

# **Mapeando y caracterizando sistemas territoriales socio ecológicos de Sudamérica**

Lucía Zarbá, María Piquer-Rodríguez, Sébastien Boillat, Christian Levers, Ignacio Gasparri, T. Mitchell Aide, Nora Álvarez-Berrios, Liana Anderson, Ezequiel Araoz, Eugenio Arima, Mateus Batistella, Marco Calderón-Loor, Cristian Echeverría, Mariano Gonzalez-Roglich, Esteban Jobbágy, Sarah-Lan Mathez-Stiefel, Carlos Ramirez-Reyes, Andrea Pacheco, María Vallejos, Kenneth Young, Ricardo Grau

Versión español de la publicación Mapping and characterizing social-ecological land systems of South America, publicada en Ecology and Society, June 2022.

Por favor citar como:

Zarbá, L., M. Piquer-Rodríguez, S. Boillat, C. Levers, I. Gasparri, T. Aide, N. L. Álvarez-Berrios, L. O. Anderson, E. Araoz, E. Arima, M. Batistella, M. Calderón-Loor, C. Echeverría, M. Gonzalez-Roglich, E. G. Jobbágy, S.-L. Mathez-Stiefel, C. Ramirez-Reyes, A. Pacheco, M. Vallejos, K. R. Young, and R. Grau. 2022. Mapping and characterizing social-ecological land systems of South America. Ecology and Society 27(2):27. <https://doi.org/10.5751/ES-13066-270227>

## RESUMEN

Los humanos ejercemos una fuerte presión en el uso del suelo, y hemos modificado al rededor del 75% de la superficie terrestre del planeta. En ese contexto, ecorregiones y biomas, definidos meramente en base a sus propiedades biofísicas, son caracterizaciones incompletas del territorio. La ciencia de sistemas territoriales requiere un esquema de clasificación que incorpore ambas dimensiones, la biofísica y la social.

En este estudio, definimos tipologías espacialmente explícitas de sistemas territoriales socio-ecológicos (SELS por sus siglas en inglés) para Sudamérica, con una metodología híbrida que combina análisis automatizados de datos espaciales con evaluaciones basadas en el conocimiento por un grupo interdisciplinario de especialistas regionales. Nuestro enfoque hace una consideración holística de los sistemas territoriales socio-ecológicos, reuniendo un set de datos de 26 variables cubriendo un abanico de siete dimensiones: física, biológica, cobertura del suelo, económica, demográfica, política y cultural.

Identificamos trece SELS anidados en cinco regiones socio-ecológicas (SER) más abarcativas. Cada SELS fue discutido y descrito por grupos de especialistas específicos para esa región. Mientras cuatro variables ambientales, y una socio-económica explicaron la mayor parte de la distribución de la clasificación en los SER a escala gruesa, una variedad de 15 variables mostraron ser esenciales para definir varios de los SELS, resaltando características específicas que los distinguen.

La clasificación espacial de los SELS que presentamos aquí es una caracterización sistemática y operativa de los sistemas territoriales socio-ecológicos de Sudamérica. Proponemos que su uso puede contribuir como un marco de referencia espacial para un amplio rango de aplicaciones como analizar observaciones enmarcados en contextos más amplios, diseñar soluciones sistema-específica para el desarrollo sustentable, o estructurar el testeo de hipótesis y comparaciones a través del espacio.

## INTRODUCCIÓN

A medida que los sistemas naturales (sistemas no afectados por actividades humanas) son cada vez menos abundantes en el planeta (Allan et al. 2017, Riggio et al. 2020), hay una creciente necesidad de analizar y entender el territorio a través de la lente de sistemas acoplados humano-naturaleza. Los humanos no somos meros habitantes de los ecosistemas, sino que influenciamos fuertemente los procesos ecológicos (Ellis y Ramankutty 2008, Maxwell et al. 2016). Biomas y ecorregiones son

unidades geográficas muy útiles para representar patrones coherentes de características biofísicas. Sin embargo, para caracterizar la configuración actual de sistemas territoriales, que necesariamente involucran actividad humana (Verburg et al. 2009), necesitamos un esquema de clasificación que integre ambas dimensiones, la biofísica y la social.

Con una disponibilidad de datos creciente surgen nuevas oportunidades para investigación de síntesis de gran escala. Sin embargo, comparar descubrimientos de diferentes localidades y conectarlas con procesos globales o distantes son todavía un desafío (Rocha et al. 2020), en parte por la falta de marcos espaciales apropiados a grandes escalas para ubicarlos en contexto (Huemmerle et al. 2013). La ciencia de sistemas territoriales, como campo de investigación, está en rápido crecimiento y se están diversificando y consolidando abordajes metodológicos para cubrir este vacío (GLP 2016). Un ejemplo es el análisis de síndromes y arquetipos (Mayfroidt et al. 2018, Oberlack et al. 2019, Sietz et al. 2019), que analizan los sistemas socio-ecológicos a través de la identificación de patrones recurrentes de características y procesos de uso del suelo, y que han sido usadas para detectar la ocurrencia de determinados sistemas socio-ecológicos a través del territorio, como así también para generar clasificaciones de sistemas territoriales.

Muchos proyectos aplicaron la lógica de arquetipos para generar clasificaciones a gran escala de sistemas territoriales socio-ecológicos. Una de las primeras iniciativas por Ellis y Ramankutty (200) combinaron cobertura del suelo con irrigación y datos poblacionales para generar los *Biomás antropogénicos del mundo*. Esfuerzos subsiguientes incluyeron datos más detallados en actividades productivas. Letourneau et al. (2012) generaron el *mapa global de sistemas de uso del suelo*, van Asselen y Verburg (2012) produjeron una *representación a escala global de sistemas territoriales*, y Václavík et al. (2013) desarrollaron los *arquetipos globales de sistemas territoriales*. A una escala continental, Levers et al. (2018) analizaron *patrones arquetípicos y trayectorias de sistemas territoriales en Europa*.

Estos estudios cambiaron data de diferente naturaleza (por ejemplo cobertura del suelo, intensidad de uso del suelo, factores biofísicos) usando métodos de clasificación computarizada (por ejemplo procesos empíricos multi-nivel, agrupamiento jerárquico, mapas auto-organizantes). Para producir mapas de resolución espacial media (aproximadamente de 10 a 20 km). No obstante, las clasificaciones se centraron en el uso del suelo, particularmente identificando diferentes tipos de producción agropecuaria. En la mayoría de los casos se usó información sobre las características de las comunidades sociales fue representada sólo a través de densidad de población o accesibilidad (distancia

a ciudades), como indicadores de intensidad de uso del suelo. Factores políticos, ambientales y socio-económicos fueron usados en algunos casos *a posteriori* para describir las clases, pero no para generarlas. La cultura y gobernanza son importantes para reflejar el comportamiento complejo de agentes influenciando el paisaje (Lambin et al. 2001, Verburg et al. 2009, Rounsevell et al. 2012) y son muy difíciles de incluir en modelos globales (Václavík et al. 2013). Los *arquetipos globales de sistemas territoriales* es el más abarcador de estos proyectos. Produjeron una clasificación exhaustiva que consideró varias variables físicas, actividad fotosintética (NDVI), producto bruto interno (GDP) y estabilidad política.

Clasificaciones a escala global son ideales para representar patrones generales a través del mundo, pero se quedan cortas para entender los sistemas territoriales a escalas local o regional. Por ejemplo, la clasificación de Václavík y colaboradores (2013) agrupó aproximadamente la mitad del continente Sudamericano (12.000 km<sup>2</sup>) como la misma clase: “forest systems in the tropics”. Trabajar a escalas espaciales más finas permite más detalle en la descripción de las clases, la inclusión de variables de relevancia regional, trabajar con un rango de valores específico, y mayor probabilidad de encontrar sets de datos completos y coherentes para variables específicas, como por ejemplo las culturales y políticas.

América del Sur tiene características particulares que justifican tener un esquema de clasificación específico para el continente que mejore el entendimiento dentro y entre sistemas territoriales locales. Por ejemplo una baja densidad poblacional, con más del 80% de la población concentrada en áreas urbanas; una historia de uso del suelo influenciada fuertemente por grupos sociales en regiones del altura, seguida por un período de colonización Europea altamente transformador, incluyendo el reemplazo masivo de herbívoros salvajes por ganado; numerosas comunidades indígenas con un legado cultural diverso; economía y producción agrícola orientada hacia la exportación y vinculada a una de las tasas de deforestación más altas del mundo.

En un primer esfuerzo por integrar conocimiento socio-ecológico en la caracterización de sistemas territoriales para Latinoamérica, Boillat y colaboradores (2017) propusieron “tipologías simplificadas a nivel bioma de sistemas territoriales socio-ecológicos (SELS por sus siglas en inglés)”. Describieron siete SELS basados en datos biofísicos, económicos, organización urbana, instituciones, tecnología, legados históricos y potenciales tendencias futuras. No obstante, estas tipologías fueron basadas exclusivamente en conocimiento de expertos y carece de un mapa que los conecte con una representación espacial específica, lo que limita su uso y aplicación.

En este trabajo, hacemos operativo el concepto de SELS con una clasificación espacial sistemática y precisa para Sudamérica. Nuestro objetivo principal era contribuir al desarrollo de un marco de referencia espacial para facilitar la contextualización de la discusión de resultados y estudios en ciencias de sistemas territoriales y planeamiento territorial. Específicamente, (1) creamos un mapa de tipologías de SELS para Sudamérica, (2) analizamos las variables clave que diferenciaron las tipologías, y (3) describimos y discutimos el mapa de SELS resultante en cuanto a la representación de nuestro conocimiento territorial y adecuación a las descripciones conceptuales de los SELS en el trabajo de Boillat y colaboradores (2017). Adicionalmente, resaltamos vacíos de datos clave que permitirían profundizar más en caracterizaciones de este tipo.

## MÉTODOS

Generamos una clasificación de Sudamérica en tipologías generales de sistemas territoriales socio-ecológicos mediante el análisis de patrones espaciales de diversas características a lo largo de un espacio multidimensional, identificando áreas con perfiles similares (Meyfroidt et al. 2018, Sietz et al. 2019). Nuestro objetivo de investigación puede no tener una única solución correcta, por lo que priorizamos un mayor valor de aplicación dando prevalencia a la experiencia colectiva de investigadores trabajando en la región.

Diseñamos una metodología híbrida combinando técnicas de aprendizaje computarizado para analizar un set de datos espaciales social y ambiental, con una evaluación basada en el conocimiento por un grupo interdisciplinario de especialistas regionales (autores). El análisis espacial computarizado permite replicabilidad y detalle espacial, mientras que la perspectiva basada en conocimiento contribuye con un criterio colectivo mejorado para tomar decisiones en el diseño del análisis como en la interpretación de los resultados. Decidimos no confiar exclusivamente en los análisis de datos automatizados ya que reconocemos que hay limitaciones en los datos (por ejemplo el uso de proxies para cubrir vacíos de información, ver la sección *Limitaciones metodológicas*), que impactaban de manera diferencial sobre los tipos de variables, afectando en mayor medida a los aspectos sociales que a los biofísicos. Bajo este escenario, las soluciones matemáticamente óptimas pueden no siempre ser las más significativas temáticamente. Por lo tanto, aplicamos el conocimiento de experto para favorecer una coherencia de los clusters con el conocimiento territorial, tomando decisiones subjetivas sobre la evidencia aportada por los resultados de los análisis. El potencial sesgo de estas decisiones subjetivas fue minimizado a través de la diversificación de perfiles del grupo de especialistas regionales.

Los especialistas regionales estuvieron involucrados a lo largo de los 22 meses de duración del estudio. Tuvimos tres instancias de encuestas individuales sobre las variables a considerar y resultados parciales, un taller presencial durante el congreso GLP Open Science Meeting en abril de 2019, una instancia de trabajo en subgrupos específicos para discutir cada uno de los SELS en profundidad, y finalmente la revisión integral del manuscrito. El grupo de especialistas consistió en 21 investigadores de diferentes perfiles, filiaciones, disciplinas, perfil técnico, género y nacionalidades, con una extensa experiencia local y regional, cubriendo la diversidad territorial y geográfica de Sudamérica. Muchos de ellos fueron autores de la publicación de Boillat et al. (2017). Los perfiles disciplinares representados en nuestro grupo incluyen ecología, etnobiología, geografía, agronomía, ecología económica, antropología y forestal.

Seguimos un proceso iterativo (Figura A1.1) que incluyó: (1) definir las variables relevantes y la escala de análisis, (2) generar los mapas e identificar las principales variables explicativas, (3) discutir los productos del análisis y describir los SELS resultantes. Los detalles de cada paso metodológico están documentados exhaustivamente en el Apéndice 1 a lo largo de sus cuatro secciones: *Variables*, *Bases de datos*, *Análisis de agrupamiento* y *Resultados del agrupamiento*.

### **Marco conceptual y selección de variables**

De acuerdo a la definición de Boillat et al. (2017), entendemos a los SELS como sistemas complejos, dinámicos y anidados, que se desarrollaron con los humanos como el principal agente de cambio, pero que dependen de las características y oportunidades ecológicas subyacentes. Cada SELS es definido por su configuración particular de condiciones sociales y ambientales, patrones de urbanización, dinámicas de uso del suelo y factores de contexto. Para guiar el proceso de selección de variables tomamos como referencia las características de las tipologías de SELS a nivel bioma enunciadas en la Tabla 1 de Boillat et al. (2017; a los que nos referiremos como SELS conceptuales). En el proceso de operativizar las definiciones teóricas nosotros (1) desviamos el foco de patrones de cambio de uso del suelo hacia las condiciones estáticas que los reflejarían, (2) estructuramos las descripciones organizándolas según la clasificación de componentes para la investigación de sistemas socio-ecológicos (Winkler et al 2018), y (3) descartamos y agregamos variables en base a la disponibilidad de sets de datos apropiados y teniendo en cuenta el balance de representación de las diferentes aristas de los sistemas socio-ecológicos (Tabla A1.1).

Para ser incluido en nuestro análisis requerimos que todos los sets de datos cubran la totalidad de la superficie continental (dejando fuera a las islas) con una metodología consistente y una resolución

espacial menor al tamaño de nuestra grilla de celdas (con excepción de los *indicadores de gobernanza* a escala nacional, y la *diversidad de plantas* con una resolución de 110 km), y de preferencia representativos del año 2010 (o lo más cercano disponible). Finalmente el set de datos que utilizamos para los análisis (Tabla 1) consistió en 26 variables, organizadas en siete dimensiones (variables por dimensión: 3 físicas, 2 biológicas, 6 de paisaje, 7 económicas, 2 demográficas, 4 políticas y 2 culturales), 11 de las cuales correspondieron al dominio ambiental y 15 al dominio socio-económico.

**Tabla 1.** Set de datos considerados.

Variable	Medición	Resolución	Año
Físicas:			
Relieve llano †	percent non-mountain cover	250m	-
Temperatura †	median of mean annual temperature ‡	1km	1981-2010
Precipitación †	median of mean annual rainfall ‡	1km	1981-2010
Biológicas:			
Diversidad de plantas	vascular plant species richness ‡	110km	-
Áreas protegidas	percent of PA	polygons	2019
Cobertura del suelo:			
Bosque	percent cover	250m	2001 - 2014
Arbustales	percent cover	250m	2001 - 2014
Pastizales	percent cover	250m	2001 - 2014
Cultivos	percent cover	250m	2001 - 2014
Plantaciones	percent cover	250m	2001 - 2014
Diversidad de cobertura	diversity index of 9 land cover classes ‡	250m	2001 - 2014
Económicas:			
Centralidad	national centrality index ‡§	1km	2012
Densidad de ganado	density of cattle production ‡	1km	2010
Densidad de minas	number of mining sites ‡§	point data	2011
Diversidad de cultivos	diversity index of 175 crops areas ‡	10km	2000
Irrigación †	percent area equipped for irrigation ‡	polygons	2005
Tiempo de viaje a ciudades †	mean travel time to the nearest city ‡	250m	2000
Tiempo de viaje a puertos †	mean travel time to the nearest port ‡	250m	2018
Demográficas:			
Densidad poblacional	mean environmental population ‡§	2.5 arc-minutes	2012
Tipo de urbanización	category of biggest city in 100km buffer	point data	2000
Políticas:			
WBI efectividad de gob †	government effectiveness ‡	country	2015
WBI estabilidad política†	political stability, absence of violence ‡	country	2015
WBI aplicación de la ley †	rule of Law ‡	country	2015
WBI calidad de regulación †	regulatory quality ‡	country	2015
Cultural:			
Densidad de idiomas	number of languages in 100km buffer ‡	polygons	2007
Siglo de antropización	century reaching 30% anthropic land cover	1km	1700-2000

Variables con un † fueron incorporadas durante el presente estudio en relación a Boillat et al. (2017)  
Transformaciones de datos: ‡ = min-max standardización, § = log transformación y | = peso menor (0.25)

Nuestro set de datos incluyó datos tanto cuantitativos como cualitativos, ya que dos de nuestras variables estaban representadas por datos categóricos: *Tipo de urbanización* y *Siglo de antropización*.

### **Análisis de agrupamiento espacial**

Nuestro diseño de análisis estuvo fuertemente marcado por dos características de nuestro set de datos: tenemos datos mixtos categóricos y cuantitativos, y la mayoría de nuestras variables no presentaron una distribución normal (Figura A1.3). Para mapear los SELS usamos el enfoque de agrupamiento jerárquico, que es ampliamente usada para identificación espacial de tipologías socio-ecológicas (FAO 2011, Letourneau et al. 2012, van Asselen y Verburg 2012, Václavík et al. 2013, Sietz et al. 2019, Rocha et al. 2020). Para ello (1) dividimos la superficie de Sudamérica en un grillado continuo de celdas hexagonales de 40 km de lado a lado (área  $\sim 1400 \text{ km}^2$ ,  $n=13.287$ ), (2) agregamos las variables a nivel de hexágono, que luego utilizamos para (3) calcular las distancias estadísticas entre cada par de hexágonos a lo largo del espacio multidimensional, y finalmente (4) corrimos un análisis de agrupamiento jerárquico divisivo (DIANA, Kaufman y Rousseeuw 1990) para agrupar hexágonos en grupos de acuerdo a la similitud de sus características.

Las distancias estadísticas o (dis)similitudes fueron calculadas mediante el método de distancias de Gower (Gower 1971), ya que es el algoritmo de preferencia para agrupamientos con datos mixtos (Gower 1971, Kaufman y Rousseeuw 1990, Kassambara 2017, Boehmke y Greenwell 2019) y es menos sensible a outliers y distribución de datos no normal que otros métodos populares como el Euclidean (Kassambara 2017, Boehmke y Greenwell 2019). Si embargo, aplicamos transformación logarítmica a aquellas variables que presentaron una distribución fuertemente exponencial (ver Tabla 1), y estandarizamos todas las variables para ajustar sus valores a un rango 0-1 para mitigar potenciales efectos derivados de la distribución de valores de los datos.

El agrupamiento jerárquico divisivo (DIANA) es un método de análisis no supervisado que genera dendrogramas, una organización jerárquica de grupos partiendo desde su raíz (todos los hexágonos en un mismo cluster) e iterativamente va dividiendo un grupo en dos hasta que todos los hexágonos constituyen su propio cluster (Maechler et al. 2019). En cada iteración el grupo más heterogéneo (el que contiene el valor de disimilitud más grande entre cualquier par de hexágonos) es dividido en dos nuevos grupos, donde el “grupo particional” es iniciado a partir del hexágono más dispar (mayor disimilitud promedio).



La mayoría de los métodos confeccionan sus grupos a partir de los nodos terminales (hojas), seleccionando el hexágono inicial al azar y considerando sólo los patrones locales o vecinos más próximos para informar las divisiones. En cambio, DIANA, al iniciar a partir de la raíz del árbol, toma en consideración la distribución completa de todos los hexágonos para las divisiones iniciales, ganando precisión y favoreciendo la captura de la estructura principal de los datos priorizando la coherencia de los grandes grupos por sobre la pureza de los grupos pequeños (Kaufman y Rousseuw 1990, Kassambara 2017, Boehmke y Greenwell 2019).

Consideramos los resultados del agrupamiento en dos niveles de detalle espacial anidados (1er nivel corresponde a las Regiones Socio-Ecológicas -SER- y el 2do nivel a los Sistemas Territoriales Socio-Ecológicos -SELS-) ya que los diferentes niveles aportan información complementaria y mejoran la robustez del análisis (Sietz et al. 2017, 2019, Vallejos et al. 2020). Los autores analizamos los productos del agrupamiento (distribución espacial, estadísticas de los grupos, y métricas de desempeño del método) en cortes sucesivos del dendrograma (árbol) en relación a su conocimiento territorial para acordar en el número óptimo de grupos. Para más detalles referirse al Apéndice 1.

Para analizar cuáles de las variables aportaron más información al agrupamiento utilizamos árboles de regresión potenciados (boosted regression trees, BRTs, Elith et al. 2008) sobre el producto del agrupamiento. Los BRT son una técnica de regresión-clasificación en la órbita del aprendizaje computarizado donde se entrena un modelo para relacionar una respuesta a las variables predictoras mediante divisiones binarias iterativas, donde la contribución relativa de las variables puede medirse como el número promedio de veces que esa variable se elige para las divisiones del árbol. Para poder examinar fluctuaciones en la relevancia de variables entre los diferentes grupos, este análisis se repitió varias veces, con diferentes grupos objetivo: dos análisis multi-nominales con el objetivo de diferenciar todos los grupos simultáneamente en la clasificación de SER y SELS, más  $n$  análisis binarios específicos, donde en cada uno el objetivo fue diferenciar un SELS particular del resto de los SELS como un todo unificado ( $n$ = número de grupos en la clasificación SELS). Para más especificaciones sobre los modelos y sus parámetros referirse al Box A1.1.

Lejos de ser unidades homogéneas, los grupos incluyen cierta heterogeneidad interna. Para identificar variaciones geográficas en la representatividad de los grupos evaluamos la heterogeneidad interna de los grupos (mediante la disimilitud promedio de los hexágonos que los componen) y generamos un mapa que representa zonas de mayor representatividad y zonas de representatividad marginal). Proponemos esta métrica como un indicador de la variación espacial de la incertidumbre en la

clasificación. El nivel de incertidumbre para cada hexágono fue calculado como el promedio de los valores de disimilitud entre ese hexágono y todos los otros pertenecientes a su mismo SELS. Mayor disimilitud indica un mayor desvío de ese hexágono en relación a las características promedio del SELS al que pertenece.

Todos los análisis se realizaron en el programa R 3.6.1 (R Core Team, 2019). Para el agrupamiento utilizamos la función *daisy* (cálculo de distancias estadísticas) y la función *diana* (agrupamiento) del paquete *cluster* (Maechler et al. 2019). Los árboles de regresión fueron calculados con la función *gbm* (modelos multinomiales) del paquete *gbm* (Greenwell et al. 2019) y la función *gbm.step* (modelos binarios) del paquete *dismo* (Hijmans et al. 2017).

### **Interpretación de los SELS**

Para garantizar una interpretación profunda de los SELS, los autores de este trabajo se organizaron en paneles de entre cuatro y siete especialistas regionales específicos para cada SELS. Los paneles discutieron meticulosamente la consistencia entre los SELS y su conocimiento territorial, describieron las características de ese sistema territorial socio-ecológico, propusieron un nombre y evaluaron su alineamiento con los SELS conceptuales.

## **RESULTADOS**

Nuestra clasificación dividió al continente en cinco tipologías a escala gruesa, las Regiones Socio-Ecológicas (SER), que reflejaron los biomas principales y usos del suelo dominantes (Figura 1A). Anidadas en los SER, identificamos 13 Sistemas Territoriales Socio-Ecológicos (SELS), cada uno con características distintivas que representan propiedades más específicas de sus territorios (Figura 1B). La incertidumbre en la clasificación de los SELS fue más baja en las porciones centrales y llanas del continente que en las costas y zonas aledañas (incluyendo la Cordillera de los Andes) (Apéndice 2). Algunas regiones con mayor incertidumbre incluyeron: la ladera este de la porción Norte de los Andes, la costa este de Venezuela, la porción central de las Guayanas y las regiones de los extremos norte y sur de la costa brasilera.

### **Influencia de las variables en la clasificación de SELS**

Las variables más relevantes para caracterizar las clases variaron dependiendo de la escala de análisis. Las variables relevantes para separar las cinco SER fueron un subconjunto de aquellas relevantes para separar los trece SELS (Figura 2), lo que indica que la diversidad de variables facilitó la especificidad

de la clasificación de SELS. Esto fue incluso más evidente cuando analizamos las variables más relevantes para diferenciar cada SELS individual del resto (Tabla A3.1). Muchas variables que

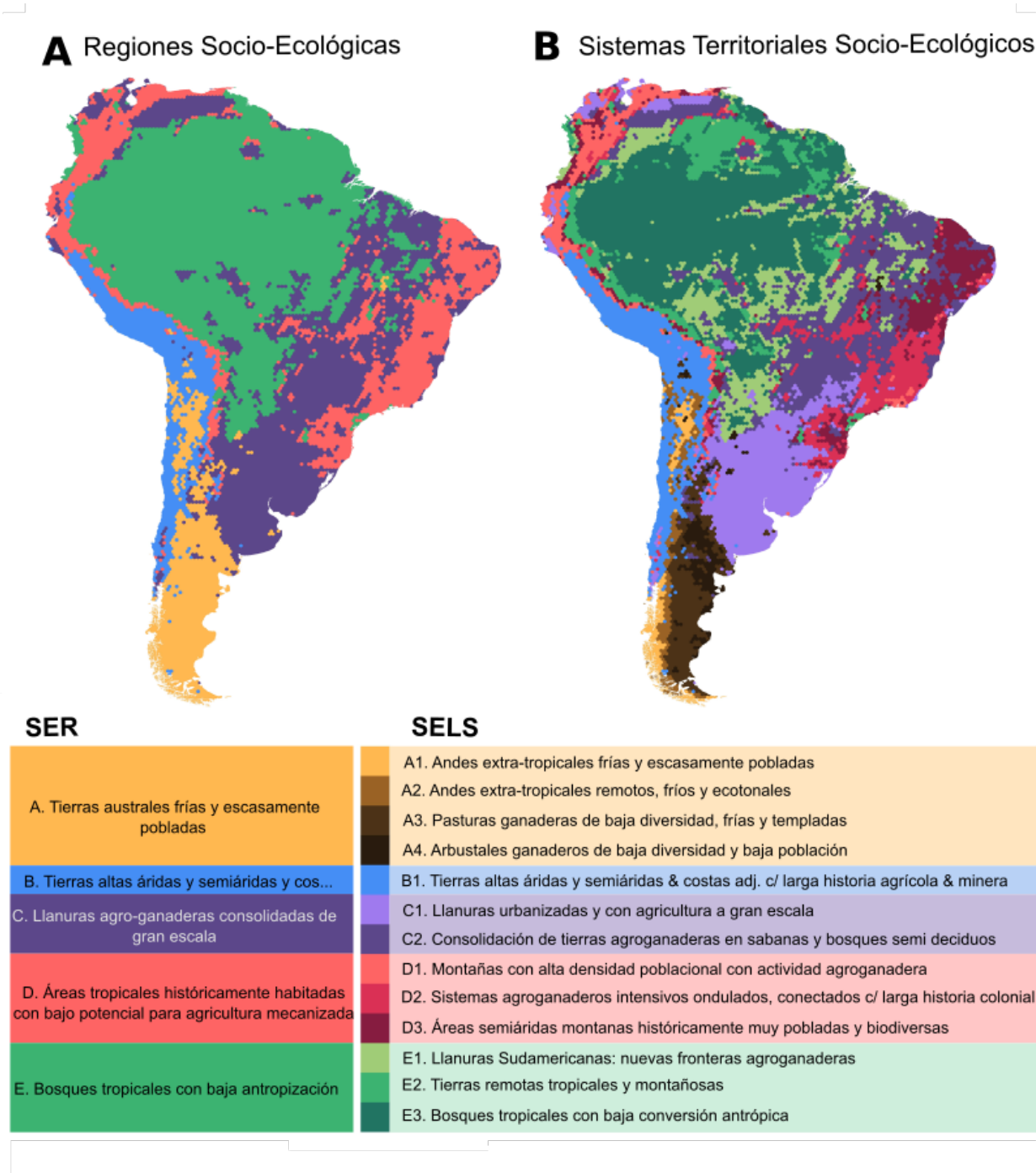


Figure 1. Mapa de las Regiones Socio-Ecológicas (A) y Sistemas Territoriales Socio-Ecológicos (B) de Sudamérica. El mapa representa la distribución espacial de las clases descritas en la sección 3.2. En el material suplementario encontrarán una versión del mapa en alta resolución.

mostraron muy baja influencia sobre la clasificación general de SER, resultaron entre las variables más informativas para definir algunos SELS individuales.

Las cinco variables más relevantes en definir la clasificación fueron compartidas por ambos niveles SER y SELS: *cobertura de bosque*, *porcentaje de tierras planas*, *diversidad de plantas*, *tiempo de viaje a ciudades* y *temperatura* – sumando un 70.60% (SER) y un 65.58% (SELS) de la varianza explicada

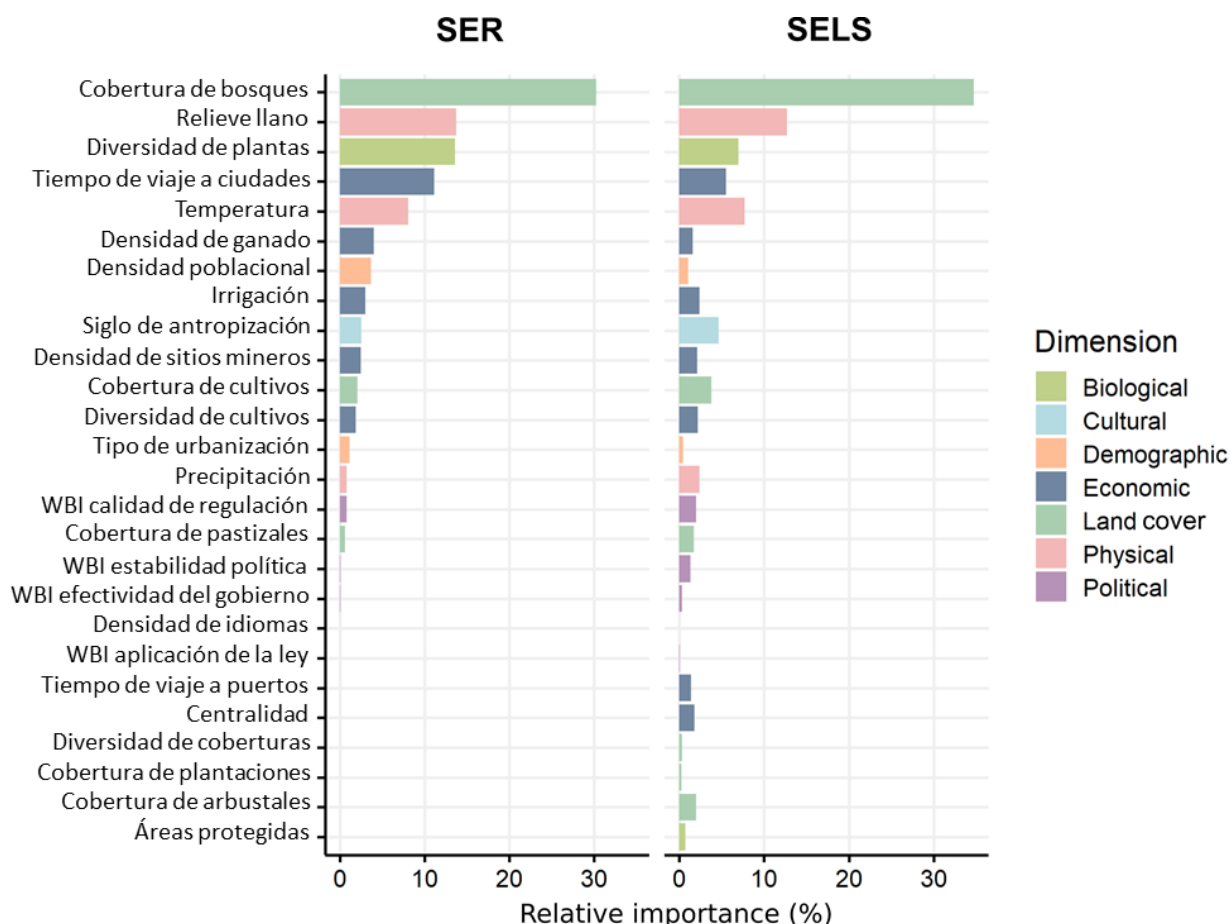


Figura 2. Gráficos de importancia relativa para los SER (izquierda) y SELS (derecha). Los valores indican el porcentaje de la contribución de las variables para cada uno de los dos modelos de clasificación generados a través de árboles de regresión independientes. Los colores de las barras indican a qué dimensión pertenecen las variables.

de la distribución de los clusters (Figura 2). La cobertura de bosque fue dominante, representando aproximadamente un tercio de la varianza explicada, más del doble que la segunda variable en el ranking en ambos niveles de clasificación. Las diferencias aparecieron entre la quinta y décima posición en el ranking de contribución de información relativa: el modelo SER se basó más en *densidad de población* y *ganado*, mientras que el modelo SELS en *cobertura de cultivos* y *siglo de antropización* (Figura 2). Excepto por la dimensión política, las otras seis dimensiones estuvieron

representadas entre las 10 variables más relevantes en ambos niveles (modelos SER y SELS). Sin embargo, hubo un cambio de dominancia con más variables ambientales ocupando las posiciones más altas del ranking y más variables socio-económicas hacia la porción central.

En el otro extremo del ranking de importancia relativa, cinco variables rankearon en posición 6 o menor en todos los 15 modelos que examinamos (Tabla A3.1): *Cobertura de plantaciones, diversidad de coberturas del suelo, Indicador del Banco Mundial Acatamiento de la ley, Tipo de urbanización y Diversidad de idiomas.*

### **Tipologías de sistemas territoriales socio-ecológicos de Sudamérica**

En esta sección describimos las cinco tipologías al nivel de SER. Debido a limitaciones de espacio, las descripciones de los trece SELS y los gráficos diagnósticos asociados están en el Apéndice 4 y 5, respectivamente.

#### *SER A. Tierras australes, frías y escasamente pobladas*

Incluye ecosistemas boscosos y no boscosos, que a pesar de esta diferencia ecológica clave (provocada principalmente por diferencias en la humedad) comparten importantes características socio-ecológicas: (1) clima cálido asociado a ciclos biogeoquímicos lentos (reflejado por ejemplo en la existencia de turberas conocidas como “mallines” y “bofedales”), (2) relativamente bajos niveles de diversidad biológica, pero altos niveles de endemismo asociados con su historia biogeográfica, (3) bajo potencial para el cultivo fuera de los valles fluviales, (4) baja población humana y áreas muy extensas sin población, (5) ganadería extensiva de animales chicos (cabras y ovejas) y ganado bovino, frecuentemente en declive, (6) actividad minera muy extendida en la zona (con frecuencia sub desarrollada), típicamente asociada con la industria energética (gas, aceite, carbón, litio), (7) creciente importancia del turismo, (8) áreas protegidas extensas, y ocurrencia de procesos espontáneos de recuperación de la fauna nativa (por ejemplo guanacos en la Patagonia, vicuñas en la Puna y sus predadores asociados). Los sectores de bosque templados se caracterizan por una biota muy distintiva que deriva de linajes Gonduánicos con alto nivel de endemismo, en parte amenazadas por la expansión de especies invasoras exóticas (por ejemplo castores, ciervos, pinos, muchas especies de plantas ornamentales). Este SER incluye cuatro SELS, detallados en la Tabla 2.

#### *SER B. Tierras altas áridas y semiáridas y costas adyacentes, con una larga historia agrícola y minera.*

Corresponde a los Andes centrales de Perú, Bolivia, Chile y Argentina, los valles secos inter-Andinos de Ecuador, las costas áridas del Pacífico de Perú y Chile, y los Andes mediterráneos. Se caracteriza

por una geomorfología irregular, amplio rango altitudinal, gran diversidad climática (en general seco y templado), una antigua historia de ocupación humana y relativamente alta densidad poblacional (incluyendo algunas grandes ciudades). Como un área costera está ampliamente influenciada por la economía de comercio transoceánico. Debido a las condiciones climáticas, la agricultura está limitada a las zonas irrigadas en valles y costas, o cultivos estacionales de secano en las tierras altas. Con alta diversidad biológica y cultural, este SER lidera el ranking de diversidad de cultivos, pero también en densidad minera. Este SER incluye un sólo SELS, detallado en el Apéndice 4.

#### *SER C. Llanuras agro-ganaderas consolidadas de gran escala*

Corresponde a llanuras y tierras de baja resistencia al rodaje con suelos mayormente fértiles dominados por paisajes productivos principalmente en Argentina, Uruguay, Brasil, Paraguay y, en un bloque separado, Venezuela y Colombia, pero también incluye parches más pequeños dentro del Amazonas. Este SER incluye las mayores y más productivas áreas de producción y exportación de granos y carnes del continente, como también algunas de las ciudades más grandes y la infraestructura de transporte y exportación de *commodities*. La biodiversidad fluctúa pero es mediana en la mayor parte de la región, con muy pocas áreas protegidas. El área incluye ecorregiones naturales de vegetación abierta, como las Pampas y Campos de pastizal, pero también sectores de bosques tropicales y subtropicales como el Amazonas, Chaco y el Espinal. Aquellos sectores embebidos en el bosque están representados por conglomerados de agricultura consolidada comúnmente desarrolladas en torno a centros urbanos de mediano tamaño, o caminos principales que facilitan su conexión a las principales ciudades y puntos de exportación. Una gran fracción de los *commodities* agrícolas exportado por el continente se originan en el área cubierta por este SER. Este SER incluye dos SELS, detallados en el Apéndice 4.

#### *SER D. Áreas tropicales históricamente habitadas con bajo potencial para agricultura mecanizada*

Incluye la región sud-este de Brasil, regiones montañosas de Colombia y Ecuador, y una angosta franja a lo largo de las laderas orientales de los Andes tropicales (ambos, húmedos y secos). En general, estas áreas han sido las bases de la ocupación prehispánica y etapas tempranas de la colonia. La densidad poblacional continúa siendo alta, sin embargo, su área agrícola se convirtió en marginal comparativamente, ya que tienen baja aptitud para la expansión de la agricultura mecanizada moderna debido a las pronunciadas pendientes, accesibilidad limitada, suelos comparativamente pobres o degradados, condiciones climáticas con frecuencia subóptima y una tenencia de la tierra caracterizada por alta fragmentación y parcelas pequeñas. La región presenta una alta diversidad biológica y endemismos. En fuerte asociación con la topografía escarpada, muchas áreas experimentan

recuperación de bosques. Los SELS incluidos en este SER incluyen un gradiente de accesibilidad a puertos, con el SELS D2 (Sudeste Brasileiro) siendo el más conectado y, en consecuencia, el más desarrollado económicamente con las ciudades más grandes. Este SER incluye tres SELS, detallados en el Apéndice 4.

#### *SER E. Bosques tropicales con baja antropización*

Incluye el bioma amazónico completo, extendido hacia el sur sobre Bolivia, el oeste Paraguayo y el norte Argentino. Corresponde a paisajes llanos y ondulados dominados por bosque natural con alta biodiversidad y un enorme stock de biomasa. Se extiende sobre climas cálidos y húmedos, con suelos mayormente ácidos y pobres, incluyendo un gradiente de transformación humana que abarca bosques relativamente inalterados (SELS E3), transición a zonas con fronteras de deforestación activa (SELS E1) y áreas con alta fracción de áreas protegidas (SELS E2). Una historia dinámica de expansión agrícola sobre llanuras y terrenos ondulados del continente sugiere que, en el futuro, la zona de contacto entre este SER y el SER C van a experimentar desplazamientos, y zonas con características del SER C pueden expandirse sobre áreas actualmente clasificadas como E. Este SER incluye tres SELS, detallados en el Apéndice 4.

## **DISCUSIÓN**

Maneras innovadoras para utilizar los datos y métodos que mejoren nuestro entendimiento de los sistemas territoriales están entre las innovaciones destacadas necesarias para avanzar áreas temáticas de investigación claves en la ciencia de sistemas territoriales (GLP 2016), especialmente al combinar ciencias sociales y naturales, como así también datos cualitativos y cuantitativos (Rounsevelle et al. 2012). Nuestro enfoque de SELS mejora la comprensión de características, extensión y ubicación de interacciones humano-natural operando a escalas regionales en Sudamérica, moldeados a lo largo de siglos de intervención humana en el ambiente. Como tal, nuestro enfoque ofrece conocimientos nuevos sobre el Antropoceno, como así también, un marco geográfico transferible que facilita contextualizar la investigación en ciencias territoriales.

### **Relevancia de variables en definir los SELS**

Ambos niveles de clasificación (SER y SELS) se basaron en las mismas cinco variables principales según su poder explicativo sobre los patrones de SELS. Unas pocas variables concentraron la mayor parte de la información relativa de la clasificación, especialmente para la clasificación en tipologías

más gruesas, SER. Sin embargo, es a escalas más chicas/detalladas cuando vemos la contribución real de incorporar un set de variables más extenso y deversificado, que resalta las características individuales que diferencian las tipologías de SELS. Por ejemplo, la variable siglo de antropización fue clave para diferenciar los SELS pertenecientes al SER D, distinguiendo las áreas con historia de uso más larga (SELS D1 and D3) de las de ocupación más reciente (SELS D2); densidad de sitios mineros fue la segunda variable más relevante para el SER B; la cobertura de arbustales fue la variable más relevante para los SELS D3 y D4 (Tabla A3.1 y Apéndice 5).

Muchas de las variables más relevantes para la clasificación (por ejemplo *cobertura de bosque, relieve llano, diversidad de plantas, temperatura*) correspondieron al dominio de lo natural. Por lo tanto nuestros resultados sugieren que, similar a un esquema de clasificación de biomas y ecorregiones, las características físicas y biológicas a esa escala continúan prevaleciendo sin importar el impacto humano. Esto sugiere que tienen el poder de determinar, o poner límites a las posibilidades de establecimiento de ciertas actividades socio-económicas.

La variable más relevante en definir la distribución de los SELS fue *cobertura de bosques* (que acaparó un tercio de la varianza explicada). Tanta relevancia es razonable considerando que los bosques ocupan una gran área del continente con una distribución desigual (FAO and UNEP 2020), y que la *cobertura de bosques* es una variable compleja y sintética. Resume la combinación de variables físicas como *altitud, precipitación y temperatura*, pero también informa indirectamente sobre la historia antrópica y el uso del suelo. Por ejemplo, en casos donde las condiciones físicas son apropiadas para bosques, su ausencia en ciertas áreas divide una región físicamente homogénea entre deforestada y bosque no convertido.

La segunda variable más relevante fue el relieve, aquí representado como porcentaje de terreno llano, no sólo para los modelos multinomiales generales SER y SELS, sino que también estuvo entre las cinco variables más relevantes en nueve de los trece SELS (Tabla A3.1). La topografía es una de las diferencias más relevantes entre los tipos de uso del suelo actuales y potenciales en Sudamérica, ya que determina en gran medida la aptitud para agricultura mecanizada. En nuestros análisis, la diferenciación entre montañas *versus* planicies fue crítica y probablemente sostiene múltiples propiedades biofísicas y socio-económicas. La tercera variable explicatoria más relevante fue *diversidad de plantas* que, al igual que *cobertura de bosques*, resume aspectos preponderantes de las condiciones climáticas y disponibilidad de recursos (Kreft and Jetz 2007). lo que con frecuencia se asume como la variable organizativa más importante para la diversidad biológica en el continente. La



cuarta fue *tiempo de distancia a ciudades*, la única variable socio-económica en el top cinco en el ranking de relevancia. La presencia de ciudades grandes incluye dos propiedades geográficas interconectadas. Por un lado, representan acceso a infraestructura y oportunidades económicas, generando una suerte de poder gravitatorio sobre las actividades humanas (Lambin et al. 2001, Grimm et al. 2008). Por otro lado, la mayor parte de las ciudades fueron fundadas siglos atrás estratégicamente para servir a la Sudamérica colonial (por ejemplo el conflicto bélico con pueblos indígenas y trasportar productos a Europa) y la persistencia de su ubicación pueden haber influenciado la distribución de usos del suelo antrópicos en el presente. La quinta fue temperatura, lo que no representa una sorpresa considerando el amplio rango de temperaturas en el continente (temperatura del aire promedio entre 6 y 24° Celsius, Collins et al. 2009), variando principalmente con la latitud y altitud.

*Precipitación*, que es asumida frecuentemente como una de las variables más relevantes en determinar la diversidad biofísica en el continente apareció en el puesto 14 del ranking, en lugar de destacarse entre las principales variables físicas como relieve y temperatura. Sin embargo, sí ocurrió en el top cinco de aquellos SELS particularmente relacionados al clima árido (A1, A2, A3 y B).

La *densidad de ganado* fue una variable vinculada a lo humano importante, más aún que la cobertura de cultivos. El ganado está entre los principales herbívoros en el mundo, y su relevancia es desproporcionalmente alta en Sudamérica (Bar-On et al. 2018). Tres de los cinco países en el mundo con mayor proporción entre ganado y personas ocurren en esta región (Argentina, Brasil y Uruguay; FAOSTATS). La *densidad de ganado* permite caracterizar tanto la producción intensiva (por ejemplo, sistemas intensivos que compiten con cultivos en las Pampas o el Cerrado) pero también para discriminar entre regiones no agrícolas, ya que la producción de ganadería extensiva caracteriza los sistemas mésicos que no son tan secos (donde las ovejas y cabras dominan la herbivoría) y no tan húmedos como la selva lluviosa amazónica donde el ganado no ocurre fuera de áreas deforestadas (Seo et al. 2010).

La dimensión política tuvo en general una influencia baja a intermedia en caracterizar a los SELS, posiblemente debido a su resolución espacial tan burda (nivel de países) de los datos. Sin embargo, algunos aspectos políticos fueron relevantes en localidades particulares (por ejemplo, *calidad de regulación* fue la segunda variable más relevante en separar los SELS A1). El bajo impacto de la densidad de idiomas en la clasificación de SELS fue notable, y contraria a las expectativas de los especialistas y la literatura (Maffi 2005, Gorenflo et al 2012). Es posible que la unidad de medida que empleamos (número de idiomas que se hablan dentro de un radio de 100 km) puede haber sido poco

apropiada, aunque difícil de contrastar debido a la ausencia de referencias guía de otras publicaciones. Animamos a trabajos futuros a examinar más en profundidad esta preocupación y buscar variables alternativas para reflejar la diversidad cultural.

En la década pasada ocurrió una clara evolución en la clasificación de sistemas territoriales hacia la incorporación de la complejidad de las interacciones humana-natural. Comparado con clasificaciones previas, en este trabajo profundizamos en la consideración de los sistemas territoriales socio-ecológicos. Ampliamos la diversificación de las variables consideradas alcanzando representar siete dimensiones complementarias de los sistemas socio-ecológicos: físico, biológico, cobertura del suelo, demográfico, económico, político y cultural. Además, priorizamos la inclusión de atributos más pertinentes para este continente, como la minería y distancia a puertos. Nuestro esfuerzo para incorporar explícitamente aspectos sociales más profundos de las sociedades humanas representa un paso hacia un salto cualitativo en el campo, de mapear sistemas de uso del suelo hacia mapear sistemas socio-ecológicos. Sin embargo, una serie de limitaciones (discutidas en la sección *Consideraciones metodológicas*) necesita ser atendida para poder alcanzar dicha meta, especialmente considerando los vacíos de información y variación en la calidad de los datos.

### **Alineamiento con los SELS conceptuales**

Las definiciones de SELS producida en este estudio permitieron un refinamiento de los SELS conceptuales basados en criterios de expertos descritos por Boillat et al. (2017). Algunas regiones socio-ecológicas tuvieron una alta correspondencia con los SELS conceptuales (Figura 3). Estos incluyeron: 1) las *Llanuras agro-ganaderas de gran escala consolidadas* (SER C), que correspondieron con los SELS conceptuales *Mesetas Sudamericanas: áreas agroganaderas históricas*, y 2) los *bosques tropicales con baja antropización* (SER E), que corresponde con el SELS conceptual *Llanuras Sudamericanas: nuevas áreas agroganaderas*. En esta última categoría, nuestro estudio agrega tierras tropicales más remotas, que no habían sido consideradas por Boillat et al. (2017) dado su foco primario en cambio de uso del suelo. Correspondencias tan altas muestran la importancia de la ocupación histórica en moldear características socio-ecológicas en las llanuras de Sudamérica.

En la región andina y patagónica encontramos correspondencias medias. Las *Tierras altas áridas y semiáridas y costas adyacentes, con una larga historia agrícola y minera* (SER B) cubrieron los Andes Centrales áridos y aproximadamente están dentro del SELS conceptual *Altiplano y tierras altas de Sudamérica*. Se diferencia porque incluye del Chile mediterráneo y excluye los Andes septentrionales. En cambio, los Andes septentrionales fueron incluidos en el SER D *Áreas tropicales históricamente*

habitadas con bajo potencial para agricultura mecanizada, que se corresponde con el SELS conceptual *Tierras agrícolas costeras con larga historia de colonización* cubriendo el bosque atlántico brasileiro y las costas pacíficas del Caribe. Finalmente, las áreas más altas y frías de los Andes Centrales ocurrieron dentro de las *Tierras australes, frías y escasamente pobladas* (SER A), mostrando más afinidad a los Andes Patagónicos por el clima y la baja población. Al margen de esta inclusión, el SER A se correspondió fuertemente con el SELS conceptual *Bosques templados y tierras áridas del Sur*.

Las zonas áridas fueron las más desafiantes en términos de correspondencia en nuestros análisis. El SELS conceptual *Tierras áridas y mediterráneas* apareció dividido en tres SER diferentes: 1) los Andes

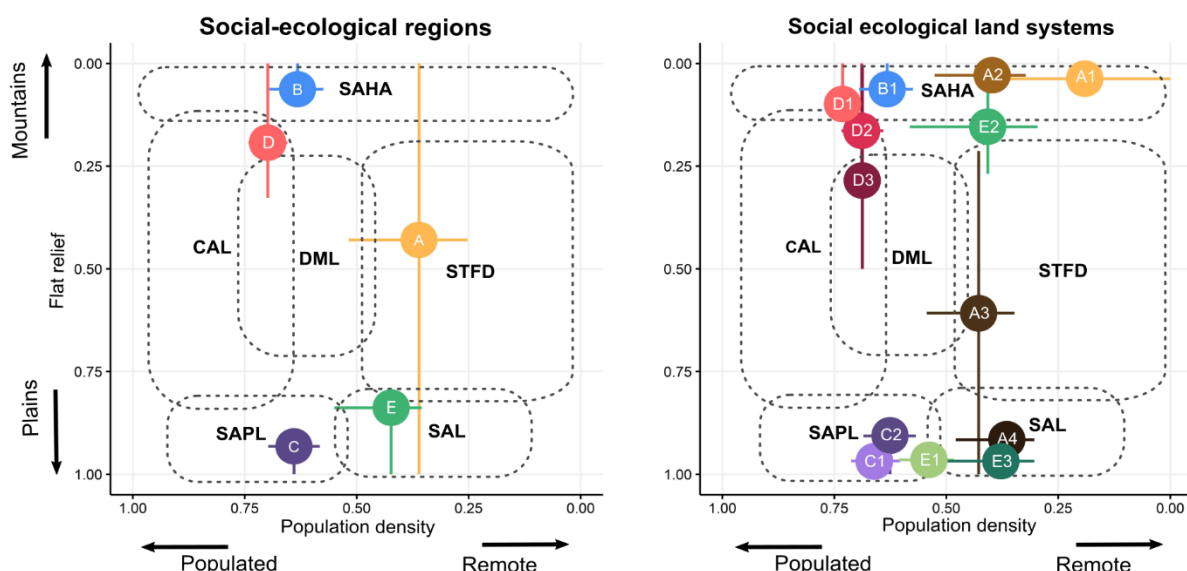


Figura 3. Diagrama de solapamiento entre los SELS conceptuales (Boillat et al. 2017) con los SER (izquierda) y SELS (derecha) a lo largo de dos gradientes de población y relieve. Los círculos representan el promedio de valores y las barras el rango entre el primer y tercer cuantil del porcentaje de tierras llanas (eje y) y la densidad poblacional (eje x). Las líneas de puntos muestran la distribución hipotética de los SELS conceptuales a lo largo de los ejes. Los acrónimos refieren a los nombres en inglés de los SELS conceptuales: SAHA - Altiplano y tierras altas de Sudamérica; CAL - Tierras agrícolas costeras con larga historia de colonización; DML - Tierras áridas y mediterráneas; SAL - Llanuras Sudamericanas: nuevas áreas agroganaderas; SAPL - Mesetas Sudamericanas: áreas agroganaderas históricas; STFD - Bosques templados y tierras áridas del Sur.

Mediterráneos, que tienen más afinidad con los Andes Centrales dentro del SER B, 2) la Caatinga Brasileira, que se correspondió con SER D, representando áreas tropicales históricamente ocupadas, y 3) Oeste Argentino, que fue asignada al SER A, que cubre incluso la Patagonia. Esto mostró la ambigüedad de la categoría tierras áridas que generó configuraciones socio-ecológicas dependiendo de

la ubicación geográfica e historia de ocupación. Esto sugiere que los humanos interactúan diferente con las tierras áridas dependiendo de factores tanto biofísicos como socio-económicos en juego.

Sin embargo, dado las diferencias en los enfoques metodológicos, la similitud de ambas clasificaciones es destacable. Sobre todo, considerando la disparidad en el set de variables consideradas en ambos casos. Mientras hacemos avances en rigor cuantitativo, reproducibilidad, operabilidad y definición espacial, es pertinente notar que los atributos mencionados por Boillat et al. (2017) no fueron obstaculizados por disponibilidad de datos y por lo tanto fueron más consistentes con el entendimiento de los sistemas por parte de los autores. Más aún, el rol de las tendencias en ciencia de cambio de usos del territorio fue central para los SELS conceptuales, mientras que en este estudio consideramos únicamente el estado actual, dejando para trabajos futuros el mapear transiciones y cambios en el territorio.

### **Consideraciones metodológicas**

Los modelos son, inherentemente, simplificaciones de la realidad, y como tal, nuestros mapas no reproducen con precisión todas las características de un territorio en toda su extensión. Son muchos los compromisos al mapear sistemas complejos, y discutimos algunos en los siguientes párrafos.

Destacamos la metodología híbrida como una fortaleza de este trabajo. La opinión interdisciplinaria de los especialistas contribuyó enormemente al evaluar el desempeño de los procesos automatizados, colaborar en la búsqueda de posibles fuentes de datos y discutir los resultados sobre la base de un conocimiento territorial sólido.

### *Limitaciones de los datos*

La mayor desventaja de los enfoques basados en datos es que están limitados por la poca disponibilidad de sets de datos adecuados. Frecuentemente la disponibilidad y calidad de los datos restringen la caracterización de aspectos importantes de los sistemas. En esta sección destacamos y discutimos un breve resumen de los principales vacíos de información que encontramos al realizar este trabajo que potencialmente lo podrían haber enriquecido, esperando que puedan ser resueltos en el futuro.

(1) *Conflictos socio-ambientales*: el único set de datos que encontramos fue por Scheidel et al. (2020), quienes están desarrollando una base de datos espacial muy completa, aunque actualmente se basan en casos auto-reportados en lugar de un registro sistemático. Una fuente potencial que vale la pena explorar es la minería de datos a través de *Google searches*. (2) *Degradación de ecosistemas naturales*: la degradación modifica procesos ambientales y servicios ecosistémicos con variados impactos en la sustentabilidad (Sasaki and Putz 2009, Garrett et al. 2019). La degradación ecosistémica es un concepto

complejo, en parte porque es basado en valores y con situaciones extremadamente variables. La falta de consenso en su definición (Schoene et al. 2007) dificulta su evaluación. (3) *Gobernanza*: influencia los sistemas territoriales en un esquema multinivel parcialmente jerárquico. Frecuentemente están disponibles variables sólo a nivel nacional, pero subestiman la importancia de reglas de gobernanza locales formales e informales, las que en ocasiones pueden tener mucha influencia en el uso del suelo (Tucker 2020, Rajão et al. 2020). (4) *Exportaciones*: gran parte del uso del suelo en Sudamérica apunta a la exportación de alimentos (UN Comtrade | International Trade Statistics Database). Contar con datos de exportación a una resolución subnacional representaría una enorme mejora. Iniciativas como TRASE pueden ayudar a rellenar este vacío, aunque aún no ofrecen sets de datos que cubran toda Sudamérica completa. (5) *Variables culturales*: Este es posiblemente la dimensión menos representada dentro de las variables consideradas para este análisis. Algunos países como Bolivia, Brasil y Colombia tienen buenos registros espaciales de comunidades indígenas, pero no encontramos ningún set de datos unificado que cubra todo el territorio continental. Otros aspectos de la diversidad cultural que reflejen la cohesión comunitaria o prácticas de uso del suelo serían muy importantes también. Esta sería una prioridad para poder sintetizar mejor el proceso de toma de decisiones sobre uso del suelo en ciencias del territorio en conexión con la gobernanza local. (6) *Tenencia de la tierra (o tamaño de parcela)*: informa sobre el tipo de manejo agrícola más probable, como también el grado en que pequeños productores tienen acceso a la tierra. Las bases de datos que pudimos encontrar para representar esta variable fueron parciales (no cubrieron el continente completo; Graesser y Ramankutty, 2017), tenían resolución a nivel país, o combinaban metodologías heterogéneas (compendio de estadísticas nacionales).

#### *Bordes irregulares, detalle espacial y píxeles aislados*

Enfatizamos la importancia de considerar el mapa de incertidumbre en la clasificación (Apéndice 2) para asistir la interpretación y aplicación del mapa de SELS.

En nuestro mapa de SELS las observaciones son hexágonos de 1385 km<sup>2</sup>, que incluyen una buena cantidad de heterogeneidad resumida en un sólo valor por hexágono. Un mapa puede tener una apariencia borrosa o de bordes irregulares debido a artefactos de la clasificación o a propiedades del paisaje que pueden difuminar la apariencia general, pero al mismo tiempo pueden presentar información importante. Algunos eventos espacialmente sucintos, como la presencia de una ciudad o un valle húmedo, puede diferenciar la clasificación de un hexágono de sus alrededores, generando patrones dispersos. Regiones montañosas o paisajes heterogéneos también pueden mostrar una

clasificación de bordes irregulares. Nosotros decidimos mostrar el producto de la clasificación sin filtrar píxeles aislados ni suavizar los bordes de los SELS debido a que perderíamos la información que pudieran contener. En el otro extremo, algunas regiones que aparentan ser homogéneas en el mapa (por ejemplo Chile y el Oeste Amazónico) pueden no necesariamente tener paisajes uniformes. Aparente homogeneidad debería interpretarse como el compartir características únicas que hacen a esos hexágonos más similares entre sí que al resto de hexágonos en el continente.

### *Dinámica temporal y SELS*

Para este estudio consideramos únicamente variables estáticas, priorizando consistencia de la estructura del modelo., sin embargo, las tendencias y direcciones de cambio son características muy importantes de los sistemas territoriales socio-ecológicos que podrían incluso usarse para diferenciarlos.

Incentivamos a estudios futuros a generar una clasificación de SELS que incorpore regímenes de cambio. Adicionalmente, los cambios potencialmente podrían modificar las características de regiones suficientemente como para ameritar una futura revisión de las tipologías asignadas en este estudio, como lo describimos para los SELS dentro del SER A y los SELS dentro del SER E (Apéndice 4).

## **CONCLUSIÓN**

Este estudio presenta tres mayores contribuciones: (1) provee una caracterización razonable e inclusiva de los Sistemas Territoriales Socio-Ecológicos (SELS), (2) ofrece una representación espacial de los SELS en un formato fácilmente operativo y disponible gratuitamente y (3) su perspectiva metodológica sortea algunos desafíos de las clasificaciones socio-ecológicas, como la combinación de datos cuantitativos y cualitativos, y la articulación entre perspectivas basadas en datos y conocimiento de especialistas.

La metodología híbrida representa una fortaleza de este trabajo. La inclusión de un grupo interdisciplinario de especialistas fue crucial para guiar la búsqueda de datos y para contrastar los productos de las clasificaciones automatizadas con el conocimiento territorial. Adicionalmente, esto mejora la utilidad del mapa resultante ya que aumenta su coherencia y relevancia para la comunidad académica y de planeamiento territorial.

La clasificación en SELS es una caracterización reproducible, bien fundamentada y operativa de los sistemas territoriales socio-ecológicos de Sudamérica que facilitan la incorporación del contexto regional al analizar las realidades locales en el Antropoceno. Esperamos que el mapa de SELS provea

un marco geográfico orientativo para analizar patrones observados dentro de un contexto mayor y designar soluciones para la sustentabilidad específica.

## **AGRADECIMIENTOS**

Este estudio fue parte de la tesis doctoral de Lucía Zarbá, financiada por una beca del Consejo Nacional de Investigaciones Científicas y Técnicas (CONICET), Argentina. El proyecto recibió apoyo parcial del subsidio PICT 2015-0521 del Fondo para la Investigación Científica y Tecnológica (FONCyT). El subsidio para viajes de ESRI y del GLP financiaron la participación de MPR y LZ en el GLP OSM 2019. Agradecemos al GLP por sostener la reunión presencial del proyecto y también a los asistentes externos al proyecto que participaron de dicha reunión, enriqueciendo las discusiones.

## **DISPONIBILIDAD DE DATOS**

Los datos y códigos que apoyan los resultados de este estudio están disponibles para descarga libre en GitHub <https://github.com/luciazarba/SELS-SA>.

## **LITERATURA CITADA**

- Allan, J. R., O. Venter, and J. E. M. Watson. 2017. Temporally inter-comparable maps of terrestrial wilderness and the Last of the Wild. *Scientific Data* 4(1):170187.
- van Asselen, S., and P. H. Verburg. 2012. A Land System representation for global assessments and land-use modeling. *Global Change Biology* 18(10):3125–3148.
- Bar-On, Y. M., R. Phillips, and R. Milo. 2018. The biomass distribution on Earth. *Proceedings of the National Academy of Sciences* 115(25):6506–6511.
- Boehmke, B., and B. M. Greenwell. 2019. *Hands-On Machine Learning with R*. CRC Press.
- Boillat, S., F. M. Scarpa, J. P. Robson, I. Gasparri, T. M. Aide, A. P. D. Aguiar, L. O. Anderson, M. Batistella, M. G. Fonseca, C. Fudemma, H. R. Grau, S.-L. Mathez-Stiefel, J. P. Metzger, J. P. H. B. Ometto, M. A. Pedlowski, S. G. Perz, V. Robiglio, L. Soler, I. Vieira, and E. S. Brondizio. 2017. Land system science in Latin America: challenges and perspectives. *Current Opinion in Environmental Sustainability* 26–27:37–46.
- Collins, J. M., R. R. Chaves, and V. da S. Marques. 2009. Temperature Variability over South America. *Journal of Climate* 22(22):5854–5869.
- Elith, J., J. R. Leathwick, and T. Hastie. 2008. A working guide to boosted regression trees. *Journal of Animal Ecology* 77(4):802–813.
- Ellis, E. C., and N. Ramankutty. 2008. Putting people in the map: anthropogenic biomes of the world. *Frontiers in Ecology and the Environment* 6(8):439–447.

- FAOSTATS <https://www.fao.org/faostat/en/#data>. Entry date April 11th 2022
- FAO. 2011. Land Degradation Assessment in Drylands: Mapping Land Use Systems at Global and Regional Scales for Land Degradation Assessment Analysis v1.1. Food and Agriculture Organization of the United Nations, Rome, Italy.
- FAO and UNEP. 2020. The State of the World's Forests 2020. Forests, biodiversity and people. Rome. <https://doi.org/10.4060/ca8642en>.
- Garrett, R. D., S. Levy, K. M. Carlson, T. A. Gardner, J. Godar, J. Clapp, P. Dauvergne, R. Heilmayr, Y. le Polain de Waroux, B. Ayre, R. Barr, B. Døvre, H. K. Gibbs, S. Hall, S. Lake, J. C. Milder, L. L. Rausch, R. Rivero, X. Rueda, R. Sarsfield, B. Soares-Filho, and N. Villoria. 2019. Criteria for effective zero-deforestation commitments. *Global Environmental Change* 54:135–147.
- GLP. 2016. Global Land Programme science plan and implementation strategy 2016-2021
- Gorenflo, L. J., S. Romaine, R. A. Mittermeier, and K. Walker-Painemilla. 2012. Co-occurrence of linguistic and biological diversity in biodiversity hotspots and high biodiversity wilderness areas. *Proceedings of the National Academy of Sciences* 109(21):8032–8037.
- Gower, J. C. 1971. A General Coefficient of Similarity and Some of Its Properties. *Biometrics* 27(4):857–871.
- Graesser, J., and N. Ramankutty. 2017. Detection of cropland field parcels from Landsat imagery. *Remote Sensing of Environment* 201:165–180.
- Greenwell, B., B. Boehmke, J. Cunningham, and GBM Developers, 2019. gbm: Generalized Boosted Regression Models. R package version 2.1.5. <https://CRAN.R-project.org/package=gbm>.
- Grimm, N. B., S. H. Faeth, N. E. Golubiewski, C. L. Redman, J. Wu, X. Bai, and J. M. Briggs. 2008. Global Change and the Ecology of Cities. *Science* 319(5864):756–760.
- Hijmans, R. J., S. Phillips, J. Leathwick, J. Elith. 2017. dismo: Species Distribution Modeling. R package version 1.1-4. <https://CRAN.R-project.org/package=dismo>
- Kassambara, A. 2017. Practical Guide to Cluster Analysis in R: Unsupervised Machine Learning. STHDA.
- Kaufman, L., and P. J. Rousseeuw. 1990. Partitioning around medoids (program pam). Finding groups in data: an introduction to cluster analysis, 344, 68-125.
- Kreft, H., and W. Jetz. 2007. Global patterns and determinants of vascular plant diversity. *Proceedings of the National Academy of Sciences* 104(14):5925–5930.
- Kuemmerle, T., K. Erb, P. Meyfroidt, D. Müller, P. H. Verburg, S. Estel, H. Haberl, P. Hostert, M. R. Jepsen, T. Kastner, C. Levers, M. Lindner, C. Plutzer, P. J. Verkerk, E. H. van der Zanden, and A. Reenberg. 2013. Challenges and opportunities in mapping land use intensity globally. *Current Opinion in Environmental Sustainability* 5(5):484–493.
- Lambin, E. F., B. L. Turner, H. J. Geist, S. B. Agbola, A. Angelsen, J. W. Bruce, O. T. Coomes, R. Dirzo, G. Fischer, C. Folke, P. S. George, K. Homewood, J. Imbernon, R. Leemans, X. Li, E. F. Moran, M. Mortimore, P. S. Ramakrishnan, J. F. Richards, H. Skånes, W. Steffen, G. D. Stone, U. Svedin, T. A. Veldkamp, C. Vogel, and J. Xu. 2001. The causes of land-use and land-cover change: moving beyond the myths. *Global Environmental Change* 11(4):261–269.
- Letourneau, A., P. H. Verburg, and E. Stehfest. 2012. A land-use systems approach to represent land-use dynamics at continental and global scales. *Environmental Modelling & Software* 33:61–79.



- Levers, C., D. Müller, K. Erb, H. Haberl, M. R. Jepsen, M. J. Metzger, P. Meyfroidt, T. Plieninger, C. Plutzer, J. Stürck, P. H. Verburg, P. J. Verkerk, and T. Kuemmerle. 2018. Archetypical patterns and trajectories of land systems in Europe. *Regional Environmental Change* 18(3):715–732.
- Maechler, M., P. Rousseeuw, A. Struyf, M. Hubert, and K. Hornik. 2019. *cluster: Cluster Analysis Basics and Extensions*. R package version 2.1.0.
- Maffi, L. 2005. Linguistic, Cultural, and Biological Diversity. *Annual Review of Anthropology* 34(1):599–617.
- Maxwell, S. L., R. A. Fuller, T. M. Brooks, and J. E. M. Watson. 2016. Biodiversity: The ravages of guns, nets and bulldozers. *Nature News* 536(7615):143.
- Meyfroidt, P., R. Roy Chowdhury, A. de Bremond, E. C. Ellis, K.-H. Erb, T. Filatova, R. D. Garrett, J. M. Grove, A. Heinimann, T. Kuemmerle, C. A. Kull, E. F. Lambin, Y. Landon, Y. le Polain de Waroux, P. Messerli, D. Müller, J. Ø. Nielsen, G. D. Peterson, V. Rodriguez García, M. Schlüter, B. L. Turner, and P. H. Verburg. 2018a. Middle-range theories of land system change. *Global Environmental Change* 53:52–67.
- Oberlack, C., D. Sietz, E. B. Bonanomi, A. de Bremond, J. Dell’Angelo, K. Eisenack, E. C. Ellis, G. Epstein, M. Giger, A. Heinimann, C. Kimmich, M. T. Kok, D. Manuel-Navarrete, P. Messerli, P. Meyfroidt, T. Václavík, and S. Villamayor-Tomas. 2019. Archetype analysis in sustainability research: meanings, motivations, and evidence-based policy making. *Ecology and Society* 24(2).
- R Core Team 2019. R: A language and environment for statistical computing. R Foundation for Statistical Computing, Vienna, Austria <http://www.R-project.org/>.
- Rajão, R., B. Soares-Filho, F. Nunes, J. Börner, L. Machado, D. Assis, A. Oliveira, L. Pinto, V. Ribeiro, L. Rausch, H. Gibbs, and D. Figueira. 2020. The rotten apples of Brazil’s agribusiness. *Science* 369(6501):246–248.
- Riggio, J., J. E. M. Baillie, S. Brumby, E. Ellis, C. M. Kennedy, J. R. Oakleaf, A. Tait, T. Tepe, D. M. Theobald, O. Venter, J. E. M. Watson, and A. P. Jacobson. 2020. Global human influence maps reveal clear opportunities in conserving Earth’s remaining intact terrestrial ecosystems. *Global Change Biology* 26(8):4344–4356.
- Rocha, J., K. Malmberg, L. Gordon, K. Brauman, and F. DeClerck. 2020. Mapping social-ecological systems archetypes. *Environmental Research Letters* 15(3):034017.
- Rounsevell, M. D. A., B. Pedrolí, K.-H. Erb, M. Gramberger, A. G. Busck, H. Haberl, S. Kristensen, T. Kuemmerle, S. Lavorel, M. Lindner, H. Lotze-Campen, M. J. Metzger, D. Murray-Rust, A. Popp, M. Pérez-Soba, A. Reenberg, A. Vadineanu, P. H. Verburg, and B. Wolfslehner. 2012. Challenges for land system science. *Land Use Policy* 29(4):899–910.
- Sasaki, N., and F. E. Putz. 2009. Critical need for new definitions of “forest” and “forest degradation” in global climate change agreements. *Conservation Letters* 2(5):226–232.
- Scheidel, A., D. Del Bene, J. Liu, G. Navas, S. Mingorría, F. Demaria, S. Avila, B. Roy, I. Ertör, L. Temper, and J. Martínez-Alier. 2020. Environmental conflicts and defenders: A global overview. *Global Environmental Change* 63:102104.
- Schoene, D., W. Killmann, H. von Lüpke, and M. L. Wilkie. 2007. Definitional issues related to reducing emissions from deforestation in developing countries (Vol. 5). Rome: Food and Agriculture Organization of the United Nations.

- Seo, S. N., B. A. McCarl, and R. Mendelsohn. 2010. From beef cattle to sheep under global warming? An analysis of adaptation by livestock species choice in South America. *Ecological Economics* 69(12):2486–2494.
- Sietz, D., U. Frey, M. Roggero, Y. Gong, N. Magliocca, R. Tan, P. Janssen, and T. Václavík. 2019. Archetype analysis in sustainability research: methodological portfolio and analytical frontiers. *Ecology and Society* 24(3).
- Sietz, D., J. C. Ordoñez, M. T. J. Kok, P. Janssen, H. B. M. Hilderink, P. Titttonell, and H. V. Dijk. 2017. Nested archetypes of vulnerability in African drylands: where lies potential for sustainable agricultural intensification? *Environmental Research Letters* 12(9):095006.
- TRASE. <https://supplychains.trase.earth/>.
- Tucker, J. 2020. Outlaw Capital: Accumulation by Transgression on the Paraguay–Brazil Border. *Antipode* 52(5):1455–1474.
- UN Comtrade | International Trade Statistics Database. (n.d.). . <https://comtrade.un.org/>.
- Václavík, T., S. Lautenbach, T. Kuemmerle, and R. Seppelt. 2013. Mapping global land system archetypes. *Global Environmental Change* 23(6):1637–1647.
- Vallejos, M., S. Aguiar, G. Baldi, M. E. Mastrángelo, F. Gallego, M. Pacheco-Romero, D. Alcaraz-Segura, and J. M. Paruelo. 2020. Social-Ecological Functional Types: Connecting People and Ecosystems in the Argentine Chaco. *Ecosystems* 23(3):471–484.
- Verburg, P. H., J. van de Steeg, A. Veldkamp, and L. Willemen. 2009. From land cover change to land function dynamics: A major challenge to improve land characterization. *Journal of Environmental Management* 90(3):1327–1335.
- Winkler, K. J., M. W. Scown, and K. A. Nicholas. 2018. A classification to align social-ecological land systems research with policy in Europe. *Land Use Policy*, 79, 137-145.