematizan en la siguiente figura (Figura 5). Se trabajó con la plataforma de computación en la nube *Google Earth Engine* (GEE) (Gorelick et al., 2017), para el procesamiento y análisis de imágenes satelitales de acceso abierto, junto con el software QGIS para realizar los geoprocesamientos.

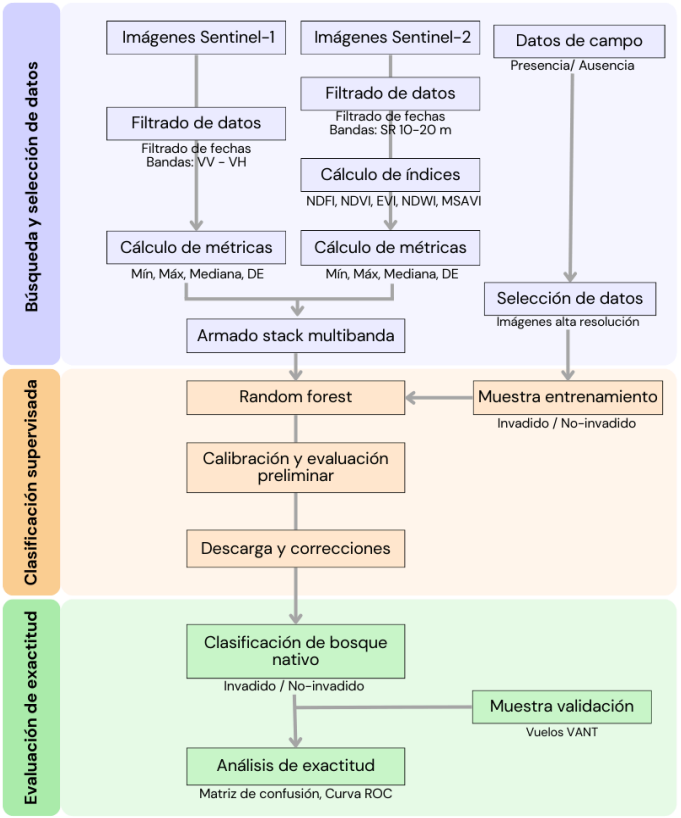


Figura 5. Diagrama de flujo de trabajo para la generación del mapa de invasión de ligustro.

Se aplicó el modelo no-paramétrico de clasificación *Random Forest* (Breiman, 2001) con 100 árboles de decisión como parámetro principal y el subconjunto mencionado de muestras de entrenamiento. Este algoritmo es una poderosa herramienta de clasificación con tendencia a una alta tasa de precisión, capacidad de manejar grandes conjuntos de datos y es menos intensivo desde el punto de vista computacional que otros métodos (Gislason et al., 2006). *Random Forest* es un método de aprendizaje que puede operar con gran cantidad de árboles de decisión generados aleatoriamente para un modelo final único con baja varianza y alta precisión (Breiman, 2001; Liaw y Wiener, 2002), donde cada árbol de decisión contribuye con un voto para la asignación de la clase más frecuente.

Se eligió el método *Random Forest* debido a su capacidad para manejar conjuntos de datos de teledetección muy complejos y de grandes dimensiones (Lawrence et al., 2006), por su precisión en clasificaciones de cobertura terrestre (Rodriguez-Galiano et al., 2012) y por ser un predictor robusto tanto para tamaños de muestra pequeños como para datos de alta dimensión (Biau y Scornet, 2016). La alta varianza entre los árboles de decisión individuales permite construir modelos precisos y robustos, incluso en presencia de variables ruidosas, sin la necesidad de estandarización de datos (Rodriguez-Galiano et al., 2012; Belgiu y Drăguţ, 2016), siendo adecuado para el mapeo a una escala nacional, que comprende millones de hectáreas.

Además, el algoritmo *Random Forest* es capaz de aprender relaciones complejas y no lineales que pueden existir en la estructura vertical de un bosque (Mellor et al., 2013), haciéndolo adecuado para su aplicación en entornos forestales complejos y dinámicos. No requiere datos de entrenamiento con distribución normal, y su aplicación es apropiada para áreas donde las distribuciones de especies siguen patrones no lineales en todo el paisaje (Mellor et al., 2013).

Los métodos de clasificación convencionales que se basan en la información de los píxeles tienen algunas restricciones al ser utilizados en imágenes de alta resolución espacial, lo cual puede resultar en efectos no deseados, como por ejemplo el ruido por presencia de píxeles aislados (también llamado “efecto sal y pimienta”) (Perea et al., 2009). Para esto, se aplicó un filtro de mayoría, de paso bajo con ventana móvil de 3x3

píxeles. Este método elimina el ruido granulado de las áreas dominadas por una clase, mientras conserva los bordes y las estructuras finas, hasta cierto punto.

Luego de optimizados los parámetros del clasificador y calibrada la clasificación, los productos fueron exportados en formato raster para la posterior aplicación de ediciones/correcciones en ambiente SIG, teniendo en cuenta que se deben eliminar sitios de confusión de la cartografía de bosque nativo que se utilizó como máscara. Es decir, zonas puntuales correspondientes a plantaciones forestales, mapeadas dentro del mapa de bosque nativo, que forman parte de su error.

Análisis de exactitud

El último paso de la metodología desarrollada consistió en evaluar el mapa elaborado, de manera de estimar la exactitud temática de la clasificación. El objetivo de la evaluación de la exactitud o validación es determinar de manera cuantitativa cómo se agruparon eficazmente los píxeles en las clases de características correctas, dentro del área bajo investigación (Ismail y Jusoff, 2008). La evaluación de la exactitud temática consiste en comparar la información del mapa con información de referencia considerada muy confiable, generalmente basada en muestreo de sitios de verificación, cuya clasificación se obtiene a partir de observaciones de campo, o del análisis de imágenes satelitales más detalladas que aquellas utilizadas para generar el mapa (Strahler et al., 2006; Olofsson et al., 2014).

Las comparaciones posteriores a la clasificación de datos temáticos utilizando la matriz de confusión son el método más utilizado y aceptado para describir la exactitud de atributos de la cobertura terrestre clasificada a partir de datos obtenidos por sensores remotos (Foody, 2002; Comber et al., 2012), si bien no está exento de críticas. Una matriz de confusión es una forma de tabla de contingencia, de doble entrada, que muestra las diferencias entre las clases verdaderas y las clases predichas para un conjunto de ejemplos etiquetados (Bradley, 1997). Para el caso de análisis de mapas, la matriz de confusión contrasta los resultados de la clasificación del mapa en comparación con las observaciones realizadas en una muestra de validación (información de referencia o “verdad de campo”). En la diagonal se encuentran los casos bien clasificados, y fuera de la diagonal los errores de clasificación. Las clases

consideradas son la de los píxeles pertenecientes a la cobertura propiamente dicha y su complemento, los píxeles que no forman parte de la clase (Congalton, 1991). La matriz de confusión no sólo expresa la exactitud del mapa, sino que permite determinar qué categorías pueden confundirse fácilmente entre sí.

Para evaluar la exactitud de la clasificación de un modelo de forma independiente, se pueden usar datos de campo si estos no estuvieron involucrados en el procedimiento de clasificación o provienen de una muestra suficientemente grande. Sin embargo, si la muestra de datos de campo es pequeña o los datos se usaron para desarrollar el procedimiento de clasificación (como es el caso de este trabajo), se necesita información auxiliar independiente junto con los datos de campo para estimar el rendimiento de la clasificación. El uso de los mismos datos para el entrenamiento y la validación puede llevar a evaluaciones de exactitud sesgadas de manera optimista (Hammond y Verbyla, 1996). Debido a esto fue necesario, desarrollar una actividad de relevamiento de datos de referencia a campo para evaluar la exactitud temática del mapa.

Según Stehman y Czaplewski (1998) el diseño de muestreo se define como el protocolo que se debe seguir durante la selección de las unidades de muestreo como regiones de interés para propósitos de entrenamiento y validación. De acuerdo con las recomendaciones de buenas prácticas de Olofsson et al. (2014), para el diseño muestral a utilizarse en un proceso de validación se sugiere estratificar por clase, y aumentar el tamaño de muestra en las clases de menor tamaño para mejorar la precisión de la estimación (Olofsson et al., 2014). El mismo debe ser eficiente en cuanto a recursos y, al mismo tiempo, proporcionar estimaciones fiables a nivel regional y local.

La validez estadística de los resultados de la evaluación de exactitud, obtenidos a partir de una muestra, depende de que el diseño de muestreo cumpla con las condiciones que caracterizan a una muestra probabilística (Olofsson et al., 2014). El muestreo probabilístico requiere que la probabilidad de inclusión en la muestra debe ser conocida, para cada posible ubicación de una unidad de muestreo y la probabilidad de inclusión debe ser mayor que cero para todas las unidades en la población (Stehman, 2001). El tamaño de muestra final dependerá del área de estudio y de los objetivos

planteados en términos de precisión y magnitud del error esperado de la clasificación (Olofsson et al., 2014).

Para crear conjuntos de datos de validación en este estudio, se utilizó un muestreo probabilístico por clusters o conglomerados en dos etapas. El muestreo por conglomerados se implementa típicamente cuando se logran ahorros sustanciales en el costo de las imágenes o en el costo de viajar a las ubicaciones de muestreo en campo al agrupar las unidades de muestreo juntas (Stehman et al., 2009; Zimmerman et al., 2013).

Primero se dividió el área de estudio (mapa de cobertura de bosque nativo de Uruguay) en cuadrantes de 1 km de lado, concentrando los esfuerzos de validación en el sur y suroeste del país por razones logísticas. En cada cuadrante se calculó la relación de superficie de ligustro/bosque nativo en cada celda, para luego sortear las celdas (unidades de muestreo primarias) en base a estratos de densidad de invasión (<25%, 25-50%, 50-75% y >75% de superficie de bosque invadido por celda). Dentro de cada conglomerado o celda sorteada, en una segunda etapa, se sortean los sitios de cada estrato (que interceptan con la Cartografía de Bosque Nativo 2016) a ser relevados a campo, con una cantidad suficiente de sitios que permita el replanteo en terreno por dificultad de acceso o recursos. En esta segunda etapa, se utiliza el muestreo aleatorio estratificado para seleccionar las unidades de muestreo secundarias, basándose en los píxeles y estratificando según las clases del mapa a validar (ligustro/no-ligustro).

Debido a la fenología de la especie en cuestión, las salidas para el levantamiento de muestras de validación en terreno fueron realizadas en dos períodos, con la intención de que coincida con la época de máxima floración (verano) y así poder diferenciar con mayor facilidad los doseles dominados por ligustro. Por tal motivo, se realizaron cinco jornadas de campo en diciembre del 2021 (a partir de resultados cartográficos preliminares) y tres en diciembre del 2022. En total fueron realizados 76 relevamientos aéreos (Figura 6).

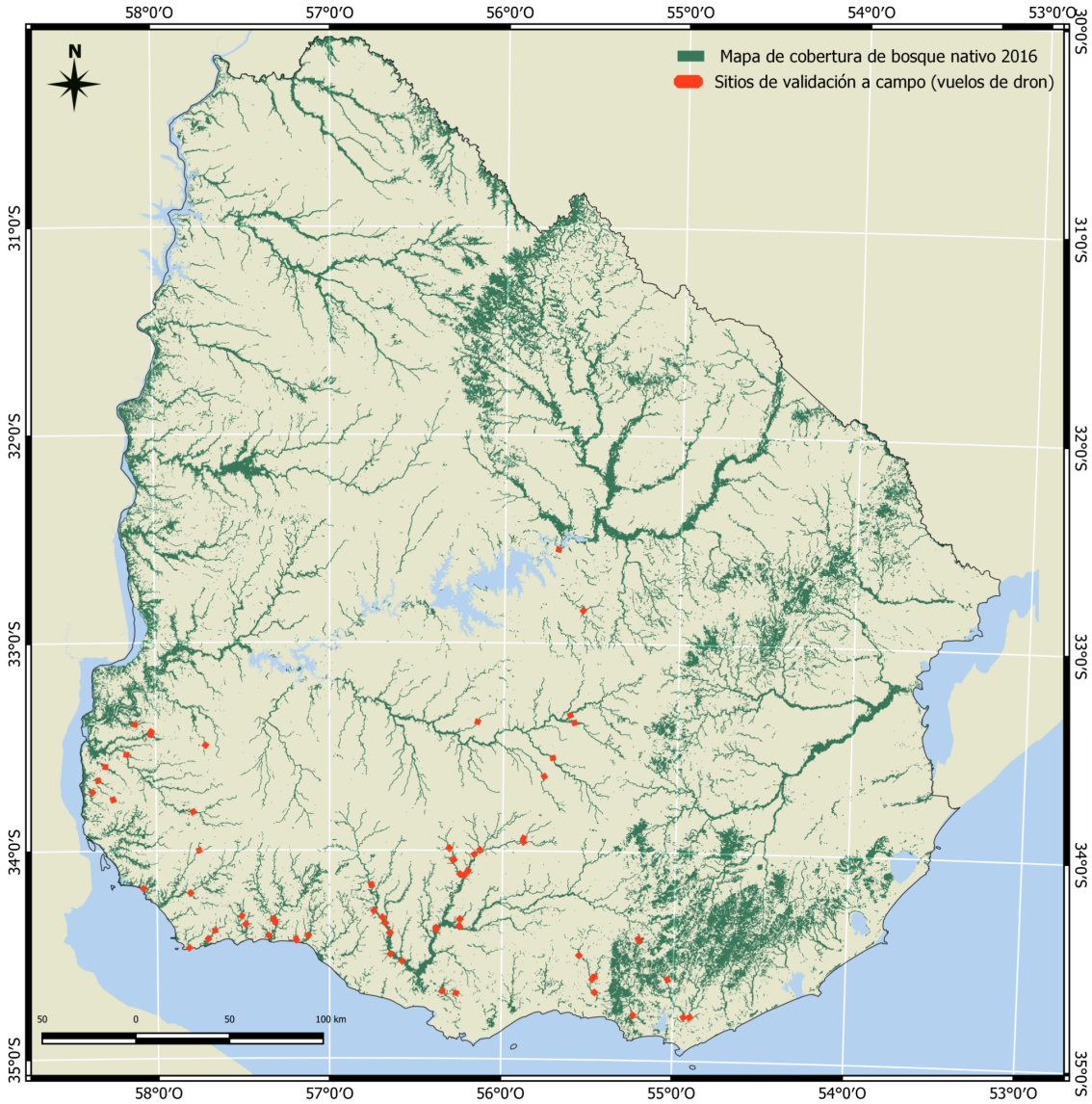


Figura 6. Ubicación de los sitios de validación a campo, relevados mediante vuelos con dron.

En cada sitio, fue realizado un vuelo de un Vehículo Aéreo No Tripulado (dron) con cámara RGB, planificado y automatizado mediante el uso de la aplicación Pix4D Capture (Figura 7). RGB es un modelo de color aditivo utilizado en la reproducción de imágenes en fotografía digital, que combina tres componentes de luz del espectro visible (rojo, verde y azul) para crear una amplia variedad de colores. Los vuelos se realizaron a 40-50 m de altura, siguiendo un patrón de grilla para lograr una cobertura del área adecuada y consistente. El tamaño de la grilla de los vuelos planificados fue de 100 x 100 m. Durante los vuelos se tomaron imágenes de forma automática con un solapamiento entre el 50 y 60%. En cada sitio se registró también un porcentaje estimado de invasión del bosque a partir de una inspección visual.

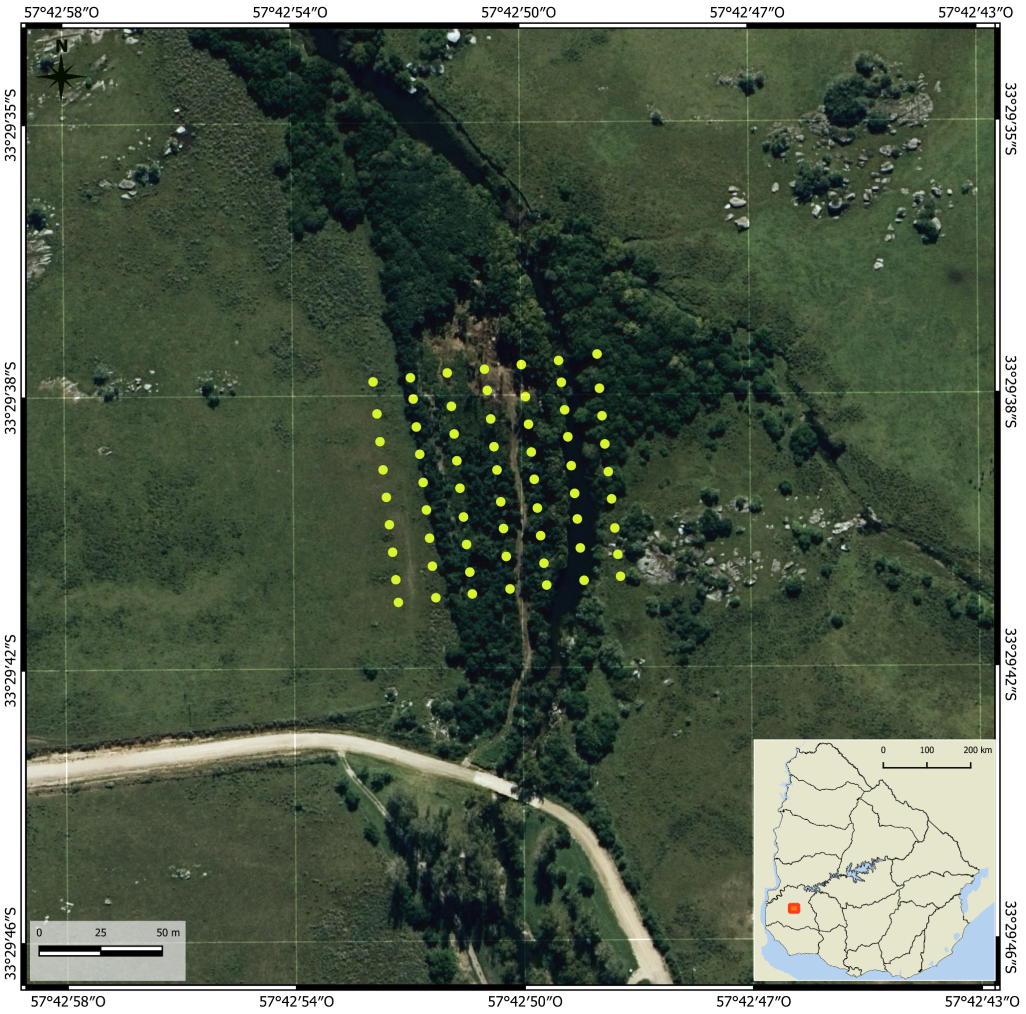


Figura 7. Ejemplo de vuelo planificado donde se señala (puntos) la ubicación de captura de las fotografías, para la construcción del ortomosaico.

A continuación, se presentan dos fotografías capturadas con el dron en diferentes sitios de bosque, que ejemplifican las diferencias en el dosel entre un bosque nativo sin invasión (Figura 8a) y un bosque extremadamente invadido por ligustro (Figura 8b). La segunda imagen muestra un bosque en plena floración de ligustro al momento de la captura, ilustrando el contraste visual entre ambos doseles de bosque.

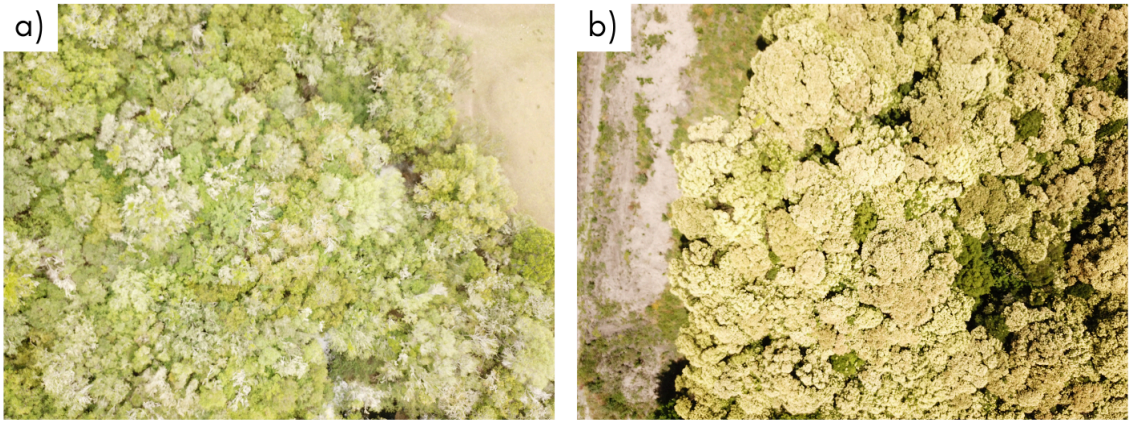


Figura 8. Ejemplos de fotografías capturadas con dron en: (a) bosque nativo sin invasión; (b) bosque extremadamente invadido por ligustro en plena floración.

Con el subconjunto de imágenes relevadas alineadas de cada sitio de control, se procedió a construir ortomosaicos en alta definición para contrastar con la clasificación generada. Los ortomosaicos se generaron utilizando una cadena de procesamiento fotogramétrico estándar, utilizando el programa Agisoft Photoscan. A continuación, se presentan dos ejemplos de ortomosaicos obtenidos a partir de vuelos fotogramétricos con dron (Figura 9 y Figura 10).



Figura 9. Ejemplo de ortomosaico construido a partir de vuelo fotogramétrico con dron.



Figura 10. Ejemplo de ortomosaico construido a partir de vuelo fotogramétrico con dron.

Una vez construidos los ortomosaicos, fueron sorteados cuatro puntos al azar dentro de los límites de cada vuelo, con el fin de categorizar visualmente esos puntos en base a la dominancia de árboles de ligustro en el dosel. No existe consenso sobre el tamaño o la forma de las unidades de muestreo que mejor se adaptan a los estudios de evaluación de exactitud, como lo demuestra la variedad de unidades de muestreo que se han utilizado en proyectos similares. Al tratarse de una clasificación temática basada en píxeles, que es la unidad de información más pequeña disponible en una imagen rasterizada, se utilizaron píxeles de la resolución espacial del mapa generado (10m x 10m) que interceptan con los puntos sorteados como unidad de muestreo, de acuerdo con las recomendaciones de Janssen y Van der Wel (1994).

Cada píxel de validación alineado con las imágenes Sentinel, que coincide con los puntos sorteados, se clasificó en base a la cobertura mayoritaria de ligustro en el dosel, superponiendo y tomando como referencia el ortomosaico de alta definición capturado por el dron. Al contar con 76 relevamientos aéreos, se trabajó con una muestra de 304 observaciones de campo que se utilizaron para evaluar la concordancia con la versión final del mapa. A cada una de las 304 unidades de muestreo se le asignó una clase mayoritaria (ligustro/no-ligustro) en base a la cobertura estimada de ligustro en el dosel, mediante inspección visual. Si esta cobertura era mayor al 50% en el píxel, se le asignaba la clase "ligustro", de lo contrario se etiquetaba como "no-ligustro".

En la Figura 11 se muestran ejemplos de ortomosaicos RGB generados a partir de fotografías capturadas con el dron. Los límites de las unidades de muestreo (10m x 10m) utilizadas en el análisis de exactitud se superponen en cada imagen (en rojo). Estos ejemplos ilustran diferentes niveles de cobertura de ligustro a nivel de dosel, los cuales fueron interpretados visualmente para categorizar la muestra de validación.

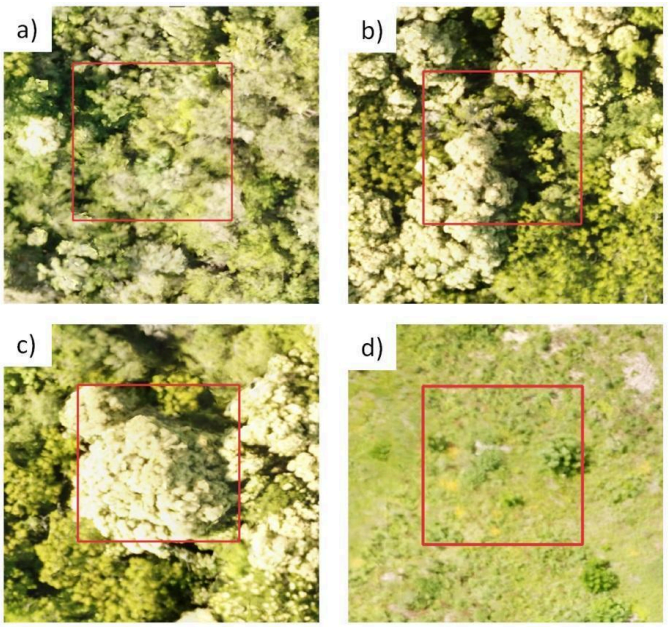


Figura 11. Ejemplos de ortomosaicos generados en base a fotografías capturadas con dron, con límites de las unidades de muestreo (10m x 10m) del análisis de exactitud superpuestos: a) sitio de bosque nativo sin presencia aparente de ligustro a nivel de dosel; b) sitio con cierta dominancia de ligustro a nivel de dosel (clase mayoritaria de cobertura clasificada como ligustro); c) sitio altamente dominado por ligustro a nivel de dosel; d) sitio del área de muestreo sin cobertura de bosque, formando parte del error de comisión de la cartografía de bosque nativo.

Una vez que se cuenta con la muestra de validación o de referencia, el resultado de la clasificación fue evaluado a partir de la construcción y análisis de una matriz de confusión entre el mapa y la información de los píxeles correspondientes a la muestra de validación (o “verdad de campo”) (Congalton, 1991). Para esto fue calculado el porcentaje de acierto global y los errores de omisión (del productor) y de comisión (del usuario) (Olofsson et al., 2014).

La exactitud global de clasificación se define como el cociente entre los casos bien clasificados (diagonal de la matriz de confusión), sobre el total de la muestra de validación (Congalton, 1991). Proporciona al usuario del mapa la probabilidad de que una ubicación seleccionada al azar en el mapa esté clasificada correctamente. Este indicador es útil como medida de rendimiento general del mapa, pero no se puede atribuir directamente a una clase específica. Si bien algunos autores consideran como deseable un valor de exactitud global mayor al 85% (Anderson et al., 1976), no existe un estándar universalmente aplicable según el cual se pueda cuantificar la adecuación de la exactitud de la clasificación (Shao y Wu, 2008).

Para obtener la exactitud para las diferentes clases de la matriz de confusión, se definen dos medidas tomando en cuenta las filas y las columnas de la tabla. La primera de ellas es la exactitud del usuario (también denominada tasa de verdaderos negativos o especificidad), representa la probabilidad condicional de que un área clasificada como determinada categoría por el mapa, realmente pertenezca a esa categoría "en el terreno" según los datos de referencia (Stehman, 1997).

El error del usuario (o de comisión) se define como el complemento de la exactitud del usuario, y representa la proporción del área mapeada como la categoría de interés que se predice erróneamente en comparación con la información de referencia (Congalton, 1991). El error de comisión es una medida de la sobreestimación del área, en el sentido de que es el porcentaje de casos (píxeles de determinada clase) incluidos en el mapa, que en la realidad o información de referencia, no corresponde a dicha clase (falsos positivos) (Olofsson et al., 2014).

Por otro lado, la exactitud del productor (también denominada tasa de verdaderos positivos o sensibilidad), estima la probabilidad condicional de que un área clasificada

como determinada categoría por los datos de referencia sea clasificada con la misma categoría en el mapa (Stehman, 1997).

Su complemento, el error del productor (o de omisión), es el porcentaje de casos de la muestra de referencia, que no fueron capturados por el mapa (falsos negativos) y es una medida de la subestimación del área (Olofsson et al., 2014). Por ejemplo, el error de omisión de la clase "ligustro" representa el porcentaje de casos de la muestra observada de "ligustro", que no fueron capturados por el mapa.

Otra medida para estimar la exactitud de la clasificación basada en la matriz de confusión es el coeficiente *kappa* de Cohen (Cohen, 1960; Stehman, 1996), y es usado para identificar la exactitud, consistencia y eficiencia de modelos predictivos (Hoehler, 2000). Este coeficiente mide la diferencia entre el acuerdo mapa-realidad observado y el que cabría esperar simplemente por azar; es decir, intenta delimitar el grado de ajuste debido sólo a la exactitud de la clasificación, prescindiendo del causado por factores aleatorios (Stehman, 1996). El cálculo del coeficiente *kappa* (K) para un mapa con dos clases discretas se realiza de la siguiente manera:

$$K = \frac{N\sum_{i=1}^{2} x_{ii} - \sum_{i=1}^{2} (x_{i.} * x_{.i})}{N^2 \sum_{i=1}^{2} (x_{i.} * x_{.i})}$$

Donde (N) es el total de píxeles u observaciones de la muestra del mapa; (x_{ii}) es el número de observaciones en las celdas de la diagonal de la matriz de confusión; ($x_{i.}$) son los totales de la marginal de la tabla para las filas; y ($x_{.i}$) son los totales de la marginal de la tabla para las columnas.

A mayor concordancia, mayor valor del coeficiente *kappa*, con un rango entre 0 y 1. Un valor de 0 indica un acuerdo debido únicamente al azar, mientras que un valor de 1 representa un acuerdo completo. Los valores máximos y mínimos de *kappa* dependen de todas las celdas de la matriz de confusión y no sólo de los valores de la diagonal principal; de modo que, si todos los elementos que se encuentran fuera de la diagonal son iguales a cero, tendríamos concordancia completa (K=1). Si todos los valores de la diagonal principal fueran nulos, es decir en una situación de completa discordancia (K=-1). A mayor concordancia, mayor valor del coeficiente *kappa*. Dependiendo de la

exactitud de la evaluación, se pueden asignar diferentes categorías al índice *kappa*: 0 (muy bajo), 0-0,2 (bajo), 0,21-0,4 (moderado), 0,41-0,6 (bueno), 0,61-0,8 (muy bueno) y 0,81 (excelente exactitud) (Landis y Koch, 1977).

Cálculo de umbral del modelo

Para determinar el umbral de clasificación adecuado que establece el porcentaje mínimo de cobertura de copas a partir del cual se considera que un píxel corresponde a bosque invadido por ligustro, se utilizó el método cuantitativo del Área Bajo la Curva (*Area Under Curve*, AUC) (Bradley, 1997). Esta métrica deriva de la superficie bajo la curva característica del receptor operador o *Receiver Operating Characteristic* (ROC), que se obtiene al graficar el rendimiento de un modelo de clasificación en función de distintos umbrales de clasificación (Bradley, 1997).

La curva ROC sirve para evaluar la capacidad del modelo para discriminar entre presencia y ausencia de la clase objetivo (Pearce y Ferrier, 2000) y se usa comúnmente en la configuración de clasificación supervisada. Se construye a partir de dos medidas: la tasa de verdaderos positivos (TPR) en el eje y, contra la tasa de falsos positivos (FPR) en el eje x, para varios umbrales de un clasificador binario o distintos puntos de corte (Zweig y Campbell, 1993). La TPR (también conocida como sensibilidad), en este caso, será la proporción de bosques invadidos por ligustro correctamente clasificados como invadidos. Mientras que la FPR (también conocida como 1-especificidad) representa la proporción de puntos de ausencia de invasión clasificados incorrectamente como bosques invadidos.

El umbral o punto de corte óptimo seleccionado, debe permitir obtener un resultado de clasificación categórico que distinga de manera efectiva entre predicciones positivas y negativas. Por ejemplo, al reducir este umbral se clasifican más elementos como positivos, por lo que aumentarán tanto los falsos positivos (FP) como los verdaderos positivos (VP). El punto óptimo de corte es aquel que maximiza el cociente de verdaderos positivos, al mismo tiempo minimiza la tasa de falsos positivos (DeLong et al., 1988). Esto se puede observar en la gráfica de la curva ROC, como el punto más cercano al extremo superior izquierdo (representando un rendimiento óptimo en

términos de sensibilidad y especificidad). De esta forma se podrá estimar qué nivel de dominancia de ligustro (entendido como porcentaje de cobertura) se verá reflejado en el mapa obtenido.

La métrica AUC mide el área bidimensional por debajo de la curva ROC completa, y es similar a la integral definida entre 0 y 1. Refleja el rendimiento general de clasificación de un modelo (Mas et al., 2013), no la exactitud de los resultados subyacentes a sus clasificaciones, y su utilización es apropiada para este tipo de evaluaciones dado que es invariable con respecto a la escala, ya que mide qué tan bien se clasifican las predicciones, en lugar de sus valores absolutos.

El área bajo la curva ROC es una medida de la capacidad de la clasificación para discriminar la presencia del evento (es decir, bosque invadido por ligustro) y la ausencia (es decir, bosque sin invasión de ligustro). AUC va desde 0,5 (nula discriminación) hasta 1 (discriminación perfecta), considerándose que resultados superiores a 0,8 indican excelentes tasas de predicción (Mandrekar, 2010). Similar metodología se ha empleado, por ejemplo, para evaluar el rendimiento del clasificador *Random Forest* para detectar y mapear la invasión de *Acacia saligna* en dunas costeras del Mediterráneo, utilizando imágenes de vehículos aéreos no tripulados (Marzialetti et al., 2021).

En este caso, la métrica de AUC será utilizada para evaluar las coincidencias entre una cobertura de bosque invadido digitalizada a partir de las imágenes del dron, y el mapa obtenido a partir de la clasificación supervisada. El AUC equivale a la probabilidad de que un píxel seleccionado al azar del estrato “ligustro” tenga una puntuación más alta (% de cobertura de copas de ligustro) que un píxel del estrato “no-ligustro” seleccionado al azar.

Además de los datos de referencia utilizados para el análisis de exactitud basado en la matriz de confusión, se generó un nuevo conjunto de datos utilizando fotografías aéreas capturadas con el dron. Para esto, se mapeó de forma manual (en QGIS) la cobertura de árboles de ligustro a nivel de dosel, para 20 sitios de muestreo relevados, utilizando como base los ortomosaicos de los vuelos fotogramétrico con dron, donde se pueden identificar claramente debido a la floración contrastante de los mismos.

Mediante un geoproceso, se intersectó este archivo con una grilla de 10 m de lado, corregistrada con las imágenes Sentinel a partir de la cual se generó la clasificación.

De esta manera se calcula la superficie de cobertura de ligustro para cada cuadrante equivalente a un pixel de 10m x 10m, para luego estimar el porcentaje de cobertura de ligustro relativa (incluyendo cuadrantes con 0% de cobertura). A cada uno de estos cuadrantes se les asigna la clase correspondiente en la clasificación supervisada, es decir lo modelado como evento o como no-evento (ligustro/no-ligustro). Para la construcción de la curva ROC se contó en total con una muestra de 2.469 cuadrantes, distribuidos en 20 sitios de muestreo.

A partir de esta curva se calculó el umbral óptimo de corte de cobertura del dosel dominado por ligustro, que maximiza el rendimiento de la clasificación, basándose en el máximo coeficiente kappa de Cohen (Stehman, 1996) y máximo valor de sensibilidad + especificidad. Las curvas ROC y las medidas de AUC se generaron utilizando el paquete pROC (Robin et al., 2011) en el software R.

RESULTADOS

Caracterización espectral del ligustro

En la Figura 12 se muestran los valores de reflectancia de superficie para 12 bandas espectrales de Sentinel-2 (obtenidos a partir de una imagen capturada por el sensor Sentinel-2 MSI en diciembre de 2021), con valores promedio y desviaciones estándar calculados para el conjunto de píxeles de la muestra utilizada, diferenciando entre áreas de bosque nativo sin invasión y bosque nativo invadido por ligustro.

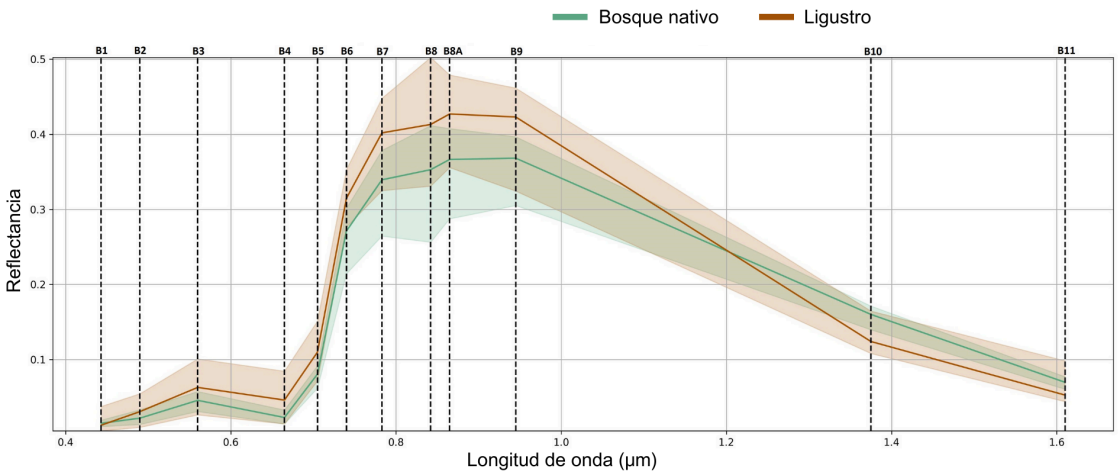


Figura 12. Firmas espectrales con valores de reflectancia (bandas espectrales Sentinel-2 en líneas punteadas) para sitio de bosque nativo sin invasión (verde) y bosque invadido por ligustro (marrón).

En el gráfico se observa la baja reflectancia de la vegetación en las bandas visibles (azul (B2), verde (B3) y rojo (B4)) debido a la absorción de los pigmentos de la hoja, lo que significa que la hoja no refleja mucha luz visible. Se visualiza un aumento en la reflectancia en la banda verde (B3) alrededor de 0,55 µm, y en promedio esta reflectancia es algo mayor en los valores de ligustro que los de bosque nativo. En cuanto a la banda roja (B4), en general, la vegetación saludable muestra una baja reflectancia debido a la absorción de pigmentos como la clorofila, alrededor de 0,65 µm. En el caso del bosque invadido por ligustro, la reflectancia también es mayor en esta banda en comparación con el bosque sin invasión, posiblemente debido a diferencias en el contenido de clorofila (Sampayo y Vinçón, 2018).

En la región del infrarrojo (entre 0,70 y 1,20 µm), la vegetación tiene una alta reflectancia debido a la estructura celular de las hojas. Dado que esta estructura varía entre las diferentes especies de plantas, la respuesta en esta parte del espectro es diversa, lo que la hace útil para distinguir la vegetación. En la Figura 12, también se observa una mayor reflectancia para la cobertura de ligustro en el espectro del rojo lejano (*Red-Edge*) (B5, B6, B7) e infrarrojo (0,77-0,87 µm) (B8 y B8A).

En las bandas del infrarrojo de onda corta o SWIR (B11 y B12), la reflectancia disminuye debido al efecto absorbente de las moléculas de agua, y esto puede utilizarse para

evaluar la salud de la vegetación. En promedio, la reflectancia en todas las bandas es mayor en los doseles sin ligustro, lo cual concuerda con la información disponible en la bibliografía (Alvarez, 2020).

La Figura 13 presenta la evolución del NDVI (desde abril de 2013 hasta diciembre de 2022) en zonas de bosque libres de especies invasoras (marcados en verde) y áreas con una invasión extrema de ligustro (destacados en tonos marrones), ubicadas en el departamento de Florida sobre el Río Santa Lucía.

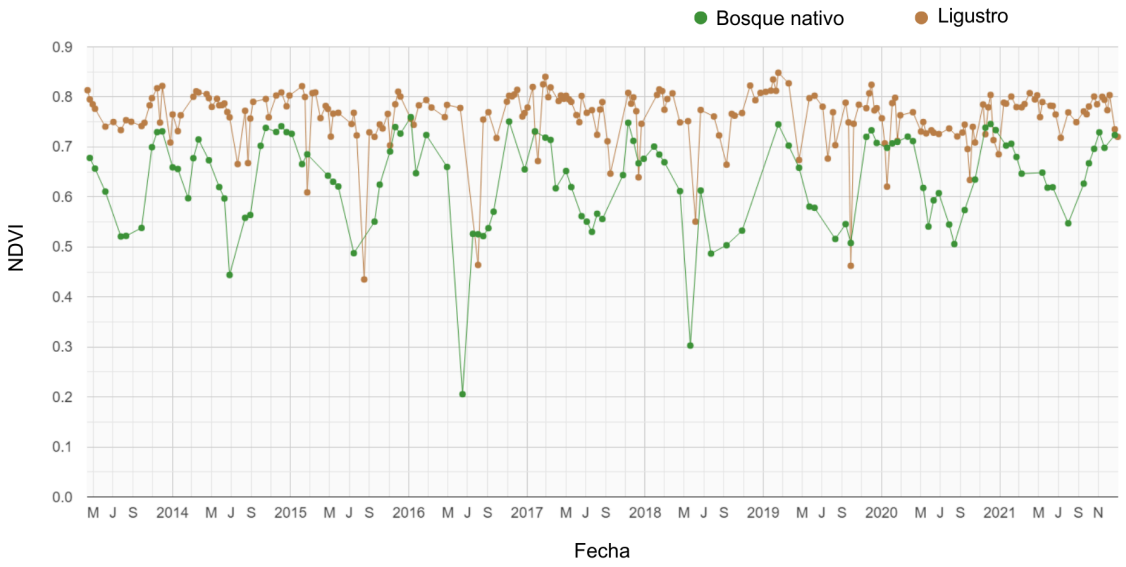


Figura 13. Comparación de la evolución del NDVI (2013-2022) para dos sitios: bosque sin presencia de especies invasoras (verde); invasión extrema de ligustro (marrón).

En el gráfico de la Figura 13 se puede destacar que para el bosque dominado por ligustro, los valores de NDVI son casi siempre mayores que para el bosque nativo próximo. También se observa cierto patrón estacional en el índice NDVI en el bosque nativo sin invasión, posiblemente debido a la caída de las hojas durante el otoño e invierno, el cual presenta valores generalmente más altos durante la primavera y el verano. Dado que el ligustro es una especie perenne y los bosques nativos de Uruguay se clasifican como bosques estacionales semi-caducos, caracterizados por la senescencia del 30-60% de la biomasa foliar durante el invierno (Oliveira-Filho et al., 2013), los rodales dominados por ligustro muestran una menor estacionalidad en los índices de vegetación en comparación con los bosques sin invasión.

Utilizando los mismos sitios de bosque como referencia, se procedió a representar gráficamente la variación temporal del índice NDFI, a lo largo del periodo de 2013 a 2022 (Figura 14). Este índice fue calculado a partir de imágenes satelitales Landsat, y permite observar de manera específica cómo la invasión de ligustro ha influido en la dinámica del NDFI en contraste con las zonas de bosque nativo no invadido.

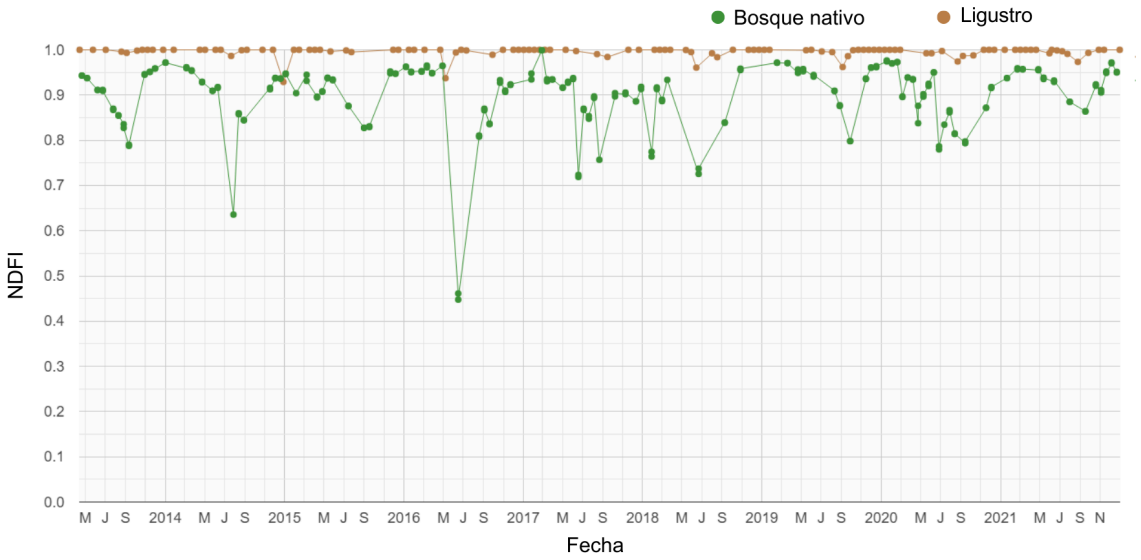


Figura 14. Comparación de la evolución del NDFI (2013-2022) para dos sitios: bosque sin presencia de especies invasoras (verde); invasión extrema de ligustro (marrón).

En el bosque con dosel dominado por ligustro, el índice NDFI muestra valores cercanos a 1 con poca variabilidad a lo largo del año, mientras que en el bosques nativos sin invasión se observa cierta estacionalidad en la evolución del índice. Esto se debe a que a medida que aumenta y persiste la cobertura del dosel del bosque, el valor del NDFI tiende a acercarse a 1, lo cual está relacionado con una alta fracción de vegetación (GV) y bajas fracciones de suelo, sombra y vegetación no fotosintéticamente activa (NPV).

Rendimiento y exactitud de la clasificación

A continuación, se presentan los resultados del análisis de exactitud y se describe qué se entiende por "bosque invadido", al estimar el grado de invasión a partir del cual el modelo logra discriminar entre ambas clases, medido a través del porcentaje de cobertura del dosel dominado por el ligustro.

A partir de la muestra de validación se construyó la matriz de confusión (Tabla 1) y se evaluó la exactitud del mapa de invasión de *L. lucidum* al comparar la clasificación generada con los datos de referencia. En la diagonal de esta matriz se encuentran los casos bien clasificados, y fuera de la diagonal los errores de clasificación (errores de usuario y errores de productor). Fueron obtenidas las estadísticas: fiabilidad total o exactitud global, errores de comisión (de usuario) y errores de omisión (de productor) para cada una de las clases y el coeficiente *kappa*.

Tabla 1. Matriz de confusión del resultado de la clasificación.

		Clasificación				
		Ligustro	No-ligustro	Total productor	Error del productor (%)	Exactitud del productor (%)
Referencia	Ligustro	131	20	151	13,25	86,75
	No-ligustro	17	136	153	11,11	88,89
	Total usuario	148	156	304		
	Error del usuario (%)	11,49	12,82			
	Exactitud del usuario (%)	88,51	87,18			
	Exactitud global (%)	87,83				

La exactitud global de clasificación se define como el cociente entre los casos bien clasificados y el total de la muestra y esta fue de 87,83%. La fiabilidad total resultó ser alta, teniendo en cuenta que se considera valor alto todo aquel valor mayor al 85% (Anderson et al. 1976). El cálculo del coeficiente *kappa* arrojó un resultado de 0,756, con un nivel de confianza de 95%, lo cual indica un acuerdo sustancial (Landis y Koch, 1977; Congalton y Green, 2019), aunque existen distintos umbrales de interpretación en la literatura (Fleiss et al., 2003).

Los errores de comisión y omisión también revelaron resultados favorables, ya que ambos presentaron valores bajos y equilibrados, con un error inferior al 14% para ambas clases. Esto confirma que los resultados de esta clasificación son adecuados y no muestran grandes sesgos hacia la sobre o subestimación de la invasión de ligustro. La exactitud del usuario para la clase "ligustro" fue del 88,51%, mientras que la exactitud del productor alcanzó el 86,75%.

Una vez interpretada la muestra de validación y categorizada de acuerdo con la clasificación binaria (ligustro/no-ligustro), se procedió a realizar el gráfico ROC en base al porcentaje de cobertura de dosel dominado por ligustro, de cada muestra de validación.

Como podemos ver en el gráfico de las curvas de densidad generadas a partir de los datos de cobertura de ligustro en las zonas exploradas (Figura 15), se observa un fuerte gradiente en cuanto a porcentaje del píxel cubierto por copas de ligustro. Entre estas dos situaciones, la cobertura de copas varió de manera homogénea, con todas las clases intermedias teniendo una frecuencia muy similar. Las clases de cobertura más frecuentes fueron la de los extremos (0-10% y 90-100%), es decir zonas de bosque sin o con muy pocos árboles de ligustro a nivel de dosel, y zonas de bosques muy invadidos por ligustro a nivel de dosel. La distribución de píxeles correspondientes a la ocurrencia del evento del modelo (ligustro) solapa con la pseudo-ausencia del evento (no-ligustro), en función del grado de invasión medido a través del porcentaje de cobertura. Debido a ese solapamiento es necesario recurrir a algún tipo de herramienta predictiva que ayude a decidir sobre los casos dudosos.

Por lo tanto, para encontrar el umbral óptimo de cobertura de copas de ligustro detectable con la clasificación desarrollada, se utilizó el AUC calculado para diferentes porcentajes de cobertura de ligustro y se seleccionará el porcentaje que maximice el AUC, es decir que maximice la coincidencia entre el mapa elaborado a partir de la clasificación y el mapa digitalizado a partir de interpretación de imágenes del dron.

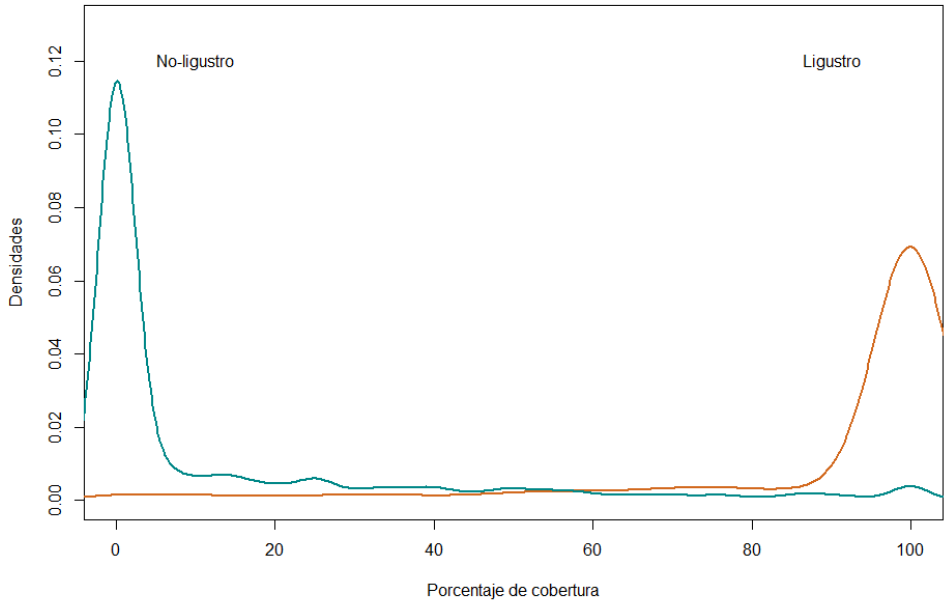


Figura 15. Gráfico de distribución de porcentajes de cobertura de copas de ligustro para píxeles de las dos clases (ligustro/no-ligustro), calculados para un total de 2.469 celdas (10 x 10 m) interpretadas en base a imágenes del dron.

En la Figura 16, se observa la gráfica de la curva ROC, donde el valor óptimo de corte es aquel que maximiza el cociente de verdaderos positivos, al mismo tiempo minimiza la tasa de falsos positivos. El eje de abscisas corresponde a la tasa de falsos positivos (o 1−Especificidad), y el eje de ordenadas a la tasa de verdaderos positivos (o Sensibilidad). Del gráfico se desprende que para un umbral de corte de 59,5%, se maximiza el coeficiente *kappa* y se alcanza el valor máximo de Especificidad + Sensibilidad (1,832). Es decir que a partir de un porcentaje de cobertura del dosel cercana al 59,5% a nivel de píxel, se maximiza el rendimiento de la clasificación y su coincidencia con la información de referencia.

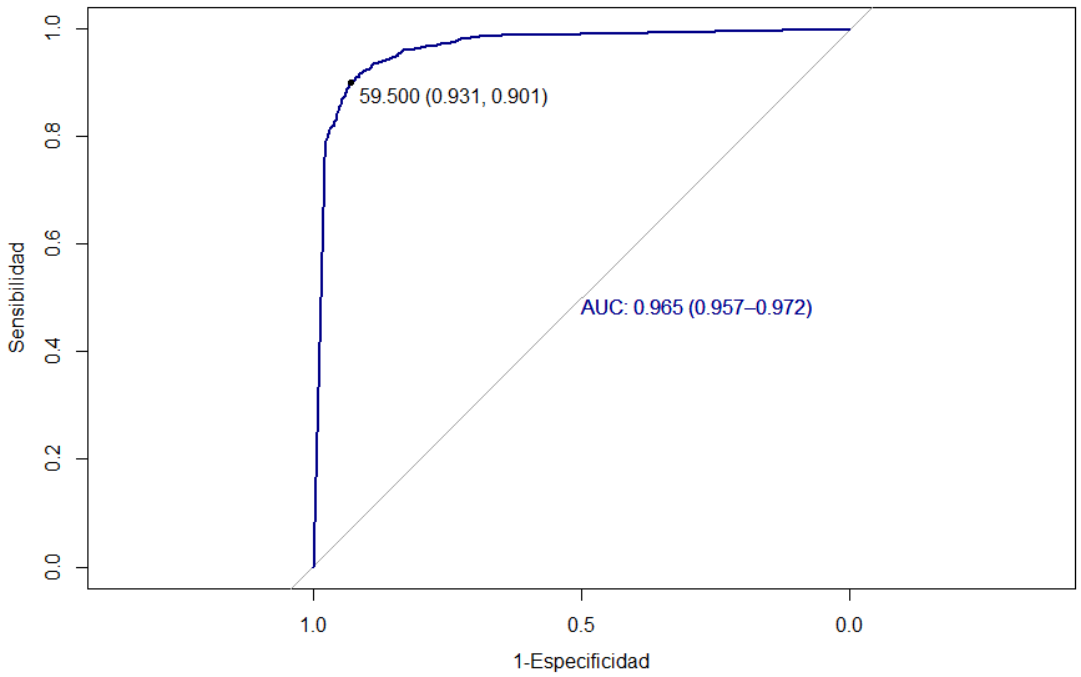


Figura 16. Gráfico de curva ROC (Receiver operating characteristic) del modelo de clasificación supervisada para la detección de bosque nativo invadido por ligustro a nivel de dosel.

Del gráfico se desprende que para un umbral de corte de 59,5%, se maximiza el valor de AUC (0,965), es decir que a partir de un grado de invasión de ligustro cercano al 60% a nivel de píxel, se maximiza el rendimiento de la clasificación y su coincidencia con la información de referencia del relevamiento aéreo a nivel de campo. En base a esto, se estimaron las siguientes métricas de exactitud del modelo (Tabla 2).

La clasificación realizada utilizando el algoritmo *Random Forest* demostró una buena capacidad para distinguir la presencia y ausencia de invasión de *L. lucidum* en los bosques nativos de Uruguay. El área bajo la curva (AUC) obtenida fue de 0,965 (IC del 95%, 0,957-0,972). Esto teniendo en cuenta que se considera que resultados superiores a 0,8 indican excelentes tasas de discriminación (Mandrekar, 2010).

Tabla 2. Estimadores de exactitud de la clasificación.

Métrica	**Valor**	**Desv.Std.**
Kappa (IC 95%)	0,6852	0,016
AUC (IC 95%)	0,9647	0,008
Correctamente clasificados (IC 95%)	0,8809	0,006
Sensibilidad (IC 95%)	0,8614	0,008
Especificidad (IC 95%)	0,9607	0,009

Mapa de invasión de *Ligustrum lucidum*

A continuación, se realiza un diagnóstico espacialmente explícito de la situación actual de la invasión de los bosques nativos por *L. lucidum* a distintas escalas. La superficie total de bosque nativo dominado por ligustro a nivel de dosel en el período 2020-2021 se estimó en 9.942,3 ha (Figura 17). Esta superficie representa un 1,2% de las 835.349 ha totales de bosque, teniendo en cuenta la Cartografía Nacional de Bosque Nativo 2016 (DGF-MGAP, 2018b) utilizada para enmascarar el área de cobertura de bosque.



Figura 17. Mapa de distribución de la invasión de ligustro resultado de la clasificación.

A modo de ejemplo se ilustra en los siguientes mapas (Figuras 18 y 19), una representación gráfica a mayor escala, para visualizar el producto cartográfico con más detalle. En la Figura 18, se puede observar el alto nivel de invasión a lo largo del bosque fluvial del Río San José, uno de los principales cursos de agua de la cuenca del

Río Santa Lucía, en las inmediaciones de la ciudad de San José. Este mapa muestra las zonas de bosque invadido resaltadas en color naranja, en contraste con las imágenes de alta resolución de Google, donde se observa la cobertura de ligustro en época de floración (Fecha de imagen: 25-12-2021). Asimismo, en la Figura 19 se presenta otro mapa detallado que muestra los resultados de la clasificación en la zona de la Boca del Cufré, utilizando imágenes de Google como base (Fecha de imagen: 26-03-2022).

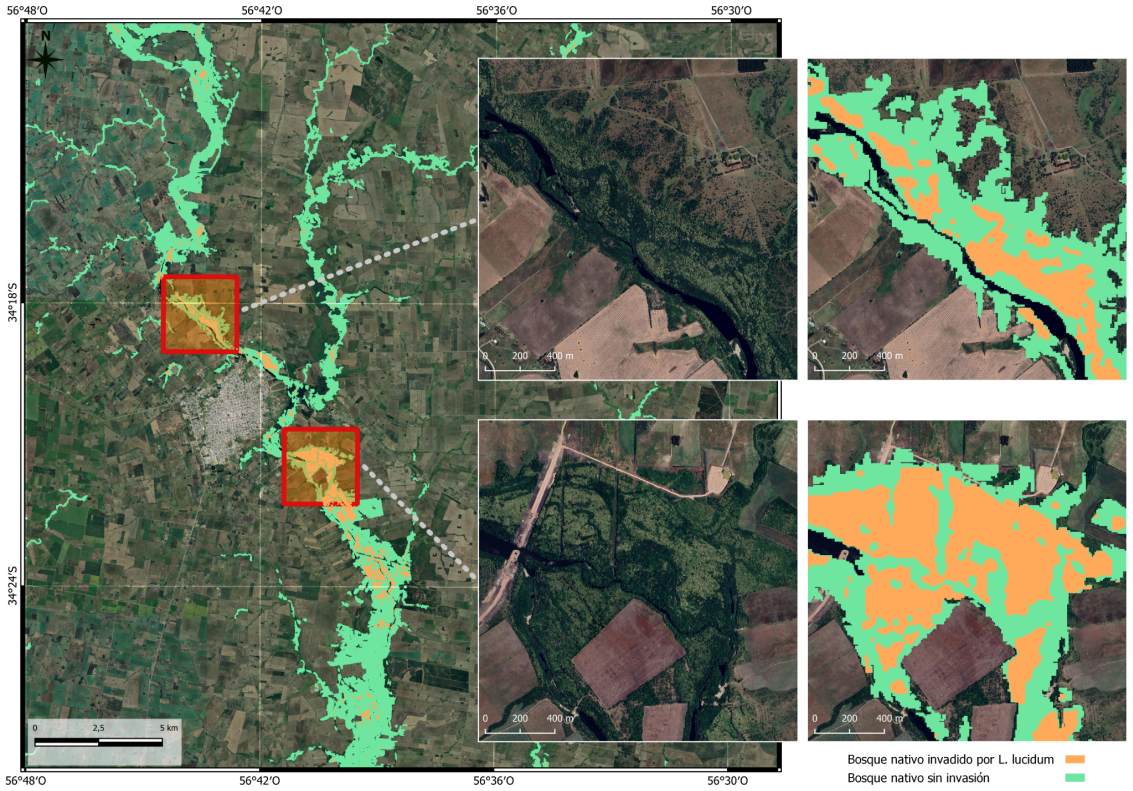


Figura 18. Mapa detallado con resultados de la clasificación (Río San José), con las zonas de bosque invadido en naranja e imágenes de Google como base.

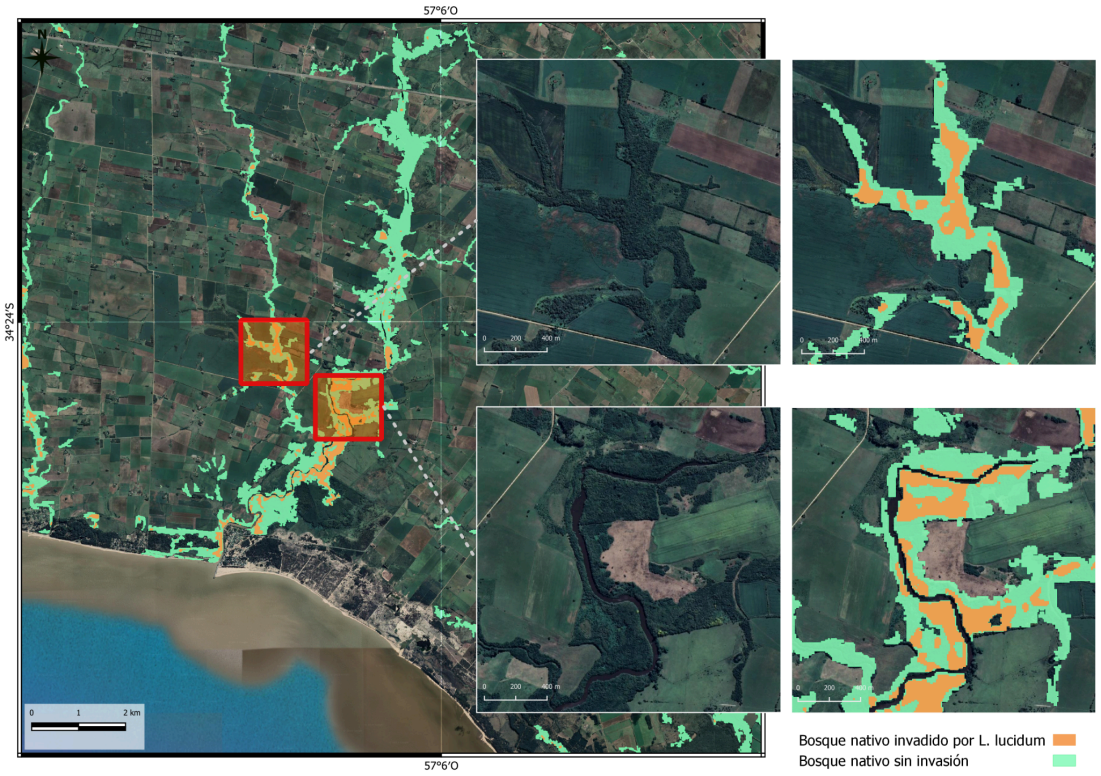


Figura 19. Mapa detallado con resultados de la clasificación (Boca del Cufré), con las zonas de bosque invadido en naranja e imágenes de Google como base.

Al examinar a nivel de departamentos, se identificó que las regiones del sur, suroeste y oeste presentan un mayor nivel de invasión por ligustro. Los departamentos con mayores superficies de bosques invadidos son Colonia (2.390 ha), San José (1.227 ha), Canelones (1.141 ha) y Florida (1.061 ha) (Tabla 7). Por otro lado, los departamentos de Artigas (18 ha), Flores (19 ha), Durazno (42 ha) y Rivera (84 ha) son aquellos con menor superficie de bosque nativo invadido por ligustro (Tabla 3).

Analizando los porcentajes de superficie de bosque nativo invadido, se identifica que los departamentos más afectados son Montevideo (22,0%), Colonia (8,9%), Canelones (8,5%) y San José (6,1%), mientras que Rivera (0,1%) y Artigas (<0,1%) son los que presentaron menor porcentaje (Tabla 3).

Tabla 3. Superficie y porcentaje de invasión de ligustro según Departamento.

Departamento	Bosque nativo (ha)	Bosque invadido (ha)	% Bosque invadido por departamento	% Bosque invadido a nivel nacional
Montevideo	919	202	22,0	2,0
Colonia	26.921	2.390	8,9	24,0
Canelones	13.450	1.141	8,5	11,5
San José	20.113	1.227	6,1	12,3
Florida	26.346	1.061	4,0	10,7
Soriano	36.573	794	2,2	8,0
Maldonado	64.522	656	1,0	6,6
Río Negro	44.562	457	1,0	4,6
Paysandú	70.962	615	0,9	6,2
Lavalleja	68.966	528	0,8	5,3
Flores	7.096	19	0,3	0,2
Cerro Largo	64.883	194	0,3	1,9
Rocha	44.423	136	0,3	1,4
Tacuarembó	102.873	167	0,2	1,7
Salto	56.019	114	0,2	1,2
Treinta y tres	50.425	97	0,2	1,0
Durazno	20.916	42	0,2	0,4
Rivera	56.266	84	0,1	0,8
Artigas	59.113	18	<0,1	0,2
Total	**835.349**	**9.942**	**1,2**	**100**

Al realizar el análisis de la distribución de la invasión de ligustro a nivel de las cuencas hidrográficas del país (nivel 1), se evidencia una distribución heterogénea de la invasión en las ocho grandes cuencas hidrográficas (Tabla 4). Esto brinda una prueba más, que la presencia de ligustro no es uniforme en todo el territorio y que algunas cuencas muestran una mayor afectación que otras por esta especie invasora.

Los resultados muestran que las cuencas más afectadas por la invasión de ligustro son la del Río de la Plata, con un 7,0%, y la del Río Santa Lucía, con un 5,5%. Estas dos cuencas concentran más de dos tercios de la superficie total de bosque dominado por ligustro (67,5%).

Tabla 4. Superficie y porcentaje de invasión de ligustro según cuenca hidrográfica nivel 1.

Cuenca hidrográfica	Bosque nativo (ha)	Bosque invadido (ha)	% Bosque invadido por cuenca	% Bosque invadido a nivel nacional
Río de la Plata	55.811	3.909	7,0	39,3
Río Santa Lucía	50.891	2.800	5,5	28,2
Río Uruguay	222.876	1.446	0,6	14,5
Río Negro	274.834	1.028	0,4	10,3
Laguna Merín	174.370	402	0,2	4,0
Vertiente al Océano Atlántico	56.566	358	0,6	3,6
Superficie total	**835.359**	**9.942**	**1,2**	**100**

En la siguiente tabla se examina la distribución de la invasión de ligustro en las distintas ecorregiones del país (Brazeiro et al., 2012), destacando notables diferencias entre ellas (Tabla 5). Se identifica que la mayor proporción de invasión por ecorregión se encuentra en el Graven Santa Lucía, representando un porcentaje de bosque invadido de 7,8%, seguido por el Escudo Cristalino con un 4,7%, y la cuenca Sedimentaria del Oeste con un 1,5%. Estas tres ecorregiones abarcan conjuntamente aproximadamente el 81% de la superficie total invadida por ligustro. Por otro lado, la ecorregión con menor superficie de invasión es la Cuesta Basáltica, y a su vez es la que tiene menor proporción del bosque nativo invadido por esta especie (<0,1%).

Tabla 5. Superficie y porcentaje de invasión de ligustro según ecorregión.

Ecorregión	Bosque nativo (ha)	Bosque invadido (ha)	% Bosque invadido por ecorregión	% Bosque invadido a nivel nacional
Escudo Cristalino	68.607	3.188	4,7	32,1
Graven de Santa Lucía	34.784	2.712	7,8	27,3
C. sedimentaria del Oeste	144.325	2.151	1,5	21,6
Sierras del Este	202.922	997	0,5	10,0
Graven de la Laguna Merín	61.263	387	0,6	3,9
C. sedimentaria Gondwánica	159.642	366	0,2	3,7
Cuesta Basáltica	163.807	141	<0,1	1,4
Total	**835.349**	**9.942**	**1,2**	**100**

Se analizó también la afectación de los bosques nativos ubicados dentro de áreas del Sistema Nacional de Áreas Protegidas (SNAP). Para ello se realizó una intersección de la

Cartografía Nacional de Bosque Nativo 2016 (DGF-MGAP, 2018b), dentro de las Áreas Protegidas ingresadas al SNAP por Decreto, y luego se cuantificó la superficie invadida por ligustro dentro de estas áreas. En la Tabla 6 se muestran los resultados únicamente para las Áreas Protegidas que presentaron superficie de bosque invadido. No se detectó invasión dentro de las Áreas Protegidas de: Esteros y Algarrobales del Río Uruguay, Grutas del Palacio, Isla de Flores, Laguna de Castillos, Laguna de Rocha, Laguna Garzón y Rincón de Franquía.

Tabla 6. Superficie y porcentaje de invasión de ligustro dentro de Áreas Protegidas (SNAP).

Área Protegida	**Bosque nativo (ha)**	**Bosque invadido (ha)**	**% Bosque invadido**
Humedales del Santa Lucía	7.926	312,4	3,9
Esteros de Farrapos e Islas del Río Uruguay	2.263	3,3	0,1
Quebrada de los Cuervos y Sierras del Yerbal	1.441	2,6	0,2
Cerro Verde	92	1,8	2,0
Montes del Queguay	12.619	1,1	<0,1
San Miguel	380	0,9	0,2
Valle del Lunarejo	5.823	0,7	<0,1
Paso Centurión y Sierra de Ríos	3.695	0,2	<0,1
Localidad Rupestre Chamangá	347	0,2	0,1

Con el objetivo de clasificar la invasión de ligustro por tipo de bosque afectado, se procedió a intersectar el mapa producido por Betancourt (2021). Esta cartografía se basó en una metodología que combinó diversas fuentes de información, como imágenes satelitales, modelos digitales de terreno y cartografías complementarias, para cartografiar y clasificar los ecosistemas boscosos y sabanas arboladas de Uruguay. Allí se interpretaron visualmente imágenes Landsat-8 de 2014-2015 y se utilizó digitalización manual para delimitar los sistemas de bosque y sabanas. A partir de esta clasificación, se aplicaron criterios geomorfológicos y edáficos propuestos por Brazeiro et al. (2020), basados en el esquema de clasificación de formaciones vegetales de Oliveira-Filho (2009).

En base a esta clasificación el ecosistema denominado bosque latifoliado de planicie vargedícola, el cual corresponde al bosque fluvial (Brazeiro et al., 2020), es el tipo de bosque con mayor superficie cartografiada, abarcando el 50,4% del área total mapeada (1.035.575 ha totales). La tabla resultante (Tabla 7) proporciona información sobre la

afectación de la invasión de ligustro en los distintos tipos de bosques y sabanas arboladas (sin incluir los ecosistemas de palmares).

Tabla 7. Superficie y porcentaje de invasión de ligustro según tipo de bosque.

Ecosistema boscoso	**Bosque nativo (ha)**	**Bosque invadido (ha)**	**% Bosque invadido a nivel nacional**
Bosque latifoliado de planicie vargedícola	521.410	7.170,1	87,5
Bosque latifoliado serrano ígneo	81.717	281,3	3,4
Bosque latifoliado de planicie costero	5.416	279,0	3,4
Bosque latifoliado serrano cristalino	225.389	205,6	2,5
Bosque latifoliado de planicie mesófilo	8.446	79,7	1,0
Sabana arbolada de planicie limoso	58.029	75,7	0,9
Bosque latifoliado serrano sedimentario	25.597	70,8	0,9
Sabana arbolada de planicie alcalino	29.371	29,1	0,4
Sabana arbolada de planicie arenoso	13.028	5,8	0,1
Sabana arbolada de planicie rupícola	3.904	0,1	<0,1
Total	**972.307**	**8.197**	**100**

Se destaca que el bosque latifoliado de planicie vargedícola (bosque fluvial o de galería) es el más afectado, representando el 87,5% del total del bosque invadido, seguido por los bosques latifoliados serranos ígneos y costeros con un 3,4% y 2,5%, respectivamente. Sin embargo, es importante señalar que las estimaciones en superficies no coinciden con el total de superficie invadida por ligustro, ya que se basan en diferentes cartografías de bosques utilizadas como mapas base, producidas con distintas metodologías y objetivos.

La Figura 20 proporciona una visualización detallada del grado de invasión de ligustro a nivel nacional, agrupando los datos en regiones hexagonales regulares para normalizar la geografía y permitir una mejor representación temática, en lugar de estar limitado a usar polígonos de formas irregulares creados a partir de límites administrativos. En el mapa, las celdas hexagonales están categorizadas según el área total de invasión de ligustro registrada en cada una de ellas (superficie de cada celda = 8.660 ha).

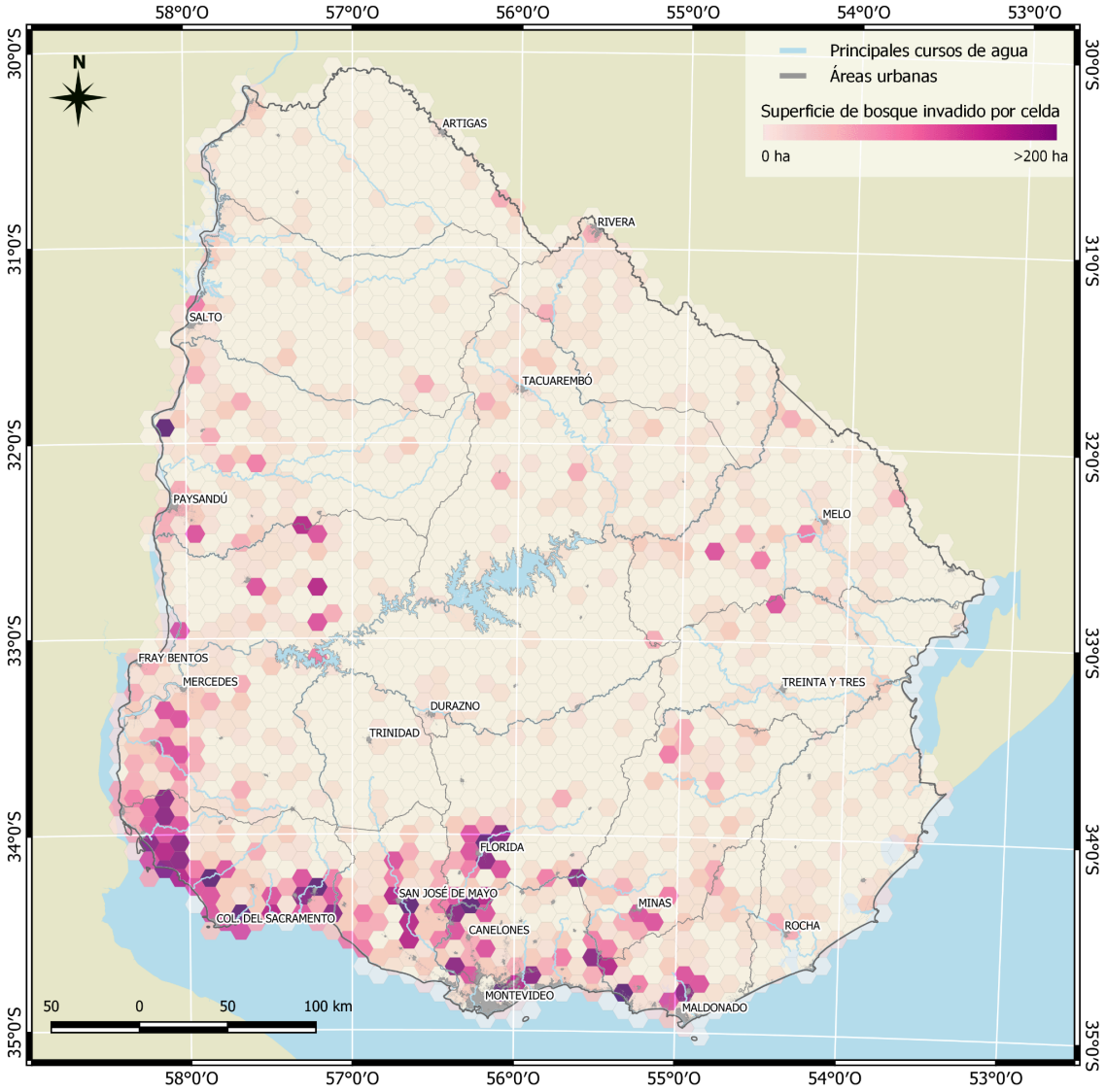


Figura 20. Distribución espacial de la invasión a nivel nacional, por celda de grilla hexagonal.

El mapa revela que la invasión de ligustro se ha extendido a casi todo el territorio, con las áreas más afectadas situadas en el litoral oeste y sur, especialmente a lo largo de los ríos Uruguay y de la Plata. En contraste, las zonas norte y centro del país, así como la región este de la cuenca de la Laguna Merín, muestran menor afectación. Además, se observa que algunas áreas de alta densidad, ubicadas principalmente en el norte, están cercanas a las capitales departamentales como Melo, Rivera, Salto, Paysandú y Tacuarembó. En el sur también se observa una coincidencia espacial entre focos de alta densidad de invasión y las áreas urbanizadas de Montevideo, Canelones, San José, Colonia, Maldonado, Rocha y Florida, entre otras.

Discusión

Evaluación de la herramienta desarrollada

En este estudio se logró desarrollar una metodología que puede utilizarse para detectar y realizar el seguimiento de la invasión de ligustro en los bosques nativos de Uruguay, basada en una clasificación de imágenes satelitales de libre acceso. Se empleó un método de clasificación supervisada mediante el algoritmo clasificador *Random Forest*, basado en datos satelitales multiespectrales y radar. Este método ha demostrado ser efectivo en la detección de especies invasoras en otros estudios (e.g., Müllerová et al., 2017; Kattenborn et al., 2019; Rusňák et al., 2022), ya que permite identificar patrones espectrales únicos asociados con la presencia de la especie invasora en cuestión.

Herramientas como la teledetección y el modelado estadístico ofrecen importantes oportunidades para proporcionar información oportuna sobre la invasión de especies exóticas en ecosistemas nativos. Los resultados de este estudio demuestran que la plataforma Google Earth Engine y los algoritmos avanzados de aprendizaje automático tienen el potencial de detectar y mapear áreas de especies arbóreas particulares utilizando compuestos de imágenes multitemporales de la misión Sentinel, una tarea que anteriormente era desafiante utilizando metodologías de mapeo convencionales.

Los resultados de análisis de exactitud empleando vuelos fotogramétricos de dron mostraron que la clasificación fue capaz de detectar la presencia de ligustro en los bosques nativos con una exactitud global del 87,83%. Esto indica que este método es altamente efectivo para la detección de la invasión de esta especie exótica en Uruguay, teniendo en cuenta la complejidad de detectar este tipo de procesos. A su vez, el alto coeficiente *kappa* (0,756) para la clasificación de ligustro/bosque nativo es alentador, y consistente con estudios que han discriminado con éxito otras especies leñosas en ecosistemas boscosos, en base a imágenes satelitales y utilizando el algoritmo *Random Forest* (e.g., Persson et al., 2018; Ahmed et al., 2021).

La clasificación demostró una excelente capacidad de separabilidad de clases, con un AUC de 0,965 (Jiménez-Valverde, 2011). Se determinó que el punto de corte óptimo de clasificación se encuentra en un porcentaje de cobertura de copas de ligustro del 59,5%

a nivel de píxel, el cual maximiza el rendimiento de la clasificación. Esto implica que la técnica desarrollada para generar el mapa no es efectiva para detectar invasiones incipientes, a nivel de sotobosque o de baja densidad, sino más bien logra detectar sitios donde la invasión de ligustro a nivel de dosel se encuentra en un estado avanzado.

Los parámetros de exactitud obtenidos son consistentes con otros estudios que han utilizado métodos de detección remota para la detección de especies invasoras en diferentes ecosistemas (e.g., Diao y Wang, 2016; Martin-Gallego et al., 2020). A su vez, son coherentes con estudios que han discriminado con éxito este tipo de invasiones, siendo comparable con la exactitud global alcanzada en trabajos realizados en Argentina, al mapear invasión de ligustro en base a imágenes Landsat TM mediante NDVI de 89% (Hoyos et al., 2010) y 84% (Gavier-Pizarro et al., 2012). Tanto la resolución espacial como la resolución espectral más altas de las imágenes Sentinel probablemente contribuyeron a estos altos niveles de exactitud. La mayor resolución espacial (es decir, píxeles más pequeños) reduce la presencia de píxeles mixtos, que son píxeles que representan más de un tipo de cobertura en el terreno.

Los errores de comisión y los errores de omisión también arrojaron resultados favorables, con valores superiores al 86% de exactitud para ambas clases (ligustro/no-ligustro) y balanceados entre sí. Apenas se observó una leve diferencia en los errores de omisión, siendo un poco mayor para la clase “ligustro” (13,25%), es decir, el mayor grado de confusión se debió a la subestimación del área de bosques dominados por ligustro. Esto indicaría una mayor tendencia del modelo a clasificar erróneamente como “no-ligustro” la cobertura de bosque nativo, lo que conduce a una ligera subestimación de la extensión de la invasión. Los errores de comisión fueron bastante similares para ambas clases (11,49% y 12,82% para las clases “ligustro” y “no-ligustro”, respectivamente).

En la revisión de la muestra, se identificó un error de comisión que, presumiblemente, está vinculado a la presencia de otra especie arbórea exótica. No obstante, no fue posible distinguir con precisión las especies en las imágenes del vuelo fotogramétrico. En este tipo de situaciones, también cabe la posibilidad de que ciertas especies nativas

presenten un comportamiento espectral similar al del ligustro o que la invasión ocurra pero debajo del dosel del bosque y que ésta no sea reflejada a nivel de las copas.

Por otro lado, el error de omisión más común se originó por la presencia de píxeles mixtos. En estas áreas, se observaba la presencia de individuos de ligustro a nivel de copa, sin embargo, el dosel en su conjunto estaba compuesto por diversas especies, según la interpretación visual de las imágenes capturadas por el dron. La variabilidad espectral que se observa en los ecosistemas boscosos del país, donde se encuentran diversos tipos de bosques con una mezcla heterogénea de especies arbóreas y distinta fenología, puede explicar los niveles de precisión mencionados anteriormente. Investigaciones previas han demostrado que la exactitud en el mapeo de especies se ve afectada por la variabilidad espectral del hábitat que se está estudiando (Andrew y Ustin, 2008).

Se considera crucial maximizar la exactitud del productor, ya que cualquier dato omitido durante el monitoreo a lo largo del tiempo de una especie invasora puede afectar la comprensión del proceso de invasión y las predicciones de propagación. Por razones prácticas, es preferible minimizar el error de omisión, incluso si eso significa tener un mayor error de comisión. Por ejemplo, si los administradores de recursos visitan un lugar donde se supone que hay una planta invasora y descubren que está ausente, no se causará ningún daño. Sin embargo, si la tasa de error de comisión es demasiado alta, el modelo se vuelve inútil, ya que predice la presencia en todo el mapa. El equilibrio más beneficioso entre el error de comisión y omisión dependerá de la especie y las consideraciones específicas del sitio, pero la capacidad de ajustar fácilmente este punto de corte es una fortaleza del enfoque de modelado estadístico.

Limitantes, posibles mejoras y recomendaciones

A pesar de que el sensoramiento remoto ha mejorado significativamente el mapeo y monitoreo de invasiones biológicas, la rápida propagación de especies invasoras a través de diversos ecosistemas plantea desafíos para evaluar con precisión su distribución espacial en una escala espacio-temporal deseada, de manera eficiente en términos de tiempo y costos (Huang y Asner, 2009; Singh et al., 2015). Existe una necesidad apremiante de desarrollar nuevas técnicas que posibiliten un monitoreo

oportuno, rápido y preciso de las especies invasoras vegetales (Hulme et al., 2009), y, aunque el método empleado en este estudio ha arrojado resultados positivos, persisten oportunidades para implementar acciones futuras que puedan potenciar aún más la capacidad de detectar y gestionar la invasión de ligustro.

La utilización de la cartografía de bosque nativo como máscara presenta limitaciones, ya que el mapa de invasión de ligustro estará sujeto a errores inherentes a esta cartografía. En consecuencia, es posible que no se detecte la presencia de invasión en áreas de bosque nativo que no han sido mapeadas, lo que contribuye al error de omisión. Mejorar la precisión de la cartografía para identificar áreas de bosque no mapeadas en el futuro resultaría en una mejora del mapa de invasión de ligustro.

Otra limitación identificada reside en el hecho de que se emplearon muestras de entrenamiento fundamentadas en registros de presencia o ausencia obtenidos en el campo, los cuales fueron posteriormente confirmados mediante la interpretación visual de imágenes aéreas. Estos métodos pueden introducir errores derivados de la subjetividad inherente a la interpretación visual y la falta de uniformidad en la recopilación de datos. En futuros estudios, se sugiere trabajar con la información de los sitios del relevamiento a campo de este estudio para entrenar futuras clasificaciones. Además, se destaca la necesidad de contar con mediciones de parcelas georreferenciadas que incluyan datos dasométricos y proporcionen información sobre la densidad de la invasión de ligustro, a pesar de los considerables recursos que este enfoque podría demandar.

Si el objetivo es detectar invasiones de baja densidad, se puede considerar la creación de sitios de entrenamiento diseñados específicamente para capturar las características espectrales distintivas de esas especies a esos niveles de densidad. El uso de imágenes con una alta resolución espacial y espectral puede aumentar la capacidad de detectar sitios con baja densidad, así como aquellos que presentan características espectrales poco distintivas. Sin embargo, es importante tener en cuenta que esta opción puede resultar menos efectiva al mapear invasiones de alta densidad y también menos práctica para los responsables de la gestión del territorio debido a los altos costos y la complejidad técnica involucrada (Underwood et al., 2006).

Si bien la metodología utilizada logró detectar con buena precisión los sitios más afectados por esta especie, la misma no estará informando acerca de la presencia de plántulas, individuos juveniles o invasión de ligustro a nivel del sotobosque, si esta no se manifiesta a nivel de dosel. Detectar invasiones de especies leñosas que ocurren debajo del dosel de los bosques (sotobosque) puede ser un desafío complicado de abordar mediante teledetección satelital (Thompson et al., 2013), limitado por la presencia de una cobertura densa de dosel, la presencia de sombras y la variabilidad del terreno (Asner et al., 2008).

Sin embargo, una alternativa interesante a explorar para superar estas limitaciones es la combinación de datos espectrales con datos LiDAR (escáner LiDAR aerotransportado), para detectar la presencia de especies invasoras como el ligustro y otras que se encuentren en el sotobosque. La integración de datos LiDAR y espectroscopía de imágenes ha demostrado ser una herramienta valiosa en la evaluación de especies arbóreas invasoras (Huang y Asner, 2009), ya que el LiDAR ofrece información detallada sobre la estructura tridimensional del dosel y la topografía del terreno, lo que complementa los datos espectrales y facilita la identificación de patrones distintivos de las invasiones en el sotobosque.

El contar con una firma espectral completa de la especie mediante imágenes hiperespectrales (satelitales o montados en un dron) o en base a estudios espectroscópicos, puede colaborar también a mejorar la exactitud a la hora de mapear esta invasión (Cancela et al., 2012). Avances recientes en sensores hiperespectrales permiten contar con intervalos de longitud de onda más adecuados para la discriminación de especies (Bolch et al., 2020). La utilización de imágenes de muy alta resolución espacial también puede contribuir a una clasificación precisa. Sin embargo, es importante considerar los costos elevados asociados a la adquisición de estas imágenes de alta calidad.

Resultados geográficos del estudio

En base a esta clasificación, se llevó a cabo un diagnóstico de la invasión de ligustro a nivel nacional, contando con una representación espacial explícita. Los resultados obtenidos revelan que aproximadamente 9.942 hectáreas de bosque nativo están

dominadas por ligustro a nivel de dosel, lo que equivale al 1,2% del área total de bosque en el país. Es importante tener precaución al interpretar los resultados obtenidos, ya que la metodología se basa en el procesamiento de datos satelitales con una resolución espacial de 10 metros. El mapa no estaría indicando la presencia individual de ligustros, sino que cartografía áreas de bosque nativo altamente invadidas donde el ligustro domina el dosel.

Este estudio permitió identificar los departamentos, cuencas, áreas protegidas, tipos de bosque y ecorregiones más afectados por la especie invasora *L. lucidum* en Uruguay. Si bien la metodología utilizada fue eficiente para detectar la invasión en diferentes tipos de bosque, es importante considerar que la dispersión de la especie podría ser más amplia de lo registrado. Por ejemplo, los registros del IFN, sugieren una ocurrencia de la especie en el 11,1% de las parcelas de bosque nativo (REDD+ Uruguay, 2019a). A pesar de ello, este primer análisis cartográfico proporciona información útil para analizar el comportamiento de la especie en el territorio, vincularlo con posibles factores causales e identificar áreas prioritarias para su control.

La falta de información y mapas que indiquen la distribución de esta especie en Uruguay dificulta la posibilidad de comparar los resultados de este estudio con otros. Sin embargo, se observa una alta concentración de áreas invadidas por ligustro en la región suroeste del país, lo cual concuerda con la información disponible en el IFN, la Base de Datos de Especies Exóticas Invasoras (Brugnoli et al., 2009) y varios trabajos relacionados (e.g., Martino, 2012; Achkar et al., 2015; Brazeiro et al., 2020; Olivera y Riaño, 2022).

En el análisis del IFN, se encontró que las regiones del litoral sur del país presentan un mayor porcentaje relativo de parcelas de muestreo con presencia de especies exóticas invasoras. En el IFN, los departamentos de Colonia, Canelones, San José, Soriano y Flores registraron porcentajes relativos superiores al 50%, lo que indica que en más de la mitad de las parcelas relevadas en estos departamentos se detectaron especies invasoras (REDD+ Uruguay, 2019a). En términos de invasión por ligustro, anteriormente se han identificado que las regiones sur, suroeste y oeste presentan los niveles más altos, mientras que el centro y sureste muestran una invasión de nivel intermedio, y el

norte y noreste registran valores más bajos en la actualidad (Brazeiro et al., 2020), lo cual coincide con los resultados obtenidos.

En el mapa, los departamentos costeros de Montevideo, Canelones, San José y Colonia presentan el mayor porcentaje de bosque nativo afectado por ligustro en relación a su superficie. Por otro lado, los departamentos de Tacuarembó, Rivera, Artigas y Salto muestran el menor porcentaje de bosque nativo invadido por ligustro. Además, se observa que los principales cursos de agua en la región suroeste, como la cuenca del Río de la Plata y la cuenca del Río Santa Lucía, se encuentran gravemente afectados por esta invasora.

La cuenca del Santa Lucía resultó ser la más afectada por la invasión de ligustro, lo cual coincide con numerosos estudios que han señalado la naturalización de otras especies de vegetales exóticos invasores en esta cuenca (Banchero Ferrari, 2013; Langone, 2017). Este hallazgo concuerda con investigaciones previas que han destacado la presencia del ligustro en la cuenca del Río Santa Lucía durante varias décadas (Martino, 2012).

En este estudio, se pudo observar una distribución heterogénea de la invasión por ecorregiones. El análisis reveló que el Graven Santa Lucía presentó el mayor porcentaje de invasión, seguido por el Escudo Cristalino y la cuenca Sedimentaria del Oeste. Estos resultados coinciden con estudios previos que también han identificado estas ecorregiones como áreas de alta afectación por especies exóticas invasoras y donde comúnmente es registrada la presencia de ligustro (Achkar et al., 2015). Estos hallazgos respaldan la información obtenida a través del IFN, donde se relevó una similar distribución, destacándose también la ecorregión del Graven Santa Lucía, donde un 68% de las parcelas de muestreo tenían presencia de alguna EEI. Luego la seguían el Escudo Cristalino con un 65 % y en tercer lugar la Cuenca Sedimentaria del Oeste con un 36 % de las parcelas relevadas (REDD+ Uruguay, 2019a).

La invasión de ligustro en Uruguay ha mostrado una estrecha asociación con los bosques de galería o fluviales, los cuales son considerados uno de los ecosistemas más vulnerables a las invasiones biológicas (Richardson et al., 2007). Estos bosques representan la formación de bosque nativo más abundante en Uruguay, y se ha

observado que son los más afectados por la invasión de especies exóticas arbóreas (Búrmida, 2011; REDD+ Uruguay, 2019a). Los bosques fluviales del centro-sur del país se encuentran especialmente afectados por la invasión de ligustro (Achkar et al., 2015).

Según datos del IFN, se observa que los bosques fluviales (incidencia: 4,7%) y los bosques parque (incidencia: 6,3%) presentan una mayor proporción de invasión de ligustro, en comparación con los bosques serranos (incidencia: 1,7%). No se registraron invasiones de ligustro en parcelas de bosques de quebrada, bosques psamófilos ni palmares, aunque el número de parcelas relevadas en estos dos últimos casos fue muy bajo (REDD+ Uruguay, 2019a). Al analizar el mapa de la invasión de ligustro clasificado por tipo de bosque afectado, se observa una coincidencia parcial con los resultados del IFN, donde también se destaca que los bosques fluviales son los más afectados. Esto es de gran importancia, ya que las áreas riparias son zonas clave del paisaje que, a pesar de su baja extensión en el país, brindan múltiples servicios ecosistémicos y albergan una biodiversidad excepcionalmente rica (Naiman y Décamps, 1997).

En el mapa de concentración de la invasión (Figura 20), se pueden apreciar áreas con un mayor grado de invasión cerca de importantes ciudades en términos de población. Esta tendencia se ha observado en varias fuentes consultadas (e.g., Traversa y Reyes, 2013; Caballero, 2015; Gavier-Pizarro et al., 2012; Hoyos et al., 2010; Montti et al., 2017), donde mencionan la conexión entre la presencia de EEI en las cercanías de las ciudades, posiblemente debido a su uso como plantas ornamentales, lo que puede actuar como promotor de fuentes de inóculo y medios de dispersión. Este patrón de concentración coincide con el estudio de Montti et al. (2017), que identificó una mayor presencia de ligustro en las áreas periurbanas de las principales ciudades de la región del noroeste argentino, evidenciando una relación entre el tamaño de las ciudades y la extensión de la invasión de esta especie. No obstante, considerando la detección de la invasión de ligustro en diversas áreas del país y en diferentes tipos de ecosistemas boscosos, es importante reconocer que podría haber factores ecológicos adicionales que estén desempeñando un papel en este proceso; además de la influencia humana evidenciada por la relación con la distancia a caminos y centros poblados.

El análisis del mapa revela que el ligustro ha logrado extenderse ampliamente en casi todos los bosques del territorio Uruguayo, a pesar de la marcada regionalización en su

distribución. La especie ya ha colonizado la zona sur y oeste de Uruguay, tanto en zonas periurbanas como en zonas rurales, destacándose su presencia especialmente en los bosques fluviales. Es importante tener en cuenta que esta zona del país, particularmente el litoral y suroeste, se caracteriza por una alta urbanización y un intenso uso agrícola del suelo, lo cual ha llevado a un alto grado de antropización. Se considera que los disturbios de origen antrópico en el bosque pueden aumentar la susceptibilidad de los ecosistemas, facilitar la invasión de plantas exóticas, aumentar la propagación de estas especies e impulsar su invasión hacia nuevos ambientes (Hobbs y Huenneke, 1992; D'Antonio y Meyerson, 2002; Aguirre-Acosta et al., 2014). Estudios locales han señalado que los factores antropogénicos, como los cambios en la cobertura del suelo, el aumento de la urbanización y la construcción de infraestructuras como puentes y carreteras, podrían estar influyendo en el proceso y grado de invasión en estas áreas (Carrere, 1994; Brussa y Grela, 2007; Búrmida, 2011; Martino, 2012; Traversa y Reyes, 2013).

En el caso específico de la menor invasión de ligustro en los bosques de quebrada de la zona norte, podemos considerar varias explicaciones. En primer lugar, la hipótesis planteada por Elton (1958) sugiere que la resistencia biótica de una comunidad a las invasiones biológicas aumenta con la riqueza de especies presentes en la comunidad. Según Elton, las comunidades serán más estables si son ricas en especies y si los nichos vacantes, en caso de existir, pueden ser defendidos exitosamente de una especie inmigrante (Mack, 2000). Además, la diversidad de especies ha sido identificada como uno de los factores determinantes en la estabilidad de un ecosistema y en la dinámica de invasiones (Tilman et al., 2014).

Es probable que los bosques nativos del norte y noreste del país al contar con una mayor riqueza de especies que los del sur (Brussa et al., 2014), pueden ofrecer una mayor competencia y ocupación de nichos, lo que dificultaría el establecimiento y propagación del ligustro invasor, contando con una mayor resistencia a la invasión. En base a esto, únicamente un monitoreo continuo de la evolución de estos sitios permitirá determinar si se trata de una mayor resistencia por parte de la comunidad frente a la invasión, o si se trata de un proceso de invasión más reciente y menos avanzado.

Por otro lado, los disturbios antrópicos en el bosque, como la alteración del paisaje debido a la fragmentación o cambio en el uso del suelo, también pueden influir en la probabilidad de llegada, establecimiento y expansión de especies exóticas invasoras (Hobbs y Huenneke, 1992; Aguirre-Acosta et al., 2014) siempre y cuando exista fuente de propágulo. Es posible que los menores niveles de alteración antrópica de los bosques de quebrada del norte de Uruguay en comparación con otras áreas reduzcan también las oportunidades para la propagación de la invasión de ligustro.

Implicaciones para la gestión de la invasión

El presente estudio abordó una carencia de información al proporcionar una descripción detallada y visualmente explícita de la distribución del ligustro en todo el territorio de Uruguay. Estos mapas pueden visualizarse a distintas escalas, en toda la zona de estudio proporcionando información útil a las partes interesadas, buscando promover un manejo efectivo de esta especie invasora para conservar la biodiversidad y los servicios ecosistémicos de los bosques nativos.

La detección y cartografía de las EEI proporcionan información esencial para respaldar el monitoreo y las acciones preventivas por parte de los gestionadores del bosque. La información sobre la distribución espacial de las poblaciones de plantas invasoras mejora la precisión de a la hora de estimar sus impactos económicos y ecológicos, y puede facilitar predicciones sobre futuras densidades de población y posibles rutas de dispersión (Andersen et al., 2004; Cohen y Goward, 2004). El seguimiento de las dinámicas de las invasiones de plantas es fundamental para la gestión sostenible de los bosques, la protección de los servicios ecosistémicos y la reducción de los riesgos para la economía, el bienestar y la salud humana (Mack et al., 2000; Simberloff et al., 2013).

Es indispensable examinar los patrones espaciales y temporales del grado de invasión y los factores que influyen en ellos, con el fin de comprender estos procesos y desarrollar estrategias efectivas para su control y manejo (Vilà y Ibañez, 2011). En este sentido, la teledetección ha demostrado ser una herramienta útil y rentable para los gestionadores de bosques, ya que proporciona información actualizada sobre la distribución y el grado de invasión (Kettenring y Adams, 2011). Los datos satelitales de libre acceso y de media-alta resolución son especialmente adecuados para cubrir áreas

extensas y utilizar amplias series temporales de datos sin requerir grandes recursos, para obtener información objetiva, actualizada y rentable en la gestión de las EEI.

El monitoreo continuo cobra especial relevancia debido al elevado potencial invasor y a la capacidad del ligustro para suplantar la vegetación autóctona (Brazeiro, et al., 2021). La actualización constante de mapas que reflejen la situación actual de la invasión resulta crucial para planificar de manera eficiente medidas de mitigación y proteger de forma proactiva los ecosistemas de alto valor (Kattenborn et al., 2019).

Con frecuencia, los esfuerzos dirigidos hacia la restauración y control que se concentran en lidiar con poblaciones amplias y consolidadas de plantas invasoras, no suelen alcanzar los resultados deseados (Martin y Blossey, 2013). Si bien la superficie total de bosque dominado por ligustro resultó ser relativamente baja (menor a 10 mil ha), dado el gran potencial invasor de la especie y su considerable extensión geográfica en Uruguay, la erradicación de esta especie a nivel nacional sería prácticamente imposible debido a los altos costos involucrados (Brazeiro, et al., 2021). Se considera necesario pensar en una estrategia de gestión basada en otros tipos de acciones, con la necesidad de regionalizar las estrategias de manejo y control, con diferentes enfoques en función de su extensión y localización (Carvajales, 2013).

A partir del diagnóstico actual, es posible identificar áreas donde la invasión aún no ha sido registrada o se encuentra en sus etapas iniciales, como los bosques de quebrada en la región norte o algunos bosques serranos del este (e.g. Cuenca Sedimentaria Gondwánica, Sierras del Este, Cuesta Basáltica). En estos lugares en particular, se pueden diseñar estrategias de control para erradicar invasiones incipientes, evitando perturbaciones en el bosque que puedan facilitar el ingreso de la invasión.

Adicionalmente, es necesario reducir las fuentes de propágulos cercanas a los centros poblados (e.g. San Carlos, Florida, San José de Mayo, Colonia del Sacramento, Rosario, Rocha), por ejemplo, mediante la prohibición de la venta de ligustros en viveros y el control en zonas urbanas o peri-urbanas, entre otras medidas (Brazeiro et al., 2021). La implementación de campañas públicas que informen sobre los comportamientos invasivos potenciales de esta especie y la aplicación de estrategias a nivel local pueden contribuir a evitar su establecimiento y limitar su propagación.

También se sugiere el control para reducir la tasa de crecimiento de la población y su dispersión, en áreas de relevancia ecológica que cuenten con recursos para su gestión a largo plazo, como áreas protegidas públicas o privadas (Brazeiro et al., 2021). Asimismo, se deben realizar estudios adicionales para evaluar la efectividad de diferentes métodos de control, como la eliminación mecánica, el uso de herbicidas y el biocontrol, para reducir su propagación.

Otra consideración relevante podría centrarse en el tipo de manejo que se lleva a cabo en el área, con el objetivo de anticipar su posible influencia en la promoción de invasiones. Por ejemplo, se ha observado que la actividad ganadera, especialmente la cría de ovejas, podría ser un factor adicional que contribuye a reducir la invasión mediante el consumo de renovales (Blumetto y Brazeiro, 2022). Algunos estudios sugieren que la presencia de ganado en los bosques nativos puede enlentecer la propagación de ligustro (de Santiago et al., 2019). No obstante, se requiere una exploración más exhaustiva de los datos para obtener conclusiones definitivas en este aspecto.

La implementación de programas de control de especies exóticas implica una inversión significativa de recursos y un esfuerzo constante a lo largo del tiempo. Para eso es indispensable contar con un respaldo político y social comprometido para garantizar el éxito a largo plazo. La falta de apoyo puede deberse, en parte, a la falta de conocimiento sobre la importancia de mantener bosques saludables y la gravedad de los problemas asociados con las invasiones biológicas. Por lo tanto, es fundamental que las estrategias a nivel nacional, regional o local incluyan actividades de información, divulgación y concienciación para abordar esta problemática de manera efectiva.

CONCLUSIONES

En este estudio se logró desarrollar una metodología efectiva para detectar y realizar un seguimiento de la invasión de *Ligustrum lucidum* en los bosques nativos de Uruguay utilizando imágenes satelitales de libre acceso. La clasificación supervisada basada en imágenes multiespectrales y radar, utilizando el algoritmo clasificador *Random Forest*, demostró ser altamente efectiva en la detección de la presencia de esta especie invasora.

Los resultados obtenidos revelan que aproximadamente el 1,2% del área total de bosque nativo en Uruguay está dominado por *L. lucidum* a nivel de dosel. Sin embargo, es importante tener en cuenta que la metodología se basa en datos satelitales con una resolución espacial de 10 metros, lo que implica que la detección se concentra en áreas altamente invadidas donde el ligustro es dominante en el dosel. Por lo tanto, es posible que la expansión de la especie sea más amplia de lo registrado en este estudio, especialmente en áreas con invasiones incipientes o de baja densidad.

Los resultados de exactitud obtenidos a través del análisis de vuelos fotogramétricos de dron mostraron una exactitud global del 87,83% en la detección de *L. lucidum* en los bosques nativos. Estos valores son consistentes con otros estudios que han utilizado métodos de detección remota para la identificación de especies invasoras en diferentes ecosistemas. Los parámetros de exactitud calculados mostraron que la metodología utilizada en este estudio es altamente efectiva y confiable para la detección de la invasión de ligustro en Uruguay.

El análisis geográfico revela que el ligustro ha logrado extenderse a casi todos los bosques del territorio, a pesar de la marcada regionalización en su distribución. Los departamentos costeros de Montevideo, Canelones, San José y Colonia presentan el mayor porcentaje de bosque nativo afectado en términos de superficie. Además, las cuencas del Río de la Plata y del Río Santa Lucía se encuentran gravemente afectadas por la invasión. Los bosques fluviales y los bosques parque fueron los más afectados por la presencia de esta especie invasora.

La herramienta metodológica desarrollada en este estudio proporciona una base sólida y replicable para el mapeo preciso de la invasión de *L. lucidum* en los bosques nativos de Uruguay. Esta información es de suma utilidad para los tomadores de decisiones en la planificación de medidas de control de esta especie invasora y proyectos de restauración de bosques nativos. Además, se destaca la importancia de continuar monitoreando la expansión del ligustro en el país y tomar medidas de manejo apropiadas para prevenir un mayor deterioro de los ecosistemas forestales.

BIBLIOGRAFÍA

Aber, A., Ferrari, G., Porcile, J. F., Rodríguez, E., & Zerbino, S. (Eds.). (2012). *Identificación de prioridades para la gestión nacional de las especies exóticas invasoras*. Montevideo: Comité Nacional de Especies Exóticas Invasoras, UNESCO.

Achkar, M., Brazeiro, A., & Bartesaghi, L. (2015). Evaluación de las principales presiones y amenazas a la biodiversidad de Uruguay. En A. Brazeiro (Ed.), *Eco-Regiones de Uruguay: Biodiversidad, Presiones y Conservación. Aportes a la Estrategia Nacional de Biodiversidad* (pp. 70–85). Montevideo: CIEDUR, Sociedad Zoológica del Uruguay, Facultad de Ciencias, Vida Silvestre.

Aguirre-Acosta, N., Kowaljow, E., & Aguilar, R. (2013). Reproductive performance of the invasive tree Ligustrum lucidum in a subtropical dry forest: does habitat fragmentation boost or limit invasion? *Biological Invasions*, *16*(7), 1397-1410. https://doi.org/10.1007/s10530-013-0577-x

Ahmed, N., Atzberger, C., & Zewdie, W. (2021). Species Distribution Modelling performance and its implication for Sentinel-2-based prediction of invasive Prosopis juliflora in lower Awash River basin, Ethiopia. *Ecological Processes, 10*(1). https://doi.org/10.1186/s13717-021-00285-6

Alvarez, M. P. (2020). *Identificación de bosques invadidos por Ligustrum lucidum WT Aiton en el centro de Córdoba, mediante datos ópticos y SAR* (Tesis de maestría). Universidad Nacional de Córdoba.

Andersen, M.C., Adams, H., Hope, B. & Powell, M. (2004), Risk Assessment for Invasive Species. *Risk Analysis, 24*, 787-793. https://doi.org/10.1111/j.0272-4332.2004.00478.x

Andrew, M., & Ustin, S. (2008). The role of environmental context in mapping invasive plants with hyperspectral image data. *Remote Sensing of Environment, 112*(12), 4301-4317. https://doi.org/10.1016/j.rse.2008.07.016

Arasumani, M., Singh, A., Bunyan, M., & Robin, V. V. (2021). Testing the efficacy of hyperspectral (AVIRIS-NG), multispectral (Sentinel-2) and radar (Sentinel-1) remote sensing images to detect native and invasive non-native trees.

Biological Invasions, 23(9), 2863-2879. https://doi.org/10.1007/s10530-021-02543-2

Aragón, R., & Groom, M. (2003). Invasion by Ligustrum lucidum (Oleaceae) in NW Argentina: early stage characteristics in different habitat types. *Revista de biología tropical, 51*(1), 59-70.

Aslan, C. E., Rejmánek, M., & Klinger, R. (2012). Combining efficient methods to detect spread of woody invaders in urban-rural matrix landscapes: an exploration using two species of Oleaceae. *Journal of Applied Ecology, 49*(2), 331-338. https://doi.org/10.1111/j.1365-2664.2011.02097.x

Asner, G. P., Hughes, R. F., Vitousek, P. M., Knapp, D. E., Kennedy-Bowdoin, T., Boardman, J., … & Green, R. O. (2008). Invasive plants transform the three-dimensional structure of rainforests. *Proceedings of the National Academy of Sciences, 105*(11), 4519-4523. https://doi.org/10.1073/pnas.0710811105

Austin, M. P., & Meyers, J. A. (1996). Current approaches to modelling the environmental niche of eucalypts: implication for management of forest biodiversity. *Forest Ecology and Management, 85*(1-3), 95-106. https://doi.org/10.1016/s0378-1127(96)03753-x

Ayup, M. M., Montti, L., Aragón, R., & Grau, H. R. (2014). Invasion of Ligustrum lucidum (Oleaceae) in the southern Yungas: Changes in habitat properties and decline in bird diversity. *Acta Oecologica, 54*, 72-81. https://doi.org/10.1016/j.actao.2013.03.006

Azpiroz, A. B., Alfaro, M., & Jiménez, S. (2012). *Lista Roja de las Aves del Uruguay. Una evaluación del estado de conservación de la avifauna nacional con base en los criterios de la Unión Internacional para la Conservación de la Naturaleza*. Montevideo: Dirección Nacional de Medio Ambiente.

Banchero Ferrari, R. (2013). *Invasión de especies vegetales exóticas y restauración del monte nativo de barrancas de Melilla: humedales de Santa Lucía* (Tesis de maestría). Facultad de Agronomía, UdelaR.

Becker, R. H., Zmijewski, K. A., & Crail, T. (2012). Seeing the forest for the invasives: mapping buckthorn in the Oak Openings. *Biological Invasions, 15*(2), 315-326. https://doi.org/10.1007/s10530-012-0288-8

Belgiu, M., & Drăguţ, L. (2016). Random forest in remote sensing: A review of applications and future directions. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 114*(114), 24-31. https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2016.01.011

Bellis, L. M., Astudillo, A., Gavier-Pizarro, G., Dardanelli, S., Landi, M., & Hoyos, L. (2020). Glossy privet (Ligustrum lucidum) invasion decreases Chaco Serrano forest bird diversity but favors its seed dispersers. *Biological Invasions, 23*(3), 723-739. https://doi.org/10.1007/s10530-020-02399-y

Betancourt, A. (2021). *Evaluación del riesgo de los principales ecosistemas boscosos de Uruguay* (Tesis de Maestría). Facultad de ciencias, UdelaR.

Biau, G., & Scornet, E. (2016). A random forest guided tour. *Test, 25*(2), 197-227. https://doi.org/10.1007/s11749-016-0481-7

Blumetto, O., & Brazeiro, A. (2022). Ganado e invasión del bosque nativo por árboles exóticos: desde la facilitación al control. *INIA Serie Técnica,* (231), 41-52. http://doi.org/10.35676/INIA/ST.261

Bolch, E. A., Santos, M. J., Ade, C., Khanna, S., Basinger, N. T., Reader, M. O., & Hestir, E. L. (2020). Remote detection of invasive alien species. *Remote sensing of plant biodiversity,* 267-307. https://doi.org/10.1007/978-3-030-33157-3_12

Borràs, J., Delegido, J., Pezzola, A., Pereira, M., Morassi, G., & Camps-Valls, G. (2017). Land use classification from Sentinel-2 imagery. *Revista de Teledetección, 48*, 55-66. https://doi.org/10.4995/raet.2017.7133

Bradley, A. P. (1997). The use of the area under the ROC curve in the evaluation of machine learning algorithms. *Pattern Recognition, 30*(7), 1145–1159. https://doi.org/10.1016/s0031-3203(96)00142-2

Bradley, B. A. (2013). Remote detection of invasive plants: a review of spectral, textural and phenological approaches. *Biological Invasions, 16*(7), 1411–1425. https://doi.org/10.1007/s10530-013-0578-9

Braun-Blanquet, J. (1979). *Fitosociología: bases para el estudio de las comunidades vegetales*. Madrid: H. Blume.

Brazeiro, A., Panario, D., Soutullo, A., Gutiérrez, O., Segura, A., & Mai, P. (2012). *Clasificación y delimitación de las eco-regiones de Uruguay*. Montevideo: MGAP, Facultad de Ciencias, Vida Silvestre, Sociedad Zoológica del Uruguay, CIEDUR.

Brazeiro, A., Achkar, M., Bartesaghi, L., Ceroni, M., Aldabe, J., Carreira, S., Duarte, A., González, E., Haretche, F., Loureiro, M., Martínez, J. A., Maneyro, R., Serra, S. & Zarucki, M. (2015). Mapeo y base de datos de biodiversidad de Uruguay. En A. Brazeiro (Ed.) *Eco-regiones de Uruguay: biodiversidad, presiones y conservación*. Montevideo: MGAP, Facultad de Ciencias, Vida Silvestre, Sociedad Zoológica del Uruguay, CIEDUR.

Brazeiro, A., Haretche, F., & Toranza, C. (2018). Distribución, reclutamiento y establecimiento de Ligustrum lucidum en bosques de Uruguay. En A. Brazeiro (Ed.) *Recientes avances en investigación para la gestión y conservación del bosque nativo de Uruguay* (pp. 32–35). Montevideo: Facultad de Ciencias, MGAP, BMEL.

Brazeiro, A., Betancourt, A., & Haretche, F. (2020). Bosques nativos de Uruguay: distribución, diversidad y propuesta de clasificación. *Plantae, 3*, 18-33.

Brazeiro, A., Haretche, F., Toranza, C., Brussa, P., & Betancourt, A. (2021). El Ligustro (Ligustrum lucidum): un árbol invasor de los bosques de Uruguay. En A. Brazeiro, D. Bresciano, E. Brugnoli, & M. Iturburu (Eds.), *Especies exóticas invasoras de Uruguay: distribución, impactos socioambientales y estrategias de gestión* (pp. 75–88). Montevideo: RETEMA-UdelaR, CEEI-Ministerio de Ambiente.

Breiman, L. (2001). Random Forests. Machine Learning, 45(1), 5–32.

Brugnoli, E., Masciadri, S., & Muníz, P. (2009). *Base de datos de especies exóticas e invasoras en Uruguay, un instrumento para la gestión ambiental y costera*. Montevideo: Ecoplata, InBUy.

Brugnoli, E. & Laufer, G. (2018). *Ecología, Manejo y Control de Especies Exóticas Invasoras en Uruguay, del diagnóstico a la acción*. Montevideo: MVOTMA.

Brussa, C. A., & Grela, I. (2007). *Flora Arbórea del Uruguay. Con énfasis en las especies de Rivera y Tacuarembó*. Montevideo: COFUSA.

Brussa, C. A., Delfino, L., Nicoli, N., Muñoz, F., Gago, J., Rodríguez, R. & García, A. (2014). *Curso de conocimiento y reconocimiento de flora indígena*. Montevideo: Intendencia Municipal de Montevideo, Museo y Jardín Botánico.

Búrmida, M. (2011). *Leñosas exóticas en bosques fluviales de la zona sur del Uruguay: perturbación antrópica y grado de invasión* (Tesis de grado). Facultad de ciencias, UdelaR.

Caballero, N. (2015). Análisis de las invasiones de especies leñosas exóticas en las Quebradas del Norte de Uruguay. En A. Aber, S. Zerbino, J. F. Porcile, R. Segui, & R. Balero (Eds.), *Especies Exóticas invasoras leñosas: experiencias de control* (pp. 26–31). Montevideo: CEEI, MVOTMA.

Cabrera, A. L., & Willink, A. (1973). *Biogeografía de América latina* (Vol. 13). Washington D.C.: Programa Regional de Desarrollo Científico y Tecnológico, OEA.

Cancela, M. C., Rial, R. M., Salgado, J. R., & Herrero, J. M. (2012). Teledetección de especies invasoras con espectroscopía de imagen en ultraligero. In L. Ramírez Sanz & B. Asensio Nistal (Eds.), *Proyectos de investigación en parques nacionales: 2008-2011* (pp. 207–217). Madrid: Organismo Autónomo Parques Nacionales.

Cannas, S., Marco, D., Páez, S., & Montemurro, M. (2004). Modelado de invasiones biológicas: dinámica poblacional y formación de patrones espaciales. In *Procesos Biofísicos Complejos*. Montevideo: Ed. Dirac.

Carrere, R. (1994). Monte indígena: La invasión de las exóticas. *Tierra amiga, 22*.

Carrere, R. (2010). *Monte indígena, mucho más que un conjunto de árboles* (2nd ed.). Montevideo: Nordan, Guayubira, CIEDUR, EGP.

Carrasco, L., O'Neil, A., Morton, R., & Rowland, C. (2019). Evaluating Combinations of Temporally Aggregated Sentinel-1, Sentinel-2 and Landsat 8 for Land Cover Mapping with Google Earth Engine. *Remote Sensing, 11*(3), 288. https://doi.org/10.3390/rs11030288

Carvajales, A. (2013). *Modelos de distribución de la acacia invasora: Gleditsia triacanthos como herramientas para su manejo* (Tesis de grado). Facultad de ciencias, UdelaR.

Casavecchia, M. C. (2004). *Aplicaciones de imágenes Landsat para detección y monitoreo de bosques de siempreverde (Ligustrum lucidum) en la sierra de San*

Javier, Tucumán, Argentina (Tesis de grado). Facultad de Ciencias Naturales, Universidad Nacional de Tucumán.

Cash, J. S., Anderson, C. J., & Marzen, L. (2020). Evaluating free and simple remote sensing methods for mapping Chinese privet (Ligustrum sinense) invasions in hardwood forests. *SN Applied Sciences, 2*(5), 1-11. https://doi.org/10.1007/s42452-020-2596-4

Cavender-Bares, J., Gamon, J. A., Hobbie, S. E., Madritch, M. D., Meireles, J. E., Schweiger, A. K., & Townsend, P. A. (2017). Harnessing plant spectra to integrate the biodiversity sciences across biological and spatial scales. *American Journal of Botany, 104*(7), 966–969. https://doi.org/10.3732/ajb.1700061

Chuvieco, E. (2010). *Teledetección ambiental: La observación de la Tierra desde el espacio*. España: Editorial Ariel.

Cohen, J. (1960). A coefficient of agreement for nominal scales. *Educational and psychological measurement, 20*(1), 37-46.

Cohen, W. B., & Goward, S. N. (2004). Landsat's Role in Ecological Applications of Remote Sensing. *BioScience, 54*(6), 535. https://doi.org/10.1641/0006-3568(2004)054[0535:lrieao]2.0.co;2

Comber, A., Fisher, P., Brunsdon, C., & Khmag, A. (2012). Spatial analysis of remote sensing image classification accuracy. *Remote Sensing of Environment*, *127*, 237–246. https://doi.org/10.1016/j.rse.2012.09.005

Congalton, R. G. (1991). A review of assessing the accuracy of classifications of remotely sensed data. *Remote Sensing of Environment, 37*(1), 35–46. https://doi.org/10.1016/0034-4257(91)90048-b

Congalton, R. G., & Green, K. (2019). Assessing the Accuracy of Remotely Sensed Data (3rd ed.). Boca Raton, Florida, USA: CRC Press.

Convenio sobre la Diversidad Biológica (CDB). (2002). *Decisiones adoptadas por la conferencia de las partes en el Convenio sobre la Diversidad Biológica en su sexto período de sesiones*. La Haya: UNEP/CBD/COP/6/20.

Cooksey, D., & Sheley, R. L. (1997). Noxious weed survey and mapping system. *Rangelands Archives, 19*(6), 20–23.

Cottens, C. & Manasliski, M. (2018). *Detección de zonas del bosque nativo potencialmente invadidas por especies exóticas a partir de datos LiDAR* (Tesis de grado). Facultad de Ingeniería, UdelaR.

Crowl, T. A., Crist, T. O., Parmenter, R. R., Belovsky, G., & Lugo, A. E. (2008). The spread of invasive species and infectious disease as drivers of ecosystem change. *Frontiers in Ecology and the Environment, 6*(5), 238–246. https://doi.org/10.1890/070151

Cutler, D. R., Edwards, T. C., Beard, K. H., Cutler, A., Hess, K. T., Gibson, J., & Lawler, J. J. (2007). Random forests for classification in ecology. *Ecology, 88*(11), 2783–2792. https://doi.org/10.1890/07-0539.1

D'Antonio, C., & Meyerson, L. A. (2002). Exotic Plant Species as Problems and Solutions in Ecological Restoration: A Synthesis. *Restoration Ecology, 10*(4), 703–713. https://doi.org/10.1046/j.1526-100x.2002.01051.x

de Santiago, M. F., Bresciano, R. D., Castagna, A., Del Pino, L., & Blumetto, O. (2019). Evaluación del efecto del pastoreo con bovinos como herramienta de control de ligustro (Ligustrum lucidum) en bosque parque. *Ecosistemas, 28*(2), 109-115. https://doi.org/10.7818/ECOS.1673

Delfino, L. (2015). Ligustro (Ligustrum lucidum). En A. Aber, S. Zerbino, J. F. Porcile, R. Segui, & R. Balero (Eds.), *Especies Exóticas invasoras leñosas: experiencias de control* (pp. 20–23). Montevideo: CEEI, MVOTMA.

DeLong, E. R., DeLong, D. M., & Clarke-Pearson, D. L. (1988). Comparing the Areas under Two or More Correlated Receiver Operating Characteristic Curves: A Nonparametric Approach. *Biometrics, 44*(3), 837. https://doi.org/10.2307/2531595

Diagne, C., Leroy, B., Vaissière, A. C., Gozlan, R. E., Roiz, D., Jarić, I., Salles, J. M., Bradshaw, C. J. A., & Courchamp, F. (2021). High and rising economic costs of biological invasions worldwide. *Nature, 592*(7855), 571-576. https://doi.org/10.1038/s41586-021-03405-6

Diaz, M. V. E., Madanes, N., Cristiano, P. M., & Goldstein, G. (2016). Composición del banco de semillas e invasión de Ligustrum lucidum en bosques costeros de la provincia de Buenos Aires, Argentina. *Bosque (Valdivia), 37*(3), 581–590. https://doi.org/10.4067/s0717-92002016000300015

Diao, C., & Wang, L. (2016). Incorporating plant phenological trajectory in exotic saltcedar detection with monthly time series of Landsat imagery. *Remote Sensing of Environment, 182*, 60–71. https://doi.org/10.1016/j.rse.2016.04.029

Dirección General Forestal - Ministerio de Ganadería, Agricultura y Pesca (DGF-MGAP). (2018a). *Estrategia Nacional de bosque nativo*. Montevideo: DGF-MGAP, UNIQUE, Hessen Forst.

Dirección General Forestal - Ministerio de Ganadería, Agricultura y Pesca (DGF-MGAP). (2018b). *Cartografía de Bosque Nativo 2016 elaborada en base al procesamiento digital e interpretación de imágenes Sentinel 2*. Montevideo: MGAP, MVOTMA. Recuperado de http://www.gub.uy/ministerio-ganaderia-agricultura-pesca/monitoreo-bosques

Domínguez, A., Prieto, R. G., & Achkar, M. (2000). *Perfil ambiental del Uruguay: 2000* (Vol. 22). Montevideo: Nordan Comunidad.

Dreyer, J. B. B., Higuchi, P., & Silva, A. C. (2019). Ligustrum lucidum W. T. Aiton (broad-leaf privet) demonstrates climatic niche shifts during global-scale invasion. *Scientific Reports, 9*(1). https://doi.org/10.1038/s41598-019-40531-8

Dvořák, P., Müllerová, J., Bartaloš, T., & Brůna, J. (2015). Unmanned aerial vehicles for alien plant species detection and monitoring. *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, XL-1/W4*, 83–90. https://doi.org/10.5194/isprsarchives-xl-1-w4-83-2015

European Space Agency. (2015). *Sentinel-1 Data Access and Products Fact Sheet*. European Space Agency. Recuperado el 5 de octubre de 2023, de https://sentinels.copernicus.eu/web/sentinel/missions/sentinel-1

European Space Agency. (s.f). *Sentinel-2 MSI User Guide*. European Space Agency. Recuperado el 5 de octubre de 2023, de https://sentinel.esa.int/web/sentinel/user-guides/sentinel-2-msi

Farías, L., Vettorazzi, R., & Brazeiro, A. (2018). Efecto del Ligustro (Ligustrum lucidum) sobre el funcionamiento ecosistémico del bosque nativo: descomposición. En A. Brazeiro (Ed.) *Recientes avances en investigación para la gestión y conservación del bosque nativo de Uruguay* (pp. 36–38). Montevideo: Facultad de Ciencias, MGAP, BMEL.

Fassnacht, F. E., Latifi, H., Stereńczak, K., Modzelewska, A., Lefsky, M., Waser, L. T., … Ghosh, A. (2016). Review of studies on tree species classification from remotely sensed data. *Remote Sensing of Environment, 186*, 64–87. https://doi.org/10.1016/j.rse.2016.08.013

Fleiss, J. L., Levin, B., & Paik, M. C. (2003). *Statistical methods for rates and proportions* (3rd ed.). Hoboken, NJ: John Wiley & Sons.

Fernández, R. D., Ceballos, S. J., Aragón, R., Malizia, A., Montti, L., Whitworth-Hulse, J. I., … Grau, H. R. (2020). A Global Review of Ligustrum Lucidum (Oleaceae) Invasion. T*he Botanical Review, 86*(2), 93–118. https://doi.org/10.1007/s12229-020-09228-w

Ferrero, M. C., Zeballos, S. R., Whitworth-Hulse, J. I., Giorgis, M. A., & Gurvich, D. E. (2017). Functional strategies and distribution of climbing plant communities in different vegetation patches in a subtropical dry forest, central Argentina. *Journal of Plant Ecology, 12*(1), 23-33. https://doi.org/10.1093/jpe/rtx059

Foody, G. M. (2002). Status of land cover classification accuracy assessment. *Remote Sensing of Environment, 80*(1), 185–201. https://doi.org/10.1016/s0034-4257(01)00295-4

Foody, G. M. (2010). Assessing the accuracy of land cover change with imperfect ground reference data. *Remote Sensing of Environment, 114*(10), 2271–2285. https://doi.org/10.1016/j.rse.2010.05.003

Förster, M., Schmidt, T., Wolf, R. F., Kleinschmit, B., Fassnacht, F. E., Cabezas, J., & Kattenborn, T. (2017). *Detecting the spread of invasive species in central Chile with a Sentinel-2 time-series*. Presentado en 2017 9th International Workshop on the Analysis of Multitemporal Remote Sensing Images (MultiTemp), Brugge.

Fundisi, E., Tesfamichael, S. G., & Ahmed, F. (2022). A combination of Sentinel-1 RADAR and Sentinel-2 multispectral data improves classification of morphologically similar savanna woody plants. *European Journal of Remote Sensing*, *55*(1), 372–387. https://doi.org/10.1080/22797254.2022.2083984

Gao, B. (1996). NDWI—A normalized difference water index for remote sensing of vegetation liquid water from space. *Remote Sensing of Environment*, *58*(3), 257–266. https://doi.org/10.1016/s0034-4257(96)00067-3

Gavier-Pizarro, G. I., Kuemmerle, T., Hoyos, L. E., Stewart, S. I., Huebner, C. D., Keuler, N. S., & Radeloff, V. C. (2012). Monitoring the invasion of an exotic tree (Ligustrum lucidum) from 1983 to 2006 with Landsat TM/ETM+ satellite data and Support Vector Machines in Córdoba, Argentina. *Remote Sensing of Environment, 122*, 134–145. https://doi.org/10.1016/j.rse.2011.09.023

Genovesi, P., & Shine, C. (2011). *European Strategy on Invasive Alien Species* (Vol. 161). Strasbourg: Council Of Europe Publishing.

Geymonat, G., & Lombardi, R. (2018). *Fauna y flora de Uruguay: bosques y ambientes cercanos* (4th ed.). Montevideo: s.n.

Gil, A., Lobo, A., Abadi, M., Silva, L., & Calado, H. (2013). Mapping invasive woody plants in Azores Protected Areas by using very high-resolution multispectral imagery. European Journal of Remote Sensing, 46(1), 289–304. https://doi.org/10.5721/eujrs20134616

Gilabert, M. A., González-Piqueras, J., & García-Haro, J. (1997). Acerca de los índices de vegetación. *Revista de La Asociación Española de Teledetección, 8*(1), 1-10.

Gislason, P. O., Benediktsson, J. A., & Sveinsson, J. R. (2006). Random Forests for land cover classification. *Pattern Recognition Letters, 27*(4), 294–300. https://doi.org/10.1016/j.patrec.2005.08.011

Gorelick, N., Hancher, M., Dixon, M., Ilyushchenko, S., Thau, D., & Moore, R. (2017). Google Earth Engine: Planetary-scale geospatial analysis for everyone. *Remote Sensing of Environment, 202*, 18–27. https://doi.org/10.1016/j.rse.2017.06.031

Grau, H. R., & Aragón, R. (2000). Árboles Invasores de la Sierra de San Javier, Tucumán Argentina. *Ecología de árboles exóticos en las yungas Argentinas*, 3-21.

Grau, H. R., Hernández, M. E., Gutierrez, J., Gasparri, N. I., Casavecchia, M. C., Flores-Ivaldi, E. E., & Paolini, L. (2008). A Peri-Urban Neotropical Forest Transition and its Consequences for Environmental Services. *Ecology and Society, 13*(1). https://doi.org/10.5751/es-02434-130135

Grela, I. (2004). *Geografía florística de las especies arbóreas de Uruguay: propuesta para la delimitación de dendrofloras* (Tesis de maestría). Montevideo: Programa de Desarrollo de las Ciencias Básicas, UdelaR.

Guerrero, J., Brugnoli, E., & Muniz, P. (2012). *Invasiones biológicas en Uruguay, ¿una potencial amenaza a la biodiversidad autóctona?* Montevideo: Sociedad Zoológica del Uruguay, Facultad de Ciencias.

Hammond, T. O., & Verbyla, D. L. (1996). Optimistic bias in classification accuracy assessment. *International Journal of Remote Sensing, 17*(6), 1261–1266. https://doi.org/10.1080/01431169608949085

Haretche, F., Mai, P., & Brazeiro, A. (2012). Woody flora of Uruguay: inventory and implication within the Pampean region. *Acta Botanica Brasilica, 26*(3), 537–552. https://doi.org/10.1590/s0102-33062012000300004

Hestir, E. L., Khanna, S., Andrew, M. E., Santos, M. J., Viers, J. H., Greenberg, J. A., … Ustin, S. L. (2008). Identification of invasive vegetation using hyperspectral remote sensing in the California Delta ecosystem. *Remote Sensing of Environment, 112*(11), 4034–4047. https://doi.org/10.1016/j.rse.2008.01.022

Hobbs, R. J., & Huenneke, L. F. (1992). Disturbance, Diversity, and Invasion: Implications for Conservation. *Conservation Biology, 6*(3), 324–337. https://doi.org/10.1046/j.1523-1739.1992.06030324.x

Hoehler, F. K. (2000). Bias and prevalence effects on kappa viewed in terms of sensitivity and specificity. *Journal of Clinical Epidemiology, 53*(5), 499–503. https://doi.org/10.1016/s0895-4356(99)00174-2

Hoyos, L. E., Gavier-Pizarro, G. I., Kuemmerle, T., Bucher, E. H., Radeloff, V. C., & Tecco, P. A. (2010). Invasion of glossy privet (Ligustrum lucidum) and native forest loss in the Sierras Chicas of Córdoba, Argentina. *Biological Invasions, 12*(9), 3261–3275. https://doi.org/10.1007/s10530-010-9720-0

Huang, C., & Asner, G. (2009). Applications of Remote Sensing to Alien Invasive Plant Studies. *Sensors, 9*(6), 4869–4889. https://doi.org/10.3390/s90604869

Hulme, P. E. (2009). Trade, transport and trouble: managing invasive species pathways in an era of globalization. *Journal of Applied Ecology, 46*(1), 10–18. https://doi.org/10.1111/j.1365-2664.2008.01600.x

Ihuoma, S. O., & Madramootoo, C. A. (2017). Recent advances in crop water stress detection. *Computers and Electronics in Agriculture*, *141*, 267–275. https://doi.org/10.1016/j.compag.2017.07.026

Ishii, H. R., Hara, C., Kashiwagi, K., Okabe, M., Noguchi, Y., & Hirobe, M. (2022). Spatial and functional niche overlap between invasive Ligustrum lucidum and native woody species in an urban shrine forest in Japan. *Landscape and Ecological Engineering, 18*(1), 1-10.

Ismail, M. H., & Jusoff, K. (2008). Satellite data classification accuracy assessment based from reference dataset. *International Journal of Geological and Environmental Engineering, 2*(3), 23-29.

Jackson, R.D. y Huete, A.R. (1991). Interpreting vegetation indices. *Preventive Veterinary Medicine, 11*(3-4), 185-200.

Janssen, L. L., & Vanderwel, F. J. (1994). Accuracy assessment of satellite derived land-cover data: a review. *Photogrammetric engineering and remote sensing, 60*(4).

Javhar, A., Chen, X., Bao, A., Jamshed, A., Yunus, M., Jovid, A., & Latipa, T. (2019). Comparison of Multi-Resolution Optical Landsat-8, Sentinel-2 and Radar Sentinel-1 Data for Automatic Lineament Extraction: A Case Study of Alichur Area, SE Pamir. *Remote Sensing, 11*(7), 778. https://doi.org/10.3390/rs11070778

Jiménez-Valverde, A. (2011). Insights into the area under the receiver operating characteristic curve (AUC) as a discrimination measure in species distribution modelling. *Global Ecology and Biogeography, 21*(4), 498–507. https://doi.org/10.1111/j.1466-8238.2011.00683.x

Johnston, C. A. (1998). *Geographic information systems in ecology*. Oxford: Blackwell Science.

Jones, D., Pike, S., Thomas, M., & Murphy, D. (2011). Object-Based Image Analysis for Detection of Japanese Knotweed s.l. taxa (Polygonaceae) in Wales (UK). *Remote Sensing, 3*(2), 319–342. https://doi.org/10.3390/rs3020319

Justice, C. O., Townshend, J. R. G., Vermote, E. F., Masuoka, E., Wolfe, R. E., Saleous, N., Roy, D. P., & Morisette, J. T. (2002). An overview of MODIS Land data processing and product status. *Remote Sensing of Environment*, *83*(1-2), 3–15. https://doi.org/10.1016/s0034-4257(02)00084-6

Kattenborn, T., Lopatin, J., Förster, M., Braun, A. C., & Fassnacht, F. E. (2019). UAV data as alternative to field sampling to map woody invasive species based on

combined Sentinel-1 and Sentinel-2 data. Remote Sensing of Environment, 227, 61–73. https://doi.org/10.1016/j.rse.2019.03.025

Kettenring, K. M., & Adams, C. R. (2011). Lessons learned from invasive plant control experiments: a systematic review and meta-analysis. *Journal of Applied Ecology, 48*(4), 970–979. https://doi.org/10.1111/j.1365-2664.2011.01979.x

Knipling, E. B. (1970). Physical and physiological basis for the reflectance of visible and near-infrared radiation from vegetation. *Remote Sensing of Environment, 1*(3), 155–159. https://doi.org/10.1016/s0034-4257(70)80021-9

Kottek, M., Grieser, J., Beck, C., Rudolf, B., & Rubel, F. (2006). World Map of the Köppen-Geiger climate classification updated. *Meteorologische Zeitschrift, 15*(3), 259–263. https://doi.org/10.1127/0941-2948/2006/0130

Kowarik, I. (1995). Time lags in biological invasions with regard to the success and failure of alien species. En P. Pyšek, K. Prach, M. Rejmánek, & M. Wade (Eds.), *Plant invasions – general aspects and special problems* (pp. 15–38). Amsterdam: SPB Academic Publishing.

Landis, J. R., & Koch, G. G. (1977). The Measurement of Observer Agreement for Categorical Data. *Biometrics*, *33*(1), 159–174. https://doi.org/10.2307/2529310

Langone, J. A. (2017). ¿Qué sabemos de las potenciales amenazas a la biodiversidad en la Cuenca del Río Santa Lucía en Uruguay? Una revisión sobre los anfibios (Amphibia, Anura). *Publicación Extra, Museo Nacional De Historia Natural, 6*, 1-153.

Lawrence, R. L., Wood, S. D., & Sheley, R. L. (2006). Mapping invasive plants using hyperspectral imagery and Breiman Cutler classifications (randomForest). Remote Sensing of Environment, 100(3), 356–362. https://doi.org/10.1016/j.rse.2005.10.014

Levine, J. M., Adler, P. B., & Yelenik, S. G. (2004). A meta-analysis of biotic resistance to exotic plant invasions. *Ecology Letters, 7*(10), 975–989. https://doi.org/10.1111/j.1461-0248.2004.00657.x

Liaw, A., & Wiener, M. (2002). Classification and regression by randomForest. *R news, 2*(3), 18-22.

Lichstein, J. W., Grau, H. R., & Aragón, R. (2004). Recruitment limitation in secondary forests dominated by an exotic tree. *Journal of Vegetation Science, 15*(6), 721–728. https://doi.org/10.1111/j.1654-1103.2004.tb02314.x

Liu, C., Chen, Z., Shao, Y., Chen, J., Hasi, T., & Pan, H. (2019). Research advances of SAR remote sensing for agriculture applications: A review. *Journal of Integrative Agriculture, 18*(3), 506–525. https://doi.org/10.1016/s2095-3119(18)62016-7

Lowe, S. J., Browne, M., Boudjelas, S., & De Poorter, M. (2004). *100 of the world's worst invasive alien species : a selection from the Global Invasive Species Database*. Auckland: World Conservation Union - Invasive Species Specialist Group.

Lu, D., & Weng, Q. (2007). A survey of image classification methods and techniques for improving classification performance. *International Journal of Remote Sensing, 28*(5), 823–870. https://doi.org/10.1080/01431160600746456

Malizia, A., Osinaga-Acosta, O., Powell, P. A., & Aragón, R. (2017). Invasion of Ligustrum lucidum (Oleaceae) in subtropical secondary forests of NW Argentina: declining growth rates of abundant native tree species. *Journal of Vegetation Science, 28*(6), 1240–1249. https://doi.org/10.1111/jvs.12572

Martino, L. (2012). *La expansión de Ligustrum lucidum en la cuenca media del Río Santa Lucía (Uruguay). Acción del clima en el reclutamiento* (Tesis de Maestría). Montevideo: Facultad de Ciencias, UdelaR.

Matthews, S., & Brand, K. (2005). *Sudamérica invadida: el creciente peligro de las especies exóticas invasoras*. Nairobi: Global Invasive Species Programme.

Mack, R. N., Simberloff, D., Mark Lonsdale, W., Evans, H., Clout, M., & Bazzaz, F. A. (2000). Biotic invasions: causes, epidemiology, global consequences, and control. *Ecological Applications, 10*(3), 689–710. https://doi.org/10.1890/1051-0761(2000)010[0689:bicegc]2.0.co;2

Maddox, V., Byrd, J., & Serviss, B. (2010). Identification and Control of Invasive Privets (Ligustrum spp.) in the Middle Southern United States. *Invasive Plant Science and Management, 3*(4), 482–488. https://doi.org/10.1614/ipsm-d-09-00060.1

Mahdianpari, M., Salehi, B., Mohammadimanesh, F., Homayouni, S., & Gill, E. (2018). The First Wetland Inventory Map of Newfoundland at a Spatial Resolution of 10 m Using Sentinel-1 and Sentinel-2 Data on the Google Earth Engine Cloud

Computing Platform. *Remote Sensing, 11*(1), 43. https://doi.org/10.3390/rs11010043

Mallmann, C. L., Zaninni, A. F., & Pereira Filho, W. (2020). Vegetation index based in unmanned aerial vehicle (UAV) to improve the management of invasive plants in Protected Areas, Southern Brazil. *2020 IEEE Latin American GRSS & ISPRS Remote Sensing Conference (LAGIRS)*, 66–69. https://doi.org/10.1109/LAGIRS48042.2020.9165598

Mandrekar, J. N. (2010). Receiver Operating Characteristic Curve in Diagnostic Test Assessment. *Journal of Thoracic Oncology, 5*(9), 1315–1316. https://doi.org/10.1097/jto.0b013e3181ec173d

Martin-Gallego, P., Aplin, P., Marston, C., Altamirano, A., & Pauchard, A. (2020). Detecting and modelling alien tree presence using Sentinel-2 satellite imagery in Chile's temperate forests. *Forest Ecology and Management, 474*, 118353. https://doi.org/10.1016/j.foreco.2020.118353

Martin, L. J., & Blossey, B. (2013). The Runaway Weed: Costs and Failures of Phragmites australis Management in the USA. *Estuaries and Coasts, 36*(3), 626–632. https://doi.org/10.1007/s12237-013-9593-4

Marzialetti, F., Frate, L., De Simone, W., Frattaroli, A. R., Acosta, A. T. R., & Carranza, M. L. (2021). Unmanned Aerial Vehicle (UAV)-based mapping of Acacia saligna invasion in the Mediterranean coast. *Remote Sensing, 13*(17), 3361. https://doi.org/10.3390/rs13173361

Mas, J. F., Soares Filho, B., Pontius, R., Farfán Gutiérrez, M., & Rodrigues, H. (2013). A Suite of Tools for ROC Analysis of Spatial Models. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, *2*(3), 869–887. https://doi.org/10.3390/ijgi2030869

Mazia, N. C., Chaneton, E. J., Ghersa, C. M., & León, R. J. (2001). Limits to tree species invasion in pampean grassland and forest plant communities. *Oecologia, 128*(4), 594–602. https://doi.org/10.1007/s004420100709

Mellor, A., Haywood, A., Stone, C., & Jones, S. (2013). The Performance of Random Forests in an Operational Setting for Large Area Sclerophyll Forest Classification. *Remote Sensing, 5*(6), 2838–2856. https://doi.org/10.3390/rs5062838

Meyerson, L. A., & Mooney, H. A. (2007). Invasive alien species in an era of globalization. *Frontiers in Ecology and the Environment, 5*(4), 199–208. https://doi.org/10.1890/1540-9295(2007)5[199:iasiae]2.0.co;2

Ministerio de Vivienda, Ordenamiento Territorial y Medio Ambiente (MVOTMA). (2005). *Análisis de la estadística climática y desarrollo y evaluación de escenarios climáticos e hidrológicos de las principales cuencas hidrográficas del Uruguay y de su zona costera (Río Uruguay, Río Negro, Laguna Merín, Río de la Plata y Océano Atlántico)*. Montevideo: Unidad de Cambio Climático-DINAMA, Global Environmental Facility, PNUD.

Ministerio de Vivienda Ordenamiento Territorial y Medio Ambiente (MVOTMA). (2016). *Estrategia Nacional para la Conservación y Uso Sostenible de la Diversidad Biológica del Uruguay: 2016-2020*. Montevideo: PNUD, CDB, FMAM, MVOTMA.

Montaldo, N. H. (1993). Dispersión por aves y éxito reproductivo de dos especies de Ligustrum (Oleaceae) en un relicto de selva subtropical en la Argentina. *Revista Chilena de Historia Natural, 66*(1), 75-85.

Montaldo, N. H. (2000). Éxito reproductivo de plantas ornitócoras en un relicto de selva subtropical en Argentina. *Revista chilena de historia natural, 73*(3), 511-524.

Montti, L., Ayup, M. M., Aragón, R., Qi, W., Ruan, H., Fernández, R., … Zou, X. (2016). Herbivory and the success of Ligustrum lucidum: evidence from a comparison between native and novel ranges. *Australian Journal of Botany, 64*(3), 181. https://doi.org/10.1071/bt15232

Montti, L., Carrillo, V. P., Gutiérrez-Angonese, J., Gasparri, N. I., Aragón, R., & Grau, H. R. (2017). The role of bioclimatic features, landscape configuration and historical land use in the invasion of an Asian tree in subtropical Argentina. *Landscape Ecology, 32*(11), 2167–2185. https://doi.org/10.1007/s10980-017-0563-2

Montti L., Elias Velazco, S. J., Travis, J. M. J., & Grau, R. (2021). Predicting current and future global distribution of invasive *Ligustrum lucidum* W.T. Aiton: Assessing emerging risks to biodiversity hotspots. *Diversity and Distributions*, *27*(8), 1568–1583. https://doi.org/10.1111/ddi.13303

Müllerová, J., Pyšek, P., Jarošík, V., & Pergl, J. (2005). Aerial photographs as a tool for assessing the regional dynamics of the invasive plant species Heracleum

mantegazzianum. *Journal of Applied Ecology, 42*(6), 1042–1053. https://doi.org/10.1111/j.1365-2664.2005.01092.x

Müllerová, J., Pergl, J., & Pyšek, P. (2013). Remote sensing as a tool for monitoring plant invasions: Testing the effects of data resolution and image classification approach on the detection of a model plant species Heracleum mantegazzianum (giant hogweed). *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 25*, 55–65. https://doi.org/10.1016/j.jag.2013.03.004

Müllerová, J., Brůna, J., Bartaloš, T., Dvořák, P., Vítková, M., & Pyšek, P. (2017). Timing Is Important: Unmanned Aircraft vs. Satellite Imagery in Plant Invasion Monitoring. *Frontiers in Plant Science, 8*, 887. https://doi.org/10.3389/fpls.2017.00887

Mureriwa, N., Adam, E., Sahu, A., & Tesfamichael, S. (2016). Examining the Spectral Separability of Prosopis glandulosa from Co-Existent Species Using Field Spectral Measurement and Guided Regularized Random Forest. *Remote Sensing, 8*(2), 144. https://doi.org/10.3390/rs8020144

Muro, J., Varea, A., Strauch, A., Anis Guelmami, Fitoka, E., Thonfeld, F., … Waske, B. (2020). Multitemporal optical and radar metrics for wetland mapping at national level in Albania. *Heliyon, 6*(8). https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2020.e04496

Naiman, R. J., & Decamps, H. (1997). The ecology of interfaces: riparian zones. *Annual review of Ecology and Systematics, 28*(1), 621-658.

Nebel, J.P. & Porcile, J.F. (2006). La contaminación del bosque nativo por especies arbóreas y arbustivas exótica. Montevideo: DGF-MGAP.

Nogueira, G. S., Seger, G. D. S., Boeger, M. R. T., & Muschner, V. C. (2020). The phenology of Ligustrum lucidum (Oleaceae): climatic niche conservatism as an important driver of species invasion in Araucaria forest. *Biological Invasions*, *22*(10), 2975–2987. https://doi.org/10.1007/s10530-020-02302-9

Nunes, A. D. S., Higuchi, P., Silva, A. C. D., Kilca, R. D. V., Silva, M. A. F., & Larsen, J. G. (2018). Ligustrum lucidum as an opportunist invasive species in an Araucaria Forest in South Brazil. *Rodriguésia, 69*(2), 351-362. https://doi.org/10.1590/2175-7860201869207

Okujeni, A., van der Linden, S., Tits, L., Somers, B., & Hostert, P. (2013). Support vector regression and synthetically mixed training data for quantifying urban land cover. *Remote Sensing of Environment, 137*, 184–197. https://doi.org/10.1016/j.rse.2013.06.007

Oliveira-Filho, A. T. (2009). Classificação das fitofisionomias da América do Sul cisandina tropical e subtropical: proposta de um novo sistema - prático e flexível - ou uma injeção a mais de caos? *Rodriguésia, 60*(2), 237–258. https://doi.org/10.1590/2175-7860200960201

Oliveira-Filho, A. T., Budke, J. C., Jarenkow, J. A., Eisenlohr, P. V., & Neves, D. R. M. (2013). Delving into the variations in tree species composition and richness across South American subtropical Atlantic and Pampean forests. *Journal of Plant Ecology, 8*(3), 242–260. https://doi.org/10.1093/jpe/rtt058

Olivera, J.M., y Riaño, M.E. (2022). Remote sensing of invasive alien woody species in Uruguayan native forests. *Agrociencia Uruguay, 26*(1). https://doi.org/10.31285/agro.26.653

Olofsson, P., Foody, G. M., Herold, M., Stehman, S. V., Woodcock, C. E., & Wulder, M. A. (2014). Good practices for estimating area and assessing accuracy of land change. *Remote Sensing of Environment, 148*, 42–57. https://doi.org/10.1016/j.rse.2014.02.015

Olson, D. M., Dinerstein, E., Wikramanayake, E. D., Burgess, N. D., Powell, G. V. N., Underwood, E. C., … Kassem, K. R. (2001). Terrestrial Ecoregions of the World: A New Map of Life on Earth. *BioScience, 51*(11), 933. https://doi.org/10.1641/0006-3568(2001)051[0933:teotwa]2.0.co;2

Organización de las Naciones Unidas (ONU). (s.f.). *Objetivo 15: Gestionar sosteniblemente los bosques, luchar contra la desertificación, detener e invertir la degradación de las tierras, detener la pérdida de biodiversidad*. Naciones Unidas. Recuperado el 5 de octubre de 2023, de https://www.un.org/sustainabledevelopment/es/biodiversity/

Pearce, J., & Ferrier, S. (2000). Evaluating the predictive performance of habitat models developed using logistic regression. *Ecological Modelling, 133*(3), 225–245. https://doi.org/10.1016/s0304-3800(00)00322-7

Perea, A. J., Emilio, J., & Aguilera, J. (2009). Clasificación orientada a objetos en fotografías aéreas digitales para la discriminación de usos del suelo. *Interciencia, 34*(9), 612–616.

Pérez, C., & Muñoz, A. L. (2006). *Teledetección: nociones y aplicaciones*. Ávila: Universidad de Salamanca.

Persson, M., Lindberg, E., & Reese, H. (2018). Tree Species Classification with Multi-Temporal Sentinel-2 Data. *Remote Sensing, 10*(11), 1794. https://doi.org/10.3390/rs10111794

Peterson, E. B. (2005). Estimating cover of an invasive grass (Bromus tectorum) using tobit regression and phenology derived from two dates of Landsat ETM+ data. *International Journal of Remote Sensing, 26*(12), 2491–2507. https://doi.org/10.1080/01431160500127815

Pettorelli, N., Schulte to Bühne, H., Tulloch, A., Dubois, G., Macinnis-Ng, C., Queirós, A. M., ... & Nicholson, E. (2018). Satellite remote sensing of ecosystem functions: opportunities, challenges and way forward. *Remote Sensing in Ecology and Conservation*, *4*(2), 71-93. https://doi.org/10.1002/rse2.59

Phan, T. N., Kuch, V., & Lehnert, L. W. (2020). Land Cover Classification using Google Earth Engine and Random Forest Classifier—The Role of Image Composition. *Remote Sensing, 12*(15), 2411. https://doi.org/10.3390/rs12152411

Qi, J., Chehbouni, A., Huete, A. R., Kerr, Y. H., & Sorooshian, S. (1994). A modified soil adjusted vegetation index. *Remote Sensing of Environment*, *48*(2), 119–126. https://doi.org/10.1016/0034-4257(94)90134-1

REDD+ Uruguay. (2019a). *Análisis de las Especies Exóticas Invasoras (EEI) en Bosques Nativos del Uruguay, en base a parcelas del Inventario Forestal Nacional (IFN)*. Montevideo: MGAP, MVOTMA.

REDD+ Uruguay. (2019b). *Metodología aplicada en la elaboración del mapa de cobertura de bosque nativo de Uruguay para el año 2016 con imágenes Sentinel 2*. Montevideo: MGAP, MVOTMA.

Rejmánek, M., & Pitcairn, M. J. (2002). When Is Eradication of Exotic Pest Plants a Realistic Goal? En C. R. Veitch & M. N. Clout (Eds.), *Proceedings of the International Conference on Eradication of Island Invasive Species* (pp. 249–253). Gland: IUCN SSC Invasive Species Specialist Group.

Rejmánek, M., & Richardson, D. M. (2013). Trees and shrubs as invasive alien species - 2013 update of the global database. *Diversity and Distributions, 19*(8), 1093–1094. https://doi.org/10.1111/ddi.12075

Richardson, D. M., Pysek, P., Rejmanek, M., Barbour, M. G., Panetta, F. D., & West, C. J. (2000). Naturalization and invasion of alien plants: concepts and definitions. *Diversity and distributions, 6*(2), 93–107. https://doi.org/10.1046/j.1472-4642.2000.00083.x

Richardson, D. M., Holmes, P. M., Esler, K. J., Galatowitsch, S. M., Stromberg, J. C., Kirkman, S. P., … & Hobbs, R. J. (2007). Riparian vegetation: degradation, alien plant invasions, and restoration prospects. *Diversity and Distributions, 13*(1), 126–139. https://doi.org/10.1111/j.1366-9516.2006.00314.x

Richardson, D. M., & Rejmánek, M. (2011). Trees and shrubs as invasive alien species - a global review. *Diversity and Distributions, 17*(5), 788–809. https://doi.org/10.1111/j.1472-4642.2011.00782.x

Richardson, D. M., Hui, C., Nuñez, M. A., & Pauchard, A. (2013). Tree invasions: patterns, processes, challenges and opportunities. *Biological Invasions, 16*(3), 473–481. https://doi.org/10.1007/s10530-013-0606-9

Robin, X., Turck, N., Hainard, A., Tiberti, N., Lisacek, F., Sanchez, J.-C., & Müller, M. (2011). pROC: an open-source package for R and S+ to analyze and compare ROC curves. *BMC Bioinformatics, 12*(1). https://doi.org/10.1186/1471-2105-12-77

Rodriguez-Galiano, V. F., Ghimire, B., Rogan, J., Chica-Olmo, M., & Rigol-Sanchez, J. P. (2012). An assessment of the effectiveness of a random forest classifier for land-cover classification. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 67*, 93–104. https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2011.11.002

República Oriental del Uruguay (ROU). (2022). Segunda Contribución Determinada a nivel Nacional al Acuerdo de París. En *UFCCC Secretariat*. Recuperado de https://unfccc.int/sites/default/files/NDC/2022-12/Uruguay%20Segunda%20CDN.pdf

Rouse, J.W., Haas, R.H., Schell, J.A. & Deering, D.W. (1974). Monitoring vegetation systems in the Great Plains with ERTS. *NASA special publication*, *351*, 309.

Royimani, L., Mutanga, O., Odindi, J., Dube, T., & Matongera, T. N. (2019). Advancements in satellite remote sensing for mapping and monitoring of alien invasive plant species (AIPs). *Physics and Chemistry of the Earth, Parts A/B/C, 112*, 237-245. https://doi.org/10.1016/j.pce.2018.12.004

Rusňák, T., Halabuk, A., Halada, Ľ., Hilbert, H., & Gerhátová, K. (2022). Detection of Invasive Black Locust (Robinia pseudoacacia) in Small Woody Features Using Spatiotemporal Compositing of Sentinel-2 Data. *Remote Sensing, 14*(4), 971. https://doi.org/10.3390/rs14040971

Sampayo, D., & Vinçón, I. (2018). *Precisión y exactitud de la banda espectral Red-Edge aplicado a la detección y monitoreo del bosque nativo en Uruguay* (Tesis de grado). Facultad de Ingeniería, Udelar.

Sax, D. F. (2008). Latitudinal gradients and geographic ranges of exotic species: implications for biogeography. *Journal of Biogeography, 28*(1), 139–150. https://doi.org/10.1046/j.1365-2699.2001.00536.x

Schultz, M., Clevers, J. G. P. W., Carter, S., Verbesselt, J., Avitabile, V., Quang, H. V., & Herold, M. (2016). Performance of vegetation indices from Landsat time series in deforestation monitoring. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, *52*, 318–327. https://doi.org/10.1016/j.jag.2016.06.020

Shao, G., & Wu, J. (2008). On the accuracy of landscape pattern analysis using remote sensing data. *Landscape Ecology, 23*(5), 505–511. https://doi.org/10.1007/s10980-008-9215-x

Shetty, S., Gupta, P. K., Belgiu, M., & Srivastav, S. K. (2021). Assessing the Effect of Training Sampling Design on the Performance of Machine Learning Classifiers for Land Cover Mapping Using Multi-Temporal Remote Sensing Data and Google Earth Engine. *Remote Sensing, 13*(8), 1433. https://doi.org/10.3390/rs13081433

Simberloff, D., Martin, J. L., Genovesi, P., Maris, V., Wardle, D. A., Aronson, J., ... & Vilà, M. (2013). Impacts of biological invasions: what's what and the way forward. *Trends in Ecology & Evolution, 28*(1), 58–66. https://doi.org/10.1016/j.tree.2012.07.013

Singh, K. K., Davis, A. J., & Meentemeyer, R. K. (2015). Detecting understory plant invasion in urban forests using LiDAR. *International Journal of Applied Earth*

Observation and Geoinformation, 38, 267–279. https://doi.org/10.1016/j.jag.2015.01.012

Singh, K. K., Chen, Y.-H., Smart, L., Gray, J., & Meentemeyer, R. K. (2018). Intra-annual phenology for detecting understory plant invasion in urban forests. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 142*, 151–161. https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2018.05.023

Solórzano, J. V., Mas, J. F., Gao, Y., & Gallardo-Cruz, J. A. (2021). Land Use Land Cover Classification with U-Net: Advantages of Combining Sentinel-1 and Sentinel-2 Imagery. *Remote Sensing, 13*(18), 3600. https://doi.org/10.3390/rs13183600

Souza, C. M., Roberts, D. A., & Cochrane, M. A. (2005). Combining spectral and spatial information to map canopy damage from selective logging and forest fires. *Remote Sensing of Environment*, *98*(2-3), 329–343. https://doi.org/10.1016/j.rse.2005.07.013

Stehman, S. V. (1996). Estimating the kappa coefficient and its variance under stratified random sampling. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing, 62*(4), 401-407.

Stehman, S. V., & Czaplewski, R. L. (1998). Design and Analysis for Thematic Map Accuracy Assessment. *Remote Sensing of Environment, 64*(3), 331–344. https://doi.org/10.1016/s0034-4257(98)00010-8

Stehman, S. V. (2001). Statistical Rigor and Practical Utility in Thematic Map Accuracy Assessment. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing, 67*(6), 727–734.

Stehman, S. V., Wickham, J. D., Fattorini, L., Wade, T. D., Baffetta, F., & Smith, J. H. (2009). Estimating accuracy of land-cover composition from two-stage cluster sampling. *Remote Sensing of Environment, 113,* 1236-1249. https://doi.org/10.1016/j.rse.2009.02.011

Strahler, A. H., Boschetti, L., Foody, G. M., Friedl, M. A., Hansen, M. C., Herold, M., ... & Woodcock, C. E. (2006). Global land cover validation: Recommendations for evaluation and accuracy assessment of global land cover maps. *European Communities, Luxembourg, 51*(4), 1-60.

Swarbrick, J. T., Timmins, S. M., & Bullen, K. M. (1999). The biology of Australian weeds. 36. Ligustrum lucidum Aiton and Ligustrum sinense Lour. *Plant Protection Quarterly, 14*(4), 122–130.

Thompson, I. D., Guariguata, M. R., Okabe, K., Bahamondez, C., Nasi, R., Heymell, V., & Sabogal, C. (2013). An Operational Framework for Defining and Monitoring Forest Degradation. *Ecology and Society*, *18*(2). https://doi.org/10.5751/es-05443-180220

Tilman, D., Isbell, F., & Cowles, J. M. (2014). Biodiversity and ecosystem functioning. *Annual review of ecology, evolution, and systematics, 45*, 471-493. https://doi.org/10.1146/annurev-ecolsys-120213-091917

Traversa, I. P., & Reyes, A. M. (2013). Caracterización, distribución y manejo de los bosques nativos en el norte de Uruguay. *Revista Mexicana de Biodiversidad, 84*(1), 249–262. https://doi.org/10.7550/rmb.23314

Turbelin, A. J., Malamud, B. D., & Francis, R. A. (2016). Mapping the global state of invasive alien species: patterns of invasion and policy responses. *Global Ecology and Biogeography, 26*(1), 78–92. https://doi.org/10.1111/geb.12517

Underwood, E. C. (2003). Mapping nonnative plants using hyperspectral imagery. *Remote Sensing of Environment, 86*(2), 150–161. https://doi.org/10.1016/s0034-4257(03)00096-8

Underwood, E. C., Ustin, S. L., & Ramirez, C. M. (2006). A Comparison of Spatial and Spectral Image Resolution for Mapping Invasive Plants in Coastal California. *Environmental Management, 39*(1), 63–83. https://doi.org/10.1007/s00267-005-0228-9

Vaz, A. S., Alcaraz-Segura, D., Vicente, J. R., & Honrado, J. P. (2019). The Many Roles of Remote Sensing in Invasion Science. *Frontiers in Ecology and Evolution, 7*. https://doi.org/10.3389/fevo.2019.00370

Vettorazzi, R., Farías, L., & Brazeiro, A. (2018). Efecto del Ligustro (Ligustrum lucidum) sobre el ensamble de invertebrados de la hojarasca. En A. Brazeiro (Ed.) *Recientes avances en investigación para la gestión y conservación del bosque nativo de Uruguay* (pp. 39–42). Montevideo: Facultad de Ciencias, MGAP, BMEL.

Vilà, M., Valladares, F., Traveset, A., Santamaría, L., & Castro, P. (2008). *Invasiones biológicas*. Madrid: Consejo Superior de Investigaciones Científicas.

Vilà, M., & Ibáñez, I. (2011). Plant invasions in the landscape. *Landscape Ecology*, *26*(4), 461–472. https://doi.org/10.1007/s10980-011-9585-3

Vitousek, P., D'Antonio, C. M., Loope, L. L. & Westbrooks, R. (1996). Biological Invasions as Global Environmental Change. *American Scientist, 84*, 468-478.

Vogelmann, J. E., Gallant, A. L., Shi, H., & Zhu, Z. (2016). Perspectives on monitoring gradual change across the continuity of Landsat sensors using time-series data. *Remote Sensing of Environment, 185*, 258–270. https://doi.org/10.1016/j.rse.2016.02.060

Wilfong, B. N., Gorchov, D. L., & Henry, M. C. (2009). Detecting an Invasive Shrub in Deciduous Forest Understories Using Remote Sensing. *Weed Science*, *57*(5), 512–520. https://doi.org/10.1614/ws-09-012.1

Zamora, L., Montti, L., Grau, R., & Paolini, L. (2014). Efectos de la invasión del ligustro, Ligustrum lucidum, en la dinámica hídrica de las Yungas del noroeste Argentino. *Bosque (Valdivia), 35*(2), 195–205. https://doi.org/10.4067/s0717-92002014000200007

Zenni, R. D., & Ziller, S. R. (2011). An overview of invasive plants in Brazil. *Revista Brasileira de Botânica, 34*(3), 431–446. https://doi.org/10.1590/s0100-84042011000300016

Zimmerman, P. L., Housman, I. W., Perry, C. H., Chastain, R. A., Webb, J. B., & Finco, M. V. (2013). An accuracy assessment of forest disturbance mapping in the western Great Lakes. *Remote Sensing of Environment, 128*, 176–185. https://doi.org/10.1016/j.rse.2012.09.017

Zweig, M. H., & Campbell, G. (1993). Receiver-operating characteristic (ROC) plots: a fundamental evaluation tool in clinical medicine. *Clinical Chemistry, 39*(4), 561–577. https://doi.org/10.1093/clinchem/39.4.561

ANEXOS

Anexo 1: Fundamentos de la Teledetección y Caracterización Espectral en la Detección de Especies Vegetales.

Las técnicas de sensoramiento remoto proporcionan un enfoque alternativo para inventariar la ocurrencia de especies particulares de árboles en toda una región (Fassnacht et al., 2016). El sensoramiento remoto o teledetección se refiere a cualquier método o técnica utilizada para obtener información sin entrar en contacto directo con ella. En el campo de las ciencias de la Tierra, la teledetección es una técnica que tiene como objetivo la adquisición, procesamiento y análisis de imágenes digitales capturadas por satélites (Pérez et al., 2006). Existe una interacción energética, natural o artificial, entre la Tierra y el sensor, que registra la radiación electromagnética para convertir los datos obtenidos en información útil a través de técnicas de interpretación y reconocimiento de las superficies (Chuvieco, 2010).

A grandes rasgos se pueden diferenciar los sensores remotos en dos grandes tipos: pasivos y activos. Los sensores pasivos, como los que se encuentran a bordo de los satélites Landsat o Sentinel, observan y capturan la radiación solar reflejada por los objetos percibidos en la cubierta terrestre. Los sensores activos como es el caso de los sensores radares, por otro lado, emiten energía electromagnética dirigida hacia el objeto de estudio y registran la radiación reflejada.

Los sensores satelitales ópticos son sensores pasivos que miden la reflectividad de la superficie terrestre en múltiples longitudes de onda del espectro electromagnético (bandas). Esto incluye el espectro visible (espectro del rojo, verde y azul), así como las longitudes de onda fuera del espectro visible, como el infrarrojo. Los diferentes tipos de cobertura terrestre reflejan la luz solar con intensidades variables en todo el espectro electromagnético debido a la variación en la pigmentación, la textura, el contenido de agua y otros factores (Knipling, 1970; Chuvieco, 2010).

La relación entre la longitud de onda y la reflectividad espectral está estrechamente ligada a las características del material y es lo que permite identificar materiales en la teledetección (Gilabert et al., 1997). Al examinar el comportamiento espectral de la

vegetación, especialmente en la cubierta forestal, se puede notar que la reflectividad es influenciada por varios factores, como la composición química, la fisiología, el contenido de humedad y la estructura de la planta, y esto se refleja en las firmas espectrales (Cavender-Bares et al., 2017).

Es importante resaltar una serie de bandas espectrales que son ampliamente utilizadas en la teledetección. Las bandas del espectro visible (0,4 a 0,7 μm) es la radiación electromagnética que podemos percibir con nuestros ojos y coincide con las longitudes de onda en las que la radiación solar es máxima. En general el espectro visible se descompone en tres bandas elementales: azul (0,4 a 0,5 μm), verde (0,5 a 0,6 μm) y rojo (0,6 a 0,7 μm). La banda del infrarrojo cercano o NIR (0,7 a 1,3 μm) es útil por su capacidad para distinguir masas vegetales y concentraciones de humedad (Chuvieco, 2010).

Cuando la luz solar incide sobre objetos en el suelo, estos pueden absorber y reflejar diferentes longitudes de onda de la luz. En el caso de las plantas, las células de sus hojas tienen la capacidad de dispersar la radiación solar en la región del infrarrojo cercano (NIR), que abarca un rango de longitudes de onda de 0,7 a 1,1 µm. La razón detrás de este fenómeno se relaciona con la presencia de clorofila en las células de las hojas. La clorofila, que es esencial para la fotosíntesis, absorbe predominantemente la luz en el rango de longitudes de onda de 0,4 a 0,7 µm, que corresponde al espectro visible de la luz, y la reflectancia es mínima en estos rangos.

En efecto, mediciones a través de sensores ópticos de región NIR, presentan una elevada reflectancia en la vegetación debido a la reflexión de la luz en las células de la planta. Sin embargo, cuando hay presencia de agua, el agua absorbe la radiación en esta banda, lo que resulta en una disminución en la reflectividad de las plantas. Esto es útil para discriminar entre plantas, ya que la cantidad de agua presente en la planta puede ser un indicador de su salud y estado fisiológico.

El concepto de firma espectral refiere al patrón único de valores de reflectancia que exhibe un objeto o superficie (por ejemplo, una especie o tipo de vegetación) en diferentes bandas del espectro electromagnético. Cada cubierta presenta una firma espectral única y no uniforme, que depende de diversos factores, como los físicos

(relacionados con la temperatura, humedad y textura), químicos (variaciones en la composición y contenido de materia orgánica), y los ambientales (pendiente, orientación y estación del año) (Pérez y Muñoz, 2006).

Existen múltiples factores que influyen en el comportamiento espectral de la vegetación en el espectro óptico. Estos factores se pueden dividir en tres grandes grupos: los relacionados con la reflectividad de la hoja, que suele ser el elemento más visible desde una plataforma espacial, factores como pigmentos, estructura celular y el contenido de humedad son los más destacados; características geométricas de la planta, principalmente su área foliar, la forma de las hojas, su distribución en la plata entre otros; y aspectos derivados de la situación geográfica de la planta (pendiente, orientación, reflectividad del sustrato).

Anexo 2: Cuadro comparativo de las principales características de las misiones satelitales Sentinel-1 y Sentinel-2.

Característica	Sentinel 1 (SAR)[5]	Sentinel 2 (MSI)[6]
Operador	ESA	ESA
Altitud	693 km	786 km
Resolución espacial	De 5 a 100 metros, dependiendo del modo de operación	10 metros (óptico), 20 metros (óptico infrarrojo)
Banda espectral	No aplica (SAR)	13 bandas
Longitud de ondas	Microondas	Visible e infrarrojo cercano
Tiempo de revisita	De 1 a 12 días, dependiendo del modo de operación	5 días
Cobertura de nubes	No afecta la adquisición de imágenes	La adquisición puede ser afectada por nubes
Aplicaciones típicas	Monitoreo de la humedad del suelo, detección de cambios en la superficie terrestre, seguimiento de la actividad sísmica	Monitoreo de la vegetación, detección de cambios en la superficie terrestre, evaluación de recursos naturales

[5] Modificado a partir de: Agencia Espacial Europea (ESA). Sentinel-1. https://sentinels.copernicus.eu/web/sentinel/missions/sentinel-1/overview

[6] Modificado a partir de: Agencia Espacial Europea (ESA). Sentinel-2. https://sentinels.copernicus.eu/web/sentinel/missions/sentinel-2/overview

Anexo 3: Características espectrales del sensor Sentinel-2 MSI[7]

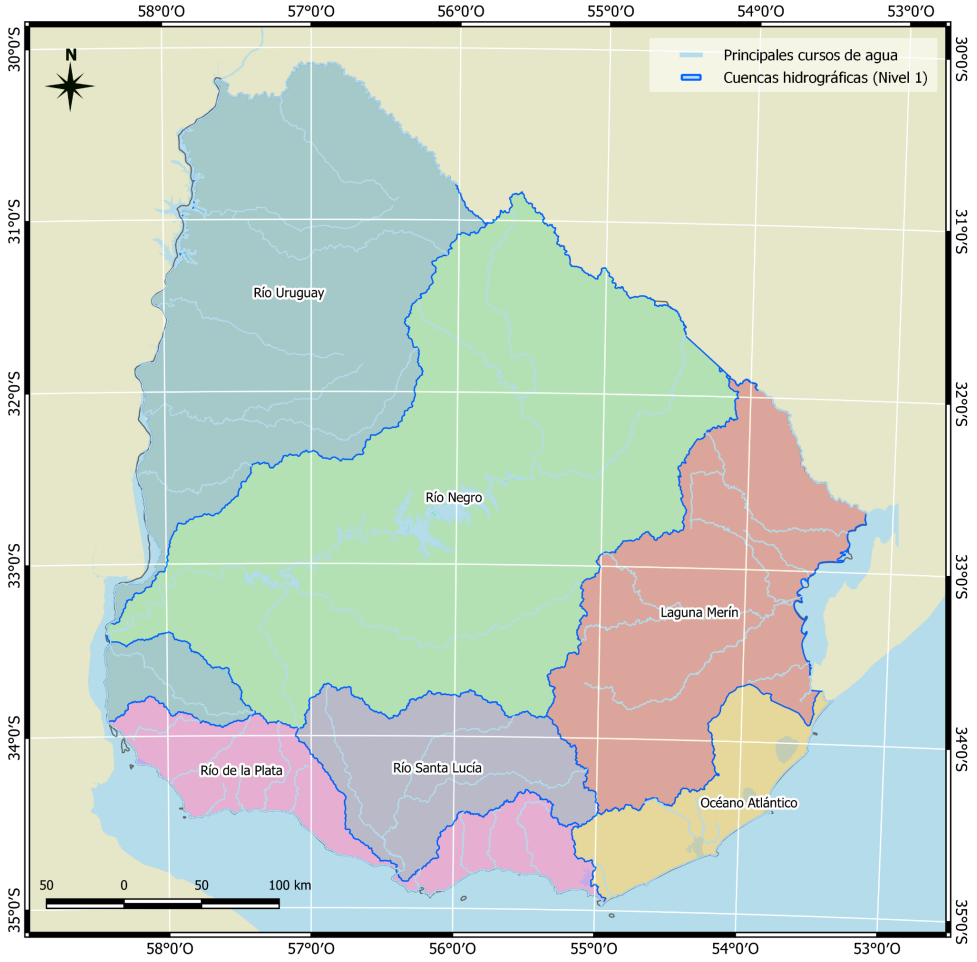
Banda Sentinel-2	Longitud de onda (µm)	Resolución espacial (m)
Banda 1 - Coastal aerosol	0,443 - 0,453	60
Banda 2 - Azul	0,490 - 0,510	10
Banda 3 - Verde	0,530 - 0,550	10
Banda 4 - Rojo	0,640 - 0,670	10
Banda 5 - Vegetation Red Edge	0,690 - 0,710	20
Banda 6 - Vegetation Red Edge	0,720 - 0,745	20
Banda 7 - Vegetation Red Edge	0,773 - 0,793	20
Banda 8 - NIR	0,835 - 0,865	10
Banda 8A - Vegetation Red Edge	0,855 - 0,875	20
Banda 9 - Vapor de agua	0,940 - 0,960	60
Banda 10 - SWIR - Cirrus	0,108 - 0,112	60
Banda 11 - SWIR	0,155 - 0,159	20
Banda 12 - SWIR	0,202 - 0,212	20

Anexo 4: Tabla de fórmulas de los índices espectrales utilizados en la clasificación

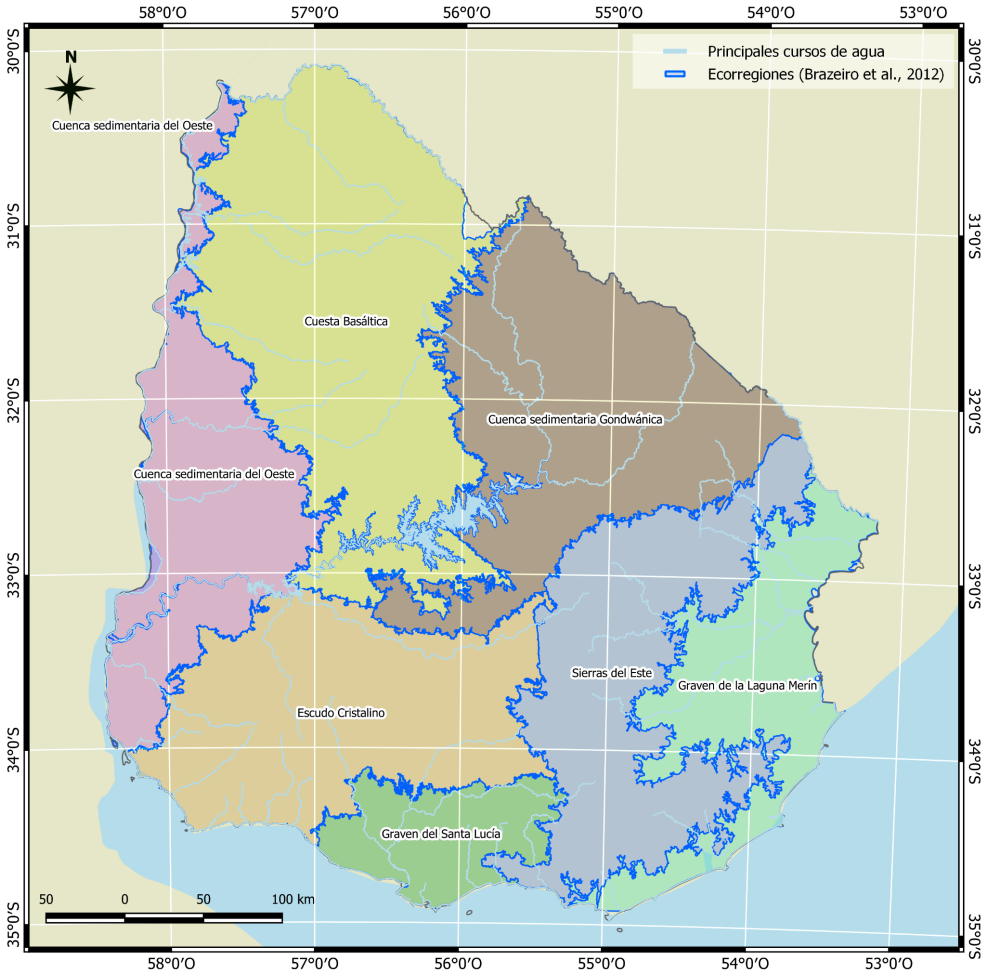
Índice	Fórmula de cálculo	Referencia
Normalized Difference Vegetation Index (NDVI)	$NDVI = \frac{NIR - Rojo}{NIR + Rojo}$	Rouse et al., 1974
Modified Soil-Adjusted Vegetation Index (MSAVI)	$MSAVI = \frac{(2*NIR+1 - \sqrt{(2*NIR+1)2-8*(NIR-Rojo)}}{2}$	Qi et al., 1994
Normalized Difference Water Index (NDWI)	$NDWI = \frac{NIR - SWIR}{NIR + SWIR}$	Gao, 1996
Enhanced Vegetation Index (EVI)	$EVI = 2,5 * \frac{NIR - Rojo}{NIR +6*Rojo - 7,5\ Azul +1}$	Justice et al., 2002
Normalized Difference Fraction Index (NDFI)	$NDFI = \frac{GV_{Sombra} - (NPV + Suelo)}{GV_{Sombra} + (NPV + Suelo)}$ $GV_{Sombra} = \frac{GV}{100 - Sombra}$	Souza et al., 2005

[7] Disponible en: Agencia Espacial Europea (ESA). Sentinel-2. https://sentinel.esa.int/web/sentinel/user-guides/sentinel-2-msi/resolutions/spectral

Anexo 5: Mapa con delimitación de cuencas hidrográficas (nivel 1).



Anexo 6: Mapa con delimitación de ecorregiones (Brazeiro et al., 2012).



Anexo 6: Mapa con ubicación de los polígonos de la muestra de entrenamiento

