

Plataformas de modelado de servicios ecosistémicos: El norte de la Patagonia como un ejemplo de caso aplicando k.LAB

FACUNDO J. ODDI^{1,2}✉; ALBA MÁRQUEZ TORRES³; JOÃO A. POMPEU³; AINHOA MAGRACH³;
STEFANO BALBI³; FERDINANDO VILLA³ & LUCAS A. GARIBALDI^{1,2}

¹ Universidad Nacional de Río Negro. Instituto de Investigaciones en Recursos Naturales, Agroecología y Desarrollo Rural. Río Negro, Argentina. ² Consejo Nacional de Investigaciones Científicas y Técnicas. Instituto de Investigaciones en Recursos Naturales, Agroecología y Desarrollo Rural. Río Negro, Argentina. ³ Basque Centre for Climate Change-BC3, Parque Científico UPV-EHU. Leioa, España.

RESUMEN. Los avances tecnológicos y metodológicos de las últimas décadas (e.g., información satelital, potencia de los ordenadores, análisis geoespacial, desarrollo de algoritmos) facilitaron buscar soluciones a problemas complejos como el cambio global. Estos avances permitieron que surjan plataformas informáticas para modelar servicios ecosistémicos, que cuantifican los beneficios de la naturaleza y evalúan cómo son o serán afectados por acciones humanas. Actualmente, existen variadas plataformas con diferentes grados de aptitud según el contexto, destacándose k.LAB por ser gratuita, de código abierto y presentar un enfoque de ciencia colaborativa, además de integrar diferentes técnicas de modelado con inteligencia artificial. k.LAB es muy versátil para responder a las demandas de diferentes usos, desde programar y modelar SE hasta tomar decisiones. Sin embargo, quienes cuantifican y mapean SE, especialmente en Latinoamérica, tienen escaso conocimiento de k.LAB; esto dificulta aprovechar su potencial, tal como sucedió con herramientas de acceso libre y código abierto (e.g., la adopción de R requirió tiempo, revisiones, discusiones y materiales didácticos en revistas especializadas). Este trabajo presenta las capacidades de k.LAB en el contexto de las plataformas de modelado de SE. Primero, introducimos estas plataformas en términos generales, con énfasis en las más usadas. Luego, caracterizamos k.LAB técnica y filosóficamente. Después, presentamos un caso de estudio en el norte de la Patagonia argentina, ilustrando la obtención de mapas de tres SE (captura de carbono, polinización y recreación al aire libre) utilizando aplicaciones de modelado dirigidas a personas sin experiencia en programación. Finalmente, establecemos características deseables en las plataformas de modelado de SE para discutir ventajas y limitaciones de k.LAB en relación con otras alternativas. Esperamos brindar un marco general útil para el modelado de SE y ampliar el conjunto de herramientas para abordar problemáticas vinculadas al cambio global en la Argentina y otros países de la región.

[Palabras clave: cambio global, k.LAB, ARIES, InVEST, Google Earth Engine, Patagonia norte, secuestro de carbono, polinización, turismo]

ABSTRACT. Platforms for ecosystem services modeling: An applied example to the northern Patagonia. In recent decades, technological and methodological advances, such as satellite information, computer power, geospatial analysis and algorithm development have facilitated the search for solutions to complex problems like global change. These advances resulted in the development of platforms for ecosystem services (ES) modeling, which quantifies nature's benefits and evaluates the effects of human activity. Currently, various platforms are available, each with different characteristics that make them more suitable depending on the context. Among these platforms, k.LAB stands out for being free, open source and based on collaborative science. It also utilizes artificial intelligence to integrate different modeling approaches. One of its main advantages is its versatility in meeting the needs of different users, from programmers and modelers to decision makers. However, k.LAB is relatively unknown among those who quantify and map ES, especially in Latin America. This limits its potential utilization, similar to what has been observed with other freely accessible and open-source tools like R. The adoption of such tools typically requires time to develop tutorials, reviews and discussions in specialized journals. The objective of this paper is to introduce the capabilities of k.LAB within the context of SE modeling platforms. We first provide an overview of ES modeling platforms, highlighting some of the most widely used ones. Then, we delve into the technical and philosophical aspects that characterize k.LAB. Subsequently, we present a case study focused on the northern region of Argentinean Patagonia, where we utilize modeling applications to map three ES (carbon sequestration, pollination, and outdoor recreation) for users with no programming experience. Finally, we outline desirable features of SE modeling platforms and discuss some of the advantages and limitations of k.LAB compared to other alternatives. We hope that this material offers a useful general framework for SE modeling and expands the range of tools available to address global change issues in Argentina and the rest of the countries in the region.

[Keywords: global change, k.LAB, ARIES, InVEST, Google Earth Engine, northern Patagonia, carbon sequestration, pollination, tourism]

INTRODUCCIÓN

Alcanzar el desarrollo sostenible en un contexto de cambio global involucra desafíos cada vez más complejos (Sachs et al. 2021). El aumento exponencial de la población humana tensiona la capacidad de uso de los recursos (agua, tierra, energía) (Seto et al. 2012; FAO 2021). El cambio climático y la pérdida de biodiversidad y de servicios ecosistémicos (SE) asociados sobresalen entre las problemáticas más acuciantes (Khan et al. 2021; IPBES 2019) y, por eso, urge diseñar estrategias que permitan abordar la agenda ambiental global con mínimos impactos socioeconómicos (Pörtner et al. 2021). Esto implica decisiones políticas basadas en ciencia y técnica para responder a las demandas de la sociedad (Perrings et al. 2011). Abordar tal complejidad requiere de herramientas de apoyo a la toma de decisiones que integren múltiples dimensiones y escalas de análisis (Nelson et al. 2009; Jax et al. 2018).

Así como en las últimas décadas se profundizaron los problemas ambientales, también escalaron los avances tecnológicos y metodológicos (Balbi et al. 2022). Los satélites permiten recolectar información y monitorear grandes porciones de la superficie terrestre a diferentes escalas espacio-temporales (Alcaraz-Segura et al. 2013). La mejora en la infraestructura de los servidores y la posibilidad de almacenamiento en la nube permiten alojar este gran volumen de datos geoespaciales (Gomes et al. 2020). El aumento de la capacidad y la velocidad de los computadores juega un rol clave en el procesamiento de la información (e.g., obtener índices de vegetación) y en el desarrollo de algoritmos (entre ellos, el aprendizaje automático y la optimización numérica) que facilitan su análisis (e.g., clasificar la cobertura terrestre y detectar el cambio) (Christakos et al. 2002; Chuvieco 2002). Los sistemas de información geográfica (SIG), proveyendo un marco común para visualizar y gestionar la información geoespacial, y su vínculo con diversos entornos informáticos (e.g., Python y R) y visualizadores (e.g., Google Earth o Street View) facilitan buscar soluciones óptimas (Nemec and Raudsepp-Hearne 2013).

Estos avances han generado el marco para que, en las últimas décadas —en particular, luego de la Evaluación de Ecosistemas del Milenio (Millennium Ecosystem Assessment 2005)— se desarrollen diversas plataformas que facilitan la evaluación de SE (Grêt-Regamey et

al. 2017). Entre estas plataformas, k.LAB (Villa et al. 2014) se destaca por ser gratuita (así como las citadas), de código abierto y por presentar un enfoque de ciencia colaborativa. Combina inteligencia artificial (IA) con un lenguaje de programación basado en la semántica, lo cual facilita la integración de diversas técnicas de modelado con distintos tipos de conocimiento de manera directa y permite la interoperabilidad y la reutilización del conocimiento. Su infraestructura permite elaborar modelos para que personas sin experiencia en programación o en SIG (como ocurre por lo general en la esfera de la toma de decisiones) tengan acceso a ellos y puedan ver y descargar sus resultados de manera sencilla.

A pesar de sus virtudes, k.LAB es poco conocida por quienes cuantifican y mapean SE, incluso en los campos de la ecología y de las ciencias ambientales, en particular en Latinoamérica. Prueba de ello es que no existen o son inéditos los estudios en la región que hayan usado k.LAB, y los ejemplos de su aplicación son recientes y provienen en su mayoría de Europa (Márquez Torres et al. 2023a,b; Martínez-López et al. 2019; Ruiz et al. 2023). Esto puede representar una barrera para explotar su potencialidad, como ha ocurrido con otras herramientas de acceso libre y código abierto; por ejemplo, la consolidación y la adopción de R necesitó de un tiempo que incluyó la publicación de revisiones, discusiones y materiales didácticos en revistas especializadas, así como el surgimiento de foros de consulta y sitios de internet en los que la comunidad usuaria comparte material de interés. El objetivo de este trabajo es introducir las capacidades de k.LAB en el contexto de las plataformas de modelado de SE. Para ello, primero brindamos un marco general para las plataformas de modelado de SE, haciendo énfasis en algunas de las más utilizadas. Luego, describimos la plataforma k.LAB en términos técnicos y filosóficos. Después, presentamos un caso de estudio (el norte de la Patagonia argentina) a partir del que ilustramos la obtención de mapas de tres SE (captura de carbono, polinización y recreación al aire libre) usando aplicaciones de modelado dirigidas a personas sin experiencia en programación. Finalmente, partiendo de las características deseables en plataformas de modelado de SE, discutimos algunas de las ventajas y limitaciones de k.LAB en relación con otras alternativas. Esperamos que este material aporte un marco general

de utilidad para el modelado de SE y amplíe el conjunto de herramientas disponibles para abordar problemáticas vinculadas al cambio global en Argentina y el resto de los países de la región.

PLATAFORMAS PARA EL MODELADO DE SERVICIOS ECOSISTÉMICOS

La naturaleza de los SE determina que la información geoespacial constituya un insumo clave para su evaluación (Balvanera et al. 2017). Esta información incluye datos remotos directos (e.g., imágenes satelitales, nubes de puntos LiDAR), productos derivados (e.g., índices espectrales, temperatura de la superficie terrestre, tipo de cobertura) y también cartografía de tipo vectorial (e.g., de carreteras, de ciudades). Para mapear un SE mediante estos productos, labor que podría requerir alguien que investiga los efectos del cambio climático en la polinización de cultivos, se necesita adquirir la información geoespacial (acceder a ésta, descargarla y almacenarla) y, además, contar con el conocimiento y el equipamiento necesarios para procesarla (i.e., integrar diferentes arquitecturas de datos, escalas y proyecciones espaciales, entre otros). Esto implica capacidades técnicas altamente especializadas, además de una infraestructura informática suficientemente potente, recursos muchas veces limitantes en países, en particular en países no desarrollados (Ramírez-Reyes et al. 2019).

Las herramientas para manejar información geoespacial han evolucionado de manera vertiginosa en las últimas décadas (Palomo et al. 2017). La posibilidad de integrar en una misma plataforma el almacenamiento de grandes volúmenes de datos con una infraestructura computacional que brinde un entorno SIG, visualizadores, algoritmos de procesamiento y capacidad de análisis ha constituido un cambio de paradigma para el trabajo con datos geoespaciales (Gomes et al. 2020). Por ejemplo, Google Earth Engine (GEE) (earthengine.google.com) permite 1) acceder libremente a más de 40 años de información satelital; 2) usar la infraestructura computacional de Google para ejecutar en paralelo algoritmos de aprendizaje automático u otros tipos de procesamiento, y 3) programar los algoritmos en los lenguajes JavaScript o Python mediante API (application programming interfaces). Una de las características de mayor relevancia es que el análisis ya no está limitado por la capacidad de

almacenamiento y procesamiento del usuario. Esto permite análisis a escala global y de largo plazo, tarea que demanda un volumen de datos geoespaciales tal que se torna inviable para un ordenador personal, por más potente que éste sea. De esta forma, GEE es cada vez más utilizado en diversas áreas relacionadas con el cambio global (Zhao et al. 2021). Sin embargo, para utilizar cualquiera de las capacidades de GEE se sigue necesitando de un alto nivel de entrenamiento en bases de datos geoespaciales y en lenguajes de programación (Ramírez-Reyes et al. 2019). Así, la sencilla tarea de visualizar el resultado de un modelo espacial (e.g., el mapa de un SE) no es accesible en procesos de toma de decisiones y para quienes no cuentan con formación en la herramienta (Palomo et al. 2017). Además, en general, los modelos obtenidos permanecen accesibles solo para sus desarrolladores. Si no se puede acceder libremente a los modelos, no se los puede reutilizar o adaptar, incluso por quienes dominan las tecnologías de información geoespacial, y de GEE en particular. Esto segmenta a los diferentes grupos de actores que abordan la problemática del cambio global y los SE, limitando la interoperabilidad y quitando fluidez a la transferencia del conocimiento (Balbi et al. 2022).

GEE es una de muchas herramientas para evaluar y modelar SE (Grêt-Regamey et al. 2017), si bien no fue diseñada específicamente para esta tarea. Además de posibilitar el acceso a bases de datos satelitales y brindar herramientas útiles para el mapeo de SE (Liu et al. 2022), permite traducir modelos desarrollados externamente (Giménez-García et al. 2023). En cambio, otras plataformas informáticas conforman en sí mismas marcos de modelado de SE (Dunford et al. 2017). Estas plataformas, que en este artículo denominamos 'plataformas de modelado de SE', están diseñadas en entornos geoespaciales y proveen modelos de oferta y demanda para múltiples SE (Harrison et al. 2018). Si bien existen diferentes tipos de modelos de SE (Dunford et al. 2017), en líneas generales, todos se basan en traducir ciertas características del espacio y su entorno, obtenidas a partir de información geoespacial (i.e., mapas de cobertura y uso del suelo, topografía, temperatura, distancia a cuerpos de agua, demografía, infraestructura vial, etc.), en indicadores directos o indirectos de oferta/demanda del SE de interés (en la sección 'Un ejemplo de aplicación' se describen tres modelos). Con mayor o menor flexibilidad,

las plataformas de modelado de SE permiten ejecutar los modelos con diferentes bases de datos y bajo distintos escenarios, y visualizar los mapas resultantes (Sharps et al. 2017). La superposición de los mapas de oferta y demanda de múltiples SE permite identificar zonas de alta provisión y áreas de conflicto, lo cual resulta clave para planificar el uso del suelo y tomar decisiones (Malinga et al. 2015).

La literatura especializada y diversos reportes muestran el uso creciente de herramientas de modelado de SE espacialmente explícitas (Grêt-Regamey et al. 2017; Ochoa and Urbina-Cardona 2017; Harrison et al. 2018; Nayak and Smith 2019). Allí se incluyen plataformas como InVEST (Sharp et al. 2015), ESTIMAP (Zulian 2014), LUCI (Jackson et al. 2013), Co\$ting Nature (Mulligan 2015), SWAT (Arnold and Fohrer 2005), MIMES (Boumans et al. 2015), además de k.LAB. Estas plataformas presentan diferentes características y aptitudes, lo cual debe ser considerado de modo de seleccionar aquella que sea más útil para el problema abordado y el contexto del análisis (Vigerstol and Aukema 2011; Hamilton et al. 2015). Para aprovecharlas como herramienta de apoyo a la toma de decisiones, cada una tiene un requerimiento técnico específico (Palomo et al. 2017). Por ejemplo, la ejecución de InVEST (la plataforma de mayor uso) (Posner et al. 2016; Ochoa and Urbina-Cardona 2017) no requiere códigos de programación, aunque sí conocimientos de SIG y técnicas cuantitativas (Tabla 1). Los modelos de InVEST se basan en funciones de producción (Tabla 1), utilizan datos del usuario (su preparación implica un esfuerzo extra, producen mapas de SE en unidades biofísicas (e.g., toneladas de carbono capturado) y monetarias (e.g., valor presente neto del carbono capturado), y se pueden implementar de manera externa (e.g., desde ArcGIS). ESTIMAP es otra de las plataformas muy utilizadas (Dunford et al. 2017; Grêt-Regamey et al. 2017). Incorpora SE no incluidos en InVEST, en particular, los culturales, y emergió como una herramienta de apoyo a las políticas de la Unión Europea (UE). Sus modelos se basan en el marco conceptual de 'cascada de SE' (Haines-Young and Potschin 2010) (Tabla 1) y fueron desarrollados a escala europea y bajo las condiciones de esa región. Estos evolucionaron y estarán accesibles a través de una plataforma gestionada por el Joint Research Centre (JRC) desde su Integrated Natural Capital Accounting (INCA) (ecosystem-accounts.jrc.

ec.europa.eu). Tanto InVEST como ESTIMAP, y, en general, el resto de las plataformas, son poco flexibles a la escalabilidad (Martínez-López et al. 2019), siendo la escala de trabajo una de las principales características a tener en cuenta para la evaluación de SE (Malinga et al. 2015). En InVEST, por ejemplo, al modelar el servicio de oferta de agua la resolución de salida es a nivel de cuenca y sub-cuenca (Sharps et al. 2017). Además de la facilidad de uso/acceso, su flexibilidad y aplicación de algoritmos transparentes vs. de caja negra, se debe considerar la velocidad de ejecución, la documentación disponible y la cuantificación de la incertidumbre (Bagstad et al. 2013; Grêt-Regamey et al. 2017).

LA PLATAFORMA k.LAB

k.LAB (laboratorio de conocimiento, por sus siglas en inglés) es una iniciativa del BC3 Basque Centre for Climate Change (bc3research.org). Su desarrollo comenzó hace más de 15 años y se formalizó en 2017 con la creación del Integrated Modelling Partnership (integratedmodelling.org). Se trata de una plataforma informática que integra datos ambientales y socioeconómicos para modelar múltiples SE. Utiliza IA basada sobre un lenguaje semántico, de modo de explotar todo el potencial del conocimiento científico alcanzado. Además de su particular estrategia computacional, k.LAB se distingue del resto de las plataformas por su fuerte componente filosófico. A continuación, resumimos los aspectos más importantes.

Filosofía

La plataforma abraza la filosofía de una ciencia abierta, colectiva, colaborativa y transparente. Brinda acceso al conocimiento científico y facilidades para compartir este conocimiento. Al poner el conocimiento científico en una biblioteca pública, busca establecer un puente entre la ciencia y la sociedad. El crecimiento del sistema ocurre mediante la colaboración de la comunidad, de manera similar a R.

El desarrollo de k.LAB sigue los cuatro principios FAIR (Wilkinson et al. 2016): a) findable: recursos abiertos, libres y universalmente disponibles; b) accesible: identificación de recursos para su localización rápida y eficaz; c) interoperable: recursos relacionados por temáticas y con posibilidad de interactuar entre sí, y d) reusable:

Table 1. Funcionalidades y características de k.LAB en relación con otras plataformas de modelado de servicios ecosistémicos (SE) y Google Earth Engine (GEE).
Table 1. Functionalities and characteristics of k.LAB compared to other ecosystem services (ES) modeling platforms and Google Earth Engine (GEE).

Funcionalidad/ característica	k.LAB	INVEST	ESTIMAP	GEE
Enfoque	Diferentes enfoques de modelado (determinístico, probabilístico, basado en agentes). Aplica IA para seleccionar la mejor estrategia	Procesos biofísicos a partir de relaciones biofísicas. Basado en mapas de cobertura y uso de la tierra	Sigue el marco de cascada de SE (los SE a conectan los ecosistemas con el bienestar de las personas a través de su flujo)	No enfocada en el modelado de SE
Lenguaje	k.IM (propio)	Python	Disponible como complemento (plugin) GRASS para QGIS	Java y Python
Aplicación	Web. Distribuido o local	Local	Local	Web
SE	Regulación: - captura de carbono - polimización - retención de sedimentos - protección costera (erosión, inundación) Provisión: - agricultura (cultivos, pasturas, ganadería) Culturales: - recreación al aire libre	Regulación: - captura de carbono - polimización - retención de sedimentos - calidad del agua (depuración, retención de nutrientes) Provisión: - hidroelectricidad - madera - pesca - acuicultura - energía eólica marina Culturales: - valor escénico - recreación al aire libre	Regulación: - calidad del aire - protección de suelos - polimización - protección costera - regulación hidrica - hábitat para aves Culturales: - recreación al aire libre	No provee modelos de SE prediseñados
Requerimiento técnico	Los modelos provistos pueden ejecutarse sin conocimiento de SIG ni programación. La modificación/creación de modelos requiere perfiles capacitados	Experiencia en SIG y técnicas cuantitativas. No requiere conocimientos en programación	Experiencia en SIG y técnicas cuantitativas. No requiere conocimientos en programación	Conocimientos de SIG y nivel de programación medio
Escalabilidad	Los modelos se pueden reutilizar a distintas escalas espacio-temporales, con datos propios o incluso si no se dispone de ellos, ya que obtiene datos y recursos alojados en la nube. Existe trazabilidad de la fuente de los datos usados en los modelos	Facilidad para modificar la escala espacio-temporal del modelado	Facilidad para modificar la escala espacio-temporal del modelado	Facilidad para modificar la escala espacio-temporal del modelado
Flexibilidad	Possibilidad de generar nuevos modelos o modificar los disponibles. k.LAB selecciona automáticamente los datos y modelos más adecuados para el contexto, aunque estos también pueden ser especificados por la persona	Permite adaptar modelos existentes según los datos de entrada	Permite adaptar modelos existentes según los datos de entrada	Possibilidad de generar nuevos modelos a partir del lenguaje Java o Python
Velocidad de ejecución	Potenciada por IA y razonamiento automático	Depende de los recursos computacionales a disposición	Depende de los recursos computacionales a disposición	Procesamiento en la nube. Provisión de servicios y procesamiento de los datos directamente en su lugar de almacenamiento
Transparencia	Trazabilidad del proceso de modelado y de los recursos utilizados	Algoritmo de modelado oculto	Algoritmo de modelado oculto	No provee modelos de SE prediseñados
Código abierto	De la plataforma y de los modelos.	No	Las bases teóricas de sus modelos.	No provee modelos de SE prediseñados.
Acceso y gestión de datos	Acceso a grandes bases de datos globales y propios, y posibilidad de incorporar datos propios	Preparación y carga de datos por parte del usuario	Preparación y carga de datos por parte del usuario	Acceso a grandes bases de datos globales y propios, y posibilidad de incorporar datos propios
Acceso a resultados	Toda la información obtenida, los datos intermedios y los modelos, son descargable	Los resultados son descargables	Los resultados son descargables	Toda la información obtenida es descargable, pero con tamaño de ficheros limitados

posibilidad de reutilización de recursos en diferentes contextos. Además, k.LAB aboga por el principio de reactividad que plantea la evolución del conocimiento a partir de nueva información.

Funcionamiento

La IA es el mecanismo de funcionamiento de k.LAB. La plataforma utiliza razonamiento automático (machine reasoning) y aprendizaje de máquina (machine learning) aplicado a reglas semánticas (Balbi et al. 2022). A partir del sistema semántico se desarrolla un conocimiento base estructurado en ontologías, lo cual constituye una de las características que distingue a esta plataforma (emula la construcción acumulativa y expansiva del conocimiento por parte de los humanos). La estrategia computacional se basa en definir un 'contexto' espacio-temporal (e.g., un área en el norte de la Patagonia argentina en el período 2015-2020) para 'observar' un 'concepto' (e.g., el servicio de polinización). En términos informáticos, para 'observar' se realiza una consulta o solicitud que se interpreta semánticamente y se resuelve (el resultado es la 'observación') a partir del conocimiento base (los conceptos) y al conjunto de recursos disponibles dentro de la red de la plataforma. Gran parte de la potencia de k.LAB se debe, precisamente, a que los diferentes componentes semánticos de una pregunta pasan a ser conocimiento. De esta forma, pueden reutilizarse en nuevos problemas, multiplicando el valor del conocimiento preexistente, al igual que las palabras lo hacen en el lenguaje natural. Esto es una ventaja para abordar problemáticas interdisciplinarias en las que conviven diferentes visiones, experiencias y nomenclaturas, poniendo de relieve la importancia de la construcción colaborativa del conocimiento.

Recursos

Los recursos contienen la información no-semántica. Esto incluye datos (los alojados dentro de k.LAB o el acceso a aquellos de fuentes externas), algoritmos (expresados como ecuaciones o códigos), modelos y servicios. Los datos son números, texto, valores booleanos o distribuciones de probabilidad, y están acompañados de geometría, que define su representación en espacio y tiempo. Actualmente, el servidor de k.LAB dispone de más de 600 capas de información espacial a escala regional y global (entre ellas, bases de datos provenientes de Copérnico, NASA,

ONU, ISIRC, etc.), además de datos de características de OpenStreetMap. A estas capas se les suman las que están siendo puestas a prueba más todas aquellas asociadas a la plataforma (e.g., la capa de suelos de la OSM). En cuanto al acceso a información geoespacial, presenta similitudes con GEE. Como parte de los recursos, contiene un conjunto de componentes de modelado para abordar la evaluación de SE (e.g., almacenamiento de carbono, polinización, recreación, regulación de inundaciones, regulación de sedimentos, etc.) y para el análisis basado en procesos (e.g., hidrología, vegetación, ciclo de vida del ganado, etc.). Además, dispone de un módulo de evaluación espacial multicriterio y otro de análisis de redes sociales para modelar relaciones sociedad-naturaleza. También incluye un conjunto de algoritmos SIG para implementar en modelos espaciales complejos. La base de recursos tiene una actualización constante.

Componentes y perfiles

Los componentes de k.LAB y su código fuente están disponibles en el repositorio oficial de la plataforma (github.com/integratedmodelling/klab). Estos permiten generar el contenido semántico, los recursos (modelos y datos) y los servicios de modelado. En particular, se incluye una API de reciente desarrollo para el uso de máquina a máquina (github.com/integratedmodelling/klab-api). En general, los componentes con los que interactúan quienes usan la plataforma son dos: una API de modelado (k.Modeler) y el buscador (k.Explorer). La primera permite gestionar los recursos y está destinada a proveedores de contenido (desarrolladores y programadores). La segunda es una interfaz genérica para realizar consultas (e.g., un SE en un determinado contexto espacio-temporal), visualizar los resultados y descargarlos. El buscador está diseñado para personas sin experiencia en SIG o en programación, por ejemplo, quienes participan de la toma de decisiones.

Productos

k.LAB permite acceder a los resultados y al proceso que los produjo, pudiendo descargar la información que se necesite. Esto incluye: a) el flujo de datos y modelado; b) la información sobre la procedencia de los recursos utilizados; c) las observaciones resultantes [el formato de descarga depende de su naturaleza; por ejemplo, será un archivo de imagen con

información geográfica —GeoTIFF— cuando se trate de mapas o una base de datos geoespacial —como las encontradas en un archivo shape— para observaciones que pueden representarse como geometrías]; d) el resumen de resultados en tablas y gráficos [pueden exportarse como hojas de cálculo u otros formatos], y e) informes [se generan a medida que los modelos son computados e incorporados al contexto]. Los informes que resultan de la contextualización son de tipo científico (es decir, con secciones de introducción, métodos, resultados, discusión) y pueden obtenerse en formato de documento portátil (pdf).

UN EJEMPLO DE APLICACIÓN

Dijimos que k.LAB provee una API para evaluar SE sin la necesidad de experiencia (requiere instalar un centro de control; integratedmodelling.org/getting-started). Para usar las funcionalidades de modelado desde k.Explorer solo necesitamos definir el contexto de interés y realizar la consulta. El contexto se define de manera interactiva en forma similar que en Google Earth (e.g., acercando/alejando el visualizador sobre la zona de interés, escribiendo el nombre de la región/país/provincia sobre el buscador o dibujando un polígono sobre el mapa) y para la consulta se utiliza un simple formulario de búsqueda (al escribir el servicio de interés se despliegan los modelos disponibles). Lo ilustraremos con un ejemplo. Seleccionaremos una porción del norte de la Patagonia argentina (Figura 1) para obtener mapas de tres SE relevantes para la región: la captura de carbono, la polinización y el uso turístico. Los modelos que usaremos pertenecen a los proyectos ARIES (Artificial Intelligence for Environment and Sustainability; aries.integratedmodelling.org) y OBServ (Open Library of Pollinator Biodiversity and Ecosystem Services; beeproj.science/observ.html).

El norte de la Patagonia

La Argentina es un país territorialmente extenso y heterogéneo, caracterizado por una matriz productiva compleja y diversificada (Coatz et al. 2011). Dentro de esta diversidad, la Patagonia es la región de menor densidad poblacional del país y se destaca por su producción de hidrocarburos. Entre otras actividades económicas de importancia se encuentran la agrícola-ganadera, la forestal y el turismo. El aprovechamiento de los

recursos naturales de la región confronta con la reconocida importancia que tiene la conservación de su biodiversidad y la creciente valoración de sus SE.

En el norte de la Patagonia, la distribución espacial de estas actividades está en gran parte determinada por la cordillera de los Andes y su influencia sobre los patrones climáticos. La zona andina, de topografía montañosa y precipitaciones anuales superiores a 1000 mm, es dominada por bosques que, junto a la presencia de lagos, le otorgan un gran atractivo paisajístico y hacen del turismo la principal actividad económica. En los valles, las características ambientales son adecuadas para cultivar frutas finas (e.g., frambuesas y cerezas) y también plantas aromáticas (entre ellas, el lúpulo, utilizado en la industria cervecera). Por otro lado, las propiedades del leño de muchas de las especies arbóreas y arbustivas de estos bosques determinan su uso y comercio como productos bioenergéticos, sobre todo en el formato de leña (Goldenberg et al. 2020). Hacia el este de la cordillera, las precipitaciones disminuyen de forma abrupta y, con ello, la productividad de los ecosistemas, observándose una transición del bosque a la estepa. Aquí comienza la zona extra-andina, caracterizada por mesetas, cañadones y valles fluviales. Con el gradiente de aridez creciente en sentido oeste-este, la estepa dominada por especies herbáceas se transforma en una estepa arbustiva. En los valles fluviales, como el Alto Valle de Río Negro y Neuquén, aprovechar el agua de los cauces permite cultivar frutales como la manzana y la pera, muy asociados a la actividad apícola.

Definición del contexto

Delimitamos un área de ~200000 km² que comprende gran parte de las provincias argentinas de Río Negro y Neuquén, además de la franja norte de la provincia de Chubut (Figura 1A). Esta representa parte del gradiente de productividad de la Patagonia norte, incluye zonas de producción agrícola (frutales, plantas aromáticas) y destinos turísticos importantes (Figura 1B). De acuerdo con la extensión del área de mapeo, utilizaremos una resolución espacial de 1 km. Todo esto define el contexto espacial en k.LAB. Como contexto temporal usaremos el momento actual.

Almacenamiento de carbono

Los gases de efecto invernadero (GEI) retienen parte de la energía que refleja y emite

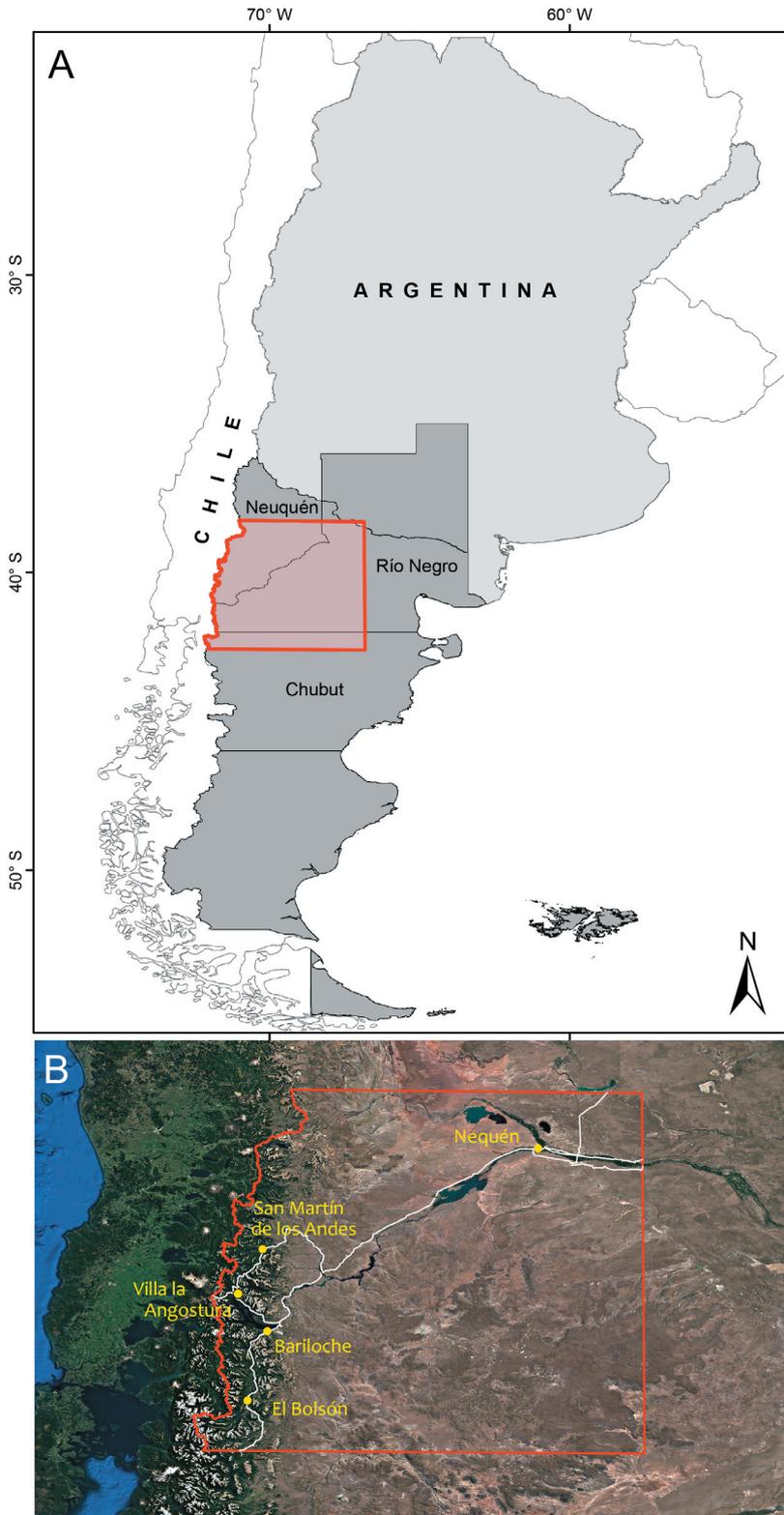


Figura 1. Contexto espacial. El área de mapeo (polígono rojo) ocupa parte de tres provincias que conforman la Región Patagónica (gris oscuro) en la Argentina (gris claro) (A), y abarca un gradiente de productividad entre el bosque y la estepa, observable en el cambio de coloración (de verde a marrón) de la imagen satelital (B). Sobre esta imagen se indican los principales centros urbanos y destinos turísticos (puntos amarillos) junto a sus conexiones viales (líneas blancas).

Figure 1. Spatial context. The mapping area (red polygon) covers part of three provinces of the Patagonian Region (dark grey) in Argentina (light grey) (A), and encompasses a productivity gradient between forest and steppe, which can be seen from the color gradient (from green to brown) in the satellite image (B). In this image, the main urban centers and tourist destinations (yellow dots) are indicated together with road connections (white lines).

la superficie terrestre, evitando el enfriamiento del planeta. Las emisiones de origen antrópico han elevado la concentración atmosférica de estos gases, aumentando la temperatura

promedio de la tierra y modificando los patrones de precipitación y la frecuencia de eventos extremos. Las plantas usan el dióxido de carbono (CO₂) de la atmósfera, el principal

GEI, para la fotosíntesis y lo acumulan en la biomasa. Los ecosistemas terrestres remueven anualmente 30% del CO₂ que emiten las actividades humanas (Terrer et al. 2021), de modo que sirven como reguladores climáticos.

Para este servicio, ARIES provee un modelo basado en la metodología del Panel Intergubernamental de Cambio Climático (IPCC) (Martínez-López et al. 2019). El modelo cuantifica la captura y el almacenamiento de carbono en la biomasa vegetal aérea y subterránea. Para esto, a cada celda se le asigna el valor correspondiente a cada una de las siguientes entradas: cobertura del suelo, región eco-florística, continente, degradación y ocurrencia de incendios recientes. La cuantificación del carbono subterráneo incluye información de mapas globales de suelo.

Polinización

La polinización animal, en particular la de los insectos, afecta la producción de la mayoría de las especies más cultivadas a nivel global (Klein et al. 2007). Dado su rol en la reproducción de las plantas, los polinizadores también influyen en otros SE, como la captura de carbono (IPBES 2016). Los frutales cultivados en la Patagonia norte (e.g., pera, manzana y frambuesa) están entre los cultivos que dependen de polinización por insectos.

k.LAB dispone de modelos de polinización espacialmente explícitos (Martínez-López et al. 2019). Estos modelos estiman la oferta y la demanda del servicio de polinización por insectos en base a la cobertura del suelo, la superficie cultivada y el clima. A través del proyecto OBServ se puede escoger entre modelos teóricos (Lonsdorf et al. 2009) y fenomenológicos (aprendizaje de máquina). Este proyecto ha utilizado las capacidades de k.LAB para desarrollar una API específica (observ.integratedmodelling.org/modeler/?=observ_.en) desde la que cualquier persona puede correr los modelos de polinización a partir de un simple clic. Sus métodos y limitaciones están descritos en su página de documentación y explicados en un video tutorial (youtube.com/watch?v=xbGnCD0uJfU).

En el caso del modelo teórico, en cada celda o pixel, el servicio es evaluado de acuerdo con las características del entorno en un radio de 1 km. Primero, calcula la oferta de polinización aplicando una medida de cuán adecuado es

el entorno para los polinizadores silvestres (en función del potencial de nidificación, disponibilidad de recursos florales y proximidad a fuentes de agua), y utiliza la calidad del hábitat como un indicador de abundancia de polinizadores. Mediante una función de la temperatura anual media se obtiene la proporción de insectos que forrajea, y con esta se corrige la abundancia. En cambio, el modelo fenomenológico parte de un amplio conjunto de variables ambientales e incluye las que mejor se correlacionen con la abundancia de polinizadores (Giménez-García et al. 2023) según el banco de datos abierto y dinámico CropPol (Allen-Perkins et al. 2022). La demanda del servicio se obtiene según la dependencia de polinización por insectos que tienen los cultivos para alcanzar su rendimiento óptimo. Los valores de oferta y demanda se normalizan en función del contexto espacial definido por el usuario y finalmente se restan para generar un mapa de déficit/superávit de polinización.

Recreación al aire libre

La recreación, el ocio y la experiencia visual ante atractivos paisajísticos contribuyen al bienestar humano (Díaz et al. 2018). Estos se asocian estrechamente al turismo, una actividad económica de importancia en regiones como la Patagonia. Analizado en términos de SE, el turismo requiere que las personas se muevan hasta la oferta y elijan pasar su tiempo allí, de modo que la accesibilidad y la infraestructura presentan un rol clave en la demanda. Al aumentar la demanda turística, se eleva el conflicto entre beneficio económico e impacto al medio natural. Los modelos espacialmente explícitos son herramientas esenciales para la zonificación del turismo de modo de llevar adelante una planificación sustentable de su uso.

El modelo disponible en ARIES es una adaptación del propuesto por Parachini et al. (2014). Para caracterizar la oferta del servicio se utiliza el espectro de posibilidades recreativas (ROS, por sus siglas en inglés), el cual surge de cuantificar el potencial recreativo del ecosistema y ajustarlo por su accesibilidad. El potencial recreativo se calcula en función de la cercanía a atractivos naturales (áreas protegidas, cuerpos de agua y picos montañosos) y de un indicador de antropización del paisaje, y para la accesibilidad se utiliza el tiempo de viaje desde la ciudad (más de 50000 habitantes) más

cercana. Los valores obtenidos se categorizan de modo que los ecosistemas presentan alguno de los siguientes nueve niveles de ROS: 1) provisión baja y altamente accesible; 2) provisión baja y accesible; 3) provisión baja y no accesible; 4) provisión media y altamente accesible; 5) provisión media y accesible; 6) provisión media y no accesible; 7) provisión alta y altamente accesible; 8) provisión alta y accesible, y 9) provisión alta y no accesible. La demanda teórica del servicio se obtiene en función de la densidad poblacional y un indicador de movilidad dado por la distancia más probable a recorrer por un turista en un día. Bajo estas reglas, las zonas con mayor demanda teórica son las próximas a ciudades y las que cuentan con facilidad de movilidad. La diferencia entre la oferta y la demanda resulta en el valor de recreación neto.

Productos obtenidos

Al realizar las consultas en el contexto que definimos, k.LAB seleccionó los recursos más adecuados para observar los servicios de captura de carbono de la biomasa vegetal, recreación al aire libre y polinización. Las observaciones en el contexto resultaron en mapas, y k.Explorer nos permitió descargarlos para integrarlos en un SIG. De forma complementaria, descargamos el informe de tipo científico en el cual k.LAB documenta los recursos usados, el proceso de modelado y los resultados.

El modelado de la captura de carbono (Figura 2) indica que, en el contexto, la captura de carbono de la vegetación varía entre 1 y 125 t/ha. Los mayores niveles de captura se observan en la zona andina, con una disminución que parece acompañar el gradiente de aridez para volver a aumentar en el noreste del área de mapeo.

El modelo de polinización (Figura 2) sugiere que el sudeste del área de estudio se caracteriza por un déficit de polinizadores, la zona de bosques al oeste tiende al equilibrio, y el noreste presenta superávit, excepto en la zona del Alto Valle donde se establecen los frutales (cercanías de la ciudad de Neuquén como punto de referencia) (Figura 1B). Esto indica que allí la oferta de polinizadores es muy inferior en relación con la demanda de estos cultivos, la cual se satisface mediante la introducción de una gran cantidad de colmenas de abeja melífera (*Apis mellifera*). En la comarca Andina (zona entre Bariloche y Bolsón, y sus alrededores) (Figura 1B) también

se observa un déficit de polinizadores (colores rosas y violáceos), aunque este contraste es menos marcado que en el Alto Valle. En la comarca Andina, la fruticultura es de menor escala que en el Alto Valle, y de ahí la menor demanda de polinizadores.

En cuanto la recreación al aire libre (Figura 2), el modelo indica que casi la mitad del área de estudio tiene una provisión media, y se observa una alta provisión (área verde) en el centro oeste (esta zona es cercana a la ciudad de Bariloche y posee un gran atractivo paisajístico). Sin embargo, casi la totalidad del área de estudio es clasificada como poco accesible. En cuanto a la demanda, se concentra en los centros urbanos de mayor importancia (Bariloche y Neuquén) y tiende a seguir el recorrido de la ruta que los conecta. Es importante mencionar que la adaptación global del modelo puede presentar problemas en ecorregiones y entornos socioeconómicos como el de Patagonia norte (esto es advertido en el informe de resultados que produce k.LAB). El modelo de ARIES usa como referencia niveles de antropización y umbrales de proximidad europeos, además de una parametrización acorde con la infraestructura vial de países desarrollados.

VENTAJAS Y LIMITACIONES DE k.LAB

Mucho de la potencialidad de k.LAB resulta de su infraestructura y estrategia computacional, que facilitan la escalabilidad y le otorgan flexibilidad y velocidad de ejecución, además de otras características deseables en plataformas de modelado SE (Tabla 1). Al solicitar el mapa de un SE, se aplica la resolución espacial que mejor se adapta al contexto (e.g., para un mapa nacional utilizará un tamaño de celda mayor que para uno regional). Inclusive, k.LAB permite establecer fácilmente la resolución de salida que necesitamos, al igual que los recursos a utilizar. La posibilidad de modificar la resolución de la información ráster es una característica a destacar por sobre plataformas como InVEST o ESTIMAP. Además, en k.LAB, los modelos se ejecutan utilizando las bases de datos disponibles más apropiadas para el contexto (Tabla 1). Para esto, existe un conjunto de reglas internas mediante las que evalúa qué datos son preferibles según el servicio y el contexto espacio-temporal solicitado. Por ejemplo, en el norte de la Patagonia, el servicio de polinización se modeló usando un mapa global de cobertura del suelo

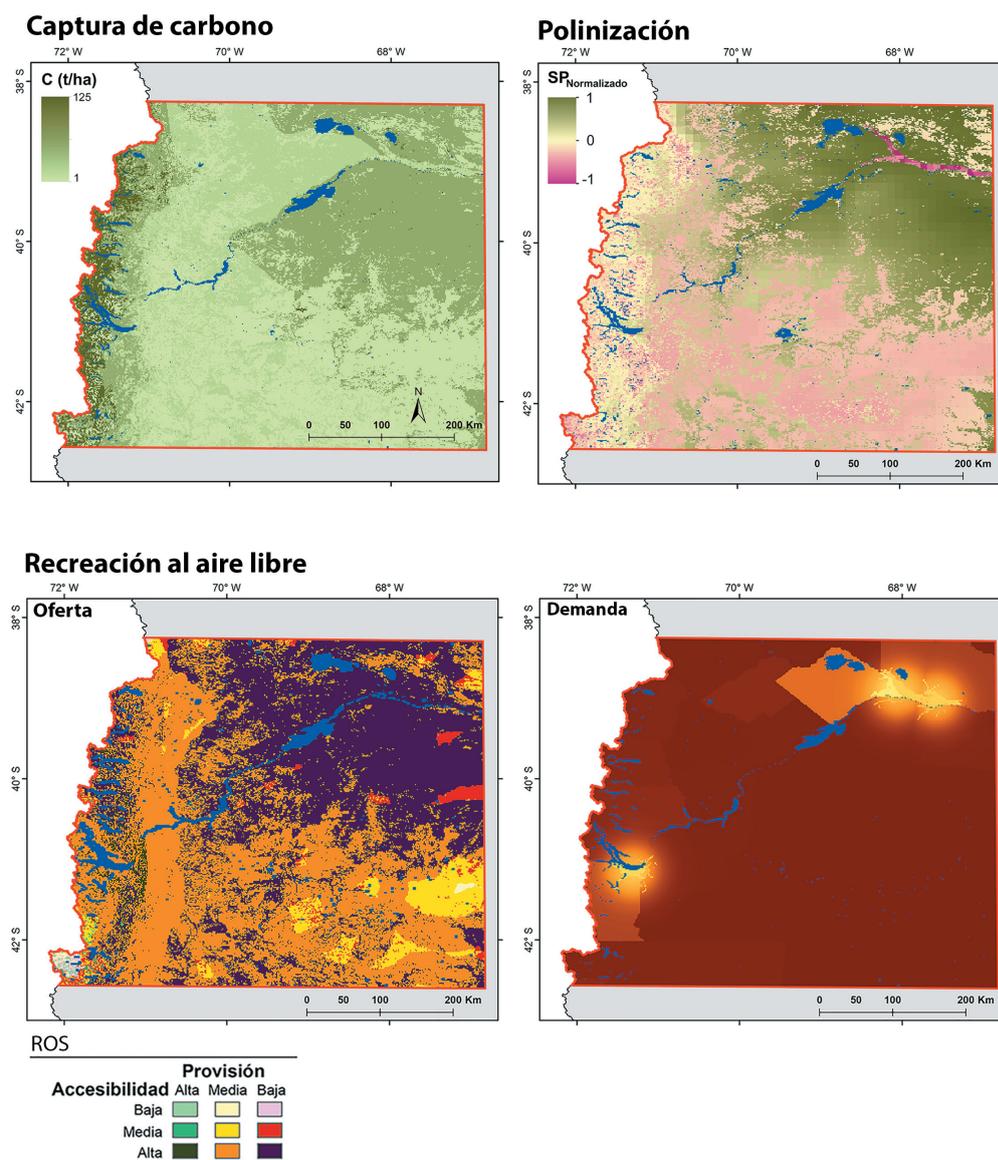


Figura 2. Modelado de tres servicios ecosistémicos en el norte de la Patagonia argentina (contexto espacial) en el 2021 (contexto temporal). El panel superior izquierdo muestra el mapa de la captura de carbono (C) de la biomasa vegetal aérea y subterránea. El panel superior derecho muestra el valor neto del servicio de polinización (i.e., la oferta de polinizadores en relación con su demanda) en una escala normalizada (SP_N) en la que verde indica excedente (o superávit); violeta, déficit, y amarillo claro, equilibrio. En el caso del servicio de recreación al aire libre (panel inferior), la oferta es evaluada según la zonificación del espectro de oportunidades de recreación (ROS, por sus siglas en inglés) y la demanda es considerada teórica (tonos más claros indican mayor demanda). En todos los mapas, los cuerpos de agua se muestran en azul.

Figure 2. Modeling of three ecosystem services in northern Patagonia, Argentina (spatial context), in 2021 (temporal context). The top left panel shows the carbon stored (C) map in above- and below-ground plant biomass. The upper right panel shows the net value of the pollination service (i.e., demand of pollinators subtracted from the supply) on a standardized scale (NPS) where green indicates surplus (supply exceeds demand); violet, deficit (demand exceeds supply), and light yellow, balance (demand and supply are similar). In the case of the outdoor recreation service (lower panel), the supply is assessed according to the recreation opportunity spectrum (ROS), and the demand is a theoretical quantity (lighter shades indicate a higher demand). On all maps, the water bodies are shown in blue.

(CGLS-LC100) (Buchhorn et al. 2020). En cambio, si solicitásemos este SE para alguna región de España, k.LAB seleccionará un mapa de cobertura del suelo específico de

Europa (CORINE) (Büttner 2014), ya que la plataforma lo interpreta como más adecuado para el contexto. Por otro lado, la plataforma y los modelos son de código abierto, de modo

que personas con experiencia en k.LAB tienen flexibilidad para escribir nuevos modelos o modificar los disponibles (e.g., Márquez Torres et al. 2023). En relación con esto último, para ejecutar los modelos resulta clave acceder a grandes bases de datos, así como la posibilidad de incorporar datos propios, un aspecto en el que se destacan GEE y k.LAB. En nuestro ejemplo, el modelo del servicio de recreación al aire libre se desarrolló para Europa. Si considerásemos que este no produce resultados realistas, existe la posibilidad de utilizar datos específicos para adaptar el modelado al contexto espacio-temporal del norte de la Patagonia.

Para trabajar con grandes volúmenes de información geoespacial, GEE aplica tecnología de procesamiento en la nube (cloud computing) y distribuye la tarea entre múltiples servidores que funcionan en paralelo. En cambio, en k.LAB, la velocidad de ejecución del proceso de modelado no se vuelve limitante gracias a la aplicación de IA y al razonamiento automático (Tabla 1). El enfoque de k.LAB facilita la modularidad (dividir los modelos en componentes o submodelos), lo cual evita los problemas asociados a códigos monolíticos (de un solo bloque), extensos y complejos de comprender. En este sentido, reutilizar el conocimiento a partir de ontologías y semánticas ya desarrolladas evita repetir el código. Por ejemplo, Márquez Torres et al. (2023) muestran cómo un modelo de pastura y ganadería escrito originalmente en R utilizando cerca de 1500 líneas de código (solo accesible para quienes poseen conocimiento en este lenguaje) se puede traducir a k.LAB como un conjunto de fáciles interpretaciones dentro del sistema general (en este caso, el de pasturas y producción ganadera). Estos modelos se pueden ejecutar en forma independiente, y por cada modelo (e.g., el de radiación solar) se genera una capa ráster descargable. Así, la combinación de información científica —modelos y datos— producida de forma independiente permite la interoperabilidad del sistema. Más allá de estas características, la posibilidad de que personas que no programan y que poseen poca o nula formación en SIG puedan solicitar el modelado de diferentes SE y acceder a los mapas de manera sencilla es, quizás, una de sus mayores fortalezas con respecto a GEE y al resto de las plataformas de modelado de SE. En consecuencia, algunos autores recomiendan k.LAB por sobre otras plataformas cuando el contexto incluye a responsables de las políticas ambientales (Vigerstol and Aukema 2011).

Aunque cada plataforma tiene sus propias opciones de modelos de provisión, regulación y servicios culturales (Tabla 1), los recursos utilizados son distintos y, por lo tanto, se esperan resultados diferentes entre cada una de ellas. En el caso de k.LAB, la capacidad de incorporar los recursos personalizados que más se ajusten a los contextos locales hace que se produzcan resultados diferentes, incluso en la misma plataforma. Por ejemplo, Giménez-García et al. (2023) recomienda distintos modelos de polinización incorporados en k.LAB según mejor se ajusten en cada bioma. En este sentido, la ventaja de k.LAB sobre las demás plataformas es la posibilidad de integrar los modelos disponibles, así como sus distintos componentes, con modelos personalizados, a partir del lenguaje semántico y con resultados accesibles y transparentes (Márquez Torres et al. 2023).

Entre los aspectos negativos, la falta de validación de los modelos y su percepción de caja negra son comunes a todas las plataformas de modelado de SE. En cuanto al primero, la mayoría de los modelos carecen de una evaluación de su calidad en escalas globales y regionales (Ochoa and Urbina-Cardona 2017). Por esta razón, se recomienda implementar modelos que dispongan de datos locales suficientes para certificar la confiabilidad de los resultados, como en el caso de los trabajos de Márquez Torres et al. (2023) y de Giménez-García et al. (2023). Dado que la validación de los resultados es intrínseca al desarrollo de estas plataformas, es esperable que en el futuro se lleven adelante estudios que pongan a prueba la calidad de cada modelo en cada contexto. En el caso de k.LAB, la nueva información pasa a formar parte del proceso de elección de los recursos más adecuados al contexto. El proceso de desarrollo de estas plataformas se relaciona con el segundo de los aspectos. Esto se debe a que la constante actualización plantea inconvenientes de uso (Sharps et al. 2017) y puede incidir en la percepción de método de caja negra que tienen las personas no técnicas (Nayak and Smith 2019). Tal percepción presenta, incluso, un correlato de índole técnico, ya que la mayoría de las plataformas mantienen el algoritmo de modelización oculto de modo que no permiten su validación interna (Ochoa and Urbina-Cardona 2017). Sin embargo, como ya se indicó, la transparencia de los modelos es uno de los aspectos en los que k.LAB se destaca positivamente (Tabla 1).

Existen otros puntos desfavorables a mencionar. Al igual que GEE, k.LAB requiere una conexión de alta velocidad a internet, un aspecto que no está asegurado en muchas regiones. Además, k.LAB emplea un lenguaje propio (Tabla 1), pero no está asociado a plataformas de consulta para la comunidad de programadores, como por ejemplo stack overflow (stackoverflow.com), lo que representa una dificultad extra en la curva de aprendizaje (aunque se pueden realizar consultas en confluence.integratedmodelling.org/questions?&filter=recent). Sin dudas, ello tiene que ver con que esta plataforma aún no cuenta con la difusión y el conocimiento suficiente por parte de los diferentes grupos de actores relacionados al cambio global, aspecto que probablemente cambie en el corto plazo. Esto constituye una barrera para explotar su potencialidad, tal como ya ocurrió con otras herramientas de acceso libre y código abierto como R, cuya adopción necesitó de un tiempo que incluyó revisiones, discusiones y materiales didácticos en revistas especializadas.

CONSIDERACIONES FINALES

Los SE cobran cada vez mayor relevancia en la toma de decisiones relacionadas con el uso del suelo, y las plataformas para modelarlos constituyen una herramienta valiosa para guiar

tales decisiones. A la fecha, la mayoría de las plataformas de modelado de SE se han aplicado en países desarrollados (Grêt-Regamey et al. 2017). En este artículo presentamos una de estas plataformas, la cual, según nuestra consideración, presenta un gran potencial para modelizar SE en el contexto del desarrollo sostenible. Entre varias ventajas de k.LAB destacamos su versatilidad para responder a las demandas de diferentes tipos de perfiles, desde quienes desarrollan los modelos de los SE hasta quienes están a cargo de la toma de decisiones. En particular, mostramos un ejemplo simple en el que ejecutamos modelos, disponibles en los proyectos ARIES y OBServ, para obtener tres SE desde el lado de un usuario sin formación en programación ni SIG. k.LAB se está expandiendo y todavía no tiene la difusión de plataformas como GEE o InVEST; prácticamente, es desconocida en la Argentina y en los países de la región. En este sentido, el material provisto en este artículo es el primero en Español, y esperamos constituya un primer paso hacia su adopción en esta parte del mundo.

AGRADECIMIENTOS. Este trabajo fue financiado con del Belmont Forum y BiodivERsA mediante el llamado 2017-2018 para propuestas de investigación (bajo el Programa BiodivScen ERA-Net COFUND con financiamiento de AEL, NWO, ECCyT y NSF).

REFERENCIAS

- Alcaraz-Segura, D., C. M. Di Bella, and J. V. Straschnoy. 2013. Earth observation of ecosystem services. CRC Press. <https://doi.org/10.2989/10220119.2014.946537>.
- Allen-Perkins, A., A. Magrath, M. Dainese, L. A. Garibaldi, D. Kleijn, et al. 2022. CropPol: A dynamic, open and global database on crop pollination. *Ecology* 103(3):e3614 <https://doi.org/10.1002/ecy.3614>.
- Arnold, J. G., and N. Fohrer, N. 2005. SWAT2000: current capabilities and research opportunities in applied watershed modeling. *Hydrological Processes* 19:563e572. <https://doi.org/10.1002/hyp.5611>.
- Bagstad, K. J., D. J. Semmens, S. Waage, and R. Winthrop. 2013. A comparative assessment of decision-support tools for ecosystem services quantification and valuation. *Ecosystem Services* 5:e27-e39. <https://doi.org/10.1016/j.ecoser.2013.07.004>.
- Balvanera, P., S. Quijas, D. S. Karp, N. Ash, E. M. Benett, et al. 2017. Ecosystem Services. In Walters, M. and R. Scholes (eds.). *The GEO Handbook on Biodiversity Observation Networks*. Springer, Cham. https://doi.org/10.1007/978-3-319-27288-7_3.
- Balbi, S., K. J. Bagstad, A. Magrath, M. J. Sanz, N. Aguilar-Amuchastegui, et al. 2022. The global environmental agenda urgently needs a semantic web of knowledge. *Environmental Evidence* 11:5. <https://doi.org/10.1186/s13750-022-00258-y>.
- Boumans, R., J. Roman, I. Altman, and L. Kaufman. 2015. The Multiscale Integrated Model of Ecosystem Services (MIMES): Simulating the interactions of coupled human and natural systems. *Ecosystem Services* 12:30-41. <https://doi.org/10.1016/j.ecoser.2015.01.004>.
- Buchhorn, M., M. Lesiv, N. E. Tsendbazar, M. Herold, L. Bertels, and B. Smets. 2020. Copernicus global land cover layers-collection 2. *Remote Sensing* 12(6):1044. <https://doi.org/10.3390/rs12061044>.
- Büttner, G. 2014. CORINE land cover and land cover change products. In *Land use and land cover mapping in Europe*. Springer, Dordrecht. Pp. 55-74. https://doi.org/10.1007/978-94-007-7969-3_5.
- Chuvieco, E. 2002. Teledetección Ambiental, Barcelona, Ariel.
- Christakos, G., P. Bogaert, and M. Serre. 2002. *Temporal GIS: advanced functions for field-based applications*. Springer Science and Business Media. <https://doi.org/10.1007/978-3-642-56540-3>.

- Coatz, D., F. García Díaz, and S. Woyecheszen. 2011. El rompecabezas productivo argentino. *Boletín Informativo Techint* 334:17-43.
- Díaz, S., U. Pascual, M. Stenseke, B. Martín-López, R. T. Watson, et al. 2018. Assessing nature's contributions to people. *Science Magazine* 359:6373. <https://doi.org/10.1126/science.aap8826>.
- Dunford, R. W., P. A. Harrison, and K. J. Bagstad. 2017. Computer modelling for ecosystem service assessment. *En B. Burkhard and J. Maes (eds.). Mapping Ecosystem Services*. Pensoft Publishers, Sofia.
- Giménez-García, A., A. Allen-Perkins, I. Bartomeus, et al. 2023. Pollination supply models from a local to global scale. *Web Ecol* 23:99-129. <https://doi.org/10.5194/we-23-99-2023>.
- Goldenberg, M. G., Y. A. Cardoso, F. J. Oddi, and L. A. Garibaldi. 2020. Fuelwood energy characteristics and biomass equations of the dominant species of northern Patagonia shrublands (Argentina). *Southern Forests* 82:56-64. <https://doi.org/10.2989/20702620.2019.1686693>.
- Gomes, V. C. F., G. R. Queiroz, and K. R. Ferreira. 2020. An Overview of Platforms for Big Earth Observation Data Management and Analysis. *Remote Sensing* 12:1253. <https://doi.org/10.3390/rs12081253>.
- Grêt-Regamey, A., E. Sirén, S. H. Brunner, and B. Weibel. 2017. Review of decision support tools to operationalize the ecosystem services concept. *Ecosystem Services* 26:306-315. <https://doi.org/10.1016/j.ecoser.2016.10.012>.
- FAO. 2021. El estado de los recursos de tierras y aguas del mundo para la alimentación y la agricultura - Sistemas al límite. Informe de síntesis 2021. Rome. <https://doi.org/10.4060/cb7654es>.
- Haines-Young, R., and M. Potschin. 2010. The links between biodiversity, ecosystem services and human well-being. Pp. 110-139 *en* D. G. Raffaelli and C. L. J. Frid (eds.). *Ecosystem Ecology: A New Synthesis*. Cambridge University Press. <https://doi.org/10.1017/CBO9780511750458.007>.
- Hamilton, S. H., S. ElSawah, J. H. Guillaume, A. J. Jakeman, and S. A. Pierce. 2015. Integrated assessment and modelling: overview and synthesis of salient dimensions. *Environmental Modelling and Software* 64:215-229. <https://doi.org/10.1016/j.envsoft.2014.12.005>.
- Harrison, P. A., R. Dunford, D. N. Barton, E. Kelemen, B. Martín-López, et al. 2018. Selecting methods for ecosystem service assessment: A decision tree approach. *Ecosystem Services* 29:481-498. <https://doi.org/10.1016/j.ecoser.2017.09.016>.
- Jax, K., E. Furman, H. Saarikoski, D. N. Barton, B. Delbaere, et al. 2018. Handling a messy world: Lessons learned when trying to make the ecosystem services concept operational. *Ecosystem Services* 29:415-427. <https://doi.org/10.1016/j.ecoser.2017.08.001>.
- IPBES. 2016. The assessment report on pollinators, pollination and food production of the Intergovernmental Science-Policy Platform on Biodiversity and Ecosystem Services. *En* S. G. Potts, V. L. Imperatriz-Fonseca and H. T. Ngo (eds.). Secretariat of the Intergovernmental Science-Policy Platform on Biodiversity and Ecosystem Services, Bonn, Germany. <https://doi.org/10.5281/zenodo.3402856>.
- IPBES. 2019. Global assessment report on biodiversity and ecosystem services of the Intergovernmental Science-Policy Platform on Biodiversity and Ecosystem Services. *En* E. S. Brondizio, J. Settele, S. Díaz and H. T. Ngo (eds.). Secretariat of the Intergovernmental Science-Policy Platform, Bonn, Germany. <https://doi.org/10.5281/zenodo.3831673>.
- Jackson, B., T. Pagella, F. Sinclair, B. Orellana, A. Henshaw, et al. B. 2013. Polyscape: A GIS mapping framework providing efficiency and spatially explicit landscape-scale valuation of multiple ecosystem services. *Landscape and Urban Planning* 112:74-88. <https://doi.org/10.1016/j.landurbplan.2012.12.014>.
- Khan, I., F. Hou, and H. Phong Le. 2021. The impact of natural resources, energy consumption, and population growth on environmental quality: Fresh evidence from the United States of America. *Science of The Total Environment* 754: 142222. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2020.142222>.
- Klein, A. M., B. E. Vaissière, J. H. Cane, I. Steffan-Dewenter, S. A. Cunningham, et al. 2007. Importance of pollinators in changing landscapes for world crops. *Proceedings of the Royal Society B: Biological Sciences* 274:303-313. <https://doi.org/10.1098/rspb.2006.3721>.
- Liu, T., Z. L. Yu, X. Chen, B. Cao, X. Li, et al. 2022. Global relative ecosystem service budget mapping using the Google Earth Engine and land cover datasets. *Environmental Research Communication* 4:065002. <https://doi.org/10.1088/2515-7620/ac79a9>.
- Lonsdorf, E., C. Kremen, T. Ricketts, R. Winfree, N. Williams, et al. 2009. Modelling pollination services across agricultural landscapes. *Annals of Botany* 103(9):1589-1600. <https://doi.org/10.1093/aob/mcp069>.
- Malinga, R., Gordon, L. J., Jewitt, G., and Lindborg, R. 2015. Mapping ecosystem services across scales and continents - A review. *Ecosystem Services* 13:57-63. <https://doi.org/10.1016/j.ecoser.2015.01.006>.
- Márquez Torres, A., S. Balbi, and F. Villa. 2023b. Scientific modelling can be accessible, interoperable and user friendly: A case study for pasture and livestock modelling in Spain. *PLoS ONE* 18:e0281348. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0281348>.
- Márquez Torres, A., G. Signorello, S. Kumar, G. Adamo, F. Villa et al. 2023b. Fire risk: an integrated modelling approach. *EGUsphere* [preprint]. <https://doi.org/10.5194/egusphere-2023-138>.
- Martínez-López, J., K. J. Bagstad, S. Balbi, A. Magrach, B. Voigt, et al. 2019. Towards globally customizable ecosystem service models. *Science of the Total Environment* 650:2325-2336. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2018.09.371>.
- Millennium Ecosystem Assessment. 2005. *Ecosystems and Human Well-Being*. Island Press, Washington, DC.
- Mulligan, M. 2015. Trading off agriculture with nature's other benefits, spatially. *En* C. A. Zolin and R. A. R. Rodrigues (eds.). *Impact of Climate Change on Water Resources in Agriculture*. CRC Press. <https://doi.org/10.1201/b18652>.
- Nayak, D., and P. Smith. 2019. Review and Comparison of Models used for Land Allocation and Nature Valuation.

- University of Aberdeen.
- Nelson, E., G. Mendoza, J. Regetz, S. Polasky, H. Tallis, et al. 2009. Modeling multiple ecosystem services, biodiversity conservation, commodity production, and tradeoffs at landscape scales. *Frontiers in Ecology and the Environment* 7(1):4-11. <https://doi.org/10.1890/080023>.
- Nemec, K. T., and C. Raudsepp-Hearne. 2013. The use of geographic information systems to map and assess ecosystem services. *Biodiversity and Conservation* 22:1-15. <https://doi.org/10.1007/s10531-012-0406-z>.
- Ochoa, V., and N. Urbina-Cardona. Tools for spatially modeling ecosystem services: Publication trends, conceptual reflections and future challenges. *Ecosystem Services* 26:155-169. <https://doi.org/10.1016/j.ecoser.2017.06.011>.
- Palomo, I., K. J. Bagstad, S. Nedkov, H. Klug, M. Adamescu, et al. 2017. Tools for mapping ecosystem services. *En B. Burkhard and J. Maes (eds.). Mapping Ecosystem Services*. Pensoft Publishers, Sofia.
- Paracchini, M. L., G. Zulian, L. Kopperoinen, J. Maes, J. P. Schägner, et al. 2014. Mapping cultural ecosystem services: a framework to assess the potential for outdoor recreation across the EU. *Ecological Indicators* 45:371-385. <https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2014.04.018>.
- Posner, S., G. Verutes, I. Koh, D. Denu, and T. Ricketts. 2016. Global use of ecosystem service models. *Ecosystem Services* 17:131-141. <https://doi.org/10.1016/j.ecoser.2015.12.003>.
- Perrings, C., A. Duraiappah, A. Larigauderie, and H. Mooney. 2011. The Biodiversity and Ecosystem Services Science-Policy Interface Assessments must provide conditional predictions of the consequences of specific policy options, at well-defined spatial and temporal scales. *Science* 331(6021):1139-1140. <https://doi.org/10.1126/science.1202400>.
- Pörtner, H. O., R. J. Scholes, J. Agard, E. Archer, A. Armeth, et al. 2021. IPBES-IPCC co-sponsored workshop report on biodiversity and climate change. IPBES and IPCC. <https://doi.org/10.5281/zenodo.4782538>.
- Ramírez-Reyes, C., K. A. Brauman, R. Chaplin-Kramer, G. L. Galford, S. B. Adamo, et al. 2019. Reimagining the potential of Earth observations for ecosystem service assessments. *Science of the Total Environment* 665:1053-1063. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2019.02.150>.
- Ruiz, I., J. Pompeu, A. Ruano, P. Franco, S. Balbi et al. 2023. Combined artificial intelligence, sustainable land management, and stakeholder engagement for integrated landscape management in Mediterranean watersheds. *Environmental Science and Policy* 145:217-227. <https://doi.org/10.1016/j.envsci.2023.04.011>.
- Sachs, J., C. Kroll, G. Lafortune, G. Fuller, and F. Woelm. 2021. Sustainable development report 2021. Cambridge University Press. <https://doi.org/10.1017/9781009106559>.
- Seto, K. C., B. Güneralp, and L. R. Hutyrá. 2012. Global forecasts of urban expansion to 2030 and direct impacts on biodiversity and carbon pools. *Proceedings of the National Academy of Sciences* 109(40):16083-16088. <https://doi.org/10.1073/pnas.1211658109>.
- Sharp, R., H. T. Tallis, T. Ricketts, A. D. Guerry, S. A. Wood, et al. InVEST+ VERSION+ User's Guide. The Natural Capital Project, Stanford University, University of Minnesota, The Nature Conservancy, and World Wildlife Fund.
- Sharps, K., D. Masante, A. Thomas, B. Jackson, J. Redhead et al. 2017. Comparing strengths and weaknesses of three ecosystem services modelling tools in a diverse UK river catchment. *Science of the Total Environment* 584-585:118-130. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2016.12.160>.
- Terrer, C., R. P. Phillips, B. A. Hungate, J. Rosende, J. Pett-Ridge, et al. 2021. A trade-off between plant and soil carbon storage under elevated CO₂. *Nature* 591:599-603. <https://doi.org/10.1038/s41586-021-03306-8>.
- Villa, F., K. J. Bagstad, B. Voigt, G. W. Johnson, R. Portela, et al. 2014. A methodology for adaptable and robust ecosystem services assessment. *PLoS ONE* 9(3):e91001. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0091001>.
- Vigerstol, K. L., and J. Aukema. 2011. A comparison of tools for modeling freshwater ecosystem services. *Journal of Environmental Management* 92:2403-2409. <https://doi.org/10.1016/j.jenvman.2011.06.040>.
- Wilkinson, M., M. Dumontier, I. J. Aalbersberg, G. Appleton, M. Axton, et al. 2016. The FAIR Guiding Principles for scientific data management and stewardship. *Sci Data* 3:160018. <https://doi.org/10.1038/sdata.2016.18>.
- Zhao, Q., L. Yu, X. Li, D. Peng, Y. Zhang, et al. 2021. Progress and Trends in the Application of Google Earth and Google Earth Engine. *Remote Sensing* 13:3778. <https://doi.org/10.3390/rs13183778>.
- Zulian, G., C. Polce, and J. Maes. 2014. ESTIMAP: a GIS-based model to map ecosystem services in the European Union. *Annali di Botanica* 4:1-7. <https://doi.org/10.4462/annbotrm-11807>.