

5. Más allá de los mapas: la información geoespacial como herramienta para entender el cambio global



CANDELARIO PERALTA CARRETA*
GLADIS YANET MARTÍNEZ MARTÍNEZ**

DOI: <https://doi.org/10.52501/cc.319.05>

Resumen

El cambio global y climático son fenómenos que afectan tanto a los sistemas naturales como a los humanos. Estos cambios han alterado patrones climáticos, provocando eventos meteorológicos extremos, pérdida de diversidad, sequías, inundaciones, etc. El aumento en la periodicidad de estos cambios afecta la economía e incluso exacerba las desigualdades sociales. El monitoreo de las consecuencias de estos cambios (climático y global) es de suma importancia y la información geoespacial es una herramienta esencial para comprender y gestionar estos cambios. Los sistemas de información geográfica (SIG) y la *percepción remota* son fundamentales para monitorear ecosistemas, debido a que permiten detectar cambios en tiempo real y predecir tendencias futuras. Los SIG permiten mapear áreas vulnerables y planificar medidas de adaptación y mitigación, mientras que la percepción remota facilita el monitoreo de fenómenos a gran escala, como la deforestación y el retroceso de los glaciares. La aplicación de la información geoespacial es crucial para el modelado y la predicción climática,

* Maestro en Ciencias Ambientales. Técnico académico en el Centro del Cambio Global y la Sustentabilidad, A.C., México. ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-5747-9791>

** Doctora en Ecología y Manejo de Sistemas Tropicales. Investigadora independiente. ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-2041-1440>

ayudando a anticipar los impactos socioeconómicos del cambio climático y a diseñar políticas públicas efectivas. También se destaca su aplicación en la planificación urbana y rural, donde permite optimizar la gestión de recursos naturales y mejorar la calidad de vida, contribuyendo a la mitigación del cambio climático.

Palabras clave: *cambio global, cambio climático, SIG, percepción remota.*

Introducción

Contexto general del cambio global

El cambio global y climático son fenómenos que provocan transformaciones profundas y multifacéticas tanto en los sistemas naturales como en los humanos. Estos cambios son impulsados y acelerados en gran medida por las actividades antropogénicas, con actividades como la quema de combustibles fósiles, la deforestación y la industrialización intensiva, lo que ha aumentado significativamente las concentraciones de gases de efecto invernadero en la atmósfera, llevando a un aumento de la temperatura global promedio. De acuerdo con el Intergovernmental Panel on Climate Change (IPCC), el calentamiento global ha provocado una serie de cambios ambientales, incluyendo la alteración de los patrones climáticos, el derretimiento de los glaciares, la subida del nivel del mar y un aumento en la frecuencia e intensidad de fenómenos meteorológicos extremos como huracanes, sequías e inundaciones (Jia, 2020). Estos cambios, también repercuten en la salud humana, la economía y las estructuras sociales. Los cambios en la temperatura han incrementado la incidencia de enfermedades relacionadas con el calor. Las inundaciones extremas incrementan la inseguridad alimentaria debido a la pérdida de cosechas, y la ruptura de las cadenas de suministro globales (Wu, 2019). Además, el aumento del nivel del mar amenaza a las comunidades costeras, causando desplazamientos masivos y pérdidas económicas significativas, lo que agrava las desigualdades sociales y económicas existentes (Garnett et al., 2018).

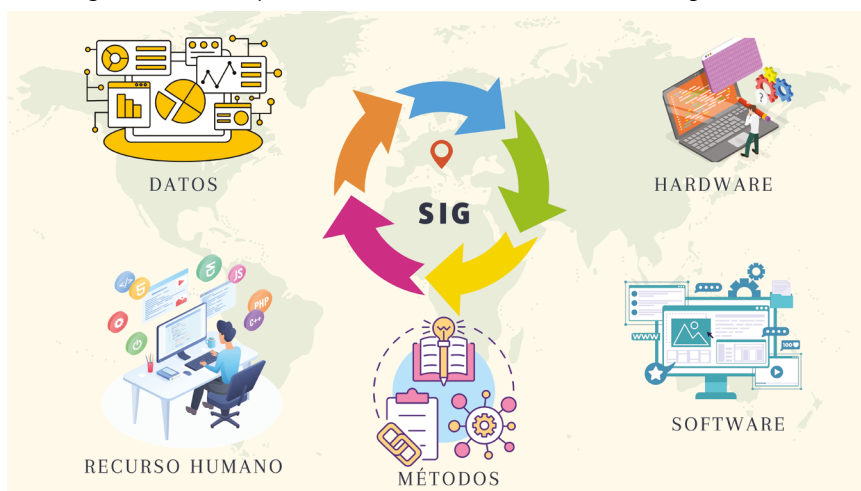
Entender estos procesos es crucial no solo para mitigar sus impactos, sino también para desarrollar estrategias de adaptación que permitan a las comunidades ser más resilientes frente a los desafíos que presenta el cambio global. Las políticas públicas deben basarse en una evidencia científica robusta y con un enfoque integrado que no solo considere las dimensiones ambientales del cambio climático, sino que también incorpore los aspectos socioeconómicos. De acuerdo con Callaghan et al. (2020), el éxito en la implementación de estrategias efectivas para abordar el cambio global depende de la capacidad para combinar conocimientos técnicos con un profundo entendimiento de los contextos sociales y económicos en los que se aplican estas políticas. El enfoque interdisciplinario es esencial para enfrentar los desafíos complejos y multifacéticos que el cambio climático presenta a nivel global (Fargher, 2019).

Relevancia de la información geoespacial

La información geoespacial se ha consolidado como una herramienta esencial para la investigación y la gestión del cambio global y climático (Schrodt et al., 2019). Cuando hablamos de información geoespacial nos referimos a cualquier dato que describe un fenómeno en un espacio terrestre específico, asociado a coordenadas geográficas (Al-Yadumi et al., 2021). Esta información puede ser mapeada y analizada en función de su posición geográfica, proporcionando una amplia gama de posibilidades para el análisis y la resolución de problemas (Ley García y Mas, 2018). Las tecnologías geoespaciales, como los sistemas de información geográfica (SIG), sensores remotos, sistemas de posicionamiento global (GPS), así como los programas informáticos, permiten adquirir, gestionar y explotar datos georreferenciados. Estas herramientas son fundamentales para monitorizar el estado de los ecosistemas, detectar cambios en tiempo real y predecir tendencias futuras. Gracias a estas tecnologías es posible identificar patrones de deforestación, degradación del suelo y otros fenómenos ambientales que son indicadores críticos de cambios globales en el planeta (Tsatsaris et al., 2021).

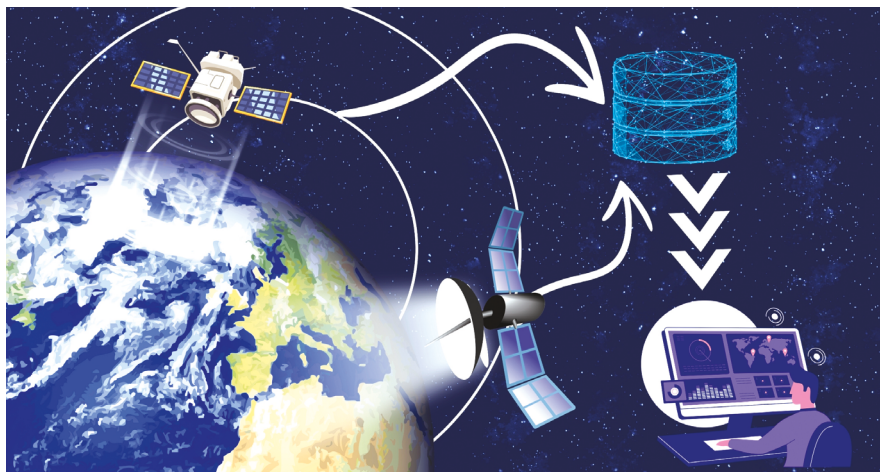
Los términos SIG y percepción remota, en ocasiones, se confunden y usan como sinónimos. Sin embargo, a pesar de que son conceptos complementarios, su enfoque es distinto en el manejo de la información geoespacial (figura 5.1). Los SIG son herramientas que permiten la captura, almacenamiento, análisis y visualización de datos espaciales, integran diversas fuentes de información y facilitan el manejo de grandes flujos de datos (Koldasbayeva et al., 2023; Fargher, 2019). Por otro lado, la Percepción Remota o teledetección se refiere a la técnica de recopilación de información de la superficie terrestre sin estar en contacto directo con ella, generalmente a través de sensores montados en satélites, aviones o drones (Chuvieco, 2016). Esta tecnología permite la observación y medición de fenómenos naturales a gran escala, como la deforestación o el retroceso de los glaciares, mediante la captura de imágenes y otros datos desde el espacio o el aire (figura 5.2). La información obtenida mediante percepción remota es procesada y analizada en un SIG, complementándose para generar productos que fortalecen la gestión y toma de decisiones en diversos problemas ambientales (Fargher, 2019).

Figura 5.1. Los componentes de los Sistemas de Información Geográfica (SIG)



Fuente: elaboración propia.

Figura 5.2. Representación gráfica de la captura de información mediante la percepción remota



Fuente: elaboración propia.

La capacidad de los SIG para integrar y analizar grandes cantidades de datos es fundamental para resolver problemas ambientales y planificar mejor las políticas de adaptación y mitigación (Jia, 2020). Los SIG pueden mapear áreas vulnerables a fenómenos como inundaciones, sequías y deslizamientos de tierra, información que es crítica para que los gobiernos y las comunidades puedan implementar medidas apropiadas de prevención y respuesta, minimizando los daños y protegiendo los ecosistemas y ciudades (Koldasbayeva et al., 2023). Por otro lado, la teledetección ha transformado nuestra capacidad para monitorear cambios ambientales a gran escala, permitiéndonos llegar a áreas de difícil acceso. En el Amazonas, el análisis de imágenes satelitales permitió a Hansen et al. (2013) identificar una pérdida significativa de cobertura forestal, cuantificando la deforestación en más de 2,3 millones de kilómetros cuadrados entre 2000 y 2012. En Groenlandia y la Antártida, Shepherd et al. (2018) encontraron que se han perdido aproximadamente 6,4 billones de toneladas de hielo desde 1992, lo que contribuye significativamente al aumento del nivel del mar.

La información geoespacial nos brinda la oportunidad de generar modelos que simulen variables y construyan escenarios futuros, que permitan dar una perspectiva más clara y urgente sobre los desafíos que enfrentamos,

ayudándonos a predecir riesgos y planificar estrategias de mitigación para minimizar los impactos negativos del cambio climático. Por ejemplo, los modelos basados en SIG pueden predecir la expansión de las zonas secas o la migración de especies debido al calentamiento global, proporcionando a los tomadores de decisiones la información que necesitan para diseñar respuestas apropiadas y efectivas.

En la planificación urbana y rural, la información geoespacial nos permite identificar las mejores ubicaciones para el establecimiento de parques o corredores ecológicos, que contribuyen a mitigar el efecto de isla de calor urbano y mejoran la calidad del aire (figura 5.3). En áreas rurales se puede optimizar la gestión del agua y otros recursos naturales relacionados con la agricultura, haciendo que los procesos sean más sostenibles y sustentables enfrentando las variaciones climáticas (Creutzig et al., 2018). El contar con ciudades bien estructuradas nos permitiría reducir la huella de carbono, dado que las ciudades son las responsables de generar gran parte de las emisiones de gases de efecto invernadero. Por tanto, una planificación adecuada no solo mejora la calidad de vida en las zonas urbanas y rurales, sino que también participa como un elemento crucial en la mitigación del cambio climático.

Figura 5.3. Vista aérea de la ciudad de Villahermosa



Fuente: fotografía tomada por Candelario Peralta.

En la gestión de emergencias y desastres, la información geoespacial ayuda a desarrollar sistemas de alerta temprana, proporcionando advertencias rápidas sobre eventos como tsunamis, terremotos o erupciones volcánicas, permitiendo una evacuación eficiente y salvando vidas. Además, facilitan la evaluación de daños y la coordinación de rescate y reconstrucción, garantizando que los recursos se dirijan de manera eficiente a las áreas más afectadas (Wu, 2019). Finalmente, la información geoespacial también participa en la educación y la sensibilización pública sobre el cambio global y climático. Permite representar datos complejos en mapas sencillos que ayudan a comunicar, de manera efectiva y a un público más amplio, los impactos de estos fenómenos (figura 5.4). Mantener a la sociedad informada no solo genera conciencia sobre la gravedad de la situación ante el cambio climático y global, sino que también motiva a las personas a tomar medidas para reducir su huella de carbono y apoyar políticas sostenibles (Kerski, 2008).

Figura 5.4. *Elaboración de mapas participativos durante los talleres de la actualización del Programa de Ordenamiento Ecológico de Tabasco*



Fuente: Arisbeth Hernández Alonso, Karla Beatriz de la Cruz Burelo.

Aplicaciones de la Información Geoespacial en la Investigación del Cambio Global: La información geoespacial es una herramienta invaluable en la investigación del cambio global y climático. Su capacidad para integrar,

analizar y visualizar grandes cantidades de datos, provenientes de múltiples fuentes de datos ayuda a monitorear diferentes procesos ambientales y sociales asociados a una escala temporal.

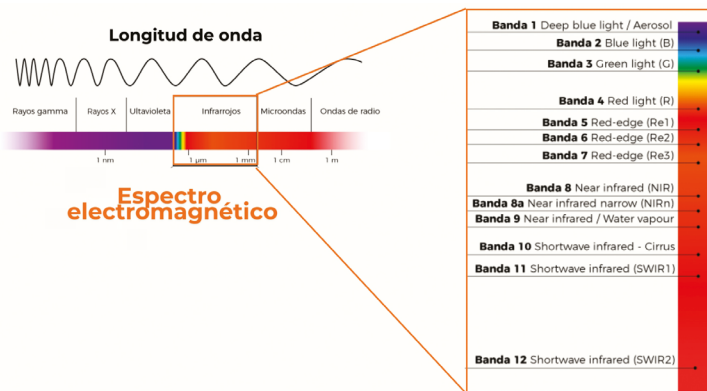
Monitoreo ambiental

Hoy en día, el monitoreo ambiental se ha convertido en la herramienta más importante e inmediata de la información geoespacial. Es capaz de proporcionar datos precisos y actualizados sobre la detección de cambios relacionados con la superficie de la Tierra, analizando fenómenos a gran escala como la deforestación, la desertificación, la expansión urbana y la degradación de los ecosistemas. Las imágenes de satélite permiten la observación de grandes porciones de la superficie terrestre de forma periódica y repetitiva. Esto se convierte en una característica clave para áreas remotas o de difícil acceso, donde las observaciones terrestres pueden ser limitadas o imposibles (Gorelick et al., 2017). Los sensores remotos (p. ej., Landsat, Sentinel y MODIS) capturan imágenes en múltiples resoluciones espaciales y espectrales (Roy et al., 2014), almacenando la radiación electromagnética reflejada o emitida por la superficie terrestre en diferentes longitudes de onda (figura 5.5). Cada tipo de cobertura terrestre (p. ej., agua, el suelo desnudo o la vegetación) refleja y absorbe la luz de manera diferente; a esta variación se le conoce como *firma espectral* (figura 5.6)

La firma espectral permite diferenciar los diferentes tipos de cobertura, lo que nos lleva a generar mapas de uso de suelo y de vegetación (figura 5.7), pero también nos ayuda a monitorear fenómenos como la deforestación, tan solo con analizar el comportamiento de la firma espectral en una escala temporal. Estos análisis son posibles gracias a que la vegetación densa refleja mucho la luz en el espectro del infrarrojo cercano y absorbe la luz visible, particularmente en el espectro del rojo, debido a la clorofila. En contraste, las áreas deforestadas o degradadas tendrán firmas espectrales diferentes, reflejando menos en el infrarrojo cercano y más en el espectro visible, lo que facilita su identificación (Jensen, 2007), permitiendo identificar la pérdida de bosques incluso en etapas tempranas, algo imposible de detectar a simple vista (Townshend et al., 2012). La deforestación es uno

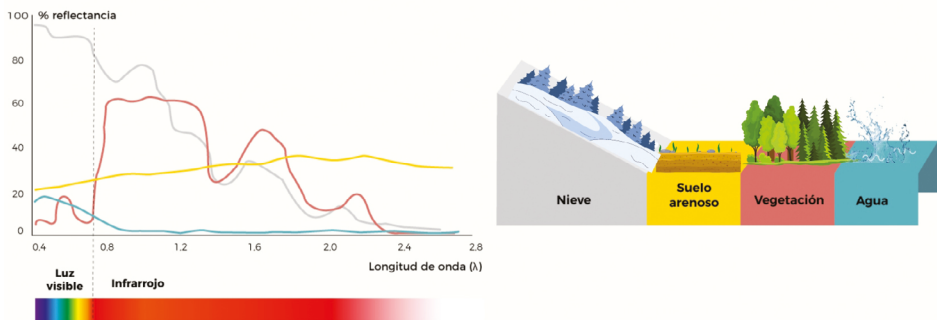
de los procesos que más se han estudiado a nivel mundial mediante el uso de imágenes satelitales, obteniendo datos importantes sobre la pérdida de los bosques, permitiendo realizar acciones para su conservación y monitoreo (Asner et al., 2009; Hansen et al., 2013).

Figura 5.5. Representación del espectro electromagnético en que las imágenes de satélite capturan la información de la superficie; el sensor Sentinel-2 del programa Copernicus tiene 13 bandas diferentes



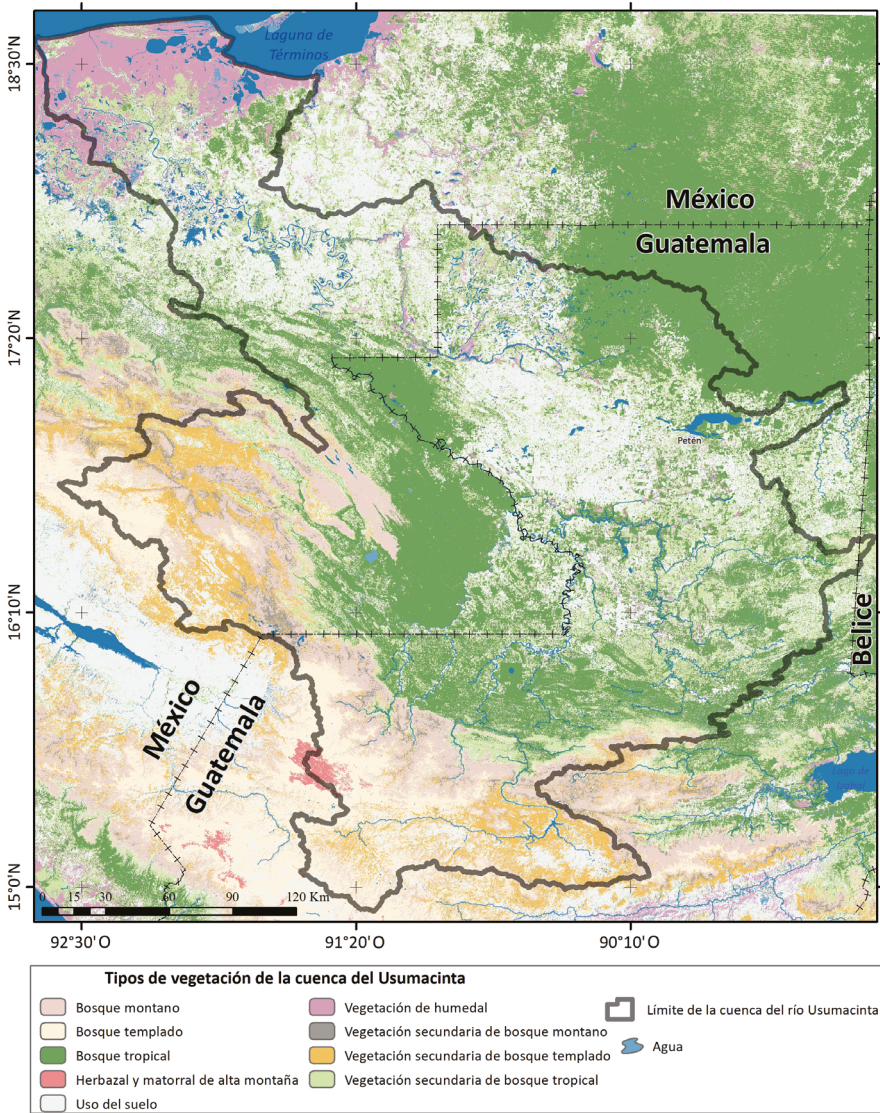
Fuente: modificado de <https://www.edu-sat.com/>

Figura 5.6. Representación gráfica de la firma espectral de diferentes coberturas terrestres



Fuente: modificado de <https://www.edu-sat.com/>

Figura 5.7. Mapa de la vegetación en 2021 de la cuenca del río Usumacinta



Nota: este mapa es resultado del primer ejercicio para evaluar el estado actual de la cubierta vegetal en una cuenca binacional. Fuente: tomado de Meave et al. (2021).

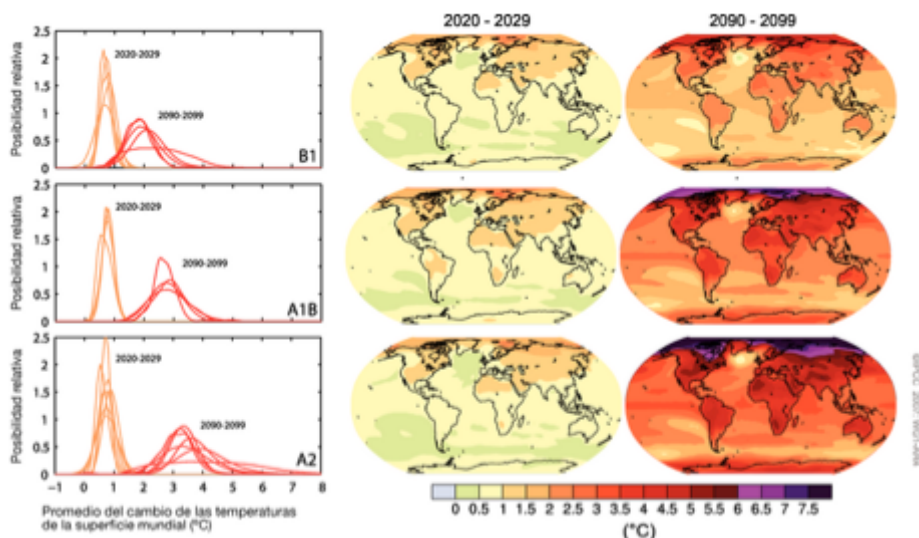
Además de la deforestación, mediante el uso de información geoespacial es posible monitorear otros procesos ambientales importantes, como es el

caso de la desertificación, esto mediante la identificación de áreas donde el suelo se está degradando y la vegetación está disminuyendo, lo que es un indicador clave de este fenómeno. En el Sahel, la región subsahariana, la información espacial ha servido para evaluar la efectividad de las iniciativas de reforestación y restauración del paisaje, proporcionando evidencia sobre qué áreas están recuperándose y cuáles necesitan intervención adicional (Herrmann et al., 2005). Por otra parte, la expansión urbana también es analizada eficientemente con información espacial, debido a que permite mapear la extensión de la urbanización y su impacto en los ecosistemas circundantes. Estos análisis son la base para lograr una planificación urbana sostenible, ya que proporcionan datos sobre las consecuencias de la expansión urbana en la calidad del aire, el acceso a recursos hídricos y la biodiversidad local (Xie et al., 2018; Sun et al., 2018; Liu et al., 2020).

Modelado y predicción climática

El clima tiene una naturaleza dinámica y caótica, debido a que involucra una gran cantidad de variables interrelacionadas (p. ej., temperatura, humedad, presión atmosférica, corrientes oceánicas), y un pequeño cambio en una variable puede afectar al resto del sistema. Es por ello que, a pesar de los avances tecnológicos y el gran número de datos capturados en la actualidad, sigue siendo un reto importante poder generar modelos exactos para predecir los cambios climáticos. Sin embargo, de acuerdo con la escala temporal, la complejidad de predicción tiende a variar. A corto plazo, como el pronóstico del tiempo para unos días, tienden a tener predicciones bastante precisas (Parashar y Johri, 2021). En la medida en que el tiempo se alarga queriendo predecir semanas, meses o períodos estacionales (p. ej., fenómeno del niño y niña), la precisión disminuye, pero estas predicciones siguen siendo útiles para informar sobre tendencias generales (Esteves et al., 2019). Ahora bien, si la predicción abarca décadas o siglos, los análisis se centran en realizar escenarios posibles, los cuales permiten comprender las respuestas de los ecosistemas a los diferentes cambios en las variables modeladas (figura 5.8), incluyendo las emisiones de gases de efecto invernadero (Brown y Caldeira, 2017).

Figura 5.8. *Cambios de temperatura proyectados para principios y finales del siglo XXI con respecto al periodo 1980-1999*



Nota: los paneles centrales y el derecho muestran el promedio de las proyecciones multimodelos MCGAO para los escenarios IE-EE I B1 (arriba), A1B (en el medio) y A2 (abajo) promediados en los decenios 2020-2029 (centro) y 2090-2099 (derecha). Los paneles a la izquierda muestran las incertidumbres correspondientes como probabilidades relativas del calentamiento medio mundial estimado en varios estudios de MCGAOs y del Modelo del Sistema Terrestre de Complejidad Intermedia para los mismos periodos. Algunos estudios solo presentan los resultados de un subconjunto de escenarios del IE-EE o de varias versiones de los modelos. Por tanto, la diferencia en el número de curvas mostradas en los paneles de la izquierda solo se debe a diferencias en la disponibilidad de los resultados.

Fuente: IPCC Fourth Assessment Report: Climate Change 2007.

Los modelos climáticos geoespaciales no solo permiten anticipar los cambios físicos, sino que también brindan perspectivas cruciales sobre los impactos socioeconómicos del cambio climático. Realizar modelos sobre la expansión de zonas áridas en consecuencia del calentamiento global, permite anticipar cómo estos cambios afectarán la producción agrícola, la disposición del agua y la migración de poblaciones. La información geoespacial facilita la identificación de áreas particularmente vulnerables, lo que permite a los tomadores de decisiones priorizar recursos y esfuerzos en las zonas que más lo necesitan (Liu et al., 2020). Otra dimensión importante de la predicción climática es la capacidad para evaluar la frecuencia e intensidad de eventos meteorológicos extremos, como huracanes, inundaciones

y sequías. Los datos históricos geoespaciales permiten identificar tendencias en la ocurrencia de estos eventos, los cuales son utilizados para predecir futuros escenarios (Xie et al., 2018). Los modelos proporcionan a los responsables políticos la información necesaria para tomar decisiones informadas y estratégicas. Esto es esencial para diseñar políticas públicas efectivas que no solo respondan a los desafíos actuales, sino que también mitiguen los riesgos futuros del cambio.

Caso de estudio en el sureste: uso de imágenes satelitales para identificación de parcelas de limón persa con presencia de Huanglongbing

El cambio climático afecta directamente la seguridad alimentaria global, al influir en el cambio de las condiciones agroclimáticas con las que se desarrolla cada cultivo. Con la alteración de los patrones de temperatura y precipitación, se crean condiciones que favorecen la expansión de diversas plagas y enfermedades (FAO, 2021), las cuales llegan a provocar pérdidas que oscilan entre el 20 % y el 40 % de la producción mundial de alimentos (FAO, 2020). Un ejemplo significativo es el Huanglongbing (HLB), causado por bacterias del género *Candidatus Liberibacter*, que afecta principalmente a los cítricos. Esta enfermedad es considerada la más compleja, destructiva e incurable dentro de la industria citrícola, causando grandes pérdidas económicas a nivel global (NAPPO, 2012; Gottwald et al., 2007; Deng et al., 2020). Para lograr detectar esta enfermedad de forma más eficaz, se realizó un estudio en el municipio de Huimanguillo, Tabasco, México, principal zona citrícola de la región. Con un clima cálido y húmedo, caracterizado por una temperatura promedio de 26.2 °C y una precipitación anual de 2 290.3 mm, Huimanguillo proporciona un entorno favorable para la proliferación de esta enfermedad.

Para la detección y monitoreo del HLB, se utilizaron imágenes satelitales del satélite Landsat 8, capturadas por el sensor OLI (Operational Land Imager). Estas imágenes se procesaron en Google Earth Engine, creando un mosaico anual que representó las condiciones del año del muestreo (2014). Las bandas procesadas fueron azul, verde, rojo, infrarrojo cercano e infrarrojo

de onda corta, con una resolución espacial de 30 metros. El análisis se centró en 60 parcelas de limón, 36 parcelas de limón libres de HLB y 24 parcelas infectadas. A partir de las parcelas y con la superposición de las imágenes de satélite, se calcularon estadísticas de reflectancia, agrupando el resultado de acuerdo a su nivel de infección (parcelas infectadas y las sanas). Este análisis permitió ver las diferencias espectrales asociadas al HLB. Adicionalmente, para hacer más robusto el análisis se utilizaron dos índices espectrales. El índice de clorofila (GCI, por sus siglas en inglés) y el índice de vegetación de diferencia normalizada (NDVI, por sus siglas en inglés). El GCI representa el estrés fisiológico de los árboles, para calcularlo se utilizan las bandas NEAR y G (ecuación 2). El NDVI es un índice ampliamente utilizado en el análisis de la vegetación, se calcula utilizando las bandas NIR y R (ecuación 1). Este índice se basa en el principio de que la clorofila absorbe fuertemente la luz visible y refleja la luz en el infrarrojo (particularmente en el NIR) (Li et al., 2015). Las fórmulas de los índices para Landsat 8 son las siguientes:

Banda 5 (NEAR)

NDVI – Banda 4 (R)

= Banda 5 (NEAR)

(Ecuación 1)

Banda 5 + Banda 4 (R)

GCI = (NEAR) – 1

Banda 3 (G)

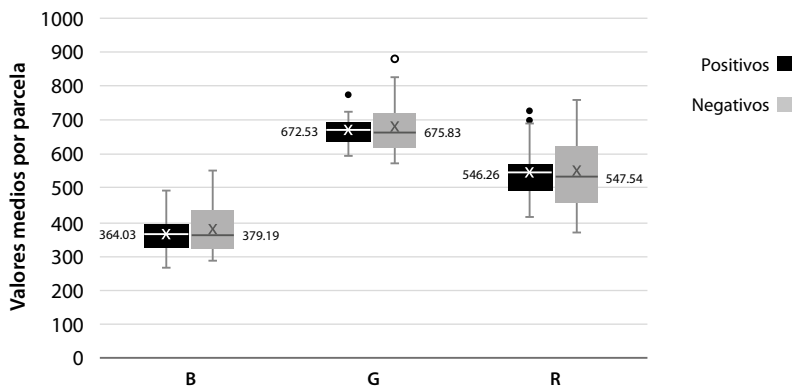
(Ecuación 2)

Los resultados del análisis mostraron que las bandas del espectro visible sí presentan una variación en los valores de la reflectancia espectral promedio entre las parcelas infectadas y las sanas (gráfica 5.1). Las parcelas sanas presentaron mayores valores promedio de reflectancia en las tres bandas visibles, pero solo la banda Azul (B) mostró diferencias estadísticamente significativas ($t = 0.87$, $p\text{-valor} = 0.38$). Este comportamiento se alinea con lo mencionado por Peña et al. (2019), quienes señalan que la luz es fuertemente absorbida en el espectro azul debido a los pigmentos fotosintéticos.

En cuanto a la banda del Infrarrojo Cercano (NIR), se observó una asimetría positiva en las parcelas sanas, con un valor medio de 3 239.15 (des-

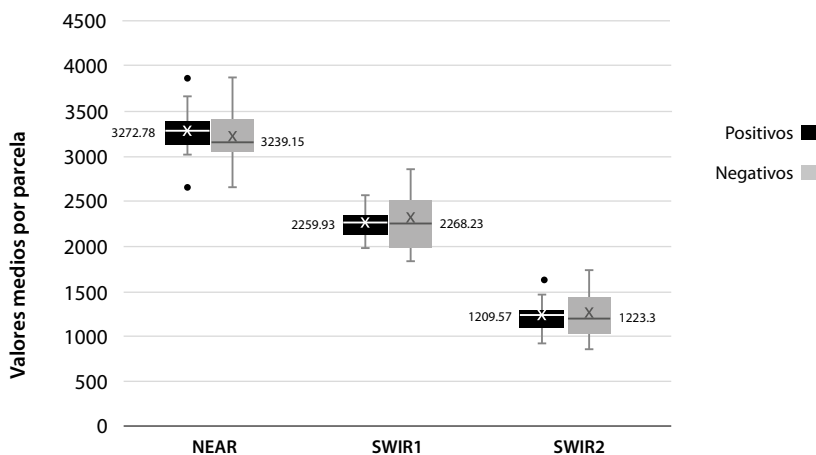
viación estándar = 282.84), mientras que otras bandas mostraron una distribución más simétrica (gráfica 5.2). Las bandas SWIR1 y SWIR2, que ayudan a detectar la humedad y el estrés en la vegetación, presentaron menor reflectancia promedio en las parcelas infectadas, sugiriendo un posible estrés en las plantas afectadas, tal como lo reporta Franklin (2001).

Gráfica 5.1. Resumen de las estadísticas de bandas espectrales individuales del espectro visible del satélite Landsat 8 calculados para las parcelas con categoría Positiva (con HLB) y Negativas (sanas)



Fuente: elaboración propia.

Gráfica 5.2. Resumen de las estadísticas de las bandas cinco, seis y siete del satélite Landsat 8 calculados para las parcelas con categoría Positiva (con HLB) y Negativas (sanas)



Fuente: elaboración propia.

El análisis estadístico reveló que la banda Azul (B) fue la única que mostró diferencias estadísticamente significativas entre parcelas infectadas y sanas. Aunque las bandas SWIR1 y SWIR2 no mostraron diferencias significativas en este estudio, podrían tener un potencial considerable para futuras investigaciones en la detección del HLB, en cuanto los índices de vegetación NDVI y GCI. Aunque se esperaba una clara diferenciación entre parcelas infectadas y sanas, la prueba *t* de Student no mostró diferencias significativas en las medias de ambos grupos ($t = 0.24$, $p\text{-valor} = 0.81$). No obstante, los valores extremos de estos índices (mínimos y máximos) sí revelaron diferencias significativas, sugiriendo variaciones que podrían reflejar distintos niveles de estrés en las plantas. Estos índices son herramientas valiosas para obtener información sobre clorofila, carotenoides, agua y otros compuestos, como se ha demostrado en estudios previos, incluido el de Morillo et al. (2018) con imágenes Landsat 8.

Las imágenes de mediana resolución como las Landsat 8 tienen un potencial prometedor para la detección del Huanglongbing (HLB) en parcelas de cítricos, especialmente al estar disponibles de manera gratuita y presentan un periodo largo de datos. La banda azul (B) demostró ser particularmente útil, mostrando diferencias estadísticamente significativas en la reflectancia entre parcelas infectadas y sanas, lo que indica su capacidad para distinguir entre estos estados. Sin embargo, las bandas de infrarrojo de onda corta (SWIR1 y SWIR2) mostraron tendencias, pero estas no fueron significativas, limitando su efectividad en este contexto. En el marco del cambio climático y global, donde el aumento de plagas y enfermedades agrícolas es exacerbado por las alteraciones climáticas, este tipo de herramientas de monitoreo se vuelven esenciales para fortalecer la resiliencia del sector agrícola. Por tanto, estos resultados, aunque preliminares, resaltan la necesidad de continuar investigando y mejorando el uso de imágenes satelitales para la detección temprana de enfermedades, contribuyendo así a la seguridad alimentaria en un mundo cada vez más vulnerable a los efectos del cambio climático.

Referencias

- Al-Yadumi, S., Xion, T. E., Wei, S. G. W., y Boursier, P. (2021). Review on integrating geospatial big datasets and open research issues. *IEEE Access*, 9, 10604-10620.
- Asner, G. P., Flint Hughes, R., Varga, T. A., Knapp, D. E., y Kennedy-Bowdoin, T. (2009). Environmental and biotic controls over aboveground biomass throughout a tropical rain forest. *Ecosystems*, 12, 261-278.
- Brown, P. T., y Caldeira, K. (2017). Greater future global warming inferred from Earth's recent energy budget. *Nature*, 552(7683), 45-50.
- Callaghan, M. W., Minx, J. C., y Forster, P. M. (2020). A topography of climate change research. *Nature Climate Change*, 10(2), 118-123.
- Chuvieco, E. (2016). *Fundamentos de percepción remota* (3.^a ed.). Ediciones Paraninfo.
- Creutzig, F., Roy, J., Lamb, W. F., Azevedo, I. M., Bruine de Bruin, W., Dalkmann, H., ... y Weber, E. U. (2018). Towards demand-side solutions for mitigating climate change. *Nature Climate Change*, 8(4), 260-263.
- Deng, X., Zhu, Z., Yang, J., Zheng, Z., Huang, Z., Yin, X., Wei, S., y Lan, Y. (2020). Detection of citrus huanglongbing based on multi-input neural network model of UAV hyperspectral remote sensing. *Remote Sensing*, 12(17), 2678.
- Esteves, J. T., de Souza Rolim, G., y Ferraudo, A. S. (2019). Rainfall prediction methodology with binary multilayer perceptron neural networks. *Climate Dynamics*, 52, 2319-2331.
- FAO (Organización de las Naciones Unidas para la Alimentación y la Agricultura). (2020). *Sanidad vegetal y seguridad alimentaria*.
- (2021). *Plagas y enfermedades de las plantas*.
- Fargher, M. (2019). The role of geography and geospatial technologies in 'Taking on the world'. *Geospatial Technologies in Geography Education*, 175-182.
- Franklin, S. E. (2001). *Remote sensing for sustainable forest management*. CRC Press, Taylor & Francis Group.
- Ley García, J., y Mas, J.-F. (2018). *Análisis geoespacial en los estudios urbanos*. Universidad Nacional Autónoma de México, Centro de Investigaciones en Geografía Ambiental. <https://doi.org/10.22201/ciga.9786073001465e.2018>
- Garnett, S. T., Burgess, N. D., Fa, J. E., Fernández-Llamazares, Á., Molnár, Z., Robinson, C. J., ... y Leiper, I. (2018). A spatial overview of the importance of Indigenous lands for conservation. *Nature Sustainability*, 1(7), 369-374.
- Gorelick, N., Hancher, M., Dixon, M., Ilyushchenko, S., Thau, D., y Moore, R. (2017). Google Earth Engine: Planetary-scale geospatial analysis for everyone. *Remote Sensing of Environment*, 202, 18-27.
- Gottwald, T. R., Graça, J. V. D., y Bassanezi, R. B. (2007). Citrus huanglongbing: the pathogen and its impact. *Plant Health Progress*, 8(1), 31. <https://doi.org/10.1094/PHP-2007-0906-01-RV>

- Hansen, M. C., Potapov, P. V., Moore, R., Hancher, M., Turubanova, S. A., Tyukavina, A., ... y Townshend, J. R. (2013). High-resolution global maps of 21st-century forest cover change. *science*, 342(6160), 850-853.
- Herrmann, S. M., Anyamba, A., y Tucker, C. J. (2005). Recent trends in vegetation dynamics in the African Sahel and their relationship to climate. *Global Environmental Change*, 15(4), 394-404.
- Jensen, J. R. (2007). *Remote Sensing of the Environment: An Earth Resource Perspective* (2nd ed.). Pearson Education India.
- Jia, G. (2020). The role of big Earth data in understanding climate change. *Big Earth Data*, 4(2), 91-93.
- Kerski, J. J. (2008). The role of GIS in Digital Earth education. *International Journal of Digital Earth*, 1(4), 326-346.
- Koldasbayeva, D., Tregubova, P., Gasanov, M., Zaytsev, A., Petrovskaia, A., y Burnaev, E. (2023). Challenges in data-based geospatial modeling for environmental research and practice. *arXiv preprint arXiv: 2311.11057*.
- Li, X., Lee, W. S., Li, M., Ehsani, R., Mishra, A. R., Yang, C., y Mangan, R. L. (2015). Feasibility study on Huanglongbing (citrus greening) detection based on WorldView-2 satellite imagery. *Biosystems Engineering*, 132, 28-38.
- Liu, D., Clarke, K. C., y Chen, N. (2020). Integrating spatial nonstationarity into SLEUTH for urban growth modeling: A case study in the Wuhan metropolitan area. *Computers, Environment and Urban Systems*, 84, 101545.
- Morillo-Díaz, G., Aldana-Villasmil, G. J., Pineda, Á., y Royero-Orozco, G. A. (2018). Estimación de clorofila a en el Lago de Maracaibo, Venezuela utilizando imágenes LANDSAT 8. *Mapping (1131-9100)*, 27(188).
- NAPPO (North American Plant Protection Organization). (2012). *Protocolos de diagnóstico de la NAPPO. PD 02. Huanglongbing de los cítricos*. México-USA-Canadá. 11 pp.
- Peña, L., Rentería, V., Velásquez, C., Ojeda, M.L., y Barrera, E. (2019). Absorbancia y reflectancia de hojas de *Ficus* contaminadas con nanopartículas de plata. *Revista Mexicana de Física*, 65(1), 95-105.
- Parashar, N., y Johri, P. (2021, March). Short-Term Temperature and Rainfall Prediction at Local and Global Spatial Scale: A Review. In *2021 International Conference on Advance Computing and Innovative Technologies in Engineering (ICACITE)* (pp. 742-746). IEEE.
- Roy, D. P., Wulder, M. A., Loveland, T. R., Woodcock, C.E., Allen, R. G., Anderson, M. C., ... y Zhu, Z. (2014). Landsat-8: Science and product vision for terrestrial global change research. *Remote Sensing of Environment*, 145, 154-172.
- Sun, X., Crittenden, J. C., Li, F., Lu, Z., y Dou, X. (2018). Urban expansion simulation and the spatio-temporal changes of ecosystem services, a case study in Atlanta Metropolitan area, USA. *Science of the Total Environment*, 622, 974-987.
- Schrodt, F., Bailey, J. J., Kissling, W. D., Rijdsdijk, K.F., Seijmonsbergen, A.C., Van Ree, D., ... y Field, R. (2019). To advance sustainable stewardship, we must document not only biodiversity but geodiversity. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 116(33), 16155-16158.

- Shepherd, A., Ivins, E. R., Rignot, E., Smith, B., Van Den Broeke, M., Velicogna, I., ... y Briggs, K. H. (2018). Mass balance of the Antarctic Ice Sheet from 1992 to 2017. *Nature*, 558(7709), 219-222. <https://doi.org/10.1038/s41586-018-0179-y>
- Townshend, J. R., Masek, J. G., Huang, C., Vermote, E. F., Gao, F., Channan, S., ... y Wolfe, R. E. (2012). Global characterization and monitoring of forest cover using Landsat data: opportunities and challenges. *International Journal of Digital Earth*, 5(5), 373-397.
- Tsatsaris, A., Kalogeropoulos, K., Stathopoulos, N., Louka, P., Tsanakas, K., Tsesmelis, D. E., ... y Chalkias, C. (2021). Geoinformation technologies in support of environmental hazards monitoring under climate change: An extensive review. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 10(2), 94.
- Xie, W., Huang, Q., He, C., y Zhao, X. (2018). Projecting the impacts of urban expansion on simultaneous losses of ecosystem services: A case study in Beijing, China. *Ecological Indicators*, 84, 183-193.
- Wu, C. D. (2019). Application of geospatial information technologies in assessing changes in regional health risks related to climate change. *Hu Li Za Zhi*, 66(3), 14-22.

