

UNIVERSIDAD DE SANTIAGO DE CHILE
Facultad de Ingeniería
Departamento de Ingeniería Informática

Manual del Profesor

Clase 07: Machine Learning Geoespacial

Curso: Desarrollo de Aplicaciones Geoinformáticas

Prof. Francisco Parra O.
`francisco.parra.o@usach.cl`

Versión: 22 de septiembre de 2025

Índice

1. Introducción: La Convergencia de IA y Geografía

1.1. ¿Por qué Machine Learning en el Análisis Geoespacial?

El análisis geoespacial tradicional ha servido bien a la geografía durante décadas, pero enfrenta limitaciones ante la explosión de datos espaciales modernos. Satélites que generan terabytes diarios, sensores IoT urbanos, y rastros digitales de millones de usuarios crean un volumen de información que supera la capacidad humana de análisis manual.

La Revolución del ML Geoespacial

Machine Learning no reemplaza el análisis espacial tradicional; lo potencia. Permite descubrir patrones en datos masivos, modelar relaciones no lineales complejas, y automatizar tareas que tomarían años de trabajo manual. Es la evolución natural del análisis espacial en la era del big data.

El Microscopio Digital

Si los SIG tradicionales son como mapas y brújulas para navegar el territorio, el Machine Learning Geoespacial es como un microscopio digital que revela patrones invisibles al ojo humano. Puede ver a través de múltiples capas de complejidad, identificar relaciones sutiles, y predecir cambios antes de que ocurran.

1.2. Los Desafíos Únicos del ML Geoespacial

El Machine Learning aplicado a datos geoespaciales no es simplemente ML tradicional con coordenadas añadidas. Los datos espaciales tienen propiedades únicas que requieren consideración especial:

1.2.1. 1. Autocorrelación Espacial: La Bendición y la Maldición

Para reflexionar

Tobler nos enseñó que “todo está relacionado con todo lo demás, pero las cosas cercanas están más relacionadas”. En ML, esto significa que nuestros datos nunca son verdaderamente independientes. Un modelo que ignora esta realidad está condenado a sobreestimar su propia precisión.

La autocorrelación espacial viola el supuesto fundamental de independencia de observaciones en ML tradicional. Un modelo entrenado con puntos de Santiago puede tener 95 % de precisión en Santiago, pero fallar completamente en Valparaíso. Esto no es un bug; es la naturaleza de los datos espaciales.

1.2.2. 2. El Problema de Escala

Los fenómenos espaciales operan a múltiples escalas simultáneamente. Un bosque es:

- A escala microscópica: interacciones entre hojas y luz
- A escala local: competencia entre árboles individuales

- A escala paisaje: patrones de distribución de especies
- A escala regional: respuesta a gradientes climáticos
- A escala global: parte del sistema climático planetario

Un modelo de ML debe capturar estas múltiples escalas o arriesgarse a perder información crítica.

1.2.3. 3. Heterogeneidad Espacial

El Dilema del Modelo Global

Imagine entrenar un modelo para predecir rendimiento agrícola. Las variables importantes en el Valle Central de California (irrigación, temperatura) pueden ser irrelevantes en Iowa (precipitación, tipo de suelo). Un modelo global promedia estas diferencias, perdiendo precisión local. Modelos locales capturan especificidad pero pierden poder estadístico. Este es el dilema central del ML geoespacial.

2. Fundamentos de Machine Learning para Geografía

2.1. Tipos de Aprendizaje en Contexto Espacial

2.1.1. Aprendizaje Supervisado Espacial

El aprendizaje supervisado en geografía tiene aplicaciones naturales:

Clasificación:

- Clasificación de cobertura terrestre desde imágenes satelitales
- Identificación de tipos de edificios en imágenes aéreas
- Detección de enfermedades en cultivos
- Clasificación de zonas de riesgo

Regresión:

- Predicción de valores inmobiliarios
- Estimación de rendimientos agrícolas
- Interpolación de variables ambientales
- Predicción de demanda de transporte

2.1.2. Aprendizaje No Supervisado Espacial

Descubriendo Estructura Espacial

El aprendizaje no supervisado revela patrones ocultos en datos espaciales sin necesidad de etiquetas. Es especialmente valioso cuando no sabemos qué buscar o cuando las categorías tradicionales no capturan la complejidad real.

Clustering espacial: Agrupa observaciones similares considerando proximidad:

- Identificación de barrios socioeconómicos
- Detección de hot spots criminales
- Zonificación automática urbana
- Segmentación de mercados geográficos

2.1.3. Aprendizaje por Refuerzo Espacial

Aunque menos común, el RL tiene aplicaciones fascinantes:

- Optimización de rutas de delivery
- Gestión adaptativa de tráfico
- Planificación urbana simulada
- Estrategias de conservación

2.2. Feature Engineering: El Arte de Representar el Espacio

En ML geoespacial, el 80 % del éxito viene del feature engineering. Los algoritmos son importantes, pero la forma en que representamos el espacio determina qué pueden aprender.

2.2.1. Features Espaciales Fundamentales

1. Coordenadas y Transformaciones:

Las coordenadas brutas (lat/lon) rara vez son óptimas. Considere transformaciones:

- **Coordenadas cartesianas:** Para distancias euclidianas locales
- **Coordenadas polares:** Para patrones radiales desde un centro
- **Splines espaciales:** Para capturar tendencias suaves
- **Embeddings espaciales:** Representaciones aprendidas del espacio

2. Distancias y Proximidad:

El Vecindario Digital

En el mundo físico, definimos vecindario por proximidad. En ML geoespacial, expandimos esta noción: vecindario puede ser similitud espectral, conectividad de red, o accesibilidad temporal. Cada definición captura diferentes aspectos de la relación espacial.

Tipos de distancia útiles:

- **Euclidiana:** Línea recta, útil para espacios abiertos
- **Manhattan:** Distancia en grilla urbana
- **Haversine:** Distancia en esfera terrestre
- **Network distance:** Distancia real por red vial
- **Cost distance:** Incorpora fricción del terreno

3. Contexto Espacial:

El contexto enriquece cada observación con información de su entorno:

- **Estadísticas focales:** Media, varianza en ventana
- **Densidad kernel:** Intensidad suavizada de eventos
- **Spatial lag:** Valor promedio de vecinos
- **Local indicators:** LISA, Getis-Ord local

3. Algoritmos de ML Adaptados al Espacio

3.1. Random Forest Espacial: El Caballo de Batalla

Random Forest es excepcionalmente popular en aplicaciones geoespaciales por buenas razones:

¿Por qué RF domina el ML geoespacial?

1. Maneja naturalmente relaciones no lineales
2. Robusto a outliers espaciales
3. No requiere normalización de features
4. Feature importance interpretable
5. Maneja bien alta dimensionalidad
6. Paralelizable para grandes datasets

3.1.1. Adaptaciones Espaciales de RF

1. Geographical Random Forest (GRF):

GRF adapta RF para heterogeneidad espacial local:

- Entrena un RF local para cada ubicación
- Pondera observaciones por distancia
- Captura variación espacial en relaciones

2. Spatial Random Forest:

Incorpora autocorrelación directamente:

- Añade coordenadas como features
- Incluye spatial lag variables
- Usa spatial cross-validation

RF para Predicción de Incendios Forestales

Un modelo RF para predecir riesgo de incendios considera:

- **Features estáticas:** Elevación, pendiente, aspecto
- **Features dinámicas:** Temperatura, humedad, viento
- **Features espaciales:** Distancia a caminos, densidad de vegetación
- **Features temporales:** Días desde última lluvia

El modelo aprende interacciones complejas: alta temperatura + baja humedad + vegetación densa + proximidad a caminos = alto riesgo.

3.2. Support Vector Machines en el Espacio

SVMs son poderosas para clasificación de imágenes satelitales:

Ventajas:

- Efectivas en espacios de alta dimensión (bandas espectrales)
- Kernel trick captura relaciones no lineales
- Buena generalización con datos limitados

Kernels espaciales especializados:

- **RBF espacial:** Incorpora distancia en kernel
- **Spectral angle mapper:** Para datos hiperespectrales
- **Graph kernels:** Para datos en redes

3.3. Gradient Boosting Espacial

XGBoost/LightGBM dominan competencias de ML por su precisión:

Para reflexionar

Gradient boosting es como un equipo de expertos especializados. Cada árbol aprende de los errores del anterior, enfocándose en las áreas problemáticas. En contexto espacial, esto significa que automáticamente presta más atención a regiones difíciles de predecir.

4. Deep Learning: La Nueva Frontera Geoespacial

4.1. CNNs: Los Ojos de la IA en el Territorio

Las Redes Neuronales Convolucionales han revolucionado el análisis de imágenes satelitales y aéreas.

La Magia de las Convoluciones

Las CNNs imitan el sistema visual humano. Las primeras capas detectan bordes y texturas, las intermedias reconocen formas y patrones, las profundas entienden objetos y contextos. Es como enseñar a la computadora a “ver” el territorio como lo haría un fotointérprete experto, pero a velocidad y escala sobrehumanas.

4.1.1. Arquitecturas Clave para Geoespacial

1. U-Net: La Reina de la Segmentación

U-Net es ubicua en segmentación de imágenes satelitales:

El Reloj de Arena

U-Net tiene forma de U (o reloj de arena). La rama descendente comprime la imagen a su esencia, capturando el “qué”. La rama ascendente reconstruye detalles, recuperando el “dónde”. Las conexiones skip preservan información espacial fina. Es como destilar la esencia de una imagen y luego reconstruirla con comprensión profunda.

Aplicaciones exitosas:

- Delineación de edificios
- Mapeo de carreteras
- Segmentación de parcelas agrícolas
- Detección de cuerpos de agua
- Mapeo de daños post-desastre

2. ResNet: Profundidad con Estabilidad

ResNets permiten redes muy profundas mediante conexiones residuales:

- ResNet-50/101 para clasificación de escenas
- Transfer learning desde ImageNet
- Fine-tuning con datos satelitales

3. YOLO/Faster R-CNN: Detección de Objetos

Para identificar y localizar objetos específicos:

- Conteo de vehículos
- Detección de barcos
- Identificación de infraestructura
- Monitoreo de construcción

4.1.2. Desafíos Únicos de CNNs en Imágenes Satelitales

1. Multiescala y Multiresolución:

Objetos de interés varían desde metros (autos) hasta kilómetros (ciudades). Soluciones:

- Feature Pyramid Networks (FPN)
- Entrenamiento multiescala
- Arquitecturas con múltiples resoluciones

2. Escasez de Datos Etiquetados:

Etiquetar imágenes satelitales es costoso. Estrategias:

- Transfer learning agresivo
- Semi-supervised learning
- Active learning para etiquetado eficiente
- Weak supervision con etiquetas ruidosas

3. Dominios Espectrales Diferentes:

Imágenes satelitales tienen más bandas que RGB:

- Adaptación de arquitecturas para N bandas
- Fusión de información multispectral
- Índices espectrales como features adicionales

4.2. Graph Neural Networks: Modelando Relaciones Espaciales

El Espacio como Grafo

No todo dato espacial es una imagen. Ciudades son redes de calles, ecosistemas son redes tróficas, economías son redes comerciales. Graph Neural Networks modelan estas relaciones complejas directamente.

4.2.1. GNNs en Aplicaciones Geoespaciales

1. Predicción de Tráfico:

El tráfico es inherentemente un problema de grafos:

- Nodos: Intersecciones o segmentos viales
- Edges: Conexiones viales
- Features: Flujo histórico, eventos, clima
- Target: Flujo futuro o tiempo de viaje

GNNs capturan cómo la congestión se propaga por la red, superando modelos tradicionales.

2. Análisis de Redes Urbanas:

Propagación de Innovación Urbana

Un GNN puede modelar cómo las innovaciones (bike sharing, food trucks) se difunden por una ciudad:

- Nodos: Barrios
- Edges: Proximidad o similitud socioeconómica
- Proceso: Message passing propaga información
- Predicción: Qué barrios adoptarán siguiente

4.2.2. Ventajas de GNNs sobre CNNs

- Manejan datos irregulares (no grillas)
- Incorporan relaciones explícitas
- Invariantes a permutaciones
- Eficientes para datos sparse

5. Validación Espacial: El Talón de Aquiles

5.1. Por Qué la Validación Tradicional Falla

El Error Más Común en ML Geoespacial: Usar random train-test split en datos espaciales. Esto crea data leakage espacial: el modelo “memoriza” el paisaje local y sobreestima dramáticamente su capacidad de generalización.

El Examen con las Respuestas

Random split en datos espaciales es como hacer un examen donde las preguntas pares tienen las respuestas de las impares al lado. El modelo no aprende principios generales; aprende a mirar al costado.

5.2. Estrategias de Validación Espacial

5.2.1. 1. Spatial Cross-Validation

Divide el espacio, no los datos:

Block CV:

- Divide área en bloques rectangulares
- Entrena en algunos, valida en otros
- Previene contaminación espacial

Spatial K-Fold:

- Clustering espacial para crear folds
- Cada fold es espacialmente compacto
- Simula predicción en nuevas áreas

5.2.2. 2. Buffered Leave-One-Out

Para cada punto test:

1. Crear buffer alrededor del punto
2. Excluir todos los puntos dentro del buffer del training
3. Entrenar modelo y predecir punto test
4. Repetir para todos los puntos

El buffer elimina autocorrelación entre train y test.

5.2.3. 3. Environmental Blocking

Divide datos por espacio ambiental, no geográfico:

- Útil para modelos de distribución de especies
- Test en condiciones ambientales no vistas
- Evalúa verdadera capacidad de extrapolación

Para reflexionar

La validación espacial siempre dará métricas “peores” que random split. Esto no es un problema del método; es una evaluación honesta de la capacidad real del modelo. Es mejor saber la verdad durante desarrollo que descubrirla en producción.

6. Interpretabilidad en ML Geoespacial

6.1. ¿Por Qué la Interpretabilidad Importa Más en Geografía?

Los modelos geoespaciales informan decisiones críticas:

- Planificación urbana
- Gestión de desastres
- Política ambiental
- Inversión en infraestructura

Un modelo “caja negra” que no puede explicar sus predicciones es inaceptable para stakeholders.

6.2. Técnicas de Interpretación Espacial

6.2.1. 1. Feature Importance Espacializada

No solo “qué features importan” sino “dónde importan”:

Importancia Variable de Features

En predicción de precios inmobiliarios:

- Centro ciudad: Proximidad a metro domina
- Suburbios: Tamaño del terreno importa más
- Costa: Vista al mar es crítica
- Industrial: Distancia a fábricas clave

Un mapa de feature importance muestra esta heterogeneidad espacial.

6.2.2. 2. SHAP Values Geográficos

SHAP (SHapley Additive exPlanations) descompone predicciones:

- Contribución de cada feature a cada predicción
- Mapeable para ver patrones espaciales
- Identifica interacciones locales

6.2.3. 3. Counterfactual Maps

“¿Qué pasaría si...?” en el espacio:

- Si construimos una estación de metro aquí?
- Si el clima cambia 2°C?
- Si cambiamos zonificación?

Los mapas counterfactuales visualizan escenarios alternativos.

7. Casos de Estudio Detallados

7.1. Caso 1: Agricultura de Precisión con ML

7.1.1. Contexto y Desafío

Una cooperativa agrícola maneja 10,000 hectáreas de cultivos diversos. Necesitan optimizar rendimientos minimizando insumos (agua, fertilizantes, pesticidas).

7.1.2. Datos Disponibles

- Imágenes Sentinel-2 cada 5 días
- Datos meteorológicos históricos
- Mapas de suelo
- Registros históricos de rendimiento
- Datos de sensores IoT en campo

7.1.3. Pipeline de ML Implementado

1. Preprocesamiento:

- Corrección atmosférica de imágenes
- Cálculo de índices vegetacionales (NDVI, EVI, NDWI)
- Interpolación de datos faltantes
- Armonización temporal

2. Feature Engineering:

- Estadísticas zonales por parcela
- Features fenológicas (días desde siembra)
- Agregados temporales (tendencias NDVI)
- Variables meteorológicas acumuladas

3. Modelado:

- Random Forest para predicción de rendimiento
- CNN para detección de enfermedades
- LSTM para predicción de necesidades de riego

4. Validación:

- Leave-one-year-out (temporal)
- Leave-one-field-out (espacial)
- Validación cruzada espacio-temporal

7.1.4. Resultados e Impacto

- 15 % aumento en rendimiento promedio
- 20 % reducción en uso de agua
- 25 % reducción en pesticidas
- ROI de 300 % en primer año

7.1.5. Lecciones Aprendidas

Para reflexionar

El éxito no vino del algoritmo más sofisticado, sino de:

1. Entender profundamente el dominio
2. Feature engineering cuidadoso
3. Validación rigurosa
4. Interpretabilidad para ganar confianza
5. Integración con flujos de trabajo existentes

7.2. Caso 2: Detección de Asentamientos Informales

7.2.1. Problema Social

Ciudades en desarrollo necesitan identificar y mapear asentamientos informales para:

- Provisión de servicios básicos
- Planificación de mejoramiento
- Respuesta a emergencias
- Monitoreo de crecimiento urbano

7.2.2. Desafíos Técnicos

- Alta heterogeneidad de asentamientos
- Cambios rápidos
- Datos etiquetados limitados
- Consideraciones éticas

7.2.3. Solución Deep Learning

Arquitectura:

- U-Net modificada para segmentación
- Transfer learning desde modelo preentrenado
- Data augmentation extensiva
- Post-procesamiento morfológico

Innovaciones:

- Multi-task learning (segmentación + clasificación)
- Incorporación de datos OSM
- Active learning para etiquetado eficiente
- Uncertainty quantification

7.2.4. Consideraciones Éticas

Mapear asentamientos informales tiene implicaciones éticas profundas:

- Privacidad de residentes vulnerables
- Riesgo de desalojos forzados
- Estigmatización de comunidades
- Uso dual de la tecnología

El desarrollo debe involucrar a las comunidades afectadas y garantizar que la tecnología se use para mejorar vidas, no para vigilancia o exclusión.

8. Herramientas y Recursos Prácticos

8.1. Stack de Software Recomendado

8.1.1. Nivel Básico: Python Ecosystem

Manipulación de Datos:

- **GeoPandas:** DataFrames espaciales
- **Rasterio:** Lectura/escritura raster
- **Shapely:** Operaciones geométricas
- **Fiona:** I/O de vectores

Machine Learning:

- **Scikit-learn:** Algoritmos clásicos
- **XGBoost/LightGBM:** Gradient boosting
- **PySAL:** ML espacial especializado

Deep Learning:

- **TensorFlow/Keras:** Framework general
- **PyTorch:** Flexibilidad investigación
- **TorchGeo:** Datasets y modelos geo

8.1.2. Nivel Intermedio: Plataformas Cloud

Google Earth Engine:

- Petabytes de imágenes satelitales
- Procesamiento en la nube
- JavaScript/Python APIs
- Gratis para investigación

AWS SageMaker:

- Training distribuido
- Deployment automático
- Integración con S3
- Auto-scaling

8.1.3. Nivel Avanzado: Frameworks Especializados

Raster Vision:

- Pipeline end-to-end
- Manejo de imágenes grandes
- Evaluación estandarizada
- Deployment production-ready

GRASS GIS + ML:

- Integración con R
- Algoritmos espaciales nativos
- Procesamiento paralelo
- Decades de desarrollo

8.2. Datasets para Práctica

Datasets Benchmark

- **SpaceNet:** Edificios y carreteras etiquetados
- **EuroSAT:** Clasificación uso del suelo
- **BigEarthNet:** Multi-label classification
- **SEN12MS:** Multimodal (SAR + optical)
- **LandCover.ai:** Segmentación alta resolución

9. Tendencias Futuras y Reflexiones

9.1. Foundation Models Geoespaciales

La nueva frontera son modelos masivos preentrenados:

El ChatGPT de las Imágenes Satelitales

Imagine un modelo entrenado con todas las imágenes satelitales del mundo, capaz de entender el planeta visualmente. Podríamos hacer preguntas como “encuentra todos los nuevos almacenes construidos este año” o “identifica áreas en riesgo de inundación” sin entrenamiento específico.

Ejemplos emergentes:

- IBM/NASA Prithvi
- Clay Foundation Model
- SatMAE

9.2. AutoML Espacial

Automatización del pipeline completo:

- Feature engineering automático
- Selección de algoritmos
- Hyperparameter tuning
- Validación espacial

Esto democratizará el ML geoespacial, permitiendo a no-expertos construir modelos sofisticados.

9.3. Física-Informada y Modelos Híbridos

Para reflexionar

El futuro no es reemplazar modelos físicos con ML, sino combinarlos. Physics-Informed Neural Networks (PINNs) incorporan leyes físicas como constraints, garantizando que las predicciones respeten principios fundamentales mientras capturan complejidad empírica.

9.4. Consideraciones Éticas y Sociales

El poder del ML geoespacial conlleva responsabilidades:

Sesgo y Equidad:

- Modelos entrenados en ciudades ricas fallan en pobres
- Datasets históricos perpetúan desigualdades
- Necesidad de auditorías de equidad espacial

Privacidad y Vigilancia:

- Resolución satelital permite identificar individuos
- Tracking de movimientos y comportamientos
- Balance entre beneficio social y privacidad

Soberanía de Datos:

- ¿Quién controla datos satelitales?
- Dependencia de plataformas extranjeras
- Necesidad de capacidades locales

10. Guía Pedagógica

10.1. Secuencia de Enseñanza Recomendada

10.1.1. Semana 1: Fundamentos

1. Introducción: Por qué ML en geografía
2. Repaso ML básico con ejemplos espaciales
3. Feature engineering espacial
4. Primer modelo: clasificación uso del suelo

10.1.2. Semana 2: Algoritmos y Validación

1. Random Forest espacial detallado
2. Validación espacial (práctica intensiva)
3. Interpretabilidad
4. Proyecto: predicción espacial

10.1.3. Semana 3: Deep Learning

1. CNNs para imágenes satelitales
2. Transfer learning práctica
3. Segmentación con U-Net
4. Proyecto: detección de objetos

10.1.4. Semana 4: Tópicos Avanzados

1. Graph Neural Networks
2. Temporal + espacial
3. AutoML y cloud platforms
4. Presentación proyectos finales

10.2. Ejercicios Prácticos Clave

Ejercicio 1: El Dilema del Overfitting Espacial

Dar a estudiantes un dataset de puntos con fuerte autocorrelación. Pedir que:

1. Entrenen modelo con random split (alta precisión)
2. Entrenen con spatial CV (baja precisión)
3. Expliquen la diferencia
4. Propongan mejoras

Este ejercicio es revelador y memorable.

Ejercicio 2: Feature Engineering Creativo

Dar imagen satelital y pedir crear 20 features diferentes para predecir ingreso promedio por zona. Estudiantes descubren que features como “regularidad de calles”, “tamaño de techos”, “verdor” son predictivos. Desarrolla intuición sobre qué es visible desde el espacio.

10.3. Errores Comunes a Anticipar

Los 5 Errores Mortales del ML Geoespacial Estudiantil:

1. Usar lat/lon directamente como features
2. Random train-test split
3. Ignorar proyecciones y CRS
4. No normalizar distancias
5. Interpretar correlation como causación espacial

Dedique tiempo a cada uno con ejemplos de consecuencias reales.

10.4. Recursos de Evaluación

10.4.1. Proyecto Final Integrador

Estudiantes eligen problema real local:

- Identificar problema con componente espacial
- Recolectar/preparar datos
- Implementar pipeline completo
- Validar rigurosamente
- Interpretar resultados
- Presentar a stakeholder simulado

Evaluar:

- Correctitud técnica (40 %)
- Validación apropiada (20 %)
- Interpretabilidad (20 %)
- Impacto potencial (20 %)

11. Conclusiones y Reflexiones Finales

El Futuro es Espacialmente Inteligente

Machine Learning Geoespacial no es una moda; es una evolución inevitable. Así como los SIG transformaron la geografía hace 30 años, el ML la está transformando hoy. La diferencia es la velocidad: lo que tomó décadas ahora toma años.

Para reflexionar

Como educadores, nuestra responsabilidad no es solo enseñar técnicas, sino formar profesionales que entiendan:

- El poder y las limitaciones del ML espacial
- La importancia de la validación rigurosa
- Las implicaciones éticas de sus modelos
- Que el ML es herramienta, no solución mágica
- Que el conocimiento del dominio sigue siendo crucial

El mejor geógrafo del futuro no será quien domine más algoritmos, sino quien sepa cuándo y cómo aplicarlos para resolver problemas reales del mundo.

11.1. Mensaje Final para Estudiantes

El Machine Learning Geoespacial está en su adolescencia: suficientemente maduro para aplicaciones reales, suficientemente joven para innovación radical. Ustedes tienen la oportunidad única de formar este campo.

No se limiten a aplicar recetas. Cuestionen, experimenten, fallen, aprendan. El territorio es complejo, dinámico, hermosamente caótico. Nuestros modelos deben respetarlo, no simplificarlo excesivamente.

Recuerden siempre: detrás de cada píxel, cada punto, cada predicción, hay personas, ecosistemas, historias. Usen el poder del ML geoespacial con sabiduría y compasión.