



PROGRAMA
DE INVESTIGACIÓN SOBRE
Bosques, Árboles y
Agroforestería



METODOLOGÍA PARA LA CLASIFICACIÓN AUTOMÁTICA DE LOS ÁRBOLES EN FINCAS (TONF)

y su aplicación en el análisis de la biodiversidad en un paisaje
productivo de Olancho, Honduras

Cristian Brenes
Diego Gómez-Hoyos
Klaus Wiese,
Julie Betbeder
Miguel Cifuentes Jara
Eduardo Somarriba
Norvin Sepúlveda
Edwin García



Metodología para la clasificación automática de los árboles en fincas (TonF)

y su aplicación en el análisis de la biodiversidad en
un paisaje productivo de Olancho, Honduras

Cristian Brenes
Diego Gómez-Hoyos
Klaus Wiese
Julie Betbeder
Miguel Cifuentes Jara
Eduardo Somarriba
Norvin Sepúlveda
Edwin García

CATIE no asume la responsabilidad por las opiniones y afirmaciones expresadas por los autores en las páginas de este documento. Las ideas de los autores no reflejan necesariamente el punto de vista de la institución. Se autoriza la reproducción parcial total de la información contenida en este documento siempre cuando se cite fuente.

© Centro Agronómico Tropical de Investigación y Enseñanza, CATIE, 2021

ISBN

33.717
B837 Metodología para la clasificación automática de los árboles en fincas (TonF) y su aplicación en el análisis de la biodiversidad en el paisaje productivo de Olancho, Honduras/ Cristian Brenes Granados... [et al.]
– 1ª ed. – Turrialba, Costa Rica : CATIE, 2022.
37 p. : il. – (Serie técnica. Informe técnico / CATIE ; no. 436)

ISBN 978-9977-57-768-5

1. Recursos forestales 2. Biodiversidad 3. Cerca viva 4. Clasificación biológica
I. Gómez- Hoyos, Diego II. Wiese, Klaus III. Betbeder, Julie IV. Cifuentes Jara, Miguel V. Somarriba, Eduardo VI. Sepúlveda, Norvin VII. García, Edwin IX CATIE X. Título XII. Serie.

Cita sugerida:

Brenes Granados, Cristian; Gómez- Hoyos, Diego; Wiese, Klaus; Betbeder, Julie; Cifuentes Jara, Miguel; Somarriba, Eduardo; Sepúlveda, Norvin; García, Edwin . 2022. Metodología para la clasificación automática de los árboles en fincas (TonF) y su aplicación en el análisis de la biodiversidad en el paisaje productivo de Olancho, Honduras (en línea). Turrialba, Costa Rica, CATIE. 37 p. (Serie técnica. Informe técnico / CATIE, no. 436). Disponible en:

Créditos

Diseño y diagramación:
Tecnología de Información y Comunicación, CATIE

Revisión técnica:
Christian G. Herrera-Martínez, Asesoría en Gestión de la Biodiversidad (AGB) Ney Ríos, Centro Agronómico Tropical de investigación y Enseñanza

Agradecimientos

Entre los socios de financiación que han apoyado esta investigación están: Programa de Investigación de CGIAR sobre Bosques, Árboles y Agroforestería (CRP-FTA), con el apoyo financiero del Fondo del CGIAR y el CATIE (Centro Agronómico Tropical de Investigación y Enseñanza).



PROGRAMA
DE INVESTIGACIÓN SOBRE
Bosques, Árboles y
Agroforestería

Esta investigación fue realizada por el CATIE como parte del Programa de Investigación de CGIAR sobre bosques, árboles y agroforestería (CRP-FTA). El objetivo del programa es mejorar el manejo y uso de los bosques, agroforestería y los recursos genéticos de los árboles a lo largo del paisaje, desde bosques hasta plantaciones. El CATIE forma parte del programa CRP-FTA en asociación con Bioversity, CIRAD, CIFOR, CIAT, INBAR, TROPENBOS y el ICRAF

RESUMEN

El proyecto Trees on Farms ejecutado por el CATIE, identificó la necesidad de crear una herramienta conceptual y operativa que permita la clasificación automática de la cobertura arbórea en paisajes productivos, dándose énfasis a las cercas vivas como elementos de conexión, las cuales favorecen la conectividad ecológica de especies de aves, y estimulan su movimiento a través de la matriz agrícola de dichos paisajes. Para tal fin se utilizaron como insumos imágenes satélite ópticas, de radar, además de un conjunto de datos de entrenamiento para los modelos predictivos, creados y posteriormente evaluados con los cuales se produjo el mapa de cercas vivas, para el cual se obtuvo un 84,4% de certidumbre con el modelo Random Forests.

Adicionalmente, posterior a la creación del mapa de cercas vivas, se generó un análisis para la caracterización del paisaje en términos de su estructura, en donde las cercas vivas ocupan el 14,06 % de la superficie del área de estudio. Por **último, se estimó la relación de las cercas vivas y su aporte en la conectividad de paisaje usando modelos de ocupación, para la cual se utilizó como especies focales a *Pitangus sulphuratus* y *Tamnophilus doliatus*. Para *T. doliatus*, se presentan patrones de ocupación homogéneos en el paisaje, mientras que para *P. sulphuratus*, sus patrones de ocupación son más reducidos y restringidos a las áreas con menor cobertura arbórea.**

2

PRESENTACIÓN

El Proyecto Trees on Farms (IKI-TonF), ejecutado por el CATIE (Centro Agronómico Tropical de Investigación y Enseñanza), identificó la necesidad de generar insumos que aporten a la generación de lineamientos conceptuales y metodológicos para la clasificación automática de la cobertura arbórea en paisajes productivos, con el objetivo de lograr su implementación efectiva en el contexto de paisajes productivos de Latinoamérica. El objetivo de esta iniciativa fue desarrollar una herramienta para la clasificación automática de los árboles en fincas (TonF) y evaluar su potencial para conservar la biodiversidad.

Este documento fue desarrollado bajo el marco del proyecto IKI-TonF y liderado por el Laboratorio de Modelado Ecosistémico, Unidad de Acción Climática y financiado por la Iniciativa Climática Internacional (IKI) del Ministerio Federal del Ambiente, la Conservación de la Naturaleza, la Construcción y la Seguridad Nuclear de Alemania (BMUB), que apoyan esta iniciativa con base en una decisión adoptada por el Bundestag alemán.

3

AGRADECIMIENTOS

Entre los socios de financiación que han apoyado esta iniciativa se encuentran el Programa de Investigación de CGIAR sobre Bosques, Árboles y Agroforestería (CRP-FTA), con el apoyo financiero del Fondo del CGIAR y el CATIE. Esta investigación fue realizada por el CATIE como parte del Programa de Investigación de CGIAR sobre Bosques, Árboles y Agroforestería (CRP-FTA). El objetivo del programa es mejorar el manejo y uso de los bosques, agroforestería y los recursos genéticos de los árboles a lo largo del paisaje, desde bosques hasta plantaciones. El CATIE forma parte del programa CRP-FTA en asociación con Biodiversity, CIRAD (Centre de Coopération Internationale en Recherche Agronomique pour le Développement), CIFOR (Center for International Forestry Research), CIAT (Centro Internacional de Agricultura Tropical), ICRAF (International Centre for Research in Agroforestry), INBAR y TROPENBOS.

Se agradece al proyecto IKI-TonF por el suministro de las bases de datos de biodiversidad y cercas vivas necesarias para la realización de los análisis. Por último, es necesario hacer una mención al personal del Laboratorio de Modelado Ecosistémico del CATIE, a Emily Fung, Allan Guerrero y Grettel Vargas por sus aportes al proceso.

ÍNDICE DE CONTENIDOS

Introducción.....	10
Metodología.....	11
I.Herramienta de clasificación de cercas vivas con base en imágenes Sentinel 1 y 2.....	16
Proceso de Clasificación	17
Generación del conjunto de datos de entrenamiento.....	17
Validación de la clasificación.....	19
II. Análisis de paisaje	20
III. Relación de las cercas vivas con la biodiversidad y la conectividad del paisaje	20
Resultados.....	22
I.Identificación de cercas vivas con base en imágenes Sentinel 1 y 2.....	22
II.Análisis de paisaje.....	23
III. Relación de las cercas vivas con la biodiversidad y la conectividad del paisaje.....	24
Discusión.....	29
Conclusiones.....	31
Literatura citada.....	32
Anexos.....	35

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1. Ubicación del área de estudio dentro del paisaje de intervención del proyecto IKI-TonF-FTA, del departamento de Olancho, Honduras	14
Figura 2. Diagrama de flujo que muestra la secuencia de pasos seguidos para la ejecución de los análisis consignados en el presente estudio	15
Figura 3. Distribución de las muestras de bosque (a), cercas vivas (b), matorral (c) y pasto (d) en el paisaje agropecuario de Catacamas, departamento de Olancho, Honduras	19
Figura 4. Resultado de la predicción espacial de cercas vivas y bosques en el paisaje de Catacamas, Honduras, con base en imágenes Sentinel-1 (de polarización simple) y Sentinel-2.....	23
Figura 5. Probabilidad de ocupación espacialmente explícita para <i>Pitangus sulphuratus</i> en un paisaje de Olancho, Honduras: A) Predicción de la ocupación basada en un promedio de modelos con la cobertura (bosque, cobertura de árboles y producción) y la distancia a la cobertura de árboles y bosques; B) Predicción de la ocupación en un escenario sin árboles en fincas.....	25
Figura 6. Probabilidad de ocupación espacialmente explícita para <i>Thamnophilus doliatus</i> en un paisaje de Olancho, Honduras. A) Predicción de la ocupación basada en el promedio de modelos que incluyeron un modelo nulo y dos modelos que explican la ocupación por la cobertura (bosque, cobertura arbórea) y la distancia a la cobertura de árboles y bosques; B) Predicción de la ocupación en un escenario sin árboles en fincas.....	26
Figura 7. Superficies de costo calculadas para <i>Thamnophilus doliatus</i> (A) y <i>Pitangus sulphuratus</i> (B) basadas en la teoría de circuitos, en un paisaje de Catacamas, Olancho.....	27
Figura 8. Proporción de árboles en fincas (área gris) sobrelapado con la superficie de menor costo (< 100, área blanca) para <i>Thamnophilus doliatus</i> (A) y <i>Pitangus sulphuratus</i> (B) en un paisaje en Catacamas, Olancho	27
Figura 9. Riqueza esperada de aves de acuerdo con la distancia a la cobertura de árboles en fincas y bosques en un paisaje productivo en Catacamas, Olancho Estimaciones basadas en un modelo lineal generalizado negativo exponencial (área gris: intervalos de confianza 95%).....	28

ÍNDICE DE CUADROS

Cuadro 1. Características básicas de las imágenes de los sensores Sentinel-1 y Sentinel-2.....	12
Cuadro 2. Índices espectrales calculados para separar coberturas vegetales en un paisaje agropecuario del departamento de Olancho, Honduras.....	17
Cuadro 3. Algoritmos y datos para la predicción espacial de la presencia de cercas vivas en un paisaje de Catacamas, Honduras.....	18
Cuadro 4. Exactitud de la predicción por modelo y juego de datos para la clasificación de cercas vivas a partir de imágenes de satélites en un paisaje de Catacamas, departamento de Olancho, Honduras.....	19
Cuadro 5. Métricas utilizadas para el análisis de paisaje en el paisaje agropecuario de Catacamas, departamento de Olancho, Honduras.....	20
Cuadro 6. Métricas de paisaje para el área de estudio en función de los resultados de la herramienta de detección de cercas vivas en el paisaje de Catacamas, Honduras.....	23
Cuadro 7. Ajuste y selección de modelos para explicar la detección y la tasa de ocupación de <i>Pitangus sulphuratus</i> de acuerdo con las coberturas en un paisaje de Catacamas, Olancho. K, número de parámetros; AICc, criterio de información de Akaike ajustado para tamaños de muestra pequeños; LL: Log Likelihood; distancia: distancia a la cobertura de árboles; cobertura: bosque, árboles en fincas y producción.....	25
Cuadro 8. Ajuste y selección de modelos para explicar la detección y la tasa de ocupación de <i>Thamnophilus doliatus</i> de acuerdo con las coberturas en un paisaje de Catacamas, Olancho. K, número de parámetros; AICc, criterio de información de Akaike ajustado para tamaños de muestra pequeños; LL: Log Likelihood; distancia: distancia a la cobertura de árboles; cobertura: bosque, árboles en fincas y producción.....	26
Cuadro 8. Ajuste y selección de modelos negativos exponenciales para explicar la riqueza de aves de acuerdo con las coberturas en un paisaje de Olancho, Honduras.....	28

INTRODUCCIÓN

En la decisión X/2 de la décima reunión de la Conferencia de las Partes del Convenio de Diversidad Biológica (CDB), se adoptó el Plan Estratégico para el período 2011-2020, el cual incluye las Metas de Aichi. La Meta 7 exige a los países miembros de la CDB que las áreas de agricultura, acuicultura y silvicultura se gestionen de manera sostenible, para asegurar la conservación de la biodiversidad (CBD 2021¹). Por otra parte, la Organización de las Naciones Unidas para la Alimentación y la Agricultura (FAO) ha estimado que 75% de los principales cultivos alimentarios del mundo –los cuales representan 35% de la producción mundial de alimentos– dependen directa o indirectamente de los servicios ecosistémicos, lo que evidencia la importancia de la gestión sostenible de la biodiversidad para el bienestar humano.

Sin embargo, las actividades agropecuarias pueden tener consecuencias negativas en la diversidad biológica, los servicios ecosistémicos y la sostenibilidad a largo plazo de los sistemas de producción de alimentos y generar un conjunto de impactos sociales y económicos (FAO y PNUMA 2020, FAO 2020). Por lo tanto, la Meta 7 de Aichi y los Objetivos de Desarrollo Sostenible (ODS²) –en especial el Objetivo 15 “Vida de ecosistemas terrestres”– intentan abordar estos problemas exigiendo que la tierra sea manejada de manera sostenible y se conserve la biodiversidad en los paisajes productivos, porque la economía y la subsistencia de las personas dependen de estos. Cerca de 1600 millones de personas dependen de los bosques para su sustento, otros 2600 millones tienen la agricultura como medio de subsistencia y se estima en US\$125 billones por año el valor de los ecosistemas para los medios de vida y el bienestar humano.

En los paisajes productivos de Centroamérica es común encontrar árboles en fincas (TonF, por su designación en inglés), representados principalmente por cercas vivas (Kleinn *et al.* 2001). Las cercas vivas son formaciones arbóreas en línea, destinadas a la demarcación y cercado de una extensión de tierra cultivada o pastizal (Harvey *et al.* 2003, 2005; Chacón y Harvey 2006). Por su diversidad estructural, composición de especies y variedad de usos derivados de los árboles que las conforman, tienen un sinnúmero de beneficios que van más allá del propósito de demarcar y cercar la tierra productiva. Los TonF –en especial las cercas vivas– son componentes esenciales de los paisajes productivos, porque proveen madera y productos no maderables, como frutas, forraje, medicinas, fibra y otros productos bioquímicos.

Además, los TonF tienen el potencial de proporcionar otros beneficios ecosistémicos, como la regulación de la calidad del aire y el clima, la formación y protección del suelo y ciclo de nutrientes, y a nivel de paisaje aumentar la conectividad biológica y conservar la biodiversidad (Acharya 2006, Chacón y Harvey 2006, 2008, Harvey *et al.* 2008, Somarriba *et al.* 2017). Los TonF en general y las cercas vivas en particular pueden actuar como refugio para la vida silvestre y ser importantes para la conectividad y la conservación de la biodiversidad en paisajes productivos (Chacón y Harvey 2008, Harvey *et al.* 2008, Somarriba *et al.* 2017, Maglianesi 2021). Sin embargo, los TonF siguen siendo invisibilizados en los enfoques de los países para cumplir sus objetivos ante el CDB, los ODS y la Convención Marco de Naciones Unidas para el Cambio Climático (UNFCCC)³, así como en los programas nacionales de desarrollo.

El Proyecto Trees on Farms (IKI-TonF) y el consorcio Forests, Trees and Agroforestry (FTA) del CGIAR (Consultative Group for International Agricultural Research) conforman una iniciativa de investigación aplicada a largo plazo que pretende comprender los cambios en la presencia de bosque y árboles fuera del bosque en paisajes productivos. La información generada es clave para el diseño de buenas prácticas y la determinación del costo-beneficio, así como evaluar las funciones ecológicas de los TonF en el paisaje. En términos generales, el proyecto IKI-TonF busca evidenciar los aportes de los TonF en la conservación de la biodiversidad, la captura de carbono y los medios de vida. Esta iniciativa reúne recursos con el fin de desarrollar una herramienta para la clasificación automática de la cobertura de árboles en paisajes productivos y su potencial para conservar la biodiversidad.

Tradicionalmente, la cobertura arbórea en fincas se ha evaluado y monitoreado puntualmente mediante métodos y herramientas dasométricas en campo. Sin embargo, a medida que las herramientas de sensores remotos ofrecen mayor potencial y flexibilidad de análisis de los elementos del paisaje a mayores resoluciones espaciales, la posibilidad de usarlas

para caracterizar y monitorear las diferentes configuraciones de TonF aumenta considerablemente. Pese a este potencial, la mayoría de las investigaciones se han centrado en zonas boreales (Vannier *et al.* 2011, Betbeder *et al.* 2014, Sheeren *et al.* 2016, Audrey *et al.* 2020) y existen pocos ejemplos de desarrollos operativos para clasificar, evaluar y monitorear los TonF y en especial, las cercas vivas en zonas tropicales. Por lo anterior, el objetivo de este documento es presentar los resultados de la aplicación de una herramienta para la cartografía de las cercas vivas y otras coberturas de árboles en los paisajes productivos (TonF) y su implementación en lineamientos para la conservación de la biodiversidad.

Marco Conceptual

El presente estudio parte conceptualmente del análisis realizado por Betbeder (2014), en el cual se evaluó el uso de imágenes comerciales de RADAR (TerraSar-X) para la extracción y mapeo de cercas vivas en un paisaje en Francia. También, se muestra la aplicación de la clasificación de estas coberturas para demostrar su aporte en la conservación de la biodiversidad y la conectividad del paisaje a través de las aves como modelo de estudio. La elaboración de la cartografía de cercas vivas en el paisaje productivo y los posteriores análisis de métricas y conectividad del paisaje derivados parten del desarrollo de una herramienta de software basada en los lenguajes de programación Java Script y R Statistics.

El objetivo de dicha herramienta es generar una cartografía de cercas vivas a partir del uso de imágenes de satélite, las cuales –al ser procesadas y sometidas a algoritmos de clasificación, tales como Random Forest– producen mapas temáticos de los que es posible separar usos y coberturas de la tierra, como pastizales, tierras forestales, campos agrícolas y otros elementos del paisaje, como por ejemplo árboles dispersos y cercas vivas. A continuación, se describen detalles técnicos de los insumos de base (imágenes de satélite), así como los métodos de clasificación utilizados.

Características de las imágenes de satélite ópticas y de RADAR (Radio Detection and Ranging)

De acuerdo con Hewson (2014), el sensoramiento remoto o teledetección es el proceso mediante el cual se detecta la energía emitida o reflejada por un objeto a una longitud de onda determinada en el espectro electromagnético (EM), en vez de estar en contacto directo con ella. La cantidad y el tipo de energía que se detecta suele registrarse en formato digital. La cantidad representa la fuerza de la señal y el tipo, el registro de la señal en el espectro. Se suele asumir, aunque no siempre de forma válida, que es posible distinguir entre varios tipos de cobertura de la tierra según la información registrada y que el uso de la tierra se puede inferir a partir de dicha cobertura.

Los sensores RADAR (sensores activos) se diferencian de los sensores pasivos, porque los primeros tienen una fuente propia de energía para emitir y recibir sus señales, mientras los segundos utilizan la energía emitida por el sol para la captura de los datos. Los RADAR operan en longitudes de onda (generalmente de 1 cm a 1 m) del espectro electromagnético. Además, son capaces de penetrar las nubes, por lo que resultan útiles para el monitoreo en áreas con nubosidad constante (Hewson *et al.* 2014) y pueden compararse directamente a lo largo del tiempo. Asimismo, las señales recibidas por el sensor se ven menos afectadas por las condiciones atmosféricas y las propiedades de la radiación emitida por los sensores activos. Las señales RADAR son también sensibles a las propiedades geométricas de un bosque, por ejemplo, por lo que pueden brindar información sobre la distribución de la biomasa por encima del suelo (Hewson *et al.* 2014).

Una de las características centrales y fundamentales de los datos obtenidos a través de los sensores RADAR es la polarización. Esta se refiere a la orientación del campo eléctrico con respecto a la dirección de propagación. En los sensores remotos activos, el campo eléctrico de la radiación resultante tiene una orientación preferida. La polarización lineal es la que se usa con más frecuencia en los sensores remotos RADAR, donde un campo eléctrico radiado se orienta horizontalmente (polarización horizontal) o verticalmente (polarización vertical) con respecto a la dirección de propagación (Hewson *et al.* 2014). En ese sentido, un sensor capaz de transmitir ondas polarizadas horizontalmente (H) o verticalmente (V) y de recibir ambos tipos de ondas dará como resultado las cuatro imágenes polarizadas.

En los sensores remotos pasivos (ópticos), los datos se obtienen con un sensor que recibe de forma pasiva energía proveniente de otra fuente; es decir, el instrumento no emite su propia señal. Este tipo de sensores puede registrar la radiación del Sol, siendo este la fuente de las regiones visibles y espectrales de onda corta infrarroja de la Tierra. La fracción de la energía solar en estas regiones espectrales reflejada por la superficie terrestre suele ser un indicio de las características estructurales y químicas de los rasgos de la superficie.

Las distintas regiones espectrales están representadas por “bandas espectrales” relativamente estrechas y al combinar imágenes de energía medida en distintas bandas espectrales y la asignación de un color distinto en pantalla, se producen imágenes multiespectrales (Hewson 2014). Un ejemplo son los sensores Sentinel-1 y Sentinel-2, utilizados en este estudio y de los cuales se muestran las características básicas (Cuadro 1).

Cuadro 1. Características básicas de las imágenes de los sensores Sentinel-1 y Sentinel-2

Sensor	Sentinel-2	Sentinel-1
Descripción general	La misión Sentinel-1 proporciona datos de un instrumento de radar de apertura sintética (SAR) de doble polarización a 5405 GHz (banda C).	Sentinel-2 es una misión de imágenes multiespectrales de alta resolución y amplio alcance que apoya los estudios de Vigilancia Terrestre de Copernicus, incluida la vigilancia de la vegetación, el suelo y la cubierta de agua, así como la observación de las vías navegables interiores y las zonas costeras.
Resolución espacial	10 metros	10 metros
Bandas	B1: Aerosoles B2: Azul B3: Verde B4: Roja B5: Borde rojo 1 B6: Borde rojo 2 B7: Borde rojo 3 B8: Infrarrojo cercano B8A: Borde rojo 4 B10: Cirrus B11: Infrarrojo de onda corta 1 B12: Infrarrojo de onda corta 2	HH: Copolarización simple, transmisión horizontal/recepción horizontal HV: Polarización cruzada de doble banda, transmisión horizontal/recepción vertical VV: Copolarización simple, transmisión vertical/recepción vertical VH: Polarización cruzada de doble banda, transmisión vertical/recepción horizontal

Fuente: Earth Engine Catalog⁴

4 <https://developers.google.com/earth-engine/datasets/catalog/sentinel>

Métodos de clasificación de imágenes satelitales

Existen diferentes metodologías para la clasificación de coberturas vegetales (Chuvieco 2006), entre las que se encuentran distintos métodos: 1) paramétricos, 2) no paramétricos, 3) análogos (foto interpretación y delimitación manual) y 4) digitales (uso de algoritmos de agrupación). Los métodos digitales de clasificación pueden ser agrupados en: automáticos, supervisados y semi-supervisados.

Los métodos de aprendizaje estadístico y/o aprendizaje de máquinas (*machine learning*) son los más utilizados en los procesos de predicción (regresión y clasificación). En el campo específico de la cartografía de áreas dedicadas a la ganadería se han usado diversos métodos, entre los que destacan los algoritmos de clasificación de píxeles (Support Vector Machine, Random Forest) (Hill *et al.* 2005, Jain *et al.* 2018, Oliveira *et al.* 2020). También se utilizan comúnmente los algoritmos de segmentación basada en objetos para condiciones homogéneas del objeto de clasificación (Brenner *et al.* 2012), además de otras técnicas de campo (Serrano *et al.* 2010).

Para predecir la presencia de cercas vivas y bosques en paisajes ganaderos se usaron dos algoritmos:

Random Forest: Es un algoritmo predictivo que –a través del Bagging– combina diferentes árboles de decisión, cada uno creado a partir de observaciones y variables aleatorias, seleccionando iterativamente individuos al azar (con uso de muestreo con reemplazo) para crear diferentes juegos de datos (Breiman 2001). Este algoritmo se utiliza para la predicción de coberturas vegetales y distintos usos del suelo, por sus ventajas en el manejo robusto de variables y gran precisión en la clasificación final a partir del consenso de árboles de decisión (Kulkarni y Lowe 2016).

Support Vector Machine: Asigna ejemplos de entrenamiento a puntos en el espacio para maximizar el ancho de la brecha entre las categorías de uso de coberturas que se estén evaluando en el mapa, por ejemplo, bosque y pasto. Luego, los nuevos ejemplos se grafican en ese mismo espacio y se predice que pertenecen a una categoría en función de qué lado de la brecha se encuentran (Boser *et al.* 1992).

Los hiperparámetros utilizados para la clasificación de coberturas son valores definidos a partir del proceso de entrenamiento para controlar el proceso de aprendizaje de un algoritmo de aprendizaje estadístico/*machine learning*. Para derivarlos se emplea un proceso iterativo con los valores de entrenamiento y los hiperparámetros, donde se asocian los resultados con un estadístico de efectividad (Probst *et al.* 2018, Schratz *et al.* 2019, Weerts *et al.* 2020).

Análisis de paisaje

Los paisajes pueden ser caracterizados cualitativamente en función de una serie de métricas. Las métricas de paisaje para la descripción de la fragmentación se pueden dividir en tres grandes categorías (Rutledge 2003):

1. Composición: Los índices de composición describen las características básicas de la fragmentación. Los dos índices básicos usados para cuantificar la fragmentación son el número de parches y el área de estos, usualmente medidos como promedio.

2. Forma: Los índices de forma intentan cuantificar la complejidad de los parches y cuáles pueden ser importantes para los diferentes procesos ecológicos. Por ejemplo, los parches de forma circular o cuadrada tienen menos borde y potencialmente mayor área núcleo. Otras formas más alargadas –como árboles en línea– o formas sinuosas, como bosques ribereños, pueden tener comparativamente poca área núcleo, pero sí una gran área total. Las áreas compactas son menos “visibles” para las especies que se dispersan a través del paisaje, mientras que las formas complicadas o lineales pueden ser interceptadas por las rutas de organismos o propágulos.

Flujo de trabajo

El proceso metodológico implementado se evidencia en un diagrama de flujo que muestra la secuencia de pasos seguidos para la ejecución de los análisis consignados a partir de una serie de insumos de entrada, representados por conjuntos de imágenes de satélite, datos de entrenamiento para la herramienta de clasificación de TonF, específicamente las cercas vivas en el paisaje y un conjunto de datos para la validación del mapa final de cercas vivas (Figura 2).

A partir del mapa de cercas vivas se realizó una caracterización del paisaje a través del cálculo de métricas. Además, el mapa de cobertura arbórea –que incluye las cercas vivas– se utilizó para parametrizar modelos de ocupación de dos especies de aves, para lo cual se usó como fuente de datos un muestreo en el área de estudio realizado por el proyecto IKI-TonF. De dicho modelo también se derivaron mapas de conectividad funcional para estas dos especies de aves que representan requerimientos de hábitat diferenciales.

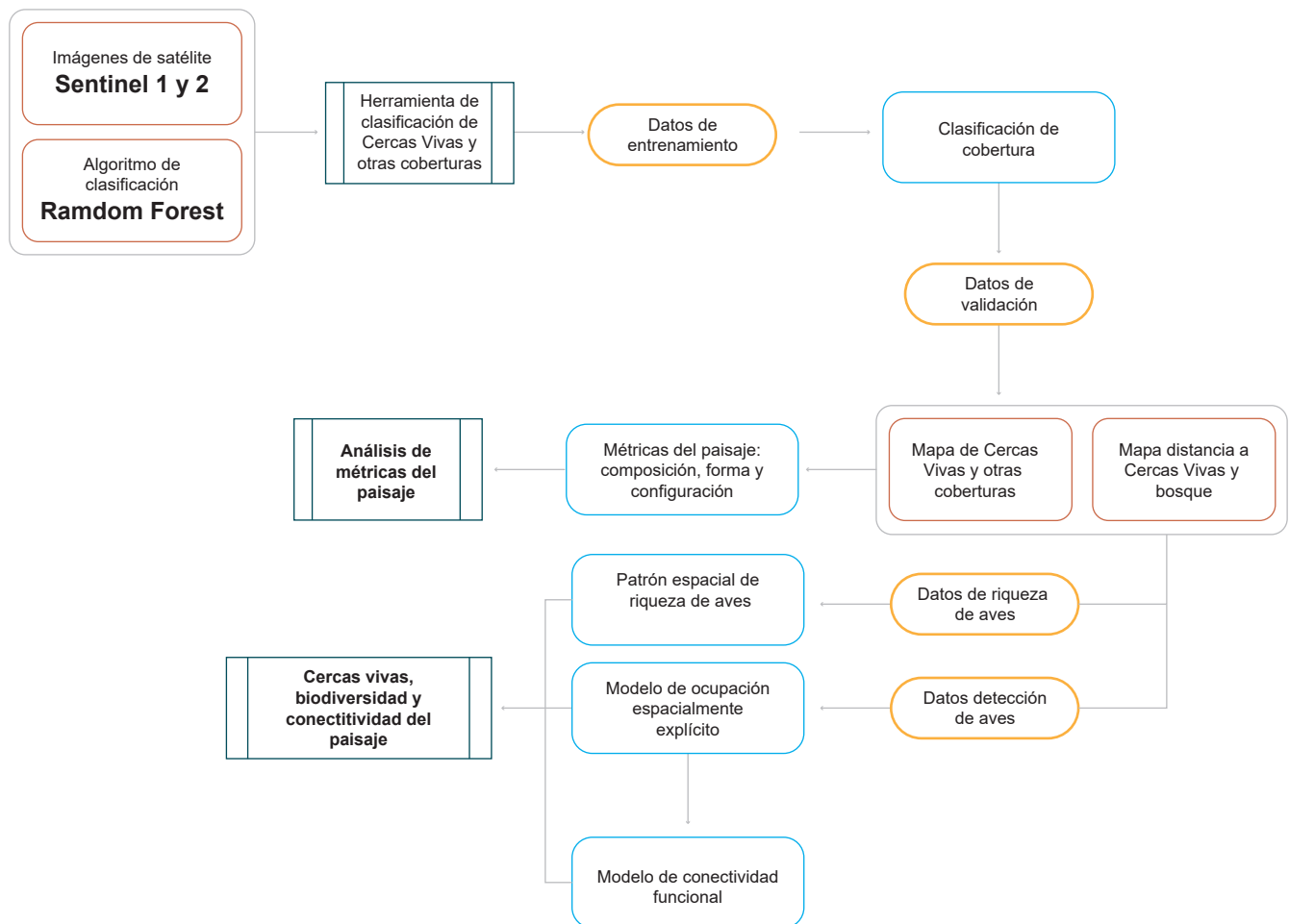


Figura 2. Diagrama de flujo que muestra la secuencia de procesos metodológicos seguidos para la ejecución de los análisis consignados en el presente estudio

I. HERRAMIENTA DE CLASIFICACIÓN DE CERCAS VIVAS CON BASE EN IMÁGENES SENTINEL 1 Y 2

Se creó una herramienta de clasificación que evaluó y analizó imágenes de satélite de los sensores Sentinel-1⁵ (RADAR) y Sentinel-2⁶ Level-1C (ópticas) para identificar las cercas vivas en los paisajes productivos de Catacamas, Olancho, Honduras.

Se utilizaron específicamente estos dos sensores por su disponibilidad de imágenes de acceso libre, resolución espacial media (10 metros) y resolución temporal alta (5 días). Además, el uso de imágenes de RADAR ofrece la posibilidad de obtener escenas libres de nubosidad (Servir 2018).

En general, el marco metodológico implicó el desarrollo de un modelo de predicción espacial basado en la combinación de procesamiento de imágenes satelitales y datos de campo. Para predecir la presencia de árboles en fincas (especialmente cercas vivas) y bosques en el paisaje productivo de este estudio se usaron los algoritmos Random Forest y Support Vector Machine. Para el algoritmo Random Forest se estimaron tres hiperparámetros: 1) tamaño mínimo de nodos, 2) número de árboles de decisión y 3) número de variables por nodo; mientras que para el algoritmo Support Vector Machine se estimaron los hiperparámetros Kernel, Cost y Gamma. Una vez definidos los datos de entrenamiento, su relación con las variables predictivas y los hiperparámetros del algoritmo, se ejecutó el algoritmo de aprendizaje estadístico para crear la predicción espacial de la presencia de cercas vivas.

El proceso de clasificación de las imágenes satelitales del área de estudio se llevó a cabo utilizando la combinación de dos diferentes tecnologías, la plataforma Google Earth Engine⁷ (GEE, Gorelick *et al.* 2017) y el lenguaje de programación R (R Core Team 2020)⁸. La plataforma GEE permite acceder al catálogo de las imágenes Sentinel 1 y 2, y realizar los análisis de geoproceso en los servidores de la plataforma.

Por su parte, en el lenguaje R (a través de RStudio⁹) se realizó el procesamiento en el paquete rgee⁹ para GEE (Aybar *et al.* 2020), que funciona como un intérprete de los lenguajes de programación de Java Script (nativo de Google Earth Engine) y R. La ventaja de esta combinación de métodos es que se puede hacer uso de los catálogos de imágenes y algoritmos de GEE, los cuales pueden ser combinados con rutinas de geoprocésamiento robustas del lenguaje R. Cabe mencionar que todos los procesos aquí descritos se llevan a cabo dentro del entorno del programa R Studio. El código completo de la herramienta se encuentra en el Anexo 1.

Para la cartografía de las cercas vivas se elaboró un modelo de predicción espacial basado en algoritmos de clasificación supervisada de imágenes de satélite, calibrados y validados utilizando datos de campo y procesos de validación. En general, este proceso conlleva aplicar técnicas de corrección atmosférica y geométrica de las imágenes satelitales. A partir de las imágenes corregidas se calcularon diversos índices espectrales, como el índice de vegetación de diferencia normalizada (NDVI) o el índice de vegetación mejorado (EVI) para extraer las cercas vivas como elementos del paisaje (Cuadro 2).

5 https://developers.google.com/earth-engine/datasets/catalog/COPERNICUS_S1_GRD

6 <https://developers.google.com/earth-engine/datasets/catalog/sentinel-2>

7 <https://earthengine.google.com/>

8 <https://www.r-project.org/>

9 <https://github.com/r-spatial/rgee>

Cuadro 2. Índices espectrales calculados para separar coberturas vegetales en un paisaje agropecuario de Catacamas, departamento de Olancho, Honduras

Índice espectral	Fuentes
Normalized Difference Vegetation Index (NDVI) Enhanced Vegetation Index (EVI) Green Leaf Index (GLI) RAO S-2 Red-Edge Position Index (S2REP) Modified Chlorophyll Absorption in Reflectance Index (MCARI) Normalized Difference Yellowness Index (NDYI) Normalized Difference Built-up Index (NDBI) Bare Soil Index (BSI) Normalized Difference Moisture Index (NDMI) Weighted Difference Vegetation Index (WDVI) Shannon Index Soil Adjusted Vegetation Index (SAVI)	Rouse et al. (1974), Huete <i>et al.</i> (1999), Gitelson et al. (2003), Rocchini et al. (2017), Guyot y Baret (1988), Daughtry <i>et al.</i> (2000), Sulik y Long (2016), Xu (2008), Li y Chen (2014), Gao (1996), Clevers (1988), Shannon (1948), Huete (1988)

En un primer paso se construyó una composición de imágenes Sentinel-1 para la zona de estudio, en donde se utilizaron todas las escenas disponibles entre un rango de fechas del 1° de enero al 31 de diciembre de 2020. A partir de este mosaico de imágenes se generaron 8 métricas espaciales, entre las que destacan las polarizaciones VV-VH y el cálculo y extracción de los percentiles 25, 50 y 75, lo cual asegura aislar los píxeles con valores extremos, reducir el ruido y la dimensionalidad de la composición:

- Polarización simple VV
- Polarización simple VH
- Percentil 25 de serie de tiempo VV para el 2020
- Percentil 50 de serie de tiempo VV para el 2020
- Percentil 75 de serie de tiempo VV para el 2020
- Percentil 25 de serie de tiempo VH para el 2020
- Percentil 50 de serie de tiempo VH para el 2020
- Percentil 75 de serie de tiempo VH para el 2020

Por otra parte, las imágenes del sensor Sentinel-2 son ópticas y recogen información en el espectro visible (azul, verde y rojo), el infrarrojo (rededge 1-3 y el infrarrojo cercano) y datos sobre infrarrojo de onda corta. Para el periodo enero 2019 y diciembre 2020, por ejemplo, únicamente se cuenta con cuatro imágenes con condiciones óptimas para ser utilizadas en la clasificación de las cercas vivas en esos años.

Proceso de clasificación

Para la clasificación se usó la potencia computacional y acceso a la información espacial de GEE (Gorelick *et al.* 2017), complementada con las capacidades de análisis estadístico de R. Se utilizaron tres paquetes para vincular R con GEE (rgee, Aybar *et al.* 2020): 1) el gestor de datos espaciales vectoriales sf (Pebesma 2018), 2) el gestor de datos espaciales raster (Hijmans 2020) y finalmente, 3) el paquete especializado para procesos de aprendizaje de máquinas (*machine learning*) mlr3verse (Lang y Schratz 2021).

Se generaron 10 instancias de clasificación mezclando los algoritmos y datos disponibles. Cada una de estas instancias constituye un modelo potencial para la predicción de la clasificación de cercas vivas en el paisaje del proyecto (Cuadro 3), los cuales se validan y determinan su exactitud.

Cuadro 3. Algoritmos y datos para la predicción espacial de la presencia de cercas vivas en un paisaje agropecuario de Catacamas, departamento de Olancho, Honduras

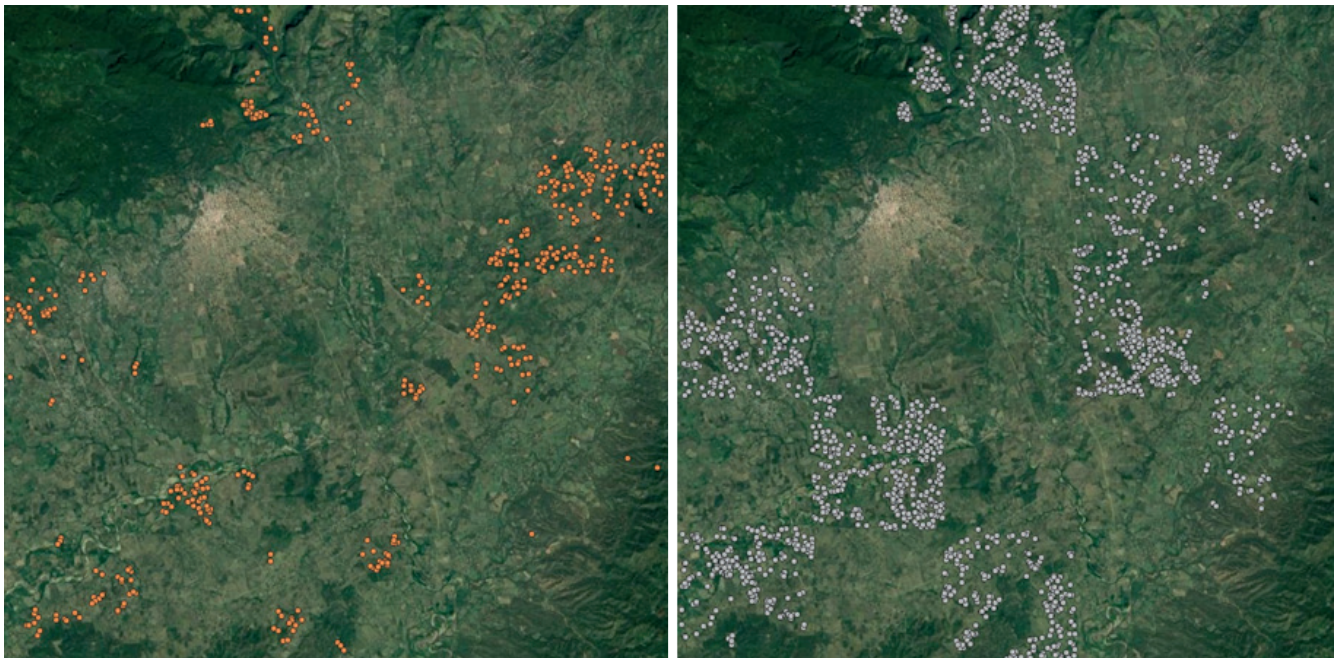
Modelo de predicción	Random Forest	Support Vector Machine	Número de variables
Sentinel-2 simple	X	X	24
Sentinel-2 compuesto	X	X	24
Sentinel-2 simple + Sentinel-1	X	X	32
Sentinel-2 compuesto + Sentinel-1	X	X	32
Sentinel-1	X	X	8

Generación del conjunto de datos de entrenamiento

Los datos de entrenamiento usados para el proceso de clasificación fueron obtenidos a partir de la interpretación visual de imágenes de satélite de los servicios web de mapas base de Google Satellite¹⁰, así como escenas auxiliares del sensor Planet¹¹ (5 metros de resolución). Se definieron cuatro clases informacionales *a priori* para denominar las categorías del mapa de salida. Estos datos se construyeron como una capa de puntos (Figura 3), la cual contiene 4431 entidades en total; de los cuales, 2157 corresponden a pastos, 1000 puntos a la cobertura forestal (parches de bosque, bosques ribereños), 774 a cercas vivas y 500 a la cobertura de matorral.

(a) Bosque

(b) Cercas vivas



10 <https://mt1.google.com/vt/lyrs=s&x=%7Bx%7D&y=%7By%7D&z=%7Bz%7D>

11 <https://www.planet.com/>

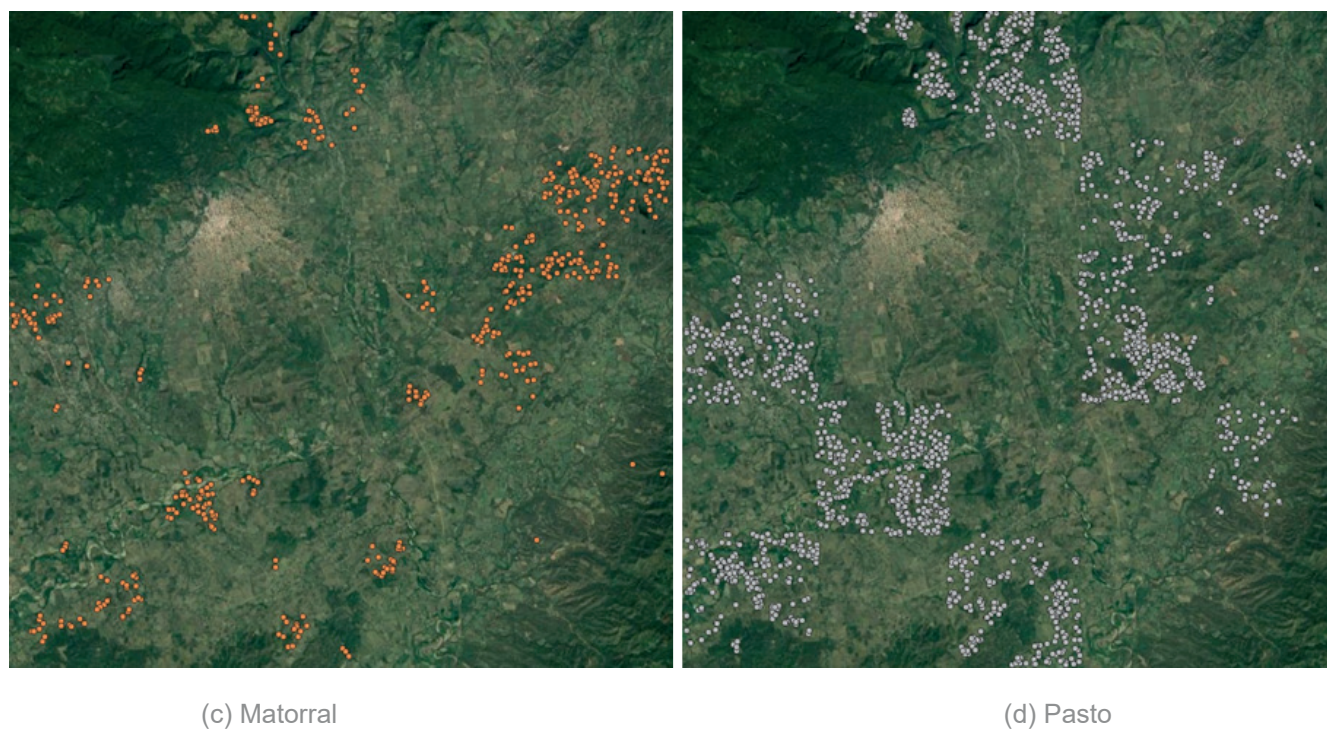


Figura 3. Distribución de las muestras de bosque (a), cercas vivas (b), matorral (c) y pasto (d) en el paisaje agropecuario de Catacamas, departamento de Olancho, Honduras

Validación de la clasificación

Se creó una base de datos espacialmente explícita con las clases seleccionadas para la clasificación de cercas vivas. Este conjunto de datos es completamente independiente a los usados en el proceso de clasificación, lo cual garantiza la independencia de la validación. Todos los modelos generados en los pasos anteriores fueron comparados con los datos independientes de validación que representan el terreno. Este cruce de valores predichos y valores reales se refleja en una matriz de confusión que permitió calcular la exactitud de clasificación por clase de cerca viva y otros usos (Cuadro 4). Dicho procedimiento fue ejecutado usando el paquete caret (Kuhn 2020) para el lenguaje R.

Cuadro 4. Exactitud de la predicción por modelo y juego de datos para la clasificación de cercas vivas a partir de imágenes de satélites en un paisaje de Catacamas, departamento de Olancho, Honduras

Modelo de predicción	Exactitud Random Forest	Exactitud Support Vector Machine
Sentinel-2 simple	0,8386	0,8068
Sentinel-2 compuesto	0,8108	0,8008
Sentinel-2 simple + Sentinel-1	0,8586	0,4661
Sentinel-2 compuesto + Sentinel-1	0,8446*	0,6215
Sentinel-1	0,6434	0,5817

* Modelo con mayor exactitud

II. ANÁLISIS DE PAISAJE

Las métricas de paisaje fueron generadas con el programa Fragstats v4¹² (McGarigal *et al.* 2012). Para efectos de implementación del análisis al mapa original, se le aplicó el filtro denominado Eliminate (ArcMap 10.8)¹³, esto con el fin de unir todos aquellos polígonos con un área menor o igual a 100 m² con el vecino de mayor área más cercano.

El objetivo de la aplicación de esta herramienta fue eliminar el efecto sal y pimienta producto del proceso de clasificación. Dicho filtro garantiza tener un nuevo mapa con un mayor nivel de agregación y menos ruido. Las métricas de paisaje se aplicaron al mapa en formato raster con resolución de 10 m y una unidad de mapeo mínima de 100 m². Se utilizó la regla de vecindario de ocho vecinos para la contabilidad de los parches de una clase determinada.

En el Cuadro 5 se muestran las métricas usadas para el análisis cuantitativo de los patrones del paisaje en estudio. La descripción completa de las métricas se encuentra en el Anexo 2.

Cuadro 5. Métricas utilizadas para el análisis de paisaje en el paisaje agropecuario de Catacamas, departamento de Olancho, Honduras

Código de la métrica	Nombre
CA	Área total
PLAND	Porcentaje del paisaje
NP	Número de parches
PD	Densidad de parches
TE	Borde total
ED	Densidad de borde
AREA_MN	Área promedio de la clase
ENN_MN	Distancia promedio de vecino más próximo
CLUMPY	Índice de granulado
IJI	Índice de yuxtaposición

Fuente: McGarigal 2012

III. RELACIÓN DE LAS CERCAS VIVAS CON LA BIODIVERSIDAD Y LA CONECTIVIDAD DEL PAISAJE

La identificación de la cobertura de árboles en los paisajes productivos, obtenida a partir de la clasificación de coberturas con imágenes satelitales, es una herramienta útil para el estudio y la conservación de la biodiversidad (Turner *et al.* 2015). De esta manera, las aves fueron el modelo de estudio para describir la aplicación del monitoreo automático de la cobertura arbórea y su contribución a la conservación de la biodiversidad y la conectividad del paisaje. Para esto se realizaron análisis a nivel poblacional (modelos de ocupación y conectividad del paisaje) y a nivel de comunidades (modelos para relacionar la riqueza de aves con las coberturas del suelo).

Modelos de ocupación espacialmente explícitos. Los modelos de ocupación son usados usualmente en ecología por su relevancia en programas de monitoreo y el estudio de la distribución de especies (MacKenzie y Royle 2005, Guillera-Aroita *et*

¹² <https://www.fs.usda.gov/treesearch/pubs/3064>

¹³ <https://desktop.arcgis.com/es/arcmap/10.3/tools/data-management-toolbox/eliminate.htm>

al. 2014). Estos modelos fueron aplicados a dos especies de aves con base en los muestreos del proyecto IKI-TonF, realizados en 86 unidades de muestreo inspeccionadas en cinco ocasiones. Con este diseño de muestreo fue posible organizar historias de detección (1) y no detección (0) para estimar la probabilidad de ocupación (proporción de sitios donde una especie está presente) y de detección cuando es imperfecta (MacKenzie *et al.* 2002).

Se seleccionaron las especies *Thamnophilus doliatus* (Thamnophilidae) y *Pitangus sulphuratus* (Tyrannidae) por ser especies que representan requerimientos de hábitat diferenciales. Por su parte, *Thamnophilus doliatus* depende de bosques y selecciona rutas con árboles para moverse (Gillies *et al.* 2011), mientras que *P. sulphuratus* presenta tolerancia a la perturbación y puede dominar el ensamble de aves en sitios sin árboles (Estrada *et al.* 2002).

La ocupación fue modelada con el paquete unmarked (Fiske y Chandler 2011) para el lenguaje R (R Core Team, 2020). En este mismo lenguaje de programación y usando el paquete raster (Hijmans 2020) con la función distance se procesó la capa de coberturas clasificadas en este manual para obtener la distancia a las coberturas arbóreas (bosque y TonF).

La ubicación geográfica de las 86 unidades de muestreo se usó para extraer de ambas capas (coberturas y distancias a la cobertura arbórea) tanto las categorías (bosque, cobertura de árboles y producción) como los valores correspondientes de distancia a la cobertura arbórea. Estas dos variables se utilizaron para ajustar el parámetro de ocupación de cada especie de ave, frente a un modelo nulo de ocupación constante. La detección se ajustó como estable (modelo nulo) o dependiendo del tiempo.

Todas las posibles combinaciones de modelos fueron usadas y el modelo con mejor ajuste se seleccionó con base en el Criterio de Información de Akaike ajustado para muestras pequeñas (AICc, en inglés) por medio del paquete AICcmodavg (Mazerolle 2016). Cuando hubo incertidumbre en la selección del modelo, se realizó un promedio ponderado por el peso del AICc de los modelos con Delta AICc <2 y las estimaciones de ocupación se basaron en ese promedio.

Las estimaciones del mejor modelo se utilizaron para predecir la probabilidad de ocupación espacialmente explícita de ambas especies en el área de estudio. También, las estimaciones se usaron para predecir la ocupación de ambas aves ante escenarios de fincas sin árboles y así evaluar los efectos sobre la tasa de ocupación predicha. El escenario de fincas sin árboles se recreó en el paquete raster para lo cual se reclasificó las coberturas a las categorías bosque y producción, y se pasó los árboles de fincas a la categoría de producción.

Conectividad del paisaje. La conectividad del paisaje es inherente a cada especie, ya que obedece a sus características de la historia de vida (Bennett 1998). Para este caso, se utilizó las mismas especies (*T. doliatus* y *P. sulphuratus*) como modelos por sus diferencias en los requerimientos de hábitat. Para este modelo, la resistencia representa la probabilidad de que un organismo sea capaz de cruzar un paisaje y depende tanto de las características del paisaje, como de los requerimientos ecológicos de la especie (Zeller *et al.* 2012).

Los valores de resistencia representan de manera cuantitativa el costo o esfuerzo que impone un paisaje sobre el movimiento del organismo (Zeller *et al.* 2012). Teniendo en cuenta esto, se generó una matriz de resistencia para cada una de las especies de aves, utilizando las predicciones espacialmente explícitas de ocupación mediante una función exponencial inversa (Bonnin *et al.* 2020):

$$r = 1001 - x$$

r corresponde al valor de resistencia de un píxel y x al valor de ocupación respectivo.

Los nodos por conectar corresponden a fragmentos de bosques de área mayor a 100 ha. Estos bosques pueden representar el hábitat idóneo para *T. doliatus*, pero no para *P. sulphuratus*. Sin embargo, se usaron de igual manera para ambas especies, porque los nodos se encuentran en los extremos del área de estudio y obliga al modelo a mostrar rutas de movimiento en el paisaje productivo, que es de interés.

Luego de tener la matriz de resistencia de cada especie y los nodos a conectar, se procedió a realizar el análisis de conectividad, que está basado en la teoría de circuitos eléctricos, el cual asume el paisaje y el movimiento de individuos como circuitos eléctricos en el que la resistencia, los flujos y los voltajes asociados con variables ambientales se pueden mapear (McRae *et al.* 2008). Las rutas de mínimo costo modelan las rutas para que un animal se mueva entre dos nodos o fragmentos de hábitat, al menor costo y a la distancia mínima (Adriaensen *et al.* 2003). Las rutas fueron generadas utilizando Linkage Mapper (versión 2.0), con la herramienta Linkage Pathways (McRae y Kavanagh 2011).

Riqueza de aves y coberturas. Para evaluar la riqueza de aves y su relación con las coberturas clasificadas con imágenes satelitales se usaron los datos del muestreo de aves del proyecto que incluyeran las aves detectadas a menos de 30 m de cada unidad de muestreo. La riqueza de aves se asumió como el número de especies registradas por unidad de muestreo. A cada una de estas unidades se asignó una categoría de cobertura (bosque, árboles en fincas o zona productiva) y un valor de distancia a la cobertura arbórea, a través de la extracción de los valores de los correspondientes raster y la posición geográfica de cada unidad de muestreo (ver descripción anterior).

Se utilizaron modelos lineales generalizados (GLM, en inglés) de la familia Poisson y ante la evidencia de sobredispersión de los datos (varianza mayor al promedio), se usó un modelo binomial negativo implementado en el paquete MASS (Venables y Ripley 2002) para el lenguaje R (R Core Team 2020). En estos modelos se empleó la riqueza de aves como variable respuesta y la categoría de cobertura y/o la distancia a la cobertura de árboles como variables explicativas. Con estas variables, todas las posibles combinaciones de modelos fueron utilizadas, así como un modelo nulo. El modelo con mejor ajuste se seleccionó con base en el Criterio de Información de Akaike ajustado para muestras pequeñas (en inglés AICc). Las gráficas fueron realizadas con el paquete ggplot2 (Wickham 2016).

RESULTADOS

En esta sección se muestran los hallazgos principales en cuanto a la detección de las cercas vivas sobre los compuestos de imágenes de Sentinel 1 y 2, así como un análisis de métricas de paisaje para describir las características de las coberturas en el área de estudio. Los resultados de clasificación de coberturas por teledetección y una variable de distancia a los bosques y la cobertura arbórea –incluyendo las cercas vivas– se utilizaron para explicar su aplicación en la evaluación de su contribución a la conservación de la biodiversidad, usando las aves como modelo de estudio. Para esto se tuvo un enfoque poblacional basado en predicciones de ocupación espacialmente explícita y modelos de conectividad funcional, así como un enfoque de comunidad biológica con la descripción de los patrones espaciales de la riqueza de especies.

I. Identificación de cercas vivas con base en imágenes Sentinel 1 y 2

El modelo de predicción espacial para la cobertura arbórea (especialmente las cercas vivas) con mayor exactitud resultó del uso del algoritmo Random Forest y los datos Sentinel-2 a partir de una imagen de enero de 2019 y datos Sentinel-1. De manera consistente, las clasificaciones de cobertura y uso del suelo, así como la identificación de cercas vivas derivadas con la técnica de Random Forest son 14% más exactas que las derivadas con la técnica de Support Vector Machine (promedio: 0,80 y 0,66, respectivamente). En particular, el modelo de predicción “Sentinel-2 simple + Sentinel-1” fue el más exacto y por lo tanto, el seleccionado para la clasificación de coberturas en general y cercas vivas en particular (Figura 4).

El paisaje productivo estudiado está dominado por grandes parches de bosque en los sectores noroeste y sureste (Figura 4A). El área central está compuesta por una matriz agropecuaria con pasturas, en combinación con cercas vivas y franjas de bosque ribereño. Al observar en detalle, se identifican las cercas vivas como elementos arbóreos lineales en el paisaje (Figura 4B). Los datos cuantitativos de la ocupación de los usos/cobertura de la tierra se describen en la siguiente sección.

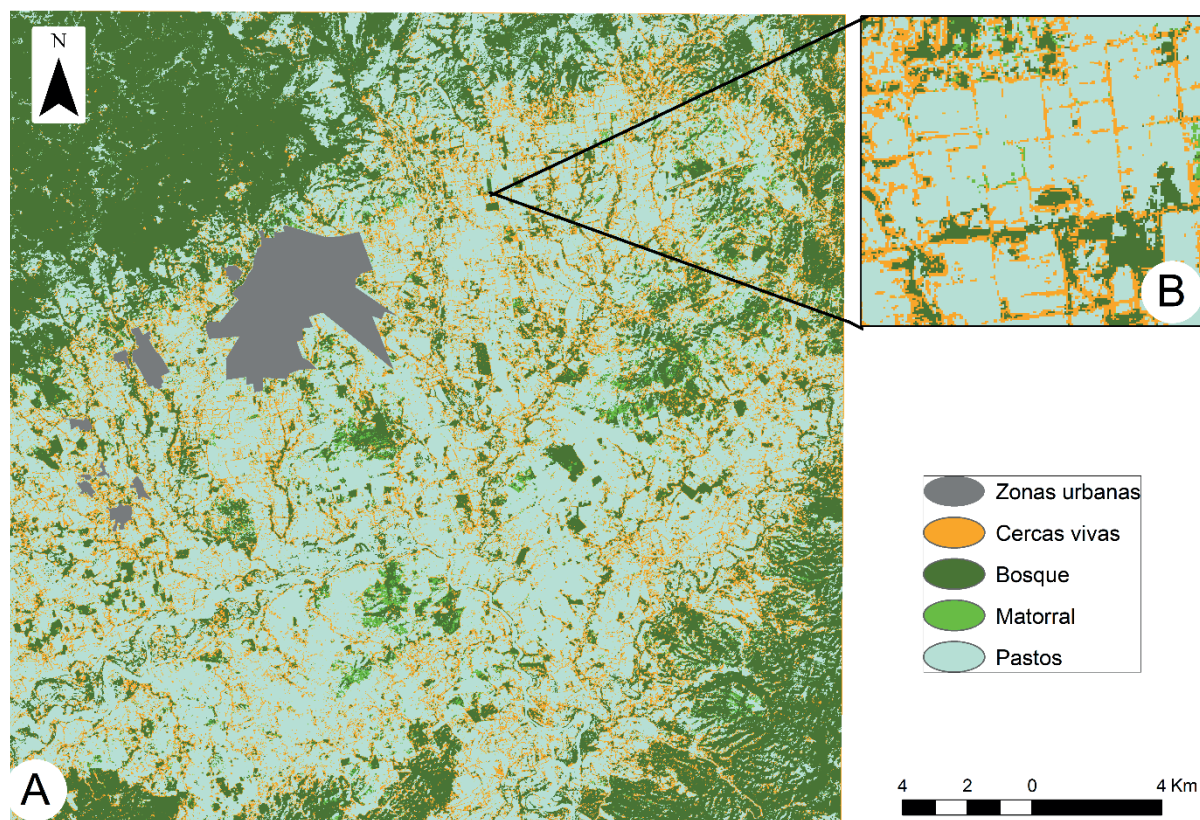


Figura 4. Resultado de la predicción espacial de cercas vivas y bosques en el paisaje de Catacamas, Honduras, con base en imágenes Sentinel-1 (de polarización simple) y Sentinel-2

II. Análisis de paisaje

A continuación se describen los principales hallazgos del análisis de paisaje a partir del mapa generado con la herramienta para la detección de cercas vivas. De acuerdo con la métricas CA (área de la clase) y porcentaje del paisaje (PLAND), el paisaje está dominado por la cobertura de pasto con 32 700 ha (52,27%), seguido por bosque con 20 000 ha (31,97%) y 8800 ha de cercas vivas (14,06%), así como de manera residual (1,71%) por matorrales (Cuadro 6).

Cuadro 6. Métricas de paisaje para el área de estudio en función de los resultados de la herramienta de detección de cercas vivas en el paisaje de Catacamas, Honduras

Clase	CA	PLAND	NP	PD	TE	ED	AREA_MN	ENN_MN	CLUMPY	IJI
Pasto	32 719,30	52,27	17 586	28,09	13 969 100	223,15	1,86	29,70	0,78	75,12
Bosque	20 010,90	31,97	26 143	41,76	9 467 820	151,24	0,77	31,76	0,83	82,41
Cercas vivas	8800,95	14,06	69 127	110,43	14 624 380	233,62	0,13	27,64	0,51	70,15
Matorral	1068,89	1,71	23 670	37,81	2 286 860	36,53	0,05	44,25	0,46	95,36

Fuente: Elaboración propia

Al considerar el número de parches por clase (NP), se observa que las cercas vivas son la categoría con mayor cantidad de parches en el paisaje con 69 127, seguido de bosque (26 143) y el matorral (23 670). Esta información es importante porque, al ser las cercas vivas elementos que dan conexión y continuidad en el paisaje, en este podrían ser elementos del hábitat para algunos organismos (e.g. aves) y también favorecer su movimiento a través de la matriz agrícola.

Lo anterior cobra relevancia al analizar la métrica de densidad de parches (PD), la cual cuantifica la cantidad de parches de una clase por unidad de área. La clase cercas vivas registra un valor de 110 parches por hectárea, seguido por la clase bosque con 41,7 parches por hectárea y los matorrales con 39 parches por hectárea. Esta métrica es importante, ya que habla de la disponibilidad de hábitat potencial o elementos de conexión para algunos organismos, como las aves.

La cantidad de borde total (TE) se refiere a todos los segmentos de borde de cada tipo de parche. La cobertura arbórea en fincas fue la que presentó los valores más altos de TE con 14,6 millones de metros de borde (Cuadro 5). Estos valores se pueden atribuir a que la mayoría de cobertura arbórea está representada por las cercas vivas, que son elementos lineales y con anchos promedio cercanos a los 10 m, lo que implica parches con áreas promedio pequeñas (ÁREA_MN: 0,13 ha).

La cobertura de pastos presentó el siguiente mayor valor de borde con 13,9 millones de metros, lo que podría deberse a su mayor área promedio de parches (ÁREA_MN: 1,86 ha), más que a métricas de número (NP: 17 500 parches) o densidad de parches (PD: 28,09 por hectárea), en el que presenta los menores valores (Cuadro 5). Por su parte, los parches de bosque tienen el menor borde total (TE: 9,5 millones de metros), después de los matorrales, con un área promedio de 0,77 ha por parche y 26 143 parches.

La métrica de la distancia promedio al vecino más próximo (ENN_MN) muestra que las cercas vivas se encuentran en promedio a 27 metros separadas unas de otras, siendo este el valor más bajo de todas las clases, lo que coincide con que estas cercas son las que mayor número y densidad de parches poseen. Es importante acotar que –aunque las cercas vivas son consideradas elementos lineales, las cuales carecen de superficie– en términos del análisis de paisaje están conformadas por grupos de píxeles de una misma clase, los cuales se dominan *parches*; de ahí que se pueda contabilizar su superficie. Las métricas de ENN_MN, NP, y ÁREA_MN¹⁴ son importantes indicadores de conectividad estructural y fragmentación. Si se analizan en el caso concreto para grupos de aves generalistas y de rangos de movimiento cortos, la alta densidad de cercas vivas y la poca distancia entre ellas podrían favorecer el movimiento de estos organismos en el paisaje.

En cuanto al índice de yuxtaposición (IJI), la clase cercas vivas registra un valor de 70%, lo que significa que 7 de cada 10 píxeles de clase están rodeados por el resto de las clases del mapa; esto habla de una buena distribución e intercalamiento de las cercas vivas con respecto al resto de los usos/coberturas del paisaje.

III. Relación de las cercas vivas con la biodiversidad y la conectividad del paisaje

En esta sección se muestra evidencia de la contribución de la cobertura arbórea y la importancia de su clasificación automática para evaluar los patrones espaciales de aves a nivel de poblaciones y comunidades.

Modelos de ocupación. Dos modelos que incluyen la cobertura y la distancia a la cobertura arbórea ($p(.)$ Psi(distancia); $p(.)$ Psi(distancia+cobertura)) tuvieron el mejor ajuste a los datos de detección-no detección para la especie *Pitangus sulphuratus* (Cuadro 7). Ambos modelos incluyen una detección constante con un promedio de 0,33 (IC 95%: 0,27-0,40). Estos modelos tuvieron mejor ajuste que el modelo nulo (detección y ocupación constante). Por lo tanto, el tipo de cobertura y la distancia a la cobertura de árboles explican la ocupación de *Pitangus sulphuratus* en este paisaje productivo de acuerdo con los datos disponibles.

14 ENN_MN: Distancia euclidiana promedio al vecino más próximo. NP: Número de parches. ÁREA_MN: Área promedio de los parches.

Cuadro 7. Ajuste y selección de modelos para explicar la detección y la tasa de ocupación de *Pitangus sulphuratus* de acuerdo con las coberturas en un paisaje de Olancho, Honduras

Modelo	K	AICc	Δ AICc	Peso AICc	Peso acumulado	LL
p(.) Psi(distancia)	3	409.5146	0	0.4425	0.4425	-201.611
p(.) Psi(distancia+cobertura)	4	410.4176	0.903	0.2817	0.7242	-200.9619
p(t) Psi(distancia)	7	412.267	2.7524	0.1117	0.836	-198.4156
p(t) Psi(distancia+cobertura)	8	413.4187	3.9041	0.0628	0.8988	-197.7743
p(.) Psi(cobertura)	3	413.9448	4.4302	0.0483	0.9471	-203.826
p(.) Psi(.)	2	414.8515	5.3368	0.0307	0.9778	-205.3534
p(t) Psi(cobertura)	7	416.5675	7.0528	0.013	0.9908	-200.5658
p(t) Psi(.)	6	417.2662	7.7516	0.0092	1	-202.1015

K: Número de parámetros

AICc: Criterio de información de Akaike ajustado para tamaños de muestra pequeños

LL: Log Likelihood

distancia: Distancia a la cobertura de árboles

cobertura: Bosque, árboles en fincas y producción

De acuerdo con el promedio de los dos modelos con mejor ajuste, la probabilidad de ocupación de *P. sulphuratus* en este paisaje fue menor en zonas de bosque con promedios de 0,45 (IC 95%: 0,30-0,61) con respecto a zonas de producción alejadas de la cobertura arbórea, con un promedio de ocupación de 0,99 (IC 95%: 0,42-1). *Pitangus sulphuratus* tiende a una mayor tasa de ocupación en las zonas de menor cobertura de árboles del paisaje (Figura 5A).

Al predecir esas estimaciones en escenarios de fincas sin árboles, la tasa de ocupación de esta ave tolerante a la perturbación aumenta para las zonas más intervenidas del paisaje de estudio en Catacamas (Figura 5B).

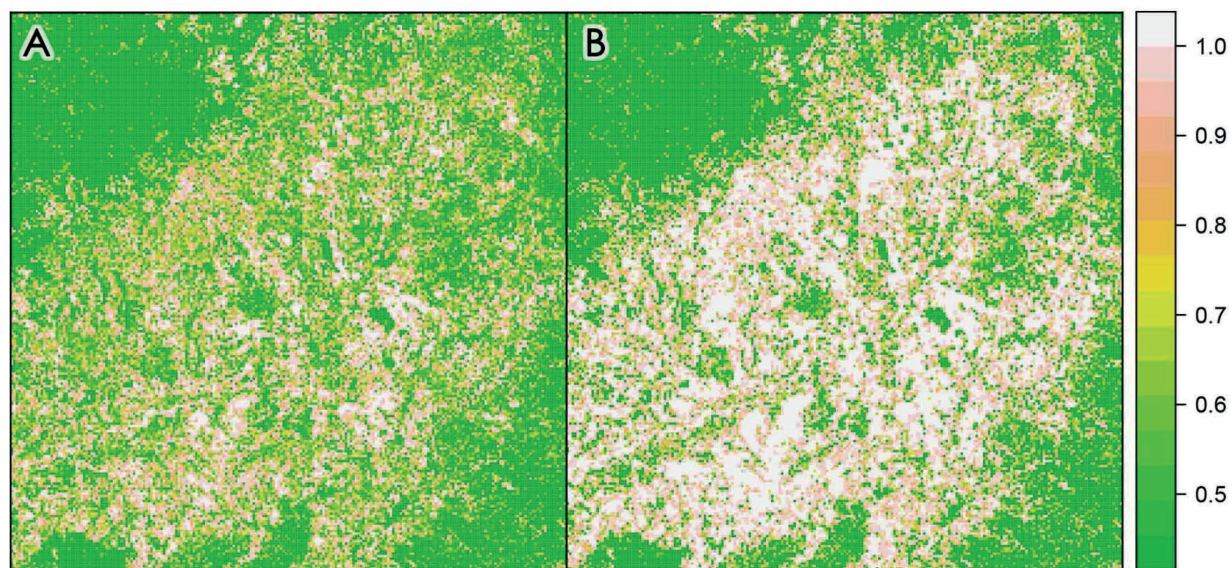


Figura 5. Probabilidad de ocupación espacialmente explícita para *Pitangus sulphuratus* en un paisaje de Olancho, Honduras: A) Predicción de la ocupación basada en un promedio de modelos con la cobertura (bosque, cobertura de árboles y producción) y la distancia a la cobertura de árboles y bosques; B) Predicción de la ocupación en un escenario sin árboles en fincas

Para *Tamnophilus doliatus* el modelo con mejor ajuste a los datos fue el nulo (detección y ocupación constantes), seguido por los modelos (en el límite de Delta AICc <2) que incluyen la cobertura y la distancia a los bosque y árboles en fincas para explicar la ocupación (Cuadro 8). La probabilidad de detección de esta especie fue de 0,31 (IC 95%: 0,24-0,40). El promedio ponderado de estos tres modelos permite estimar una probabilidad de ocupación promedio similar en todo el paisaje, entre 0,52 (IC 95%: 0,32-0,72) y 0,54 (IC 95%: 0,37-0,70) y tiende a una mayor tasa de ocupación en las áreas de bosque y árboles en fincas (Figura 6A).

Estas estimaciones de ocupación constante en las condiciones actuales del paisaje dificultan ver cambios evidentes al predecir en un paisaje sin árboles en fincas, pero sí disminuye levemente la tasa de ocupación en el área productiva del paisaje alejada de la cobertura arbórea (Figura 6B).

Cuadro 8. Ajuste y selección de modelos para explicar la detección y la tasa de ocupación de *Thamnophilus doliatus* de acuerdo con las coberturas en un paisaje de Olancho, Honduras

Modelo	K	AICc	Δ AICc	Peso AICc	Peso acumulado	LL
p(.) Psi(.)	2	369.2823	0	0.5252	0.5252	-182.5689
p(.) Psi(distancia)	3	371.3736	2.0913	0.1846	0.7098	-182.5405
p(.) Psi(cobertura)	3	371.3745	2.0922	0.1845	0.8943	-182.5409
p(t) Psi(distancia+cobertura)	4	373.5649	4.2826	0.0617	0.956	-182.5355
p(t) Psi(.)	6	375.3293	6.047	0.0255	0.9816	-181.133
p(t) Psi(distancia)	7	377.6452	8.3629	0.008	0.9896	-181.1047
p(t) Psi(cobertura)	7	377.646	8.3637	0.008	0.9976	-181.105
p(t) Psi(distancia+cobertura)	8	380.0695	10.7872	0.0024	1	-181.0997

K: Número de parámetros

AICc: Criterio de información de Akaike ajustado para tamaños de muestra pequeños

LL: Log Likelihood

distancia: Distancia a la cobertura de árboles

cobertura: Bosque, árboles en fincas y producción

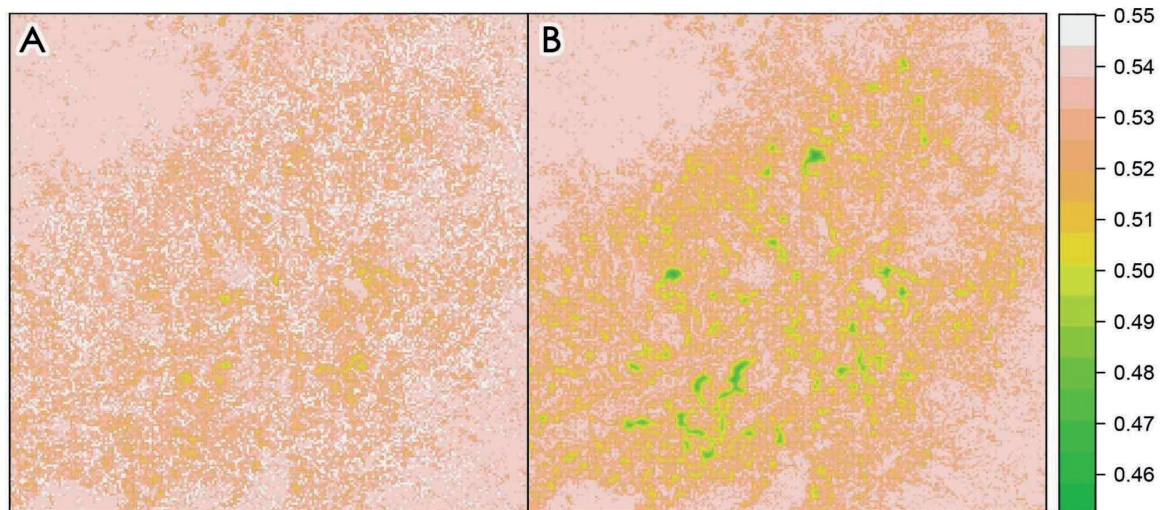


Figura 6. Probabilidad de ocupación espacialmente explícita para *Thamnophilus doliatus* en un paisaje de Olancho, Honduras. A) Predicción de la ocupación basada en el promedio de modelos que incluyeron un modelo nulo y dos modelos que explican la ocupación por la cobertura (bosque, cobertura arbórea) y la distancia a la cobertura de árboles y bosques; B) Predicción de la ocupación en un escenario sin árboles en fincas

Conectividad del paisaje. El inverso de la probabilidad de ocupación permitió obtener una capa de resistencia para cada especie: áreas de mayor probabilidad de ocupación tienen menor resistencia y viceversa. A partir de estas capas de resistencia se generaron las superficies de costo, las cuales contienen un rango de valores que representan el costo para el desplazamiento dentro del paisaje para un animal.

Las áreas de menor costo al movimiento mostradas aquí fueron similares en superficie para *P. sulphuratus* y *T. doliatus* (Figura 7), pero tienen formas diferentes. Las áreas de menor costo de *T. doliatus* son más lineales (Figura 7A), en comparación con las de *P. sulphuratus* (Figura 7B). Este mismo patrón se repite para las rutas de conectividad, las cuales fueron 28 rutas para cada especie, pero con diferencias en la longitud total (*T. doliatus*: 1949 m; *P. sulphuratus*: 3392 m) y el promedio (*T. doliatus*: 70 m; *P. sulphuratus*: 121 m). Esto coincide con que para *T. doliatus* se prioriza la distancia entre nodos y los árboles presentes en las fincas para su conectividad, como se ve en el alto solapamiento de los TonF con las áreas de menor costo al movimiento (Figura 8A). *Pitangus sulphuratus* aumenta su tasa de ocupación y rutas de conectividad en zonas de producción alejadas de cobertura arbórea, como se evidencia en el bajo solapamiento de su superficie de más bajo costo al movimiento con los árboles en fincas (Figura 8B).

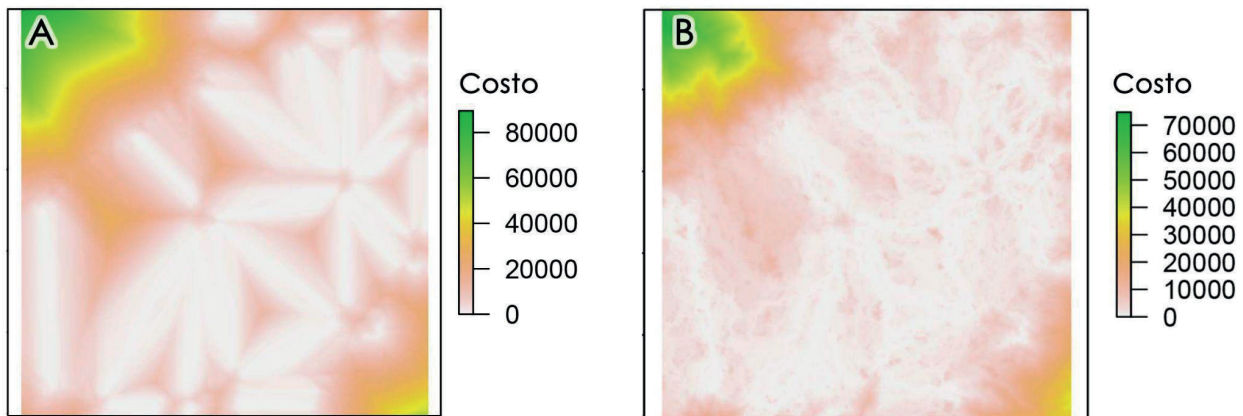


Figura 7. Superficies de costo calculadas para (A) *Thamnophilus doliatus* y (B) *Pitangus sulphuratus* con base en la teoría de circuitos, en un paisaje de Olancho, Honduras

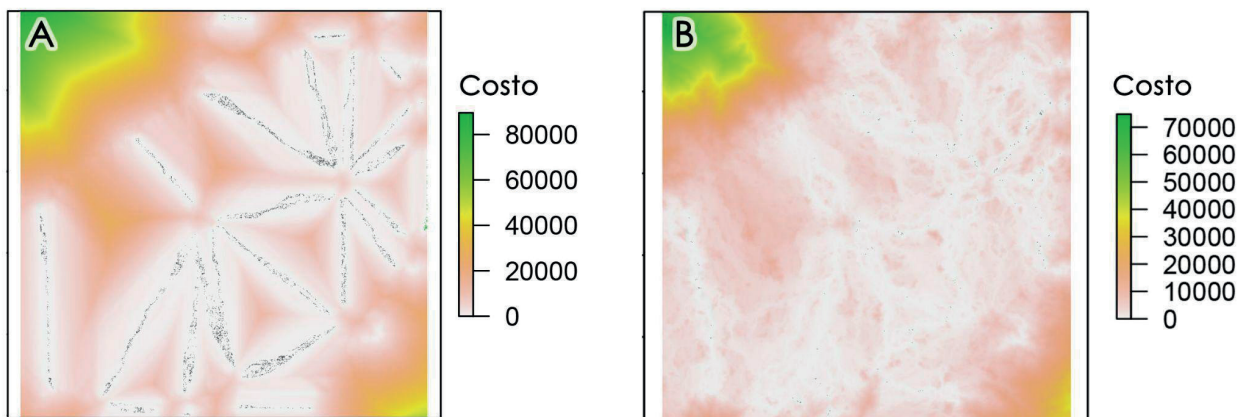


Figura 8. Proporción de árboles en fincas (área gris) solapado con la superficie de menor costo (<100, área blanca) para (A) *Thamnophilus doliatus* y (B) *Pitangus sulphuratus* en un paisaje de Olancho, Honduras

Riqueza de aves y coberturas. En este paisaje productivo y bosques aledaños se registraron 211 especies de aves; de las cuales, 156 se encontraron a menos de 30 m de distancia de las unidades de muestreo. Teniendo en cuenta las coberturas, el patrón espacial de riqueza de aves está explicado por la distancia a la cobertura de árboles en fincas y bosques, de acuerdo con el modelo con mejor ajuste (Cuadro 9). A mayor distancia a estas coberturas, menor es la riqueza de aves registrada (Figura 9).

Cuadro 9. Ajuste y selección de modelos negativos exponenciales para explicar la riqueza de aves de acuerdo con las coberturas en un paisaje de Olancho, Honduras

Modelo	K	AICc	Δ AICc	Peso AICc	Peso acumulado	LL
riqueza~distancia	3	524.2076	0	0.6696	0.6696	-258.9575
riqueza~cobertura+distancia	5	526.6129	2.4053	0.2011	0.8707	-257.9315
riqueza~cobertura	4	527.5026	3.2949	0.1289	0.9996	-259.5044
riqueza~1	2	539.0396	14.832	0.0004	1	-267.4475

K: Número de parámetros

AICc: Criterio de información de Akaike ajustado para tamaños de muestra pequeños

LL: Log Likelihood

distancia: Distancia a la cobertura de árboles

cobertura: Bosque, árboles en fincas y producción

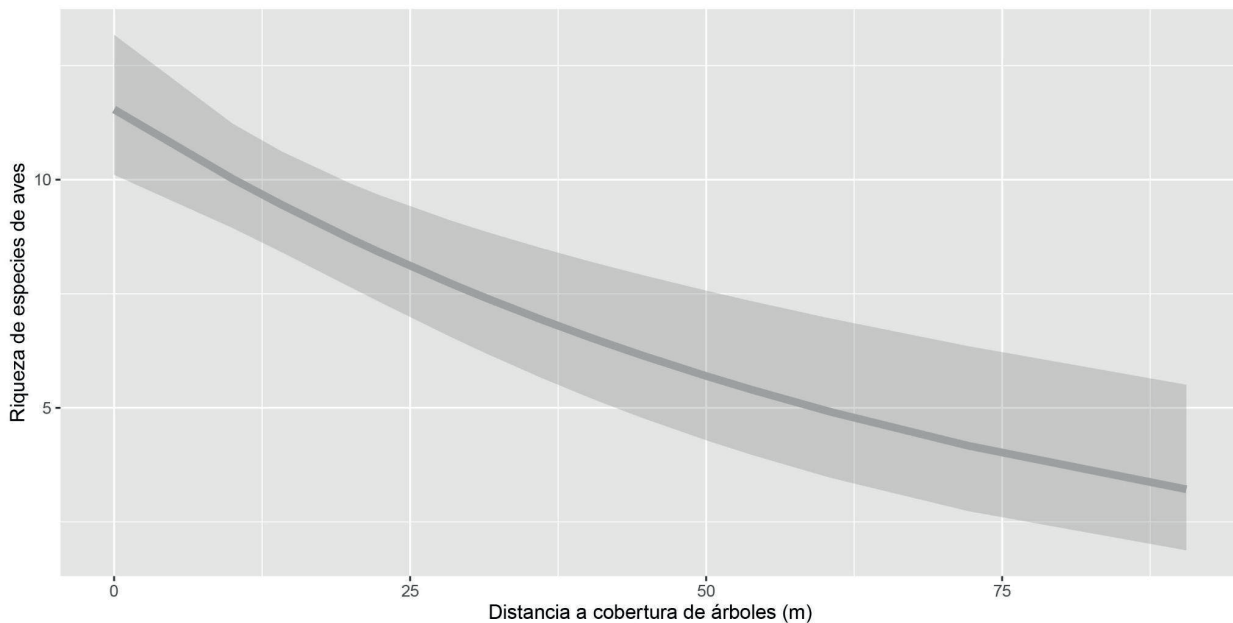


Figura 9. Riqueza esperada de aves de acuerdo con la distancia a la cobertura de árboles en fincas y bosques en un paisaje productivo en Catacamas, Olancho. Estimaciones basadas en un modelo lineal generalizado negativo exponencial (área gris: intervalos de confianza 95%)

Discusión

El paisaje productivo estudiado en Catacamas coincide con los paisajes productivos usuales de Centroamérica (Ibrahim *et al.* 2006), los cuales se caracterizan por estar dominados por la actividad ganadera, lo que ha creado una red de pequeños parches aislados en una matriz de potrero, que incluye principalmente bosques riparios, bosques secundarios, cercas vivas y árboles dispersos. Los árboles dispersos y cercas vivas constituyen los TonF, que ofrecen beneficios económicos al aumentar la rentabilidad en las fincas, porque se pueden aprovechar para postes, madera y leña, así como aumentar la productividad y la diversificación de productos (Casasola 2000, Kleinn *et al.* 2001, Tobar y Ibrahim 2008).

Además de los beneficios de los TonF en la producción sostenible de las fincas (Sánchez *et al.* 2006, Tobar y Ibrahim 2008, Francesconi *et al.* 2011), se ha documentado su importancia para la conservación de la biodiversidad y la conectividad estructural en paisajes productivos (Harvey *et al.* 2004, 2005, Chacón y Harvey 2006, Pulido-Santacruz y Renjifo 2011). En el paisaje evaluado en Catacamas, las métricas del paisaje demuestran un potencial aporte de las cercas vivas y los parches de bosque como elementos de conexión por su representación proporcional en las coberturas, su proximidad entre parches y su alta densidad.

Las cercas vivas, como representante de los TonF, son comunes en los paisajes productivos de Centroamérica (Kleinn *et al.* 2001, Villanueva *et al.* 2004) y se definen como elementos arbolados lineales que separan cultivos, pasturas y algunos parches de bosques, y forman redes elaboradas de cobertura arbórea a lo largo de los paisajes rurales (Harvey *et al.* 2003, 2005, Chacón y Harvey 2006).

En algunas regiones donde la deforestación y el cambio de uso del suelo han sido elevadas, las cercas vivas constituyen la única forma de cobertura arbórea que persiste en el paisaje (Harvey *et al.* 2003). Por esta razón, es importante desarrollar herramientas metodológicas, como la que se presenta en esta publicación, con el fin de realizar un monitoreo automatizado con la capacidad de identificar y clasificar las coberturas arbóreas de las fincas (e.g. cercas vivas), que eran difíciles de realizar en el pasado o que son muchas veces excluidas de los análisis de teledetección o (Kleinn *et al.* 2001).

Esta herramienta, como otras destinadas a la clasificación de coberturas con imágenes satelitales, es útil para el estudio y la conservación de la biodiversidad (Turner *et al.* 2015). Por lo tanto, la estimación de la cobertura de árboles en los paisajes agrícolas (TonF) con metodologías eficientes y efectivas es fundamental para evaluar los aportes a la conservación de la biodiversidad y la conectividad del paisaje.

Algunas especies con requerimientos de áreas boscosas se pueden ver favorecidas por la alta cantidad de cercas vivas y parches de bosque por hectárea identificadas en el paisaje agropecuario de Catacamas, ya que estos elementos lineales pueden ser usados como hábitat o *stepping stones*, de acuerdo con los requerimientos de las especies (Boscolo 2008). Se ha documentado que las cercas vivas poseen un gran potencial para proveer hábitat y recursos, permiten el desplazamiento de los organismos y aportan a la conectividad del paisaje agropecuario, por medio del incremento de la cantidad de cobertura arbórea dentro de los paisajes agrícolas (Harvey *et al.* 2003, 2004, 2005, Chacón y Harvey 2006).

Asimismo, las cercas vivas y los remanentes de bosque en los paisajes productivos pueden funcionar como corredores biológicos para algunas especies de amplia distribución que utilizan este tipo de cobertura para desplazarse a sitios de alimentación y descanso (Harvey 2005, Sánchez *et al.* 2006, Sáenz *et al.* 2006, Medina *et al.* 2007, Hernández *et al.* 2007, Tobar y Ibrahim 2008, Vílchez *et al.* 2014).

A pesar de que se ha documentado la contribución general de las cercas vivas para la conectividad estructural del paisaje o como hábitat para algunos elementos de la biodiversidad, se necesitan estudios adicionales para la planificación, manejo y monitoreo de los paisajes agropecuarios. Es importante comprender el efecto sobre el valor de conservación de la composición, abundancia de especies arbóreas, manejo y grado de conectividad, así como el manejo y la ubicación de las cercas vivas (e.g.

proximidad al bosque), ya que es probable que todos afecten la forma en que las cercas vivas sirven como hábitat para la vida silvestre (Harvey *et al.* 2003, 2005). Por esta razón, los métodos automatizados de clasificación de coberturas que incluyan los TonF juegan un papel fundamental para entender, planificar, ejecutar acciones de conservación y monitorear los paisajes productivos y su contribución a la conservación de la biodiversidad.

Las aves han sido un modelo de estudio ampliamente usado en la evaluación de la contribución de la cobertura arbórea en fincas para la conservación de la biodiversidad: No obstante, se ha enfocado en análisis a nivel de comunidades. La riqueza de aves se ha relacionado con la estructura y composición de coberturas arbóreas en el paisaje (Estrada 2000, Cárdenas *et al.* 2003, Sáenz *et al.* 2006, Vílchez *et al.* 2014) y con las características de los árboles que componen las coberturas arbóreas de fincas, así como la composición y estructura de cercas vivas (Harvey *et al.* 2005, Pulido-Santacruz y Renjifo 2011). Con el método de clasificación desarrollado en esta publicación se logra explicar que la riqueza de aves disminuye en áreas del paisaje alejadas de las coberturas arbóreas, lo que evidencia un patrón espacial de respuesta de las aves, complementario a lo previamente documentado.

Cabe señalar que la diversidad de aves en paisajes productivos del trópico con respecto a los remanentes de bosque puede ser variable de acuerdo con el paisaje evaluado (Vílchez *et al.* 2014, Maglianesi 2021). Con respecto a su composición y abundancia, esta suele cambiar, porque los paisajes productivos usualmente son aprovechados por las especies más generalistas y solo algunas especies de bosque (Harvey *et al.* 2004, Pulido-Santacruz y Renjifo 2011, Vílchez *et al.* 2014). Además, la composición y requerimientos de hábitat de las aves pueden definir su respuesta a la conectividad estructural del paisaje que aportan los TonF (Bennet *et al.* 1994, Pulido-Santacruz y Renjifo 2011), lo que dificulta encontrar un patrón general de respuesta que pueda usarse como indicador de contribución a la conservación de los TonF o de cambios en el paisaje.

Sin embargo, aquí se presenta evidencia a nivel poblacional de los patrones de respuesta en los TonF con dos especies con diferentes requerimientos de hábitat (*T. doliatus* y *P. sulphuratus*) que es posible usar como indicadores. Con esto se demuestra la utilidad de contar con métodos automatizados de clasificación de TonF para utilizarlos como variables en modelos de detección imperfecta y espacialmente explícita, así como de conectividad funcional, para dos especies que representan estas generalizaciones de los patrones de composición de aves documentados en los paisajes productivos del trópico.

Las especies de aves con requerimientos de bosque para moverse pueden beneficiarse de los TonF para la conectividad del paisaje, como se demuestra con *T. doliatus*, que presenta patrones de ocupación similares en todo el paisaje evaluado (lo que indica un paisaje potencialmente bien conectado para la especie). Además, en los análisis de conectividad se demuestra la contribución de la cobertura arbórea en fincas (TonF) para su movilidad.

Por su parte, especies generalistas representadas en *P. sulphuratus* demuestran que los TonF reducen su ocupación en el paisaje productivo y le restringe a las áreas con menor cobertura arbórea. Estos patrones coinciden con las características de uso de hábitat de estas especies (Estrada *et al.* 2002, Gillies *et al.* 2011). Esta evidencia demuestra la necesidad de contar con mapas de cobertura detalladas e indicadores que respondan no solo positivamente al aumento de cobertura arbórea en fincas (e.g. *T. doliatus*), sino también con indicadores que respondan negativamente (e.g. *P. sulphuratus*), ya que pueden ser más fáciles de medir de manera robusta en escenarios de monitoreo de los paisajes productivos.

Muchas de las especies que se benefician de sistemas agroforestales son generalistas. No obstante, algunas especies con requerimientos de bosque también están presentes (Harvey *et al.* 2004). De hecho, los paisajes productivos que conservan pequeños fragmentos de bosque y cercas vivas pueden mantener una proporción importante de aves de la composición original, antes de la deforestación (Pulido-Santacruz y Renjifo 2011). Algunas especies dependientes del bosque reflejan estos patrones, como el caso de *T. doliatus*, la cual presentó una tasa de ocupación similar en las áreas productivas que conservaban fragmentos de bosque y cobertura arbórea, pero que según la evidencia encontrada aquí son especies que posiblemente dependen de estos elementos del paisaje para desplazarse y para su supervivencia.

Conclusiones

El protocolo de análisis evidencia que la clasificación de coberturas a la resolución obtenida e incluyendo los TonF puede definir la predicción de un modelo espacialmente explícito, lo que determinará y facilitará acciones de conservación en el paisaje y estrategias de monitoreo de la biodiversidad.

Asimismo, el acceso abierto a los datos satelitales es de gran utilidad para realizar evaluaciones de la conservación de la biodiversidad en paisajes productivos y también indispensable para desarrollar programas de monitoreo, tanto de las coberturas del paisaje como de la respuesta de la biodiversidad a estos.

Adicionalmente, el monitoreo automático de las coberturas, que incluya TonF como las cercas vivas, es indispensable para evaluar su contribución a la conectividad biológica en el paisaje y la conservación de la biodiversidad, bajo la premisa de que las cercas vivas actúan como corredores a través del paisaje agrícola para algunos organismos.

Además, la clasificación de coberturas de forma automatizada y su uso para modelos espacialmente explícitos son herramientas útiles para el monitoreo a escalas del paisaje de las coberturas arbóreas en fincas y su función con la conservación de la biodiversidad, así como para evidenciar patrones generales espaciales e incluso temporales. Sin embargo, se reconoce que la variación espacial y composición de árboles en paisajes productivos puede ser alta y su contribución a nivel del paisaje debe evaluarse a detalle en investigaciones de campo. También, las predicciones de los modelos espacialmente explícitos dependen de variables que tengan representación espacial en toda el área de estudio. Por lo tanto, la herramienta que se presenta aquí es complementaria y de mayor alcance espacial respecto a métodos de campo en los que se evalúan las características de las coberturas arbóreas de las fincas con la diversidad de organismos.

Con base en lo mencionado, se recomienda complementar los análisis de comunidades con un enfoque poblacional, porque permite identificar respuestas rápidas a cambios en el paisaje, que pueden ser menos evidentes en la riqueza, diversidad, composición y estructura de las comunidades.

Por último, las especies tolerantes a la perturbación o que dominan paisajes transformados –como *Pitangus sulphuratus*– son importantes para evaluar y monitorear la condición de los paisajes, ya que pueden responder de forma evidente a los cambios de cobertura de árboles. De igual manera, se pueden utilizar especies con dependencia al bosque (e.g. *Tamnophilus doliatus*), pero posiblemente su respuesta a los procesos de perturbación sea menos evidente o con mayor dificultad para estimar y predecir espacialmente.

Literatura citada

- Acharya, KP. 2006. Linking trees on farms with biodiversity conservation in subsistence farming systems in Nepal. *Biodiversity & Conservation* 15(2):631-646.
- Adriaensen, F; Chardon, JP; De Blust, G; Swinnen, E; Villalba, S; Gulinck, H; Matthysen, E. 2003. The application of "least-cost" modelling as a functional landscape model. *Landscape and Urban Planning* 64(4):233-247. DOI: 10.1016/S0169-2046(02)00242-6
- Audrey, M; Betbeder, J; Baudry, J; Le Roux, V; Spicher, F; Lacoux, J; Roger, D; Hubert-Moy, L. 2020. Evaluation of Sentinel-1 & 2 time series for predicting wheat and rapeseed phenological stages. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing* 163:231-256. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2020.03.009>.
- Aybar, C; Wu, Q; Bautista, L; Yali, R; Barja, A. 2020. rgee: An R package for interacting with Google Earth Engine. *Journal of Open Source Software* 5(51):2272.
- Bennett, AF; Henein, K; Merriam, G. 1994. Corridor use and the elements of corridor quality: chipmunks and fencerows in a farmland mosaic. *Biological Conservation* 68(2):155-165.
- Bennet, AF. 1998. Linkages in the Landscape: The Role of Corridors and Connectivity in Wildlife Conservation. IUCN, Gland, Suiza y Cambridge, RU. 254 p.
- Betbeder, J; Nabucet, J; Pottier, E; Baudry, J; Corgne, S; Hubert-Moy, L. 2014. Detection and Characterization of Hedgerows Using TerraSAR-X Imagery. *Remote Sensing* 6(5):3752-3769. DOI: <https://doi.org/10.3390/rs6053752>
- Bonnin, N; Stewart, FA; Wich, SA; Pintea, L; Jantz, SM; Dickson, R; Bellis, J; Chitayat, A; Ingram, R; Moore, RJ; Piel, AK. 2020. Modelling landscape connectivity change for chimpanzee conservation in Tanzania. *Biological Conservation* 252:108816. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.biocon.2020.108816>
- Boscolo, D; Candia-Gallardo, C; Awade, M; Metzger, JP. 2008. Importance of interhabitat gaps and stepping-stones for lesser woodcreepers (*Xiphorhynchus fuscus*) in the Atlantic Forest, Brazil. *Biotropica* 40(3):273-276.
- Boser, BE; Guyon, IM; Vapnik, VN. 1992. A training algorithm for optimal margin classifiers. In *Proceedings of the fifth annual workshop on Computational learning theory*, 144-152. DOI: <https://doi.org/10.1145/130385.130401>
- Breiman, L. 2001. Random forests. *Machine learning* 45(1):5-32.
- Brenner, JC; Christman, Z; Rogan, J. 2012. Segmentation of landsat thematic mapper imagery improves buffelgrass (*pennisetum ciliare*) pasture mapping in the sonoran desert of México. *Applied Geography* 34:569-575.
- Cárdenas, G; Harvey, CA; Ibrahim, M; Finegan, B. 2003. Diversidad y riqueza de aves en diferentes hábitats en un paisaje fragmentado en Cañas, Costa Rica. *Agroforestería en las Américas* 10:39-40.
- Casasola, F. 2000. Productividad de los sistemas silvopastoriles tradicionales en Moropente, Estelí, Nicaragua. Tesis de maestría. Turrialba, Cartago, Costa Rica, CATIE. 95 p.
- Chacón, M; Harvey, CA. 2006. Live fences and landscape connectivity in a neotropical agricultural landscape. *Agroforestry systems* 68(1):15-26.
- Chacón, M; Harvey, CA. 2008. Contribuciones de las cercas vivas a la estructura y conectividad de un paisaje fragmentado en Río Frío, Costa Rica. In Harvey, CA; Sáenz, JC (eds.). *Evaluación y conservación de biodiversidad en paisajes fragmentados de Mesoamérica*. Heredia, Costa Rica, Editorial INBIO. p. 225-248.
- Chuvieco, E. 2006. *Teledetección ambiental: la observación de la Tierra desde el Espacio*. Barcelona, España, Editorial Ariel. 586 p.
- Clevers, J. 1988. The derivation of a simplified reflectance model for the estimation of leaf area index. *Remote Sensing of Environment* 25(1):53-69.
- Daughtry, CS; Walthall, C; Kim, M; De Colstoun, EB; McMurtrey Iii, J. 2000. Estimating corn leaf chlorophyll concentration from leaf and canopy reflectance. *Remote Sensing of Environment* 74(2):229-239.
- Estrada, A; Pierluigi, C; Rosamond, CE. 2000. Bird species richness in vegetation fences and in strips of residual rain forest vegetation at Los Tuxtlas, México. *Biodiversity and conservation* 9:1399-1416. DOI: <https://doi.org/10.1023/A:1008935016046>
- Estrada, A; Rivera, A; Coates-Estrada, R. 2002. Predation of artificial nests in a fragmented landscape in the tropical region of Los Tuxtlas, México. *Biological Conservation* 106(2):199-209.
- FAO. 2020. *Biodiversity for food and agriculture and ecosystem services – Thematic Study for The State of the World's Biodiversity for Food and Agriculture*. Rome. DOI: <https://doi.org/10.4060/cb0649en>
- FAO y PNUMA 2020. *El estado de los bosques del mundo 2020. Los bosques, la biodiversidad y las personas*. Roma. DOI: <https://doi.org/10.4060/ca8642es>
- Fiske, I; Chandler, RB. 2011. Unmarked: An R package for fitting hierarchical models of wildlife occurrence and abundance. *Journal of Statistical Software* 43:1-23.
- Francesconi, W; Montagnini, F; Ibrahim, M. 2011. Using bird distribution to evaluate the potential of living fences to restore landscape connectivity in pasturelands. In Montagnini, F; Francesconi, W; Rossi, E (eds.). *Agroforestry as a tool for landscape restoration*. New York, USA, Nova Science Publishers. p. 133-142.
- Gao, BC. 1996. NDWI—a normalized difference water index for remote sensing of vegetation liquid water from space. *Remote sensing of environment* 58(3):257-266.
- Gillies, CS; Beyer, HL; St. Clair, CC. 2011. Fine-scale movement decisions of tropical forest birds in a fragmented landscape. *Ecological Applications* 21(3):944-954.

- Gitelson, AA; Gritz, Y; Merzlyak, MN. 2003. Relationships between leaf chlorophyll content and spectral reflectance and algorithms for non-destructive chlorophyll assessment in higher plant leaves. *Journal of plant physiology* 160(3):271-282.
- 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.
- Guillera-Arroita, G; Lahoz-Monfort, JJ; MacKenzie, DI; Wintle, BA; McCarthy, MA. 2014. Ignoring Imperfect Detection in Biological Surveys Is Dangerous: A Response to 'Fitting and Interpreting Occupancy Models'. *PLoS ONE* 9(7):e99571.
- Guyot, G; Baret, F. 1988. Utilisation de la haute resolution spectrale pour suivre l'état des couverts vegetaux. In *Proceedings of the 4th International Colloquium on Spectral Signatures of Objects in Remote Sensing (18-22 January, Aussois, France)*. Aussois, France.
- Harvey, C; Villanueva, C; Villacís, J; Chacón, M; Muñoz, D; López, M; Navas, A. 2003. Contribución de las cercas vivas a la productividad e integridad ecológica de los paisajes agrícolas en América Central. *Agroforestería en las Américas* 10(39-40):30-39.
- Harvey, CA; Tucker, NI; Estrada, A. 2004. Live fences, isolated trees, and windbreaks: tools for conserving biodiversity in fragmented tropical landscapes. In *Schroth, G; Izac, AMN; Vasconcelos, HL; Gascón, C; da Fonseca, GAV; Harvey, CA (eds.). Agroforestry and biodiversity conservation in tropical landscapes*. Washington DC, USA, Island Press. p. 261-289.
- Harvey, C; Villanueva, C; Villacís, V; Chacón, M; Muñoz, D; López, M; Ibrahim, M; Gómez, R; Taylor, R; Martínez, J; Navas, A; Sáenz, J; Sánchez, D; Medina, A; Vilchez, S; Hernández, B; Pérez, A; Ruiz, F; López, F; Lang, I. 2005. Contribution of live fences to the ecological integrity of agricultural landscapes in Central America. *Agriculture, Ecosystems and Environment*, 111(1-4):200-230.
- Harvey, CA; Komar, O; Chazdon, R; Ferguson, BG; Finegan, B; Griffith, DM; Martínez-Ramos, M; Morales, H; Nigh, R; Soto-Pinto, L; Van Breugel, M; Wishnie, M. 2008. Integrating agricultural landscapes with biodiversity conservation in the Mesoamerican hotspot. *Conservation Biology* 22(1):8-15. DOI: <https://doi.org/10.1111/j.1523-1739.2007.00863.x>
- Hewson, J; Steininger, MK; Pesmajoglou, S (eds). 2014. *Manual de Medición, Reporte y Verificación (MRV) de REDD+ Versión 2.0*. Programa de Carbono Forestal, Mercados y Comunidades financiado por USAID. Washington, DC, Estados Unidos.
- Hijmans, RJ. 2020. raster: Geographic Data Analysis and Modeling. R package version 3.4-5.
- Hill, MJ; Ticehurst, CJ; Lee, JS; Grunes, MR; Donald, GE; Henry, D. 2005. Integration of optical and radar classifications for mapping pasture type in Western Australia. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 43(7):1665-1681.
- Huete, A. R. (1988). A soil-adjusted vegetation index (savi). *Remote sensing of environment*, 25(3):295-309.
- Huete, A; Justice, C; Van Leeuwen, W. 1999. Modis vegetation index (mod13). Algorithm theoretical basis document 3(213):295-309.
- Ibrahim, M; Villanueva, C; Casasola, F; Rojas, J. 2006. Sistemas silvopastoriles como una herramienta para el mejoramiento de la productividad y restauración de la integridad ecológica de paisajes ganaderos. *Pastos y Forrajes* 29(4):383-419.
- Jain, DK; Dubey, SB; Choubey, RK; Sinhal, A; Arjaria, SK; Jain, A; Wang, H. 2018. An approach for hyperspectral image classification by optimizing svm using self-organizing map. *Journal of Computational Science* 25:252-259.
- Kleinn, C; Morales, D; Ramírez, C. 2001. Large area inventory of Tree Resources Outside the forest: what is the problem. In *Proceedings of a IUFRO 4.11 Conference «Forest Biometry, Modelling and Information Science»*, University of Greenwich (pp. 26-29).
- Kuhn, M. 2020. caret: Classification and Regression Training. R package version 6.0-86.
- Kulkarni, AD; Lowe, B. 2016. Random forest algorithm for land cover classification. *International Journal on Recent and Innovation Trends in Computing and Communication (IJRITCC)*. p. 58-63.
- Lang, M; Schratz, P. 2021. mlr3verse: Easily Install and Load the 'mlr3' Package Family. R package version 0.2.1.
- Li, S; Chen, X. 2014. A new bare-soil index for rapid mapping developing areas using landsat 8 data. *The International Archives of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences* 40(4):139.
- MacKenzie, DI; Nichols, JD; Lachman, GB; Droege, S; Royle, JA; Langtimm, CA. 2002. Estimating site occupancy rates when detection probabilities are less than one. *Ecology* 83(8):2248-2255.
- MacKenzie, DI; Royle, JA. 2005. Designing occupancy studies: general advice and allocating survey effort. *Journal of applied Ecology* 42(6):1105-1114.
- Mazerolle, MJ. 2020. AICcmodavg: Model selection and multimodel inference based on (Q)AIC(c). R package version 2.3-1. <https://cran.r-project.org/package=AICcmodavg>.
- Maglianesi, MA. 2021. Live Fences Have Greater Diversity Of Bird Assemblages Than Gallery Forests In Human-Modified Ecosystems. *Ornitología Neotropical* 32(1):68-74.
- McGarigal, K; Cushman, SA; Ene, E. 2012. FRAGSTATS v4: Spatial Pattern Analysis Program for Categorical and Continuous Maps. Computer software program produced by the authors at the University of Massachusetts, Amherst.
- McRae, BH; Dickson, BG; Keitt, TH; Shah, VB. 2008. Using circuit theory to model connectivity in ecology, evolution, and conservation. *Ecology* 89(10):2712-2724.
- McRae, BH; Kavanagh, DM. 2011. Linkage mapper connectivity analysis software. The Nature Conservancy, Seattle WA.
- Medina, A., Harvey, C.A., Merlo, D.S., Vilchez, S., Hernández, B. 2007. Bat Diversity and Movement in an Agricultural Landscape in Matiguás, Nicaragua. *Biotropica* 39:120-128.

- Oliveira, J; Campbell, EE; Lamparelli, RA; Figueiredo, GK; Soares, JR; Jaiswal, D; Monteiro, LA; Vianna, MS; Lynd, LR; Sheehan, JJ. 2020. Choosing pasture maps: An assessment of pasture land classification definitions and a case study of Brazil. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation* 93:102205.
- Pebesma, E. 2018. Simple Features for R: Standardized Support for Spatial Vector Data. *The R Journal* 10(1):439-446.
- Probst, P; Bischl, B; Boulesteix, AL. 2018. Tunability: Importance of hyperparameters of machine learning algorithms. arXiv preprint arXiv:1802.09596.
- Quirós, E. 2014. Introducción a la Fotogrametría y Cartografía aplicadas a la Ingeniería Civil. Edición 1. Universidad de Extremadura, España. ISBN 978-84-697-1317-4.
- Pulido-Santacruz, P; Renjifo, LM. 2011. Live fences as tools for biodiversity conservation: a study case with birds and plants. *Agroforestry systems* 81(1):15-30.
- R Core Team. 2020. R: A Language and Environment for Statistical Computing. R Foundation for Statistical Computing, Vienna, Austria.
- Rocchini, D; Marcantonio, M; Ricotta, C. 2017. Measuring rao's q diversity index from remote sensing: An open source solution. *Ecological indicators* 72:234-238.
- Rouse, J; Haas, RH; Schell, JA; Deering, DW. 1974. Monitoring vegetation systems in the great plains with erts. NASA special publication 351:309.
- Rutledge, D. 2003. Landscape indices as measures of effects of fragmentation: can pattern reflect process? DOC Science Internal Series 98, Department of Conservation. Wellington, New Zealand. 27 p.
- Sáenz, JC; Villatoro, F; Ibrahim, M; Fajardo, D; Pérez, M. 2006. Relación entre las comunidades de aves y la vegetación en agropaisajes dominados por la ganadería en Costa Rica, Nicaragua y Colombia. *Agroforestería en las Américas* 45:37-48.
- Sánchez, D; López, M; Medina, A; Gómez, R; Harvey, CA; Vílchez, S; López F; Joya, M; Sinclair, FL; Kunth, S. 2006. Importancia ecológica y socioeconómica de la cobertura arbórea en un paisaje fragmentado de bosque seco de Belén, Rivas, Nicaragua. *Revista Encuentro* (68):14-19.
- Schratz, P; Muenchow, J; Iturritxa, E; Richter, J; Brenning, A. 2019. Hyperparameter tuning and performance assessment of statistical and machine-learning algorithms using spatial data. *Ecological Modelling* 406:109-120.
- Serrano, JM; Peça, JO; da Silva, JRM; Shaidian, S. 2010. Mapping soil and pasture variability with an electromagnetic induction sensor. *Computers and Electronics in Agriculture* 73(1):7-16.
- Shannon, CE. 1948. A mathematical theory of communication. *The Bell system technical journal* 27(3):379-423.
- Sheeren, D; Fauvel, M; Josipović, V; Lopes, M; Planque, C; Willm, J; Dejoux, JF. 2016. Tree Species Classification in Temperate Forests Using Formosat-2 Satellite Image Time Series. *Remote Sensing* 8(9):734. DOI: <https://doi.org/10.3390/rs8090734>
- Somarriba, E; Carreño-Rocabado, G; Amores, F; Caicedo, W; de Pélichy, SOG; Cerda, R; Ordóñez, JC. 2017. Trees on farms for livelihoods, conservation of biodiversity and carbon storage: evidence from Nicaragua on this "invisible" resource. Montagnini F. (eds) *Integrating Landscapes: Agroforestry for Biodiversity Conservation and Food Sovereignty*. *Advances in Agroforestry* 12. Springer, Cham. 369-393 p. DOI: https://doi.org/10.1007/978-3-319-69371-2_15
- Sulik, JJ; Long, DS. 2016. Spectral considerations for modeling yield of canola. *Remote Sensing of Environment* 184:161-174.
- Tobar, D; Ibrahim, M. 2008. Valor de los sistemas silvopastoriles para conservar la biodiversidad en fincas y paisajes ganaderos en América Central. Turrialba, Cartago, Costa Rica, CATIE. (Serie Técnica N° 373).
- Turner, W; Rondinini, C; Pettorelli, N; Mora, B; Leidner, AK; Szantoi, Z; Buchanan, G; Dech, S; Dwyer, J; Herold, M; Koh, LP; Leimgruber, P; Taubenboeck, H; Wegmann, M; Wikelski, M; Woodcock, C. 2015. Free and open-access satellite data are key to biodiversity conservation. *Biological Conservation* 182:173-176.
- Vannier, C; Vasseur, C; Hubert-Moy, L; Baudry, J. 2011. Multiscale ecological assessment of remote sensing images. *Landscape Ecology* 26:1053-1069. DOI: <https://doi.org/10.1007/s10980-011-9626-y>
- Venables, WN; Ripley, BD. 2002. *Modern Applied Statistics with S*. Fourth Edition. Springer, New York. ISBN 0-387-95457-0.
- Vílchez, S; Harvey, CA; Sáenz, JC; Casanoves, F; Carvajal, JP; Villalobos, JG; Hernández, B; Medina, A; Montero, J; Sánchez, D; Sinclair, FL. 2014. Consistency in bird use of tree cover across tropical agricultural landscapes. *Ecological Applications* 24(1):158-168.
- Villanueva, C; Ibrahim, M; Harvey, C; Sinclair, F; Gómez, R; López, M; Esquivel, H. 2004. Tree resources on pastureland in cattle production system in the dry Pacific region of Costa Rica and Nicaragua. In Manette, L; Ramirez, L; Ibrahim, M; Sandoval, C; Ojeda, N; Ku, J (eds.). *The importance of silvopastoral systems for providing ecosystems services and rural livelihoods*. Mérida, México, University of Yucatán. p. 183-188.
- Weerts, HJ; Mueller, AC; Vanschoren, J. 2020. Importance of tuning hyperparameters of machine learning algorithms. arXiv preprint arXiv:2007.07588.
- Wickham, H. 2016. *ggplot2: Elegant Graphics for Data Analysis*. Springer-Verlag New York.
- Xu, H. 2008. A new index for delineating built-up land features in satellite imagery. *International Journal of Remote Sensing* 29(14):4269-4276.
- Zeller, KA; McGarigal, K; Whiteley, AR. 2012. Estimating landscape resistance to movement: A review. *Landscape Ecology* 27(6):777-797.

Anexos

Anexo 1. Códigos en R para el procesamiento de datos geospaciales, algoritmos de clasificación y modelo predictivo de las cercas vivas a nivel de paisaje en Catacamas, Honduras. El código completo se puede ver y descargar en este enlace:

<https://github.com/klauswiese/HedgeRows/blob/main/Funciones/RGEE.R>

Anexo 2. Códigos en R para analizar la correlación entre las propiedades espectrales de imágenes Sentinel y la biomasa de las cercas vivas en un paisaje de Catacamas, Honduras

Tipo	Subtipo	Código	Nombre	Descripción	Unidad	Rango de valores	
Composición	Área	CA	Área total	Área total de la clase focal. Medida de composición del paisaje que indica cuánto del paisaje está compuesto de la clase focal.	ha	CA > 0, sin límite	CA se acerca a 0 conforme la clase focal se vuelve cada vez más rara en el paisaje. CA es igual al área total del paisaje cuando este consiste en un solo tipo de clase; es decir, cuando la imagen completa se compone de un solo parche.
		PLAND	Porcentaje del paisaje	Proporción del paisaje ocupada por la clase focal. Cuantifica la abundancia proporcional de la clase focal en el paisaje.	%	0 < PLAND ≤ 100	PLAND se acerca a 0 cuando la clase focal se vuelve cada vez más rara en el paisaje. PLAND = 100 cuando todo el paisaje consiste en un solo tipo de clase; es decir, cuando la imagen completa se compone de un solo parche.

Configuración	Área y borde	AREA_MN	Tamaño promedio del parche	Tamaño promedio de parche de la clase focal.	ha	AREA_MN > 0, sin límite	Es una función del número de parches en la clase y el área total de la clase.
		TE	Borde total	Es una medida absoluta del largo total del borde de la clase focal.	m	TE ≥ 0, sin límite	TE = 0 cuando no hay borde para la clase focal en el paisaje; es decir, cuando el paisaje completo consiste únicamente de la clase focal.
		ED	Densidad de borde	Reporta el largo del borde de la clase focal por unidad de área.	m/ha	ED ≥ 0, sin límite	ED = 0 cuando no hay borde en el paisaje; es decir, cuando el paisaje y el borde del paisaje, si está presente, consiste de un solo parche.
	Forma	SHAPE IJI	Índice de forma Índice de interspersión y yuxtaposición	El índice de forma mide la complejidad de la forma del parche comparada con una forma estándar (cuadrado) del mismo tamaño. Es independiente del tamaño del parche. Métrica de interspersión. Basado en adyacencias de parches. Mide qué tanto las clases están entremezcladas.	Ninguna %	SHAPE ≥ 1, sin límite 0 < IJI ≤ 100	SHAPE = 1 cuando el parche es cuadrado e incrementa sin límite según la forma del parche se vuelve más irregular. IJI se acerca a 0 cuando la clase focal está adyacente a solo otra clase y el número de clases incrementa. IJI = 100 cuando la clase focal está adyacente igualmente a todas las otras clases; es decir, máximamente entremezclada y yuxtaposicionada a otras clases. IJI incrementa conforme las clases tienden a estar más entremezcladas en una mezcla "sal y pimienta"; es decir, cuando las clases están igualmente adyacentes unas a otras.
	Agregación	CLUMPY	Índice de granulado (clumpiness)	Métrica de dispersión. Basada en el número de adyacencias iguales que ajusta por la proporción de la clase en el paisaje.	Ninguna	-1 ≤ CLUMPY ≤ 1	CLUMPY = -1 cuando la clase está máximamente desagregada. CLUMPY = 1 cuando la clase está máximamente agregada; es decir, cuando el paisaje consiste en un único parche. CLUMPY = 0 cuando la clase focal está distribuida aleatoriamente, sin importar la proporción que ocupa la clase en el paisaje.
		NP	Número de parches	Métrica de subdivisión. Equivale al número de parches de la clase focal.	Ninguna	NP ≥ 1, sin límite	NP= 1 cuando el paisaje contiene solo un parche de la clase focal; es decir, cuando la clase consiste en un solo parche.
		PD	Densidad de parches	Métrica de subdivisión. Equivale al número de parches de la clase focal por unidad de área.	Número/100 ha	PD > 0	Restringido por el tamaño del pixel en la imagen raster, porque el máximo valor de PD se alcanza cuando cada celda es un parche separado.
		ENN	Distancia al vecino euclidiano más cercano	Métrica de aislamiento. La distancia promedio en línea recta más corta entre un parche y su vecino más cercano de la misma clase. Basada en la distancia entre el centro de las celdas de las dos celdas más cercanas de los parches respectivos.	m	ENN > 0, sin límite	ENN se acerca a 0 conforme la distancia del vecino más cercano decrece. El valor mínimo de ENN está restringido por el tamaño de celda y el límite superior está restringido por la extensión del paisaje

Fuente: McGarigal, 2012



CATIE (Centro Agronómico Tropical de Investigación y Enseñanza) es un centro regional dedicado a la investigación y la enseñanza de posgrado en agricultura, manejo, conservación y uso sostenible de los recursos naturales. Sus miembros son Belice, Bolivia, Colombia, Costa Rica, El Salvador, Guatemala, Honduras, México, Nicaragua, Panamá, Paraguay, República Dominicana, Venezuela y el Instituto Interamericano de Cooperación para la Agricultura (IICA).



Tel. + (506) 2558-2000



comunica@catie.ac.cr



Sede Central, CATIE
Cartago, Turrialba, 30501
Costa Rica

ISBN: 978-9977-57-768-5



9 789977 577685