

EL MONITOREO ACÚSTICO PASIVO COMO HERRAMIENTA PARA ESTUDIOS DE DIVERSIDAD FUNCIONAL EN AVES

Facundo X. Palacio^{1,2}, Daniela Zaffignani³ & Maila Scheffer^{1*}

¹Sección Ornitología, Facultad de Ciencias Naturales y Museo, La Plata, Buenos Aires, Argentina

²Consejo Nacional de Investigaciones Científicas y Técnicas, La Plata, Buenos Aires, Argentina

³Laboratorio de Ecología de Aves, Instituto 'Dr. Raúl A. Ringuelet' (ILPLA) – UNLP/CONICET, La Plata, Buenos Aires, Argentina

*maila.scheffer@gmail.com

RESUMEN: El monitoreo acústico pasivo (MAP) se ha consolidado como una herramienta fundamental para el estudio de la ecología de aves. Sin embargo, aún son escasos los estudios que aplican el MAP en el análisis de diversidad funcional en aves. En este trabajo describimos las ventajas del MAP para estimar la diversidad funcional así como sus limitaciones. Además, revisamos los enfoques disponibles para incorporar la detección en la estimación de métricas funcionales, presentamos una demostración matemática de algunas limitaciones de los métodos actualmente utilizados, y realizamos simulaciones que evalúan el efecto de incluir la probabilidad de ocupación y el proceso verdadero de ocupación como sustitutos de ocurrencia en dichas estimaciones. Utilizamos como estudio de caso un análisis de ensambles de aves obtenidos a partir de un monitoreo acústico intensivo (10 días) en dos tipos de bosque (nativo y exótico). Las simulaciones mostraron que las estimaciones basadas en probabilidades de ocupación recuperan con mayor precisión la diversidad funcional esperada que aquellas basadas en matrices observadas o estados latentes. En el caso empírico, la incorporación de la detección imperfecta modificó las inferencias sobre algunas métricas funcionales, particularmente la regularidad funcional. En conjunto, nuestros resultados resaltan el potencial del MAP para integrar procesos de detección en estudios de diversidad funcional y sugieren que las probabilidades de ocupación constituyen una alternativa robusta para estimar la diversidad funcional en comunidades de aves.

PALABRAS CLAVE: *detección imperfecta, Ligustrum lucidum, modelos de ocupación, rasgo acústico, talaes, unidad grabadora autónoma*

El estudio del sonido y de las vocalizaciones tiene una larga tradición en la ecología y el comportamiento en aves. Desde los trabajos clásicos sobre aprendizaje y función del canto (Kroodsma & Miller 1982) hasta aplicaciones más recientes en ecología de comunidades (Farina & Gage 2017), la bioacústica ha sido una herramienta clave para comprender procesos de comunicación, actividad vocal, y estructuración de ensambles, consolidando al sonido como una dimensión esencial de los ecosistemas y la biodiversidad (Ross et al. 2023). En este contexto, el monitoreo acústico pasivo (MAP) surge como una extensión tecnológica de esta tradición, permitiendo registrar de manera sistemática y estandarizada la actividad vocal de las aves a distintas escalas espaciales y temporales,

introduciendo a la ecología del paisaje sonoro como una subdisciplina dentro de la bioacústica (Pijanowski & Farina 2011).

En las últimas décadas, este enfoque ha comenzado además a integrarse con perspectivas de ecología funcional. Esta disciplina busca comprender cómo los rasgos funcionales de las especies —es decir, características morfológicas, fisiológicas, fenológicas, genéticas o comportamentales vinculadas a su supervivencia y adecuación (*'fitness'*)— determinan las respuestas de las comunidades frente al ambiente y sus efectos sobre el funcionamiento de los ecosistemas (Violle et al. 2007). En este marco, la diversidad funcional describe el grado de diferenciación ecológica

entre las especies de una comunidad a partir de atributos vinculados con su desempeño y uso de recursos (Palacio 2024). Dado que las vocalizaciones y el uso del espacio acústico reflejan atributos ecológicos y comportamentales de las especies, los sonidos producidos por las aves también pueden considerarse fuentes potenciales de información funcional. En este contexto, los denominados rasgos acústicos pueden obtenerse a partir de espectrogramas, representaciones gráficas del sonido que muestran, para una señal acústica, la variación temporal (eje X) de la frecuencia (eje Y) y su energía (amplitud; eje Z). De esta manera, el paisaje sonoro puede entenderse no sólo como una medida de presencia o actividad biológica, sino también como una expresión de la diversidad funcional de las comunidades (Ross et al. 2023).

Ventajas del monitoreo acústico pasivo

En los últimos años, el MAP se ha consolidado como una herramienta eficaz para el estudio de la bioacústica en aves (Shonfield & Bayne 2017, Darras et al. 2018, Wood et al. 2019), con un crecimiento exponencial en el uso de grabadores autónomos (Shonfield & Bayne 2017, Bruyninckx 2018, Darras et al. 2019). Esto se debe a que esta tecnología ofrece un gran número de ventajas en comparación con muestreos más tradicionales en ecología de aves, como los puntos de conteo y las transectas. En primer lugar, los datos obtenidos mediante estos dispositivos producen estimaciones de diversidad comparables a las generadas por observadores entrenados (Darras et al. 2018, 2019), y la reducción sostenida en los costos del equipamiento ha favorecido su amplia adopción en estudios ecológicos (e.g., Hill et al. 2018). En segundo lugar, los avances recientes en aprendizaje automático están comenzando a facilitar la detección e identificación automática de vocalizaciones, permitiendo clasificar rápidamente cientos de especies a partir de grandes volúmenes de audio (Wood et al. 2021, Somervuo et al. 2025). Asimismo, las grabaciones constituyen un registro permanente que puede ser revisado por múltiples observadores, lo que reduce el sesgo asociado al observador y permite estimar probabilidades de detección y evaluar los factores que las afectan (Campbell & Francis 2011, Darras et al. 2019). Esta característica resulta especialmente ventajosa en comunidades de alta riqueza específica (Hobson et al. 2002, Campbell & Francis 2011), particularmente durante el coro del amanecer (Haselmayer & Quinn 2000), ya que los archivos pueden escucharse repetidamente para mejorar la precisión en la identificación. Además, disponer de un registro archivado es

fundamental para corroborar la presencia de especies raras o crípticas (Jones et al. 2007, Swiston & Mennill 2009, Darras et al. 2019, Bota et al. 2023) y para comparar vocalizaciones actuales con registros históricos (e.g., Luther & Derryberry 2012). Finalmente, una ventaja central de los grabadores automáticos es su integración natural en marcos de modelización de ocupación (e.g., Campos-Cerqueira & Aide 2016, Zaffignani et al. 2026). Estos dispositivos permiten estandarizar y sincronizar muestreos repetidos en momentos comparables del día, reduciendo la variabilidad temporal en la probabilidad de detección y mejorando la precisión de las estimaciones (Furnas & Callas 2015). Como contrapartida, el procesamiento del gran volumen de datos generados suele demandar una inversión considerable de tiempo, aunque este costo está siendo mitigado por herramientas automatizadas de análisis y accesibles como Automated Remote Biodiversity Monitoring Network (ARBIMON; Acevedo et al. 2009, Aide et al. 2013, Vega et al. 2016), Animal Sound Identifier (Ovaskainen et al. 2018), BirdNET (Kahl et al. 2021) o Bird Sounds Global (Lauha et al. 2025).

El monitoreo acústico y su aplicación a la diversidad funcional

En paralelo al desarrollo y expansión del MAP, el estudio de la biodiversidad ha incorporado de manera creciente el enfoque basado en caracteres de las especies y en la diversidad funcional (Guillerme et al. 2025). Este enfoque ha sido ampliamente utilizado en los últimos años para determinar cómo los gradientes ambientales y los disturbios actúan como filtros sobre determinados rasgos, modificando así la composición funcional y las reglas de ensamble de las comunidades (Palacio et al. 2022). Asimismo, ha cobrado creciente relevancia en biogeografía y conservación, al permitir evaluar patrones espaciales de la diversidad funcional, identificar áreas prioritarias para la conservación, detectar procesos de homogeneización biótica y anticipar posibles pérdidas de funciones ecosistémicas frente a cambios ambientales (Stewart et al. 2022, Ali et al. 2023, Martínez-Núñez et al. 2023). En este contexto, vincular el MAP con estudios de diversidad funcional permite no solo estimar la composición taxonómica de las comunidades, sino también caracterizar su estructura funcional a partir de las especies detectadas y su actividad vocal, abriendo nuevas posibilidades para evaluar cambios en el funcionamiento de los ensambles a diferentes escalas espaciales y temporales. Este enfoque, sin embargo, asume que la actividad vocal registrada representa adecuadamente

la composición de las comunidades y que existe una relación consistente entre las señales acústicas, la presencia de las especies y sus atributos ecológicos. A pesar de su potencial, aún son escasos los estudios que aplican el MAP en el análisis de diversidad funcional en aves.

OBJETIVOS

En este trabajo, nuestro objetivo fue revisar la integración del MAP en estudios de diversidad funcional en aves. Para esto, (1) sintetizamos cómo la detección de las especies puede incorporarse en la estimación de métricas de diversidad funcional, (2) discutimos el potencial de los rasgos acústicos como rasgos funcionales, (3) evaluamos mediante simulaciones las consecuencias de incluir sustitutos de ocupación en métricas funcionales y, finalmente, (4) ilustramos estos conceptos mediante un caso de estudio donde realizamos un análisis de la diversidad funcional de ensambles de aves a partir de un monitoreo acústico intensivo en dos tipos de bosque (nativo y exótico). Esperamos que incorporar explícitamente la detectabilidad reduzca sesgos en la estimación de la diversidad funcional, particularmente en comunidades con especies de baja detectabilidad o presencia infrecuente.

Estimación de la diversidad funcional a partir del monitoreo acústico pasivo

Toda estimación de diversidad funcional requiere de al menos dos fuentes de información (de Bello et al. 2021, Palacio 2024): una matriz de comunidades (sitios por especies o cualquier otra unidad taxonómica) y otra de rasgos funcionales (especies por rasgos funcionales). En este sentido, el MAP ofrece ciertas ventajas para la caracterización de la matriz de comunidades, al mejorar la detectabilidad de especies crípticas o difíciles de observar, reducir los sesgos asociados al observador y proporcionar un muestreo estandarizado y reproducible (Darras et al. 2019), a pesar de ser una fracción de la comunidad representada por las especies que vocalizan (ensamble acústico; e.g., Blake 2021). Su alta resolución temporal permite capturar variaciones diarias y estacionales en la actividad vocal de las especies, lo que facilita una mejor estimación de la ocupación y la detección imperfecta (Singer et al. 2026). Además, el MAP es fácilmente escalable a grandes extensiones espaciales y compatible con métodos automatizados de análisis, generando registros permanentes que posibilitan comparaciones a largo plazo (Szymański et al. 2021, Symes et al. 2022). Cabe resaltar que el

MAP aún se enfrenta con serias limitaciones para la estimación de abundancias, ya que registra actividad vocal y no individuos *per se*. En este caso, la probabilidad de detección depende de la tasa de vocalización, el comportamiento de las especies, la distancia al micrófono y las condiciones ambientales, lo que dificulta traducir el número de vocalizaciones en el número de individuos presentes (Knight et al. 2024, 2026; pero ver Fiss et al. 2024 y Navine et al. 2024). En consecuencia, las métricas derivadas del MAP suelen reflejar frecuencia o intensidad de actividad acústica en lugar de abundancia, y su interpretación requiere el uso de modelos explícitos de detección o supuestos adicionales que no siempre pueden ser verificados (Knight et al. 2026). Asimismo, la incorporación explícita de la detectabilidad en las estimaciones de diversidad funcional derivadas de datos acústicos ha recibido escasa atención (Schillé et al. 2024). Además de los desafíos asociados a la detección imperfecta, la integración entre MAP y diversidad funcional plantea interrogantes conceptuales y metodológicos adicionales respecto de cómo definir y seleccionar rasgos funcionales en un contexto acústico.

Los rasgos acústicos como rasgos funcionales

Aunque el MAP facilita la obtención de información acústica a gran escala, aún persisten interrogantes conceptuales sobre si los rasgos acústicos pueden considerarse verdaderos rasgos funcionales o si representan únicamente sustitutos indirectos de otros atributos ecológicos. En general, estos rasgos suelen ser obtenidos a partir de la literatura, de bases de datos en línea o de individuos capturados en el campo. En este contexto, el MAP ha comenzado a facilitar la incorporación de los denominados ‘rasgos acústicos’, es decir, características de una señal sonora producida por un organismo, que describe su estructura temporal, espectral o energética (e.g., duración, frecuencia, entropía o modulación), y que refleja propiedades del emisor o del contexto de comunicación (Odom et al. 2021). Operativamente, estos rasgos corresponden a variables extraídas de los espectrogramas que describen la frecuencia, duración y complejidad de los cantos de las especies (Moreno-Contreras et al. 2019, Prieto-Torres et al. 2021, Schillé et al. 2024). A pesar del creciente interés por la diversidad funcional, el uso de rasgos acústicos en este contexto sigue siendo relativamente escaso. Entre los ejemplos disponibles se encuentran estudios que utilizaron variables derivadas de las vocalizaciones, como la duración, frecuencia o entropía de los cantos, para estimar métricas de diversidad funcional

(Moreno-Contreras et al. 2019, Prieto-Torres et al. 2021, Schillé et al. 2024). En algunos de estos casos, esta información fue obtenida directamente de las grabaciones derivadas del MAP (Schillé et al. 2024) mientras que en otros proviene de bases de datos en línea, como Macaulay Library y Xeno-canto (Moreno-Contreras et al. 2019, Prieto-Torres et al. 2021).

Antes de considerar su rol funcional, resulta útil distinguir entre rasgos de ‘efecto’ y de ‘respuesta’ (Lavorel & Garnier 2002). Los rasgos de efecto determinan el impacto que los organismos tienen sobre el funcionamiento del ecosistema mientras que los rasgos de respuesta indican cómo los organismos responden a los factores ambientales (de Bello et al. 2021). Estas categorías no son mutuamente excluyentes y, en este sentido, los rasgos acústicos pueden conceptualizarse tanto como rasgos de efecto como de respuesta. Como rasgos de efecto, los caracteres acústicos pueden influir en procesos ecológicos tales como el establecimiento territorial, la atracción de pareja, la competencia interespecífica y la partición del nicho acústico (e.g., Tobias et al. 2016, Hart et al. 2021). Al mismo tiempo, como rasgos de respuesta pueden reflejar ajustes específicos de las especies a condiciones ambientales como la estructura del hábitat o el ruido ambiental (e.g., ‘Hipótesis de la Adaptación Acústica’; Tubaro et al. 1993, Boncoraglio & Saino 2007, Gil & Brumm 2014). Otra heurística útil para clasificar rasgos funcionales es la dicotomía entre rasgos ‘duros’ y ‘blandos’ (Hodgson et al. 1999, Nock et al. 2016). Los rasgos ‘duros’ son indicadores precisos de las funciones de las especies dentro de los ecosistemas y suelen ser rasgos fisiológicos o ecológicos (e.g., tasa metabólica basal, supervivencia anual). En contraste, los rasgos ‘blandos’ son sustitutos o aproximaciones de esas funciones y tienden a ser morfológicos (e.g., tamaño corporal, longitud del ala). Los rasgos ‘duros’ generalmente son difíciles o costosos de medir en la práctica (Hodgson et al. 1999), por lo que con frecuencia se los reemplaza por rasgos ‘blandos’, cuya obtención es menos costosa. En el caso de los rasgos acústicos, en principio, podrían ser ‘blandos’ o ‘duros’, según su nivel de proximidad al proceso ecosistémico de interés. Si el rasgo acústico está directamente vinculado a una función ecosistémica medible y no solo actúa como sustituto, entonces podría considerarse un rasgo ‘duro’. La vocalización no es en sí misma una función ecosistémica como lo es la dispersión de semillas o la remoción de materia en descomposición, pero podría afectar procesos que escalan a nivel comunitario. Por ejemplo, la tasa de canto podría afectar directamente el éxito

reproductivo, la densidad poblacional o la ocupación territorial. Si esto a su vez modifica la tasa de dispersión de semillas por unidad de área, entonces el rasgo acústico influye directamente sobre la adecuación de los individuos que lo expresan e indirectamente sobre una función ecosistémica, en cuyo caso podría considerarse un rasgo ‘duro’. En la literatura, sin embargo, la mayoría de estos rasgos son la frecuencia dominante, la duración del canto y la complejidad del rango tonal, los cuales son sustitutos del tamaño corporal, la estrategia reproductiva, la estructura del hábitat, y por lo tanto podrían considerarse más bien rasgos ‘blandos’. En este contexto, el uso de MAP ofrece una oportunidad valiosa para evaluar cómo distintos rasgos acústicos influyen en la estructura de los ensambles y cómo estas variaciones pueden vincularse con funciones ecosistémicas específicas, un enfoque que sigue siendo escasamente abordado en la literatura.

Por otra parte, persisten interrogantes conceptuales respecto de si los rasgos acústicos pueden considerarse verdaderos rasgos funcionales o si representan únicamente sustitutos indirectos de otros atributos ecológicos. De hecho, en ninguno de los estudios citados anteriormente se menciona explícitamente la relación (directa o indirecta) de estos caracteres acústicos con funciones ecosistémicas, sino que se utilizan como sustitutos de diferencias en el uso de hábitat, debido a las propiedades de transmisión del sonido. Si bien distintos rasgos acústicos influyen en el éxito reproductivo, la defensa de territorios y la cohesión social (Tobias et al. 2016), con posibles efectos sobre la abundancia, la ocupación del hábitat y la estructura comunitaria (Alcocer et al. 2022), hay escasa información sobre cómo estos rasgos contribuyen de manera directa a funciones ecosistémicas como la polinización, la dispersión de semillas o el control de artrópodos. Por el contrario, parecen indicar qué especies —y, por ende, qué funciones— están presentes. En consecuencia, su inclusión como rasgos funcionales debería estar explícitamente justificada a partir de hipótesis ecológicas claras acerca de las funciones que podrían mediar (Palacio et al. 2022). Por ejemplo, ¿los cantos de baja frecuencia se asocian con especies de mayor tamaño corporal, frugívoras o granívoras, con un aporte relevante a la dispersión de semillas? ¿O ¿las especies cuyos cantos presentan características que favorecen su detección en ambientes ruidosos (e.g., frecuencias mínimas altas, mayor amplitud, cambios en el horario de canto) mantienen mayores abundancias en áreas urbanas, lo que se traduce en una mayor contribución al control de artrópodos?

La diversidad funcional incorporando la detección imperfecta: una síntesis

Como se mencionó anteriormente, la posibilidad de realizar monitoreos de aves a lo largo del tiempo mediante el MAP permite incorporar explícitamente la detección como proceso de observación en la estimación de la diversidad de especies (Campos-Cerqueira & Aide 2016). Independientemente del uso del MAP, estimar la diversidad de especies de aves teniendo en cuenta la detección imperfecta se ha convertido en una práctica habitual en los últimos años. Esto ha sido posible gracias al desarrollo de modelos jerárquicos que incorporan explícitamente la probabilidad de detección, como los modelos de ocupación para datos de presencia/ausencia y los modelos de mezcla N para datos de conteos en contextos multi-específicos (MacKenzie et al. 2017, Royle et al. 2005, Royle & Dorazio 2008, Iknayan et al. 2014, Devarajan et al. 2020). A pesar de este gran desarrollo, la mayoría de los estudios que incorporan la detección imperfecta se han centrado en estimadores de la riqueza de especies, dejando de lado otras dimensiones, como la diversidad funcional y la filogenética (Si et al. 2017, Palacio et al. 2020, 2022).

Para abordar este problema, Jarzyna & Jetz (2016) propusieron construir un dendrograma basado en caracteres funcionales (o una filogenia en el caso de la diversidad filogenética) siguiendo a Petchey & Gaston (2002), y asignar pesos w_j a las ramas j (terminales e internas) utilizando los siguientes criterios: (1) si la especie i es detectada en un sitio, el peso de su correspondiente rama terminal es $w_j = 1$ (presencia verdadera), (2) si la especie i no es detectada en un sitio, entonces el peso de su correspondiente rama terminal es $w_j = \psi_i$, donde ψ_i es la probabilidad de ocupación de la especie i (que puede ser derivada, por ejemplo, de un modelo de ocupación), y (3) el peso de las ramas internas está dado por la probabilidad de que al menos una de las especies del grupo esté presente $w_j = 1 - \prod_{i \in I} (1 - \psi_i)$, donde I representa el conjunto de todas las especies incluidas en el nodo de la rama interna. Si una rama interna es compartida por al menos una especie detectada, su peso es igual a 1, ya que $w_j = 1 - (1 - 1) \prod_{i \in I \setminus \{k\}} (1 - \psi_i) = 1$, donde la especie k tiene $w_k = 1$ (ver Figura 1 en Jarzyna & Jetz 2016). En cambio, si una rama interna es compartida por dos especies no detectadas, su peso será $w_j < 1$. Luego, la diversidad funcional (o filogenética) corregida por detección o 'verdadera' $\widehat{FD}$ se calcula como $\widehat{FD} = \sum_{j=1}^n L_j w_j$, donde L_j es la longitud de las ramas j , y n es el número total de especies en el ensamble considerado ($I = n$ sólo en la raíz del dendrograma,

en cualquier otro caso, $I < n$ porque I representa el número de especies descendientes asociadas a una rama interna particular del dendrograma; Jarzyna & Jetz 2016). De esta forma, las especies no detectadas contribuyen en menor medida que las especies detectadas a la diversidad funcional. Luego, es posible calcular qué fracción de la diversidad se ha detectado a través de la detectabilidad de la biodiversidad q , como $q = \frac{FD_{obs}}{\widehat{FD}}$, donde FD_{obs} es la diversidad funcional obtenida a través de la matriz de especies observadas (Jarzyna & Jetz 2016).

Si bien este enfoque ha sido novedoso para la disciplina al incorporar de forma explícita la detección en la estimación de la diversidad funcional, presenta varios problemas conceptuales y metodológicos: (1) el dendrograma suele ser una representación pobre del espacio funcional, al convertir una matriz continua de distancias en una estructura jerárquica discretizada (Maire et al. 2015, Villéger et al. 2017), (2) el índice basado en el dendrograma está fuertemente influenciado por la riqueza de especies (Poos et al. 2009), (3) cuando una rama interna es compartida por numerosas especies no detectadas y una sola especie detectada, su peso es igual a 1, lo que causa una sobreestimación de la diversidad funcional; y (4) la detección de múltiples especies raras puede inflar sustancialmente las estimaciones de diversidad funcional, debido a la discrepancia entre la detección de una especie rara ($w_j = 1$) y su probabilidad de ocupación ($w_j < 1$; Fig. 1). Además, el peso de las ramas internas aumenta rápidamente con el número de especies descendientes, de modo que aquellas ramas compartidas por muchos taxones tienden a alcanzar valores cercanos a 1 incluso cuando las probabilidades de ocupación individuales son bajas. En el Material Suplementario S1 desarrollamos una demostración matemática original que evidencia la fuerte dependencia de los pesos de las ramas internas respecto al número de especies descendientes que las comparten.

Por último, este enfoque combina conceptos filosóficamente distintos al integrar, dentro de una misma métrica, información empírica basada en la observación directa de especies con inferencias probabilísticas sobre especies no detectadas. Mientras que las especies observadas constituyen realizaciones empíricas del ensamble, las especies no detectadas son entidades latentes cuya presencia es inferida mediante un modelo estadístico. Esta mezcla introduce una inconsistencia conceptual, ya que trata de manera equivalente entidades con distinto estatus ontológico, lo que puede llevar a interpretaciones

ambiguas de la diversidad funcional estimada.

¿Qué conviene: la probabilidad de ocupación o el proceso latente?

Como extensión a las ideas de Jarzyna & Jetz (2016), Palacio et al. (2020) propusieron calcular cualquier métrica de diversidad funcional utilizando la matriz observada, y reemplazar las no detecciones por sus respectivas probabilidades de ocupación (o abundancias corregidas por detección si se utilizan conteos de individuos). Esencialmente, estos valores funcionan como pesos o sustitutos de abundancias relativas en el análisis, que se combinan con la matriz de caracteres funcionales (Palacio et al. 2022). Sin embargo, en la práctica es posible utilizar directamente la matriz de ocupación (e.g., Penjor et al. 2022), la matriz del estado latente (presencias y ausencias verdaderas; e.g., Si et al. 2017, Jones et al. 2021), o la matriz observada reemplazando las no detecciones por sus estados latentes (Fig. 2, Tabla 1). Aunque estos enfoques coexisten en la literatura, sus implicancias para la estimación de la diversidad funcional rara vez son discutidas explícitamente, y no existe un consenso claro sobre cuál representa de manera más adecuada la ocurrencia de las especies en este contexto. Esto plantea la siguiente pregunta: ¿Qué valores de w_j resultan más adecuados para una correcta estimación de la diversidad funcional a partir de datos acústicos

pasivos? Para intentar responder esta pregunta, primero es necesario explorar en detalle un modelo de ocupación y su interpretación ecológica.

En un modelo de ocupación de especie única, z_i es el estado latente de ocupación real de la especie en el sitio i , que depende de la probabilidad de ocupación ψ_i .

$$z_i \sim \text{Bernoulli}(\psi_i)$$

Si $z_i = 1$, la especie está presente; si $z_i = 0$, la especie está ausente. No se observa directamente, por eso se denomina latente. El modelo conecta z_i con las detecciones y_{ij} de la siguiente forma:

$$y_{ij}|z_i \sim \text{Bernoulli}(z_i p_{ij})$$

Donde $y_{ij} = 1$ si la especie fue detectada o $y_{ij} = 0$ de lo contrario, y p_{ij} es la probabilidad de detección en el sitio i y réplica j , dado que la especie está presente. Esta última parte es clave para el modelo, ya que si el sitio no está ocupado ($z_i = 0$), entonces necesariamente no puede detectarse ($y_{ij} = 0$). En otras palabras, el modelo asume que no hay falsos positivos. Por el contrario, si el sitio está ocupado ($z_i = 1$), entonces y_{ij} puede ser 1 o 0, dependiendo de la probabilidad de detección. De esto se desprende que, si una especie fue observada al menos una vez en un sitio, entonces necesariamente $z_i = 1$: si fue detectada, debe haber estado presente. Esto asume el supuesto de cierre demográfico durante el período de muestreo, es decir, que el estado de ocupación de la especie no cambia entre réplicas temporales (MacKenzie et al. 2017). De esta forma, el modelo no estima z_i cuando hay detecciones; en esas celdas $z_i = 1$ de forma determinística.

En este sentido, el efecto de la detección dependerá de la métrica de diversidad a utilizar. Por ejemplo, la riqueza funcional se estima usualmente como el volumen que ocupan las especies en el espacio funcional (Mammola et al. 2021). Como esta métrica solo tiene en cuenta los valores extremos, por definición siempre aumenta o se mantiene igual con la adición de nuevas especies. Además, es independiente de los valores de w_j (abundancia, presencia-ausencia, ocupación): si $w_j > 0$, la especie está presente y se le asigna un valor de 1; si $w_j = 0$, la especie se considera ausente y se le asigna un valor de 0. En la matriz del estado latente, muchas celdas son 0 porque el modelo asigna presencia o ausencia de forma binaria. En cambio, en la matriz de ocupación, incluso si la especie no fue observada, puede tener una probabilidad intermedia (e.g., 0.3 o 0.4) de estar presente. De esta forma, la matriz de ocupación siempre tendrá un mayor número de celdas ocupadas, dando, como resultado, valores mayores de riqueza funcional. Utilizar una

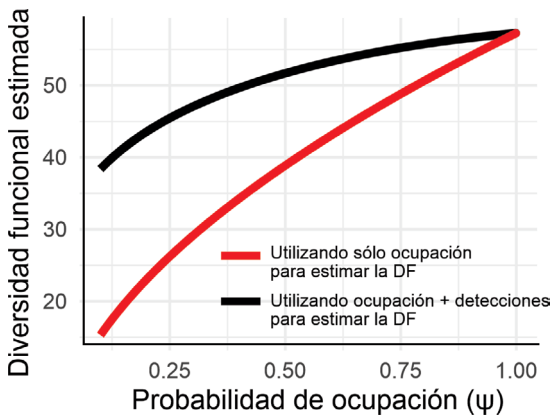


Figura 1. Efecto de utilizar la matriz de presencias para las especies detectadas y la probabilidad de ocupación para las especies no detectadas en la estimación de la diversidad funcional (enfoque de Jarzyna & Jetz 2016; línea negra) vs utilizar únicamente la probabilidad de ocupación (línea roja). Las líneas representan 1000 valores simulados de diversidad funcional, derivados de un dendrograma de 50 especies y dos rasgos con distribución normal ($\mu_1 = 10$ y $\sigma_1^2 = 4$, $\mu_2 = 20$ y $\sigma_2^2 = 25$), calculada como $\overline{FD} = \sum_{j=1}^n L_j W_j$, donde L_j es la longitud de la rama j , y n es el número de especies en el ensamblé. Para cada especie de un determinado ensamblé, se asumió una probabilidad de ocupación ψ constante (1000 valores entre 0 y 1) y una probabilidad de detección derivada de una distribución binomial con $p = 0.7$. Si muchas especies raras son detectadas (baja probabilidad de ocupación promedio), la diversidad funcional será fuertemente sobreestimada.

combinación de las detecciones con las probabilidades de ocupación (Jarzyna & Jetz 2016) dará el mismo valor de diversidad, ya que el número de celdas ocupadas será el mismo.

Como se mencionó anteriormente, las especies detectadas reciben un peso máximo ($w_j = 1$), mientras que las no detectadas se ponderan con valores $w_j < 1$.

En consecuencia, las especies detectadas tienen una influencia que puede ser desproporcionada sobre los índices de diversidad, especialmente cuando se combinan con probabilidades de ocupación relativamente bajas (Fig. 1). Esto se debe a que la detección de una especie durante el muestreo no implica necesariamente que posea una alta probabilidad de ocupación.

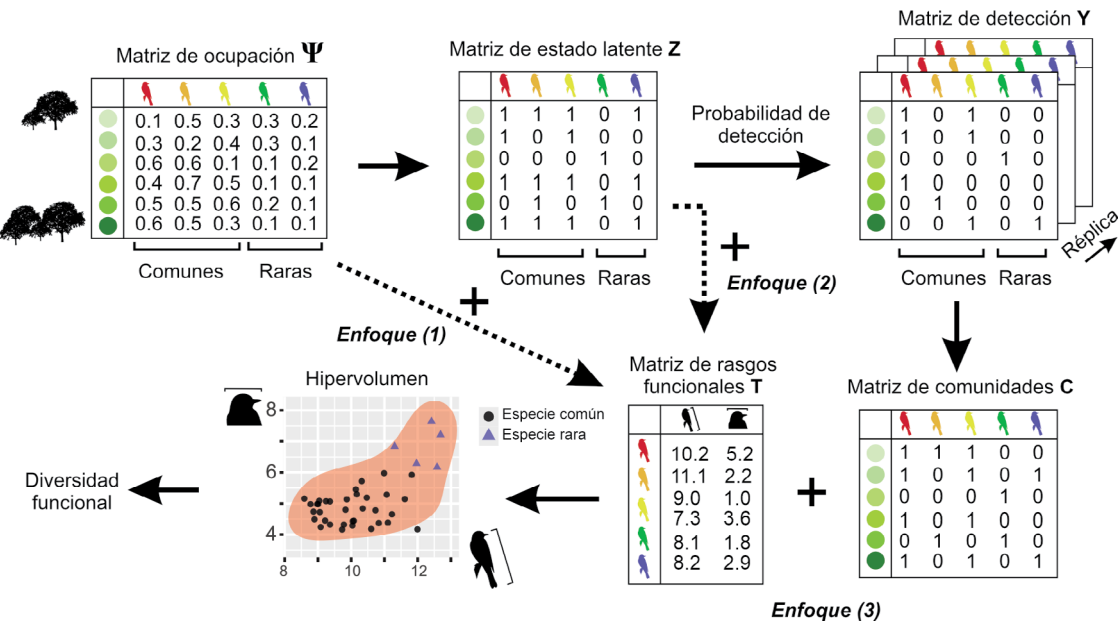


Figura 2. Flujo de trabajo para simular la diversidad funcional bajo diferentes enfoques teniendo en cuenta la detección imperfecta de manera explícita.

Tabla 1. Descripción de los enfoques posibles para construir la matriz de comunidades teniendo en cuenta la detección de forma explícita en estudios de diversidad funcional. i = sitio, j = especie, n = número de sitios, J = número de especies, ψ = probabilidad de ocupación, y = detección/no detección, y^* = detección/no detección corregida, z = estado latente.

Enfoque para tener en cuenta la detección	Formulación matemática	Tipo de información	Interpretación ecológica	Ventaja principal	Limitación principal
Utilizar la matriz de ocupación	$\Psi = [\psi_{ij}]_{n \times J}$	Probabilística	Ensamble esperado o probabilístico	Integra incertidumbre de ocupación	No representa una comunidad realizada
Utilizar la matriz de estado latente	$Z = [z_{ij}]_{n \times J}$	Realización binaria inferida	Ensamble realizado o latente (posible realización del ensamble)	Representa una posible comunidad real	Ignora incertidumbre posterior
Combinar la matriz observada con la matriz de ocupación	$Y_{\psi} = [y^*_{ij}]_{n \times J}$ con $y^*_{ij} = \begin{cases} 1, & \text{si } y_{ij} = 1 \\ \psi_{ij}, & \text{si } y_{ij} = 0 \end{cases}$	Observaciones empíricas + probabilidades	Ensamble observado corregido por detección (probabilístico)	Conserva detecciones observadas	Mezcla observaciones con probabilidades
Combinar la matriz observada con la matriz de estado latente	$Y_z = [y^*_{ij}]_{n \times J}$ con $y^*_{ij} = \begin{cases} 1, & \text{si } y_{ij} = 1 \\ z_{ij}, & \text{si } y_{ij} = 0 \end{cases}$	Observaciones empíricas + realización inferida	Ensamble observado corregido por detección (realizado)	Conserva detecciones observadas y estados binarios	Mezcla observaciones con estados inferidos

Por lo tanto, este método tiende a sobre- o subestimar los valores de diversidad en comparación con aquellos obtenidos al utilizar directamente la matriz de ocupación. En cambio, al utilizar directamente la matriz de estado latente, las especies detectadas siguen recibiendo peso máximo, pero, además, algunas de las especies no detectadas pueden también recibir pesos máximos. Cabe resaltar que la matriz de estado latente es solo un resultado posible del ensamble, mientras que la matriz de ocupación representa la distribución esperada de presencias de las especies en el espacio, dadas las covariables ambientales y el proceso de detección (Guillera-Aroita et al. 2019). Por lo tanto, calcular una métrica de diversidad funcional con la matriz de estado latente estima la diversidad funcional del ensamble realizado, representando una versión posible del ensamble de especies que realmente coexisten en el sitio, dadas las condiciones ambientales y la incertidumbre del modelo. En cambio, calcular un índice con la matriz de probabilidad de ocupación da como resultado la diversidad funcional esperada o potencial del ensamble, dada la probabilidad de que cada especie ocurra en el sitio. Esto produce estimaciones más estables, y permite comparar la diversidad funcional promedio entre sitios o condiciones, sin el ruido de realizaciones discretas.

Por otra parte, demostramos matemáticamente que, bajo el supuesto de una probabilidad de ocupación constante entre especies, existe una expresión analítica que describe la relación entre la probabilidad de ocupación y la diversidad funcional basada en un dendrograma (Material Suplementario S1). Esta relación es estrictamente monótona creciente, lo que indica que a medida que aumenta la probabilidad de ocupación promedio, también lo hace la diversidad funcional esperada. Simulaciones muestran que, a partir de ensambles con un número moderado de especies ($n > 25$), la curva se aproxima rápidamente a un valor asintótico incluso para bajas probabilidades de ocupación ($\psi \approx 0.20-0.25$; Material Suplementario S1). Esto sugiere que, aún en comunidades pequeñas dominadas por especies raras, es posible obtener estimaciones razonablemente estables de diversidad funcional utilizando únicamente la matriz de ocupación.

Ocupación y diversidad funcional: ¿coherencia o circularidad?

Uno de los objetivos ulteriores de estimar la diversidad funcional a partir del monitoreo acústico pasivo es, en muchos casos, vincularla con gradientes ambientales a partir de hipótesis biológicas. Sin embargo, en la construcción de modelos de ocupación

o abundancia también es habitual incorporar covariables ambientales. En la práctica, la ocupación y la detección suelen modelarse sin incluir exactamente las mismas covariables ambientales que luego se emplean para analizar su relación con la diversidad funcional. Sin embargo, es ampliamente conocido que las especies de aves responden a gradientes ambientales, por lo que es esperable que no incluir estas covariables en el modelo de ocupación arroje estimaciones sesgadas de ocupación o abundancia. Esto plantea la interrogante de si es metodológicamente apropiado relacionar estimaciones de diversidad funcional corregidas por detección con las mismas covariables que fueron utilizadas previamente en la construcción del modelo de ocupación. Conceptualmente, estas covariables deberían incluirse por ser determinantes clave de la distribución y la abundancia de las especies; sin embargo, desde un punto de vista metodológico, su incorporación puede interpretarse como un razonamiento circular.

La cuestión clave es que tanto la ocupación como la abundancia de las especies dependen de su respuesta al ambiente, y esta respuesta suele estar mediada por sus caracteres. En el caso en que no se incluyan covariables ambientales en el modelo de ocupación, estas se consideran constantes para cada sitio y especie. Por lo tanto, la diversidad funcional permanecerá constante a lo largo de cualquier gradiente ambiental. Algo similar ocurrirá si se incluyen covariables no relacionadas con la ocupación de las especies, porque esas covariables no generan variación sustancial en la probabilidad de ocupación. Esto se puede ver simulando la ocurrencia de múltiples especies en presencia de detección imperfecta utilizando un modelo de ocupación multiespecie (MSOM por sus siglas en inglés), en el cual la probabilidad de ocupación de cada especie depende de covariables ambientales y de rasgos funcionales a nivel de especie. Para esto consideremos cinco especies en 100 sitios y tres visitas como caso de estudio simulado. Sea y_{ijk} la detección en el sitio i ($i = 1, \dots, 100$) de la especie j ($j = 1, \dots, 5$) durante la visita k ($k = 1, 2, 3$). La detección la modelamos condicional al estado latente de ocupación z_{ij} :

$$y_{ijk} \sim \text{Bernoulli}(z_{ij} p_j),$$

donde p_j es la probabilidad de detección de la especie j . El estado latente de ocupación lo modelamos como: $z_{ij} \sim \text{Bernoulli}(\psi_{ij})$.

La probabilidad de ocupación ψ_{ij} la modelamos en escala logit como una función de una covariable ambiental x_i (e.g., cobertura de edificios):

$$\text{logit}(\psi_{ij}) = \alpha_j + \beta_j x_i$$

donde α_j es el intercepto específico de la especie j , y β_j describe la respuesta de la especie j al gradiente ambiental, representando un gradiente continuo de urbanización. La covariable fue simulada a partir de una distribución uniforme entre 0 y 1. Para vincular las respuestas especie-específicas a la variable ambiental con los rasgos funcionales, modelamos los coeficientes β_j como una función lineal de tres rasgos continuos (Ovaskainen & Abrego 2020), representando ejes ecológicos relevantes (por ejemplo, grado de frugivoría, tamaño corporal y especialización de hábitat):

$$\beta_j = \gamma_1 T_{j1} + \gamma_2 T_{j2} + \gamma_3 T_{j3}$$

donde T_{jr} es el valor estandarizado del rasgo funcional r ($r = 1, \dots, 3$) para la especie j y γ_r cuantifica cómo el rasgo r modula la respuesta de la ocupación al gradiente ambiental. Los rasgos se generaron como variables normales, independientes y estandarizadas ($\mu = 0$, $\sigma = 1$), y se organizaron en una matriz T de dimensión especies $\times$ rasgos. Se fijaron valores contrastantes para los coeficientes de los rasgos, de modo que el primer y segundo rasgo tuvieron un efecto negativo sobre la respuesta a la urbanización ($\gamma_1 = -2$, $\gamma_2 = -1.5$), y el tercer rasgo (especialización) no tuvo efecto ($\gamma_3 = 0$). Esta parametrización genera especies con respuestas positivas, negativas o nulas al gradiente ambiental, en función de su combinación de rasgos funcionales. Los interceptos de ocupación se asumieron constantes con $\alpha_j = -0.5$ para todas las

especies. Finalmente, la probabilidad de detección p se asumió constante por especie, con una distribución uniforme entre 0 y 1. Todos los valores de los parámetros fueron seleccionados para representar un escenario simple y realista, con especies que exhiben respuestas positivas, negativas o nulas al gradiente ambiental y un amplio rango de probabilidades de detección. El modelo se ajustó en un marco bayesiano utilizando cadenas de Markov Monte Carlo (MCMC), implementadas en el paquete *spOccupancy* (Doser et al. 2022). Se utilizaron las distribuciones a priori débilmente informativas predeterminadas del paquete para todos los parámetros a nivel de comunidad (μ , σ , γ). Estas distribuciones fueron seleccionadas para ejercer una influencia mínima sobre las estimaciones posteriores, permitiendo que la inferencia estuviera principalmente determinada por los datos simulados. Utilizando como métrica de diversidad la riqueza funcional (volumen ocupado por los ensambles en el espacio funcional), la simulación muestra una disminución de la diversidad funcional con el aumento de la cobertura de edificios (Fig. 3A). En sitios con baja cobertura, el efecto del gradiente ambiental sobre la ocupación fue débil, lo que resultó en probabilidades de ocupación similares entre especies y en una ocupación relativamente homogénea del espacio funcional. En estos sitios, la diversidad funcional fue alta (Fig. 3A). En contraste, en sitios con alta cobertura de edificios, las diferencias interespecíficas en la respuesta al ambiente se acentuaron: las especies con respuestas

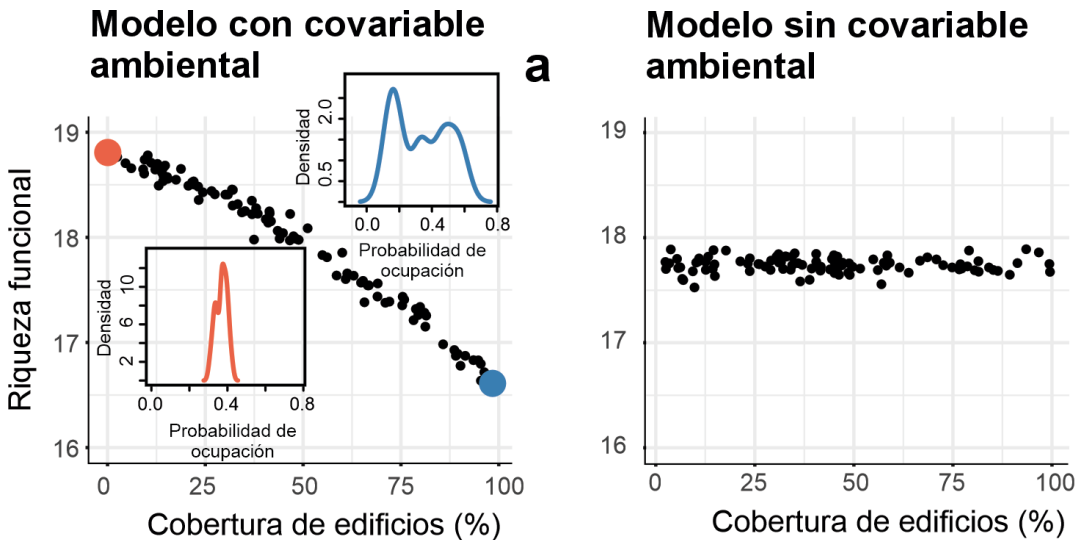


Figura 3. Efecto de utilizar la misma covariable ambiental para estimar la ocupación y para relacionarla con la diversidad funcional corregida por detección. Cada punto representa un ensamble hipotético de cinco especies y tres rasgos funcionales simulados. Las curvas representan gráficos de densidad de las ocupaciones en ensambles en sitios con baja y alta cobertura. Al utilizar la misma covariable ambiental (A), se recupera un patrón de diversidad funcional consistente con un filtrado ambiental. Los puntos de color y curvas de densidad muestran dos escenarios extremos, uno de baja cobertura de edificios (rojo) y uno de alta cobertura (azul). El no incluir la covariable para estimar la ocupación genera una relación constante entre diversidad funcional y el gradiente ambiental (B).

positivas alcanzaron probabilidades de ocupación cercanas a uno, mientras que aquellas con respuestas negativas presentaron probabilidades cercanas a cero (Fig. 3A). Este patrón produjo un filtrado ambiental, dando lugar a comunidades funcionalmente redundantes, con menor diversidad funcional, un fenómeno ampliamente observado en áreas urbanas (Crocì et al. 2008, Silva et al. 2016, Evans et al. 2018, Palacio et al. 2018). Por el contrario, en un modelo sin covariables o con otras covariables no relacionadas con la riqueza funcional, no hay un patrón claro entre la cobertura de edificios y la diversidad funcional (Fig. 3B). De esta forma, el análisis se plantea en dos niveles: por un lado, se evalúa cómo las especies responden al ambiente (a través de sus caracteres funcionales); por otro, cómo las comunidades, en su conjunto, responden a las condiciones ambientales. Por lo tanto, modelar la ocupación y la diversidad funcional utilizando las mismas covariables ambientales no constituye un razonamiento circular, sino que es ecológicamente coherente, ya que vincula de manera explícita la distribución de las especies con sus rasgos funcionales y con la diversidad, dando lugar a predicciones ecológicamente testeables.

¿Cómo afecta la detección a la diversidad funcional? Una simulación

Para analizar el efecto de la detección sobre la estimación de la diversidad funcional derivada de un posible monitoreo acústico pasivo, simulamos 100 ensamblajes de 40 especies bajo un modelo de ocupación multispecie (Devarajan et al. 2020) con tres réplicas de muestreo por sitio, distinguiendo 35 especies comunes y cinco raras. Para cada sitio generamos una covariable ambiental (cobertura de bosque) y modelamos la ocupación con efectos específicos por especie, asignando a las especies raras una respuesta positiva al bosque y bajas probabilidades de ocupación y detección, mientras que las comunes presentaron respuestas más variables (Davis et al. 2023, Fontana et al. 2025) y detección moderada. A partir del proceso latente de presencia y de las detecciones simuladas construimos una matriz de comunidades observada. Simulamos además dos rasgos funcionales continuos por especie, asignando valores más centrales a las especies comunes y valores más extremos a las raras, de modo que estas últimas presentaron mayor originalidad funcional (Leitão et al. 2016, Affleck et al. 2020, Loiseau et al. 2020). De esta forma, las especies comunes tuvieron mayores probabilidades de ocupación y detección, así como valores de rasgos más centrales dentro del espacio

funcional. En contraste, las especies raras o especialistas mostraron bajas probabilidades de ocupación y detección, junto con rasgos más extremos u originales, reproduciendo de forma más realista la estructura y heterogeneidad funcional típicas de los ensamblajes de aves en muchos sistemas terrestres (Jarzyna & Jetz 2016, Palacio et al. 2020, 2022). Con las matrices de ocupación ψ , del estado latente Z , de comunidades C y de rasgos funcionales T estimamos índices de diversidad funcional (riqueza, regularidad y divergencia) mediante hipervolumenes probabilísticos (Mammola & Cardoso 2020). Si bien existen numerosos enfoques para estimar la diversidad funcional en la literatura (Mammola et al. 2021), utilizamos el mismo enfoque para calcular diferentes métricas, con el fin de que sean comparables (Mammola et al. 2021, Palacio et al. 2022). Posteriormente, ajustamos un modelo de ocupación multispecie en un marco bayesiano utilizando *spOccupancy* (Doser et al. 2022), y combinamos distintas matrices estimadas y observadas con los rasgos funcionales para calcular los índices y compararlos con los valores poblacionales mediante la raíz del error cuadrático medio (RMSE por sus siglas en inglés) como un estimador del sesgo y dispersión global (un valor más bajo indica mayor precisión). El flujo de trabajo detallado junto con los parámetros utilizados se encuentra en el Material Suplementario S2. El código utilizado para realizar las simulaciones se encuentra disponible en <https://github.com/facuxpalacio/diversidad-funcional-y-deteccion>

Al comparar los resultados de las simulaciones entre los distintos enfoques, observamos que el RMSE fue mínimo cuando se utilizó la matriz de ocupación para estimar las tres métricas de diversidad funcional (con variaciones del 3.0-4.6% respecto de los valores de diversidad funcional estimados a partir de las probabilidades de ocupación poblacionales), y máximo cuando se empleó la matriz observada (con variaciones del 19.6-37.0% respecto de los valores de diversidad funcional estimados a partir de las probabilidades de ocupación poblacionales; Tabla 2). Esto era esperable, ya que las simulaciones partieron de probabilidades de ocupación poblacional conocidas. El enfoque basado en combinar la matriz observada con la matriz de ocupación presentó valores de RMSE comparables a los obtenidos al utilizar exclusivamente la matriz de ocupación (con variaciones del 3.5-5.5% respecto de los valores de diversidad funcional estimados a partir de las probabilidades de ocupación poblacionales), de manera consistente entre métricas (Tabla 2). En contraste, el uso de la matriz de estado latente, tanto de forma aislada como combinada con la matriz

observada, produjo valores de RMSE considerablemente mayores (con variaciones del 19.5-42.7% de los valores de diversidad funcional estimados a partir de las probabilidades de ocupación poblacionales; Tabla 2). En cuanto a las métricas de diversidad funcional, la riqueza y regularidad fueron mucho más sensibles a no incorporar la detección (35.7 y 37.0%, respectivamente, respecto de los valores de diversidad funcional estimados a partir de las probabilidades de ocupación poblacionales), que la divergencia (19.6%). Sin embargo, la detectabilidad de la biodiversidad q (diversidad funcional observada / diversidad funcional estimada) fue relativamente alta y similar según se utilizó la matriz observada o la observada más la de ocupación para la riqueza ($q = 0.96$ en ambos casos) y divergencia ($q = 0.95$ y 0.96 , respectivamente), indicando una buena representación de la diversidad funcional del ensamble, pero sobreestimada para el caso de la regularidad ($q = 1.51$ en ambos casos). El uso de la matriz de estado latente, ya sea de forma independiente o combinada con la matriz observada, produjo una sobreestimación sistemática de la diversidad funcional en todas las métricas analizadas ($q = 1.06$ – 1.32).

Ejemplo empírico

Para ilustrar la aplicación empírica de los enfoques presentados, desarrollamos un caso de estudio en la Reserva Privada El Destino (35°08'S, 57°25'O) y la estancia privada 'Lomas Overas' (35°09'S, 57°23'O), partido de Magdalena, noreste de la provincia de Buenos Aires. La reserva se inserta en una matriz de pastizales naturales, dominados por especies nativas como *Nassella* sp., *Paspalidium* sp. y *Leersia hexandra*, con sectores donde predominan arbustos de *Baccharis* sp. Dentro de esta matriz se encuentran parches remanentes de bosque nativo conocidos como 'talaes', dominados por Tala (*Celtis tala*) y Coronillo (*Scutia buxifolia*; Arturi & Goya 2004). El área también presenta una fuerte presencia de especies de

árboles exóticos en forestaciones (*Eucalyptus*, *Fraxinus*, *Cupressus*, *Platanus*, *Populus*, *Quercus*), con sectores altamente invadidos por Ligustro (*Ligustrum lucidum*), cuya expansión ha modificado profundamente la estructura y dinámica de los talaes, dando lugar a bosques prácticamente monoespecíficos de hasta 20 m de altura, denominados 'ligustrales' (Franco et al. 2018). El clima es templado subhúmedo, con una temperatura media anual de 16 °C y precipitaciones cercanas a los 1000–1030 mm anuales.

Entre el 28 de septiembre y el 8 de octubre de 2025 realizamos un monitoreo acústico pasivo de aves continuo ($n = 10$ días) mediante dos grabadores automáticos (Audiomoth v1.2.0), separados por al menos 1.25 km y fijos a 1.5 m de altura, uno en un ligustal y otro en un talar. Los dispositivos grabaron durante 10 días consecutivos en ciclos de 10 minutos cada 10 minutos, desde las 19:00 h hasta las 9:30 h, en formato mono (.wav), con frecuencia de muestreo de 48 kHz, resolución de 16 bits y ganancia media (Sedláček et al. 2015, Moreno-Gómez et al. 2019). Los archivos se almacenaron en tarjetas de memoria de 32 GB. Las grabaciones fueron procesadas por los tres autores mediante escucha y visualización del espectrograma con los softwares Kaleidoscope Pro v. 5.4.7 (Wildlife Acoustics Inc. Maynard, MA, USA) y Raven Pro v. 1.6.5 (K. Lisa Yang Center for Conservation Bioacoustics at the Cornell Lab of Ornithology). La identificación de las especies la realizaron los tres autores; en aquellos casos puntuales que no se pudieron reconocer las vocalizaciones (tres especies) se utilizó como complemento BirdNET (Kahl et al. 2021) y, posteriormente para validación, Xeno-canto (www.xeno-canto.org).

Los datos consistieron en detecciones/no detecciones de $S = 40$ especies. Cada 'día' de muestreo (total de grabaciones desde las 19:00 a las 9:30 h) fue tratado como una unidad de muestreo independiente (en combinación con el grabador utilizado), y se subdividió en $K = 44$ réplicas temporales de 10 minutos ($k = 1, \dots, 44$). En total se consideraron $D = 20$ unidades de

Tabla 2. Simulaciones que muestran cómo distintos enfoques para construir la matriz de comunidades, incorporando explícitamente la detección, se aproximan a la diversidad funcional basada en probabilidades de ocupación poblacional. Se muestran los valores de la raíz del error cuadrático medio (ver '¿Cómo afecta la detección a la diversidad funcional? Una simulación'). C: matriz de detecciones u observada, $\hat{\Psi}$: matriz de ocupación (derivada del modelo de ocupación multiespecie), $\hat{Z}$: matriz de estado latente (derivada del modelo de ocupación multiespecie). Se reportan los valores de la raíz del error cuadrático medio y el desvío estándar de los errores entre paréntesis.

Métrica de diversidad funcional	C	$\hat{\Psi}$	C + $\hat{\Psi}$	$\hat{Z}$	C + $\hat{Z}$
Riqueza	4.52 (4.41)	0.59 (0.37)	0.72 (0.42)	4.13 (0.77)	3.71 (1.20)
Regularidad	0.25 (0.07)	0.01 (0.01)	0.02 (0.01)	0.21 (0.02)	0.18 (0.05)
Divergencia	0.38 (0.35)	0.09 (0.06)	0.10 (0.06)	0.38 (0.11)	0.35 (0.12)

muestreo ('sitio' = grabador $\times$ día = 20). Las curvas de rarefacción de especies para cada grabador se muestran en el Material Suplementario S3. En el grabador ubicado en el talar se registraron 52 especies, lo que representó el 84% de la riqueza asintótica estimada (62.1 especies). En el ligustral se registraron 24 especies, correspondientes al 92% de la riqueza asintótica estimada (26.2 especies). Modelamos la ocurrencia mediante un modelo de ocupación multiespecie, en el cual la ocupación se modeló como:

$$z_{jd} \sim \text{Bernoulli}(\psi_{jd}).$$

La probabilidad de ocupación diaria se modeló en escala logit como:

$$\text{logit}(\psi_{jd}) = \beta_{0j} + \beta_{1j} \text{Hábitat}_d + \beta_{2j} \text{Fecha}_d$$

donde β_{0j} es un intercepto especie-específico, β_{1j} y β_{2j} representan el efecto aditivo especie-específico del tipo de hábitat (0 = ligustral, 1 = talar) y la fecha de muestreo sobre la ocupación diaria. Las observaciones y_{jdk} de la especie j en el día y grabador d y réplica k se modelaron condicionalmente a la presencia verdadera:

$$y_{jdk} \sim \text{Bernoulli}(z_{jd} p_{jdk}),$$

donde z_{jd} es el estado latente de ocupación diaria y p_{jdk} la probabilidad de detección condicional a presencia. La detección puede depender de si la especie fue detectada en los 10 min anteriores; por lo tanto, incluimos una covariable categórica que indica si la especie j fue detectada en el intervalo inmediatamente anterior dentro del mismo día (y_{jdk-1} ; 0 = no detectada, 1 = detectada; Lloyd et al. 2019). Para la primera réplica del día, esta covariable se fijó en cero. De esta forma, estimamos la detección como:

$$\text{logit}(p_{jdk}) = \gamma_{0j} + \gamma_{1j} \sin(\text{Hora}_{dk}) + \gamma_{2j} \cos(\text{Hora}_{dk}) + \gamma_{3j} \text{Precipitaciones}_{dk} + \gamma_{4j} y_{jdk-1}$$

donde γ_{0j} es un intercepto específico por especie, γ_{1j} , γ_{2j} y γ_{3j} representan efectos aditivos especie-específicos de la hora de muestreo y la presencia de precipitaciones (0 = ausencia, 1 = presencia), y γ_{4j} cuantifica el efecto de la detección en el intervalo de 10 min previo sobre la probabilidad de detección actual. Incluimos la hora del día como variables circulares (funciones seno y coseno) para modelar variaciones cíclicas diarias en la detección. Los parámetros γ_{0j} , γ_{1j} , γ_{2j} , γ_{3j} , γ_{4j} , β_{0j} , β_{1j} y β_{2j} se asumieron derivados de distribuciones normales jerárquicas a nivel de la comunidad, y se utilizaron probabilidades a priori no informativas para las medias y varianzas de los hiperparámetros a nivel comunidad. El modelo se ajustó en un marco bayesiano con el paquete *rjags* (Plummer

2025), empleando tres MCMC, 20,000 iteraciones por cadena, un periodo de 'burn-in' de 5000 iteraciones y un 'thinning' de 10. Cabe resaltar que, si bien el análisis incluyó 20 unidades de muestreo (grabador $\times$ día), estas no constituyen réplicas espaciales independientes, ya que los días registrados por un mismo grabador comparten una misma ubicación y, por ende, una fracción de la variación espacial (ver Discusión).

Utilizamos rasgos de aves conocidos por su relevancia en funciones ecosistémicas, incluyendo polinización, control de artrópodos, dispersión de semillas y eliminación de desechos (Luck et al. 2012), de la base de datos EltonTraits (Wilman et al. 2014): masa corporal promedio, porcentaje de ítems en la dieta (invertebrados, vertebrados, frutos, néctar, semillas), y porcentaje de estratos de forrajeo utilizados (suelo, sotobosque, medio-alto, dosel, aire). Estos rasgos funcionales se utilizan habitualmente como indicadores de funciones ecosistémicas en estudios de diversidad funcional de aves. La masa corporal se asocia con la tasa metabólica y el comportamiento de forrajeo. La dieta refleja el flujo de nutrientes, el control de plagas, la polinización y la dispersión de semillas (Whelan et al. 2008). Por su parte, el sustrato de forrajeo influye en el uso de recursos, en la distribución espacial y segregación entre especies que buscan distintos tipos de alimento, y repercute en la composición y estructura de la vegetación mediante la dispersión de polen y semillas (Luck et al. 2012). Del total de especies registradas durante el monitoreo, excluimos aquellas que ocupan principalmente ambientes abiertos o acuáticos (representantes de las familias Tinamidae, Ardeidae, Anatidae, Anhimidae, Charadriidae y Scolopacidae, y algunos miembros de la familia Icteridae), así como aquellos individuos que pasaban en vuelo.

En los 10 días de monitoreo tuvimos un total de 3437 detecciones y registramos 68 especies de 28 familias. En el ligustral registramos 936 detecciones de 31 especies, mientras que en el talar tuvimos más del doble de detecciones (2501) de 58 especies. En el ligustral las especies dominantes fueron Chiricote (*Aramides cajaneus*, 122 detecciones), Paloma Picazuro (*Patagioenas picazuro*, 114 detecciones), Zorzal Colorado (*Turdus rufiventris*, 107 detecciones) y Arañero Coronado Chico (*Basileuterus culicivorus*, 99 detecciones), mientras que en el talar, las especies dominantes fueron Chingolo (*Zonotrichia capensis*, 145 detecciones), Hornero (*Furnarius rufus*, 136 detecciones) y Ratona (*Troglodytes musculus*, 125 detecciones). El modelo de ocupación multiespecie mostró una adecuada convergencia (máximo $\hat{R} = 1.05$). A nivel

comunitario, la probabilidad de detección estuvo influenciada por variables ambientales y temporales. En particular, la presencia de precipitaciones mostró una relación negativa con la detección (Fig. 4a), mientras que la actividad presentó un marcado patrón diario, con un pico alrededor de las 8:30 h y otro de menor actividad alrededor de las 19:00 h (Fig. 4a y b). Además, la detección previa de una especie en grabaciones anteriores incrementó la probabilidad de detectarla nuevamente (Fig. 4a). En cuanto a la ocupación, el tipo de hábitat influyó en la probabilidad de presencia de las especies. En promedio, la ocupación fue un 40.73% mayor en el talar que en el ligustal (Fig. 4c). Por el contrario, la fecha de observación no tuvo efecto relevante sobre la ocupación diaria (Fig.

4c). A nivel de especie, las respuestas al tipo de hábitat fueron heterogéneas (Fig. 4d), y varias especies se registraron exclusiva o casi exclusivamente en uno de los dos ambientes. Por ejemplo, Zorzal Collar Blanco (*Turdus albicollis*, 47 detecciones), Saira Castaña (*Stelpnia preciosa*, 21 detecciones), Chiví-chiví (*Vireo chivi*, 20 detecciones) y Mosqueta Parda (*Lathrotriccus euleri*, 9 detecciones) se detectaron sólo en el ligustal. Por el contrario, especies como Hornero, Ratona, Piojito Tiquitiqui (*Serpophaga subcristata*, 91 detecciones), Estornino Pinto (*Sturnus vulgaris*, 91 detecciones), Cardenal Copete Rojo (*Paroaria coronata*, 79 detecciones) y Coludito Copetón (*Leptasthenura platensis*, 51 detecciones) se detectaron sólo en el talar. Esto también se manifestó de forma clara en la matriz de

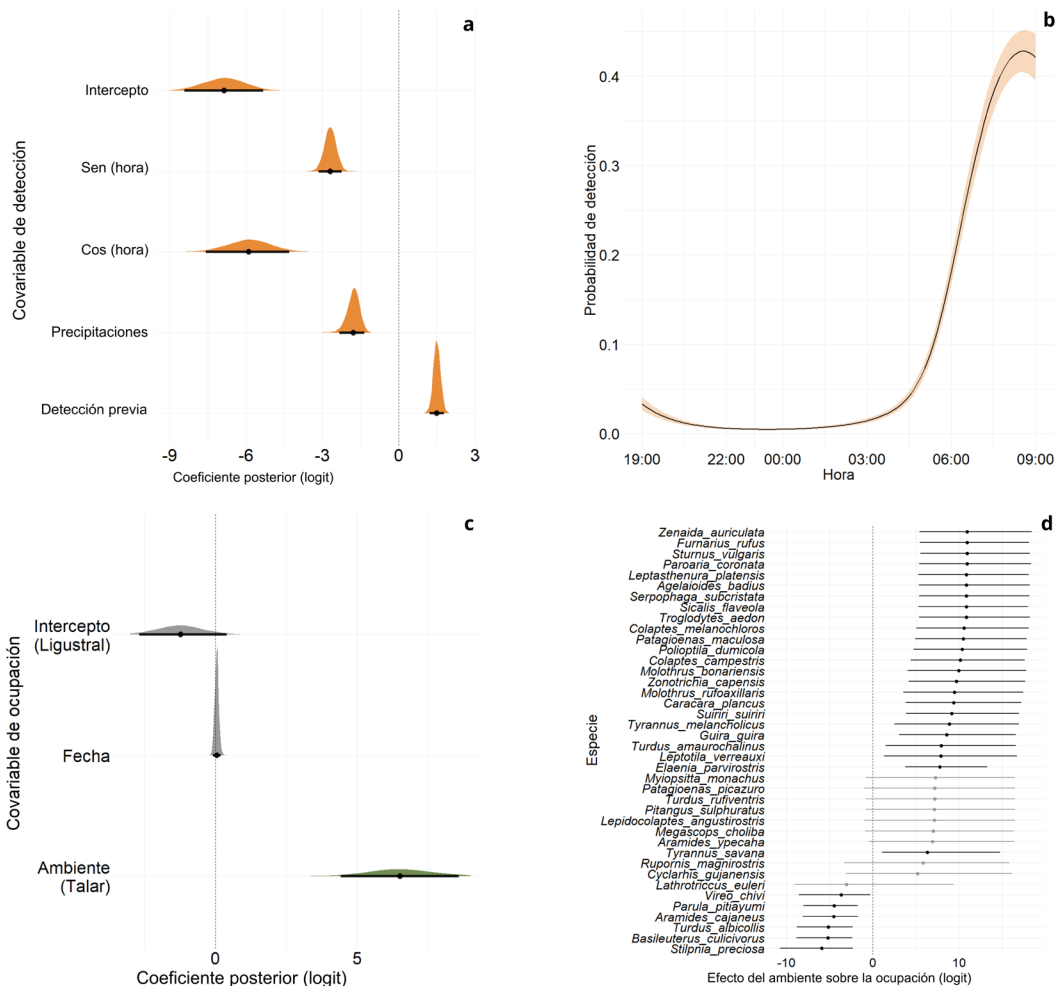


Figura 4. Resultados del modelo de ocupación multispecie. (a) Distribución posterior del coeficiente (escala logit) de detección a nivel de comunidad. Las áreas sombreadas representan las densidades posteriores, los puntos indican las medias, y las líneas horizontales muestran los intervalos de credibilidad del 95%. (b) Relación entre la detección y la hora de muestreo; la línea muestra las predicciones posteriores y las bandas, los intervalos de credibilidad al 95%. (c) Distribución posterior del coeficiente (escala logit) de ocupación a nivel de comunidad. Las áreas sombreadas representan las densidades posteriores, los puntos indican las medias, y las líneas horizontales muestran los intervalos de credibilidad del 95%. (d) Respuesta específica de las especies al tipo de hábitat (ligustal vs. talar); los puntos indican las medias y las líneas horizontales muestran los intervalos de credibilidad del 95%.

ocupación de sitios por especies: aquellas especies detectadas frecuentemente en un único tipo de hábitat tuvieron altas probabilidades de ocupación en dicho ambiente (típicamente > 0.95), y bajas en el otro tipo (típicamente < 0.05). Esto tuvo consecuencias importantes sobre la estimación de la diversidad funcional, ya que la matriz observada fue muy similar a la matriz de estado latente, producto de las diferencias marcadas en las probabilidades de ocupación entre hábitats.

En el caso de la riqueza y divergencia funcional, no detectamos diferencias significativas entre ambos tipos de hábitat para ninguno de los enfoques ($t = -1.59$ – 1.83 , todos los p 's > 0.05). Por el contrario, la regularidad funcional observada fue significativamente mayor en el ligustal ($t = 12.57$, $p < 0.0001$). Este mismo patrón se observó al utilizar la matriz de estado latente ($t = 20.14$, $p < 0.0001$) y la que combinaba la matriz observada con la matriz de estado latente ($t = 23.57$, $p < 0.0001$). Sin embargo, el utilizar la matriz de ocupación o la observada combinada con la matriz de ocupación no mostró diferencias entre ambos ambientes ($t = -0.40$ – 0.65 , $p = 0.53$ – 0.59). A pesar de las marcadas diferencias en términos de riqueza y composición específica, estos resultados sugieren que no existen grandes diferencias en la diversidad funcional entre ambos tipos de hábitat. El menor número de especies en el ligustal parecería compensarse con la presencia de especies que tienden a ubicarse hacia los extremos del espacio funcional (Fig. 5). Al analizar la estructura del espacio funcional, el talar aparece dominado por especies de pequeño tamaño (principalmente Passeriformes) que forrajea invertebrados en el sotobosque y el dosel (e.g., Ratona, Chingolo, Cardenal Copete Rojo, Piojito Tiquitiqui, Coludito Copetón). En contraste, en el ligustal predominan especies que se alimentan en el estrato medio y el dosel (e.g., Arañero Coronado Chico; Juan Chiviro, *Cyclarhis gujanensis*; Chinchero Chico, *Lepidocolaptes angustirostris*), junto con especies de mayor tamaño que forrajea en el suelo (e.g., Yerutí Gris, *Leptotila verreauxi*; Chiricote). Por lo tanto, las diferencias entre ambos tipos de hábitat parecen darse a nivel de composición funcional, y no en términos de diversidad.

La detectabilidad de la diversidad promedio por sitio fue relativamente alta para las tres métricas ($q = 0.93$ – 1.00), independientemente del enfoque utilizado, aunque fue ligeramente menor en el caso de la regularidad funcional ($q = 0.93$ – 0.99). Sin embargo, para una misma métrica y enfoque se observó una considerable variabilidad entre días, con casos tanto de subestimación como de sobreestimación. Por

ejemplo, en la riqueza funcional basada en ocupación la detectabilidad de la biodiversidad varió entre 0.88 y 1.14, mientras que en la regularidad funcional osciló entre 0.82 y 1.09. Por su parte, la divergencia funcional fue la métrica menos influenciada por el enfoque ($q = 0.94$ – 1.07). Sin embargo, en ningún caso detectamos correlaciones sustanciales entre las medidas de detectabilidad de la biodiversidad derivadas de la matriz observada y aquellas derivadas de la matriz de ocupación ($r = -0.28$ – 0.13). Por el contrario, el utilizar la matriz de estado latente arrojó correlaciones positivas fuertes ($r = 0.83$ – 0.97), como consecuencia de las diferencias marcadas en las probabilidades de ocupación entre hábitats. En conjunto, estos resultados muestran que una mayor diversidad funcional observada no necesariamente se traduce en una mayor detectabilidad de la biodiversidad.

DISCUSIÓN

El monitoreo acústico pasivo (MAP) se está consolidando como una herramienta cada vez más utilizada para el estudio y monitoreo de comunidades de aves. Debido a que muchas especies son altamente vocales, el uso de grabadores autónomos permite registrar una proporción importante de la comunidad sin requerir la presencia permanente de observadores en el campo, lo que contribuye a reducir sesgos asociados al observador y a estandarizar los protocolos de muestreo (Darras et al. 2018, 2019, Knight et al. 2026). En este contexto, el MAP representa una herramienta prometedora para mejorar la detección de especies, evaluar cambios en la composición de las comunidades y fortalecer los programas de monitoreo de aves a largo plazo.

En el caso particular del análisis de la diversidad funcional, el MAP ofrece varias ventajas relevantes. En primer lugar, facilita la detección de especies raras, crípticas o de difícil observación (Scheffer et al. 2026), que suelen ocupar posiciones particulares dentro del espacio funcional al desempeñar funciones ecosistémicas distintivas o poco redundantes. Además, permite grabar en momentos que, por seguridad, logística o practicidad, no sería fácil de realizar en persona, como relevamientos nocturnos. Por ejemplo, en nuestro caso detectamos tres especies de rapaces nocturnas: Alilicucú Común (*Megascops choliba*, 18 detecciones), Lechuza de Campanario (*Tyto furcata*, 3 detecciones) y Lechuzón Orejudo (*Asio clamator*, 1 detección). Como la actividad diaria (diurnas/nocturnas) muchas veces es utilizada como rasgo funcional, la inclusión de estas especies expande el volumen del espacio funcional, logrando una mejor caracterización

de la diversidad. Sin embargo, no siempre las especies raras o crípticas presentan rasgos funcionales únicos o distintivos. Por ejemplo, especies consideradas raras para el área de estudio como Zorzal Collar Blanco (Scheffer et al. 2026) y Saira Castaña (Malagisi & Quintela 2019) se ubicaron cerca del centroide del espacio funcional, mientras que especies comunes como Chinchero Chico y Juan Chiviro se ubicaron en los extremos de este, debido a sus características morfológicas y ecológicas particulares. Por otro lado, el MAP permite un esfuerzo de muestreo considerablemente mayor por unidad de muestreo en comparación con los muestreos tradicionales (horas de grabación frente a minutos de observación directa) y suele contribuir a una mejor representación del espacio funcional de la comunidad (Kümmet et al. 2025, Doohan et al. 2026). Sin embargo, aunque el MAP reduce el sesgo asociado a la detección imperfecta de especies al incorporar sus probabilidades de ocupación, la representación funcional del ensamble acústico continúa dependiendo de limitaciones inherentes al muestreo acústico, como las diferencias en la actividad vocal entre especies.

En segundo lugar, el MAP ofrece la posibilidad de incorporar explícitamente la probabilidad de detección en la estimación de este componente de diversidad mediante modelos de ocupación (Jarzyna & Jetz 2016, Palacio et al. 2020). Esto permite separar el proceso ecológico de interés (ocupación o presencia real de las especies) del proceso de observación, ya que la probabilidad de detectar una especie durante una visita rara vez es igual a uno y puede variar con

factores como la hora del día o las condiciones climáticas (MacKenzie et al. 2017, Devarajan et al. 2020). Ignorar esta variación implica asumir detección perfecta, lo que puede sesgar las estimaciones de presencia y, en consecuencia, las métricas de diversidad (Jarzyna & Jetz 2016). De este modo, la inclusión de la detección mejora tanto la interpretación ecológica de los resultados como la capacidad predictiva del modelo. Si bien la posibilidad de incorporar la detección imperfecta no es exclusiva del MAP, esta metodología permite considerar un gran número de réplicas para corregir las estimaciones de ocupación por detectabilidad con un esfuerzo relativamente bajo, en comparación con los muestreos más tradicionales como los conteos por puntos y las transectas (Rhinehart et al. 2026). No obstante, la definición de réplicas temporalmente independientes requiere una evaluación cuidadosa, ya que intervalos de grabación consecutivos pueden presentar autocorrelación en la detección. En nuestro estudio empírico, por ejemplo, la detección en el intervalo previo tuvo un efecto positivo sobre la probabilidad de detección, lo que evidencia que intervalos consecutivos de 10 minutos no constituyen necesariamente réplicas independientes. En estos casos, los días de muestreo pueden considerarse unidades de réplica más apropiadas, mientras que la variación temporal dentro de cada día puede modelarse explícitamente mediante covariables o estructuras de dependencia temporal. Por lo tanto, recomendamos evaluar explícitamente la independencia temporal entre réplicas (e.g., mediante autocorrelación temporal en las detecciones) antes de

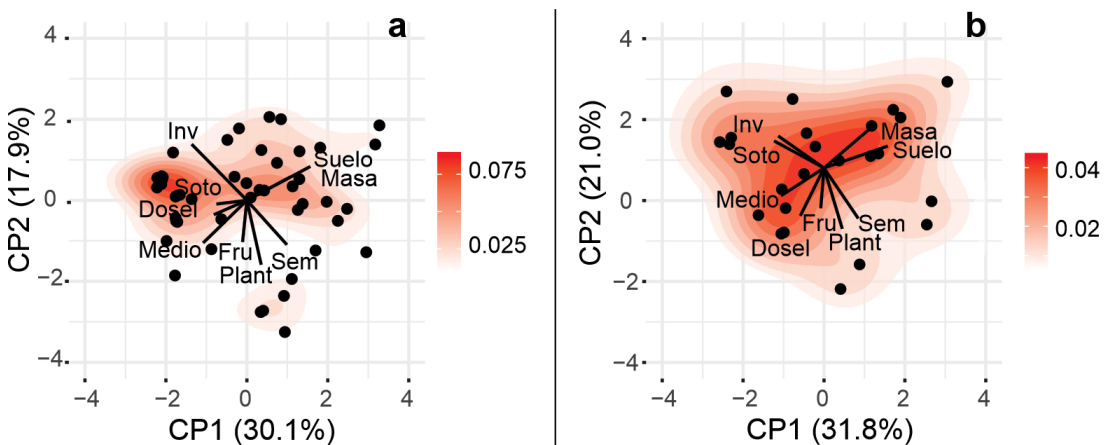


Figura 5. Espacios funcionales del talar (A) y el ligustal (B) basados en análisis de componentes principales aplicados a la matriz de especies por rasgos funcionales. Las áreas sombreadas representan densidades de kernel, las barras verticales representan los valores de densidad y los puntos representan las especies detectadas en cada tipo de hábitat. Se muestran los porcentajes de variación explicada por cada componente principal (CP). La escala de colores representa la densidad de especies. Masa: masa corporal, Inv: proporción de invertebrados en la dieta, Fru: proporción de frutos en la dieta, Sem: proporción de semillas en la dieta, Plant: proporción de otros ítems de origen vegetal en la dieta, Suelo: proporción de uso del suelo durante el forrajeo, Soto: proporción de uso del sotobosque durante el forrajeo, Medio: proporción de uso del estrato medio durante el forrajeo, Dosel: proporción de uso del dosel durante el forrajeo.

definir la unidad de muestreo utilizada en los modelos de ocupación.

A la hora de estimar un índice de diversidad funcional, existen distintas alternativas para construir la matriz de comunidades sobre la cual se basan los cálculos. Algunos enfoques iniciales propusieron combinar las detecciones observadas con las probabilidades de ocupación estimadas para aquellas especies no detectadas (Jarzyna & Jetz 2016, Palacio et al. 2020). Nuestras simulaciones muestran que utilizar la matriz observada puede producir sesgos sustanciales en comparación con el uso de la matriz de ocupación. Como señalan Jarzyna & Jetz (2016), emplear la matriz observada no constituye necesariamente un problema en sí mismo, ya que los mismos patrones ecológicos podrían detectarse si la probabilidad de detección varía de manera constante a lo largo de un gradiente ambiental. Sin embargo, esta condición rara vez puede asumirse a priori y solo puede evaluarse considerando explícitamente el efecto de la detección en la estimación. Por lo tanto, aunque no cuestionamos el uso de matrices observadas en estudios de diversidad funcional, recomendamos que, siempre que sea posible, se corrijan por detección imperfecta, especialmente al utilizar un MAP. En este sentido, sostenemos que es importante alcanzar un equilibrio entre el esfuerzo de muestreo y el tiempo requerido para el análisis. Nuestros resultados muestran que un monitoreo intensivo (44 réplicas por día) incrementa notablemente la capacidad de caracterizar adecuadamente distintas dimensiones de la diversidad funcional. En estos casos, los sesgos se reducen considerablemente y, en consecuencia, la matriz de datos observada podría ser suficiente para describir la diversidad funcional. En ningún caso recomendamos utilizar la matriz de estado latente derivada del modelo, porque esta representa una posible realización del ensamble. La matriz de ocupación, por el contrario, ofrece una representación más adecuada de la distribución esperada de las especies en el espacio, al incorporar tanto la información ambiental como el proceso de detección que afecta a las observaciones. Si bien hasta hace unos años la implementación de modelos de ocupación multiespecie solía ser ardua, su uso se ha vuelto cada vez más accesible en los últimos años, gracias al desarrollo de paquetes estadísticos y herramientas computacionales que facilitan su implementación (Doser et al. 2022, Kellner et al. 2023).

Tercero, las grabaciones obtenidas permiten caracterizar las vocalizaciones de las distintas especies detectadas y extraer, a partir de los espectrogramas, diversas variables acústicas que podrían

emplearse como rasgos funcionales acústicos en la estimación de la diversidad funcional. Si bien algunos estudios han comenzado a incorporar rasgos acústicos para estimar métricas de diversidad funcional (Moreno-Contreras et al. 2019, Prieto-Torres et al. 2021, Schillé et al. 2024), su uso aún es relativamente escaso y todavía no está del todo claro cómo se relacionan, de manera directa o indirecta, con funciones ecosistémicas específicas. En este contexto, la caracterización de un espacio funcional acústico en los ensambles de aves abre nuevas oportunidades para explorar su relación con otras dimensiones funcionales más comúnmente utilizadas, como la morfología, la dieta o el comportamiento de forrajeo. A futuro, planeamos aprovechar las grabaciones obtenidas para construir este espacio funcional acústico y evaluar su congruencia y complementariedad con otras dimensiones funcionales, con el fin de determinar si aporta información novedosa para comprender la estructura y el funcionamiento de las comunidades de aves.

Una limitación de nuestro estudio de caso empírico es que el muestreo se realizó mediante únicamente dos grabadores autónomos, uno por tipo de hábitat, considerando cada día de registro como una unidad de muestreo independiente. En consecuencia, la replicación obtenida representa principalmente variación temporal dentro de cada ambiente más que replicación espacial entre múltiples parches de talar y ligustal. Si bien las curvas de acumulación de especies mostraron valores cercanos a la asíntota (Material Suplementario S3), las diferencias observadas entre hábitats deben interpretarse con cautela. Sin embargo, análisis independientes basados en 106 puntos de conteo distribuidos entre ambos ambientes (53 por ambiente) muestran patrones ecológicos consistentes con los observados a partir de las grabaciones (Palacio, datos no publ.), lo que sugiere que los resultados obtenidos no serían exclusivos de los sitios muestreados. Dado que el objetivo principal del trabajo fue evaluar cómo la incorporación de la detectabilidad afecta las estimaciones de diversidad funcional derivadas de datos acústicos, este diseño permitió generar un conjunto de datos intensivo y adecuadamente replicado en el tiempo para ilustrar dichas cuestiones metodológicas.

Un aspecto que merece mayor atención en estudios futuros es la variación intraespecífica de los rasgos acústicos. Tradicionalmente, la diversidad funcional se ha cuantificado utilizando la media aritmética de los rasgos para cada especie, bajo el supuesto de que la variación entre especies es considerablemente mayor que la variación entre

individuos de una misma especie (Albert et al. 2012, Violle et al. 2012). Sin embargo, en los últimos años esta aproximación ha sido ampliamente cuestionada, ya que la variación intraespecífica puede representar una fracción importante de la variación funcional total y su omisión puede sesgar las estimaciones de diversidad funcional y las inferencias ecológicas derivadas de ellas (Palacio et al. 2025). En el caso de los rasgos acústicos, la estructura de las vocalizaciones puede variar entre individuos, poblaciones, sexos, edades y contextos comportamentales (e.g., Mates et al. 2015, Sementili-Cardoso et al. 2018, Smeele et al. 2025, Pérez-Granados et al. 2026), por lo que incorporar esta variabilidad podría mejorar la estimación de la diversidad funcional acústica y contribuir a una comprensión más mecanicista de los patrones detectados mediante enfoques ecoacústicos. Si bien este aspecto excede los objetivos del presente estudio y aún ha sido escasamente explorado en el contexto de la diversidad funcional acústica, representa una línea de investigación prometedora para futuros trabajos.

Por último, si bien los clasificadores automáticos de bioacústica han ampliado notablemente la capacidad de procesar grandes volúmenes de grabaciones y pueden alcanzar buenos niveles de precisión para especies individuales, su desempeño a escala de ensamble aún presenta limitaciones. Diversos estudios muestran que las tasas de falsos positivos y falsos negativos varían considerablemente entre especies y contextos, lo que genera diferencias interespecíficas en detectabilidad y matrices de detección potencialmente sesgadas (Goodman et al. 2025, Winiarska et al. 2025, Meliane et al. 2026). Por ejemplo, en experimentos controlados con 43 especies europeas, BirdNET mostró grandes diferencias interespecíficas en detectabilidad; algunas especies comunes no fueron detectadas en absoluto en condiciones realistas, mientras otras se detectaron con precisión (Winiarska et al. 2025). En una comparación entre observadores humanos y Merlin Bird ID, los observadores detectaron un 72% más individuos que Merlin Bird ID y tuvieron una precisión ligeramente mayor (92 vs 86%), mientras que la aplicación produjo algunos falsos positivos y mostró inconsistencias entre dispositivos, aunque también logró detectar algunas especies que los observadores no registraron (Goodman et al. 2025). En nuestro caso particular, solo unas pocas especies que inicialmente no habíamos podido reconocer fueron identificadas mediante BirdNET a partir de las grabaciones (e.g., Esparvero Estriado, *Accipiter striatus*; Saïra Castaña). En la mayoría de los casos, sin embargo, las vocalizaciones no pudieron ser identificadas o arrojaron

niveles de confianza relativamente bajos (0.3–0.4). Incluso especies comunes no fueron identificadas en numerosas ocasiones, presumiblemente debido al bajo volumen de las vocalizaciones registradas. Estas discrepancias pueden originarse tanto en limitaciones propias del muestreo acústico (e.g., vocalizaciones de baja intensidad o escasa frecuencia) como en errores de clasificación automática. En conjunto, estos factores pueden traducirse en subestimaciones o sobreestimaciones de ciertas especies, afectando la estimación de riqueza, composición y diversidad funcional. En consecuencia, los resultados obtenidos mediante identificación automática deberían interpretarse considerando estas fuentes potenciales de error y, cuando sea posible, complementarse con procedimientos de validación manual (Knight et al. 2017, Pérez-Granados 2023).

AGRADECIMIENTOS

A Claudia Gómez Martínez y Alejandra Gómez por el apoyo logístico dentro de la Reserva Privada ‘El Destino’; a Mauricio Earnshaw por el apoyo logístico brindado dentro de la estancia ‘Lomas Overas’. Agradecemos a Lucía Montesana, Natalia García y dos revisores anónimos por las revisiones detalladas y cuidadosas que mejoraron sustancialmente nuestro manuscrito.

MATERIAL SUPLEMENTARIO

Accedí al material suplementario de este artículo, visitando <https://doi.org/10.56178/eh.v41i2.1550>.

FINANCIAMIENTO

FXP recibió financiamiento de la American Ornithological Society (Kessel Research Fellowship 2023) y del Consejo Nacional de Investigaciones Científicas y Técnicas (CONICET).

PERMISOS ÉTICOS

La investigación dentro de la Reserva Privada ‘El Destino’ se desarrolló bajo el permiso otorgado a FXP por el Ministerio de Ambiente de la Provincia de Buenos Aires, Argentina (DISPO-2022-116-GDEBA-DAPMAMGP).

USO DE INTELIGENCIA ARTIFICIAL

Los autores utilizaron herramientas de inteligencia artificial únicamente durante la preparación del manuscrito. Estas herramientas se emplearon para

mejorar la redacción y el estilo del texto, asistir en el formateo de la bibliografía y colaborar en la elaboración y depuración de fragmentos de código en R utilizados para el procesamiento y análisis de los datos. No se utilizaron herramientas de inteligencia artificial para el diseño del estudio, la recolección de datos, la generación o interpretación de resultados, ni para la elaboración de las conclusiones. Todos los resultados, interpretaciones y el contenido final del manuscrito fueron revisados y validados por los autores, quienes asumen plena responsabilidad por su contenido.

REFERENCIAS

- Acevedo MA, Corrada-Bravo CJ, Corrada-Bravo H, Villanueva-Rivera LJ, Aide TM (2009) Automated classification of bird and amphibian calls using machine learning: A comparison of methods. *Ecological Informatics* 4(4):206-214. <https://doi.org/10.1016/j.ecoinf.2009.06.005>
- Affleck S, McGeoch MA (2024) Global Avian Functional Diversity Depends on the World's Most Widespread and Distinct Birds. *Ecology Letters* 27(10):e14552. <https://doi.org/10.1111/ele.14552>
- Aide TM, Corrada-Bravo C, Campos-Cerqueira M, Milan C, Vega G, Alvarez R (2013) Real-time bioacoustics monitoring and automated species identification. *PeerJ* 1:e103. <https://doi.org/10.7717/peerj.103>
- Albert CH, de Bello F, Boulangeat I, Pellet G, Lavorel S, Thuiller W (2012) On the importance of intraspecific variability for the quantification of functional diversity. *Oikos* 121:116-126. <https://doi.org/10.1111/j.1600-0706.2011.19672.x>
- Alcocer I, Lima H, Sugai L, Llusia D (2022) Acoustic indices as proxies for biodiversity: a meta-analysis. *Biological Reviews of the Cambridge Philosophical Society* 97(6):2209-2236. <https://doi.org/10.1111/brv.12890>
- Ali JR, Blonder BW, Pigot AL, Tobias JA (2023) Bird extinctions threaten to cause disproportionate reductions of functional diversity and uniqueness. *Functional Ecology* 37(1):162-175. <https://doi.org/10.1111/1365-2435.14201>
- Arturi MF, Goya JF (2004) Estructura, dinámica y manejo de los talaes del NE de Buenos Aires. *Ecología y Manejo de los bosques de Argentina* 1:1-23
- de Bello F, Carmona CP, Dias AT, Götzenberger L, Moretti M, Berg MP (2021) Handbook of trait-based ecology: from theory to R tools. Cambridge University Press. <https://doi.org/10.1017/9781108628426>
- Blake JG (2021) Acoustic monitors and direct observations provide similar but distinct perspectives on bird assemblages in a lowland forest of eastern Ecuador. *PeerJ* 9:e10565. <https://doi.org/10.7717/peerj.10565>
- Blonder B, Morrow CB, Maitner B, Harris DJ, Lammanna C, Violle C, Enquist BJ, Kerkhoff AJ (2018) New approaches for delineating n-dimensional hypervolumes. *Methods in Ecology and Evolution* 9(2):305-319. <https://doi.org/10.1111/2041-210X.12865>
- Boncoraglio G, Saino N (2007) Habitat structure and the evolution of bird song: a meta-analysis of the evidence for the acoustic adaptation hypothesis. *Functional Ecology* 21(1):134-142. <https://doi.org/10.1111/j.1365-2435.2006.01207.x>
- Bota G, Manzano-Rubio R, Catalán L, Gómez-Cataús J, Pérez-Granados C (2023) Hearing to the unseen: AudioMoth and BirdNET as a cheap and easy method for monitoring cryptic bird species. *Sensors* 23(16):7176. <https://doi.org/10.3390/s23167176>
- Bruyninckx J (2018) Listening in the field: recording and the science of birdsong. MIT Press. <https://doi.org/10.1093/auk/ukz057>
- Campbell M, Francis CM (2011) Using stereomicrophones to evaluate observer variation in North American Breeding Bird Survey point counts. *Auk* 128:303-312. <https://doi.org/10.1525/auk.2011.10005>
- Campos-Cerqueira M, Aide TM (2016) Improving distribution data of threatened species by combining acoustic monitoring and occupancy modelling. *Methods in Ecology and Evolution* 7(11):1340-1348. <https://doi.org/10.1111/2041-210X.12599>
- Croci S, Butet A, Clergeau P (2008) Does urbanization filter birds on the basis of their biological traits. *Condor* 110(2):223-240. <https://doi.org/10.1525/cond.2008.8409>
- Darras K, Batáry P, Furnas B, Celis-Murillo A, Van Wilgenburg SL, Mulyani YA, Tschardt T (2018) Comparing the sampling performance of sound recorders versus point counts in bird surveys: A meta-analysis. *Journal of Applied Ecology* 55(6):2575-2586. <https://doi.org/10.1111/1365-2664.13229>
- Darras K, Batáry P, Furnas BJ, Grass I, Mulyani YA, Tschardt T (2019) Autonomous sound recording outperforms human observation for sampling birds: a systematic map and user guide. *Ecological Applications* 29(6):e01954. <https://doi.org/10.1002/eap.1954>
- Davis KP, Sofaer HR, Pejchar L (2023) Land cover differentially affects abundance of common and rare birds. *Global Change Biology* 29(11):2999-3009. <https://doi.org/10.1111/gcb.16700>
- Devarajan K, Morelli TL, Tenan S (2020) Multi-species occupancy models: Review, roadmap, and recommendations. *Ecography* 43(11):1612-1624. <https://doi.org/10.1111/ecog.04957>
- Doohan B, Hoefer S, Allen-Ankins S, Nilsen V, Schwarzkopf L (2026) Passive acoustic monitoring predicts higher avian diversity metrics than traditional bird surveys across multiple Australian bioregions. *Ecological Indicators* 182:114533. <https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2025.114533>

- Doser JW, Finley AO, Kéry M, Zipkin EF (2022) spOccupancy: An R package for single-species, multi-species, and integrated spatial occupancy models. *Methods in Ecology and Evolution* 13(8):1670-1678. <https://doi.org/10.1111/2041-210X.13897>
- Evans BS, Reitsma R, Hurlbert AH, Marra PP (2018) Environmental filtering of avian communities along a rural-to-urban gradient in Greater Washington, DC, USA. *Ecosphere* 9(11):e02402. <https://doi.org/10.1002/ecs2.2402>
- Farina A, Gage SH (eds) (2017) *Ecoacoustics: the ecological role of sounds*. John Wiley & Sons. <https://doi.org/10.1002/9781119230724>
- Fiss CJ, Lapp S, Cohen JB, Parker HA, Larkin JT, Larkin JL, Kitzes J (2024) Performance of unmarked abundance models with data from machine-learning classification of passive acoustic recordings. *Ecosphere* 15(8):e4954. <https://doi.org/10.1002/ecs2.4954>
- Fontana CS, Jacoboski LI, Rosoni JRR, da Silva JL, Bernardi FAP, Malmoria PE, Beier C, Hartz SM (2025) Bird Community Structure Changes as Araucaria Forest Cover Increases in the Highlands of Southeastern Brazil. *Birds* 6(3):37. <https://doi.org/10.3390/birds6030037>
- Franco MG, Plaza Behr MC, Medina M, Pérez C, Mundo IA, Cellini JM, Arturi MF (2018) Talaes del NE bonaerense con presencia de *Ligustrum lucidum*: Cambios en la estructura y la dinámica del bosque. *Ecología Austral* 28(3):502-512. <https://doi.org/10.25260/EA.18.28.3.0.684>
- Furnas BJ, Callas RL (2015) Using automated recorders and occupancy models to monitor common forest birds across a large geographic region. *Journal of Wildlife Management* 79(2):325-337. <https://doi.org/10.1002/jwmg.821>
- Gelman A, Rubin DB (1992) Inference from iterative simulation using multiple sequences. *Statistical Science* 7(4):457-472. <https://doi.org/10.1214/ss/1177011136>
- Gil D, Brumm H (2014) Acoustic communication in the urban environment: patterns, mechanisms, and potential consequences of avian song adjustments. Pp. 69-83. En: *Avian Urban Ecology*. <https://doi.org/10.1093/acprof:oso-bl/9780199661572.003.0006>
- Goodman BD, Lima KA, Benz S, Fisichelli NA, Kitzes J (2025) Humans outperform Merlin Sound ID in field-based point-count surveys. *Ornithological Applications* 127(4):1-8. <https://doi.org/10.1093/ornithapp/duaf049>
- Guillera-Arroita G, Kéry M, Lahoz-Monfort JJ (2019) Inferring species richness using multispecies occupancy modeling: Estimation performance and interpretation. *Ecology and Evolution* 9(2):780-792. <https://doi.org/10.1002/ece3.4821>
- Guillerme T, Cardoso P, Jørgensen MW, Mammola S, Matthews TJ (2025) The what, how, and why of trait-based analyses in ecology. *Ecography* 2025(7):e07580. <https://doi.org/10.1111/ecog.07580>
- Hart PJ, Ibanez T, Paxton K, Tredinnick G, Sebastián-González E, Tanimoto-Johnson A (2021) Timing is everything: acoustic niche partitioning in two tropical wet forest bird communities. *Frontiers in Ecology and Evolution* 9:753363. <https://doi.org/10.3389/fevo.2021.753363>
- Haselmayer J, Quinn JS (2000) A comparison of point counts and sound recording as bird survey methods in Amazonian Southeast Peru. *Condor* 102:887-893. <https://doi.org/10.2307/1370317>
- Hill AP, Prince P, Piña CE, Doncaster CP, Snaddon JL, Rogers A (2018) Audiomoth: evaluation of a smart open acoustic device for monitoring biodiversity and the environment. *Methods in Ecology and Evolution* 9:1199-1211. <https://doi.org/10.1111/2041-210X.12955>
- Hobson KA, Rempel RS, Greenwood H, Turnbull B, Van Wilgenburg SL (2002) Acoustic surveys of birds using electronic recordings: new potential from an omnidirectional microphone system. *Wildlife Society Bulletin* 30:709-720. <https://doi.org/10.2307/3784223>
- Hodgson JG, Wilson PJ, Hunt R, Grime JP, Thompson K (1999) Allocating CSR plant functional types: a soft approach to a hard problem. *Oikos* 85(2):282-294. <https://doi.org/10.2307/3546494>
- Iknayan KJ, Tingley MW, Furnas BJ, Beissinger SR (2014) Detecting diversity: emerging methods to estimate species diversity. *Trends in Ecology & Evolution* 29(2):97-106. <https://doi.org/10.1016/j.tree.2013.10.012>
- Jarzyna MA, Jetz W (2016) Detecting the multiple facets of biodiversity. *Trends in Ecology & Evolution* 31(7):527-538. <https://doi.org/10.1016/j.tree.2016.04.002>
- Jones CD, Troy JR, Pomara LY (2007) Similarities between *Campephilus* woodpecker double raps and mechanical sounds produced by duck flocks. *Wilson Journal of Ornithology* 119(2):259-262. <https://doi.org/10.1676/07-014.1>
- Jones HH, Barreto E, Murillo O, Robinson SK (2021) Turnover-driven loss of forest-dependent species changes avian species richness, functional diversity, and community composition in Andean forest fragments. *Global Ecology and Conservation* 32:e01922. <https://doi.org/10.1016/j.gecco.2021.e01922>
- Kahl S, Wood CM, Eibl M, Klinck H (2021) BirdNET: a deep learning solution for avian diversity monitoring. *Ecological Informatics* 61:101236. <https://doi.org/10.1016/j.ecoinf.2021.101236>
- Kellner KF, Smith AD, Royle JA, Kéry M, Belant JL, Chandler RB (2023) The unmarked R package: Twelve years of advances in occurrence and abundance modelling in ecology. *Methods in Ecology and Evolution* 14(6):1408-1415. <https://doi.org/10.1111/2041-210X.14123>
- Knight E, Hannah K, Foley G, Scott C, Brigham R, Bay-

- ne E (2017) Recommendations for acoustic recognizer performance assessment with application to five common automated signal recognition programs. *Avian Conservation and Ecology* 12(2):14. <https://doi.org/10.5751/ACE-01114-120214>
- Knight E, Rhinehart T, de Zwaan DR, Weldy MJ, Cartwright M, Hawley SH, Larkin JL, Lesmeister D, Bayne E, Kitzes J (2024) Individual identification in acoustic recordings. *Trends in Ecology & Evolution* 39(10):947-960. <https://doi.org/10.1016/j.tree.2024.05.007>
- Knight EC, Van Wilgenburg SL, Iles D, Edwards B, Yip DA, Rhinehart TA, Lapp S, Kitzes J, Bayne EM (2026) Insights into detection probability of forest bird surveys from comparison of in-person and passive acoustic monitoring point counts. *Ornithological Applications* 128(2):1-17. <https://doi.org/10.1093/ornithapp/duaf082>
- Kroodsma DE, Miller EH (eds) (1982) *Acoustic communication in birds* (Vols. 1–2). Academic Press. <https://doi.org/10.1016/C2009-0-03022-0>
- Kümmet S, Müller J, Burivalova Z, ..., Kortmann M (2025) Acoustic indices predict recovery of tropical bird communities for taxonomic and functional composition. *Conservation Letters* 18:e13131. <https://doi.org/10.1111/conl.13131>
- Lauha P, Rannisto M, Somervuo P, ..., Ovaskainen O (2025) Bird Sounds Global-model builder: An end-to-end workflow for building locally fine-tuned bird classifiers. *Authorea Preprints*. <https://doi.org/10.22541/au.176599468.88578746/v1>
- Lavorel S, Garnier E (2002) Predicting changes in community composition and ecosystem functioning from plant traits: revisiting the Holy Grail. *Functional Ecology* 16(5):545-556. <https://doi.org/10.1046/j.1365-2435.2002.00664.x>
- Leitão RP, Zuanon J, Villéger S, Williams SE, Baraloto C, Fortunel C, Mendonça FP, Mouillot D (2016) Rare species contribute disproportionately to the functional structure of species assemblages. *Proceedings of the Royal Society B: Biological Sciences* 283(1828):20160084. <https://doi.org/10.1098/rspb.2016.0084>
- Lloyd JD, Rimmer CC, Salguero-Farías JA (2019) Short-term effects of hurricanes Maria and Irma on forest birds of Puerto Rico. *PLoS ONE* 14(6):e0214432. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0214432>
- Loiseau N, Mouquet N, Casajus N, ..., Violle C (2020) Global distribution and conservation status of ecologically rare mammal and bird species. *Nature Communications* 11(1):5071. <https://doi.org/10.1038/s41467-020-18779-w>
- Luck GW, Lavorel S, McIntyre S, Lumb K (2012) Improving the application of vertebrate trait-based frameworks to the study of ecosystem services. *Journal of Animal Ecology* 81(5):1065-1076. <https://doi.org/10.1111/j.1365-2656.2012.01974.x>
- Luther DA, Derryberry EP (2012) Birdsongs keep pace with city life: changes in song over time in an urban songbird affects communication. *Animal Behaviour* 83:1059-1066. <https://doi.org/10.1016/j.anbehav.2012.01.034>
- MacKenzie DI, Nichols JD, Royle JA, Pollock KH, Bailey L, Hines JE (2017) *Occupancy estimation and modelling: inferring patterns and dynamics of species occurrence*. Academic Press, San Diego. <https://doi.org/10.1016/C2012-0-01164-7>
- Maire E, Grenouillet G, Brosse S, Villéger S (2015) How many dimensions are needed to accurately assess functional diversity? A pragmatic approach for assessing the quality of functional spaces. *Global Ecology and Biogeography* 24(6):728-740. <https://doi.org/10.1111/geb.12299>
- Malagisi BD, Quintela F (2019) Saira Castaña (*Stilpnia preciosa*) en Punta Indio, Buenos Aires. *Nuestras Aves* (64):30-31. <https://doi.org/10.56178/na.vi64.182>
- Mammola S, Cardoso P (2020) Functional diversity metrics using kernel density n-dimensional hypervolumes. *Methods in Ecology and Evolution* 11(8):986-995. <https://doi.org/10.1111/2041-210X.13424>
- Mammola S, Carmona CP, Guillerme T, Cardoso P (2021) Concepts and applications in functional diversity. *Functional Ecology* 35(9):1869-1885. <https://doi.org/10.1111/1365-2435.13882>
- Martínez-Núñez C, Martínez-Prentice R, García-Navas V (2023) Protected area coverage of vulnerable regions to conserve functional diversity of birds. *Conservation Biology* 37(6):e14131. <https://doi.org/10.1111/cobi.14131>
- Mates EA, Tarter RR, Ha JC, Clark AB, McGowan KJ (2015) Acoustic profiling in a complexly social species, the American crow: caws encode information on caller sex, identity and behavioural context. *Bioacoustics* 24:63-80. <https://doi.org/10.1080/09524622.2014.933446>
- Meliane MK, Rita N, Holmes ZB, Guthrie JM, Ellington EH (2026) Nocturnal at noon? Addressing false positives in activity pattern data. *Ecology and Evolution* 16(4):e73388. <https://doi.org/10.1002/ece3.73388>
- Moreno-Contreras I, Gómez de Silva H, Andrade-González V, Vital-García C, Ortiz-Ramírez MF (2019) Disentangling an avian assemblages' evolutionary and functional history in a Chihuahuan desert city. *Urban Ecosystems* 22(5):893-906. <https://doi.org/10.1007/s11252-019-00864-8>
- Moreno-Gómez FN, Bartheld J, Silva-Escobar AA, Briones R, Márquez R, Penna M (2019) Evaluating acoustic indices in the Valdivian rainforest, a biodiversity hotspot in South America. *Ecological Indicators* 103:1-8. <https://doi.org/10.1016/j.ecoind.2019.03.024>
- Navine AK, Camp RJ, Weldy MJ, Denton T, Hart PJ (2024) Counting the chorus: A bioacoustic indicator of population density. *Ecological Indicators* 169:112930. <https://doi.org/10.1016/j.ecoind.2024.112930>

- Nock CA, Vogt RJ, Beisner BE (2016) Functional traits. *eLS*:1-8. <https://doi.org/10.1002/9780470015902.a0026282>
- Odom K, Araya-Salas M, Morano J, ..., Rice A (2021) Comparative bioacoustics: a roadmap for quantifying and comparing animal sounds across diverse taxa. *Biological Reviews* 96(4):1135-1159. <https://doi.org/10.1111/brv.12695>
- Ovaskainen O, Moliterno de Camargo U, Somervuo P (2018) Animal Sound Identifier (ASI): software for automated identification of vocal animals. *Ecology Letters* 21(8):1244-1254. <https://doi.org/10.1111/ele.13092>
- Ovaskainen O, Abrego N (2020) Joint species distribution modelling: with applications in R. Cambridge University Press. <https://doi.org/10.1017/9781108591720>
- Palacio FX (2024) Functional diversity. Pp. 504-517. En: Scheiner SM (ed) *Encyclopedia of biodiversity*. Elsevier, Cambridge, MA. <https://doi.org/10.1016/B978-0-12-822562-2.00342-X>
- Palacio FX, Ibañez LM, Maragliano RE, Montalti D (2018) Urbanization as a driver of taxonomic, functional, and phylogenetic diversity losses in bird communities. *Canadian Journal of Zoology* 96(10):1114-1121. <https://doi.org/10.1139/cjz-2018-0008>
- Palacio FX, Maragliano RE, Montalti D (2020) The costs of ignoring species detectability on functional diversity estimation. *Auk* 137(4):ukaa057. <https://doi.org/10.1093/auk/ukaa057>
- Palacio FX, Callaghan CT, Cardoso P, Hudgins EJ, Jarzyna MA, Ottaviani G, Riva F, Graco-Roza C, Shirey V, Mammola S (2022) A protocol for reproducible functional diversity analyses. *Ecography* 2022(11):e06287. <https://doi.org/10.1111/ecog.06287>
- Palacio FX, Ottaviani G, Mammola S, Graco-Roza C, de Bello F, Carmona CP (2025) Integrating intraspecific trait variability in functional diversity: An overview of methods and a guide for ecologists. *Ecological Monographs* 95:e70024. <https://doi.org/10.1002/ecm.70024>
- Penjor U, Cushman SA, Kaszta ŻM, Sherub S, Macdonald DW (2022) Effects of land use and climate change on functional and phylogenetic diversity of terrestrial vertebrates in a Himalayan biodiversity hotspot. *Diversity and Distributions* 28(12):2931-2943. <https://doi.org/10.1111/ddi.13613>
- Pérez-Granados C (2023) BirdNET: applications, performance, pitfalls and future opportunities. *Ibis* 165(3):1068-1075. <https://doi.org/10.1111/ibi.13193>
- Pérez-Granados C, Alonso-Moya CD, Barrero A, Sáez-Gómez P, Bota G, Lahoz-Monfort JJ, Osiejuk TS, Rogers A, Schuchmann K-L, Traba J (2026) A large-scale acoustic dataset of a passerine with spatially variable vocal behavior: fine-scale annotations of song and call types. *Scientific Data* 13:770. <https://doi.org/10.1038/s41597-026-07131-4>
- Petchey OL, Gaston KJ (2002) Functional diversity (FD), species richness and community composition. *Ecology Letters* 5(3):402-411. <https://doi.org/10.1046/j.1461-0248.2002.00339.x>
- Pijanowski BC, Farina A (2011) Introduction to the special issue on soundscape ecology. *Landscape Ecology* 26(9):1209-1211. <https://doi.org/10.1007/s10980-011-9655-6>
- Plummer M (2025) rjags: Bayesian graphical models using MCMC. R package version 4-17. <https://CRAN.R-project.org/package=rjags>
- Poos MS, Walker SC, Jackson DA (2009) Functional-diversity indices can be driven by methodological choices and species richness. *Ecology* 90(2):341-347. <https://doi.org/10.1890/08-1638.1>
- Prieto-Torres DA, Sanchez-Gonzalez LA, Ortiz-Ramirez MF, Ramirez-Albores JE, Garcia-Trejo EA, Navarro-Sigüenza AG (2021) Climate warming affects spatio-temporal biodiversity patterns of a highly vulnerable Neotropical avifauna. *Climatic Change* 165(3):57. <https://doi.org/10.1007/s10584-021-03091-3>
- Rhinehart TA, Czarnecki C, Lyon RP, Chronister LM, Lapp S, Larkin JL, Larkin JT, Mcneil DJ, Goldman J, Kitzes J (2026) Addressing widespread detection heterogeneity in avian occupancy modeling using passive acoustic surveys. *Ornithological Applications* 128:1-15. <https://doi.org/10.1093/ornithapp/duag006>
- Ross SRJ, O'Connell DP, Deichmann JL, Desjonquères C, Gasc A, Phillips JN, Sethi SS, Wood CM, Burivalova Z (2023) Passive acoustic monitoring provides a fresh perspective on fundamental ecological questions. *Functional Ecology* 37(4):959-975. <https://doi.org/10.1111/1365-2435.14275>
- Royle JA, Nichols JD, Kéry M (2005) Modelling occurrence and abundance of species when detection is imperfect. *Oikos* 110:353-359. <https://doi.org/10.1111/j.0030-1299.2005.13534.x>
- Royle JA, Dorazio RM (2008) Hierarchical modeling and inference in ecology: the analysis of data from populations, metapopulations and communities. Academic Press, San Diego, California. <https://doi.org/10.1016/B978-0-12-374097-7.50001-5>
- Scheffer M, Elso E, Palacio FX (2026) Especies de aves con escasos y nuevos registros de la Reserva de Biósfera 'Parque Costero del Sur', noreste de la provincia de Buenos Aires. *Acta Zoológica Lilloana* 70(1):151-175. <https://doi.org/10.30550/j.azl/2315>
- Schillé L, Valdés-Correcher E, Archaux F, ..., Castagnérol b (2024) Decomposing drivers in avian insectivory: Large-scale effects of climate, habitat and bird diversity. *Journal of Biogeography* 51(6):1079-1094. <https://doi.org/10.1111/jbi.14808>
- Sedláček O, Vokurková J, Ferenc M, Djomo EN, Albre-

- cht T, Hořák D (2015) A comparison of point counts with a new acoustic sampling method: a case study of a bird community from the montane forests of Mount Cameroon. *Ostrich* 86(3):213-220. <https://doi.org/10.2989/00306525.2015.1049669>
- Sementili-Cardoso G, Rodrigues FG, Martins RM, Gerrotti RW, Vianna RM, Donatelli RJ (2018) Variation among vocalizations of *Taraba major* (Aves: Thamnophilidae) subspecies. *Studies on Neotropical Fauna and Environment* 53:120-131. <https://doi.org/10.1080/01650521.2017.1414983>
- Shonfield J, Bayne EM (2017) Autonomous recording units in avian ecological research: current use and future applications. *Avian Conservation & Ecology* 12(1):14. <https://doi.org/10.5751/ACE-00974-120114>
- Si X, Cadotte MW, Zhao Y, ..., Tingley MW (2018) The importance of accounting for imperfect detection when estimating functional and phylogenetic community structure. *Ecology* 99(9):2103-2112. <https://doi.org/10.1002/ecy.2438>
- Silva CP, Sepúlveda RD, Barbosa O (2016) Nonrandom filtering effect on birds: species and guilds response to urbanization. *Ecology and Evolution* 6(11):3711-3720. <https://doi.org/10.1002/ece3.2144>
- Singer D, Kamp J, Hondong H, Schuldt A, Hagge J (2026) Diel and seasonal vocal activity patterns revealed by passive acoustic monitoring suggest expert recommendations for breeding bird surveys need adjustment. *Journal of Ornithology* 167(1):165-180. <https://doi.org/10.1007/s10336-025-02307-y>
- Smeele SQ, Senar JC, McElreath MB, Aplin LM (2025) The effect of social structure on vocal flexibility in monk parakeets. *Royal Society Open Science* 12(5):241717. <https://doi.org/10.1098/rsos.241717>
- Somervuo P, Roslin T, Fisher BL, ..., Ovaskainen O (2025) Human contributions to global soundscapes are less predictable than the acoustic rhythms of wildlife. *Nature Ecology & Evolution* 9(9):1585-1598. <https://doi.org/10.1038/s41559-025-02786-5>
- Stewart PS, Voskamp A, Santini L, Biber MF, Devenish AJ, Hof C, Willis SG, Tobias JA (2022) Global impacts of climate change on avian functional diversity. *Ecology Letters* 25(3):673-685. <https://doi.org/10.1111/ele.13830>
- Swiston KA, Mennill DJ (2009) Comparison of manual and automated methods for identifying target sounds in audio recordings of Pileated, Pale-Billed, and putative Ivory-Billed Woodpeckers. *Journal of Field Ornithology* 80:42-50. <https://doi.org/10.1111/j.1557-9263.2009.00204.x>
- Symes LB, Kittelberger KD, Stone SM, Holmes RT, Jones JS, Castaneda Ruvalcaba IP, Webster MS, Ayres MP (2022) Analytical approaches for evaluating passive acoustic monitoring data: A case study of avian vocalizations. *Ecology and Evolution* 12(4):e8797. <https://doi.org/10.1002/ece3.8797>
- Szymański P, Olszowiak K, Wheeldon A, Budka M, Osiejuk TS (2021) Passive acoustic monitoring gives new insight into year-round duetting behaviour of a tropical songbird. *Ecological Indicators* 122:107271. <https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2020.107271>
- Tobias JA, Sheard C, Seddon N, Meade A, Cotton AJ, Nakagawa S (2016) Territoriality, social bonds, and the evolution of communal signaling in birds. *Frontiers in Ecology and Evolution* 4:74. <https://doi.org/10.3389/fevo.2016.00074>
- Tubaro PL, Segura ET, Handford P (1993) Geographic variation in the song of the Rufous-collared Sparrow in eastern Argentina. *Condor* 95(3):588-595. <https://doi.org/10.2307/1369603>
- Vega G, Corrada-Bravo CJ, Aide TM (2016) Audio segmentation using Flattened Local Trimmed Range for ecological acoustic space analysis. *PeerJ Computer Science* 2:e70. <https://doi.org/10.7717/peerj-cs.70>
- Villéger S, Maire E, Leprieur F (2017) On the risks of using dendrograms to measure functional diversity and multidimensional spaces to measure phylogenetic diversity: a comment on Sobral et al. (2016). *Ecology Letters* 20(4):554-557. <https://doi.org/10.1111/ele.12750>
- Violle C, Navas ML, Vile D, Kazakou E, Fortunel C, Hummel I, Garnier E (2007) Let the concept of trait be functional! *Oikos* 116(5):882-892. <https://doi.org/10.1111/j.0030-1299.2007.15559.x>
- Violle C, Enquist BJ, McGill BJ, Jiang LIN, Albert CH, Hulshof C, Jung V, Messier J (2012) The return of the variance: intraspecific variability in community ecology. *Trends in Ecology & Evolution* 27:244-252. <https://doi.org/10.1016/j.tree.2011.11.014>
- Whelan CJ, Wenny DG, Marquis RJ (2008) Ecosystem services provided by birds. *Annals of the New York Academy of Sciences* 1134(1):25-60. <https://doi.org/10.1196/annals.1439.003>
- Wilman H, Belmaker J, Simpson J, De La Rosa C, Rivadeneira MM, Jetz W (2014) EltonTraits 1.0: Species-level foraging attributes of the world's birds and mammals: *Ecological Archives* E095-178. *Ecology* 95(7):2027-2027. <https://doi.org/10.1890/13-1917.1>
- Winiarska D, Szymański P, Osiejuk T (2025) Methods of acoustic data processing affect species detectability in passive acoustic monitoring of multi-species playback. *Ibis* 167(3):789-802. <https://doi.org/10.1111/ibi.13405>
- Wood CM, Popescu VD, Klinck H, Keane JJ, Gutiérrez RJ, Sawyer SC, Peery MZ (2019) Detecting small changes in populations at landscape scales: a bioacoustic site-occupancy framework. *Ecological Indicators* 98:492-507. <https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2018.11.018>
- Zaffignani D, Segura LN, Palacio FX, Lammertink M (2026) Bird diversity peaks at intermediate bamboo cover in the Argentinian Atlantic Forest. *Ibis* 168(4):1589-1610. <https://doi.org/10.1111/ibi.70076>