

Análisis multitemporal de la pérdida de Cobertura Vegetal por Expansión Urbana en San Sebastián, Cusco (2005-2025)

Multitemporal analysis of vegetation cover loss due to urban expansion in San Sebastián, Cusco (2005-2025)

Alvaro C. Silva-Espejo^{1*} 

Facultad de Ciencias Biológicas, Universidad Nacional de San Antonio Abad del Cusco, Cusco, Perú.

Correspondencia:

Alvaro C. Silva Espejo

alvaro.silva@unsaac.edu.pe

Cómo citar:

Silva-Espejo, A. C. (2025). Análisis multitemporal de la pérdida de Cobertura Vegetal por Expansión Urbana en San Sebastián, Cusco (2005-2025). *Cantua*, 22(2), 1-11. <https://doi.org/10.51343/cantu.v22i2.1897>

Recibido: 25 oct 2025

Aprobado: 12 dic 2025

Publicado: 23 ago 2026

Copyright © 2025 Publicado por Cantua. Este es un artículo de acceso abierto bajo licencia CC BY (<https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>).

Facultad de Ciencias Biológicas
Universidad Nacional de San
Antonio Abad del Cusco



Resumen

La expansión urbana en el distrito de San Sebastián (Cusco) se asocia a una pérdida sostenida de cobertura vegetal. El objetivo del estudio fue analizar y cuantificar esta pérdida entre 2005 y 2025, evaluando su asociación con el crecimiento urbano y la dinámica poblacional. Se construyeron once cortes temporales (2005-2025) en estación seca, armonizando imágenes Landsat (TM/ETM+/OLI) y Sentinel-2 MSI a una rejilla común de 30 m. La separación temática combinó umbrales calibrados de NDVI (vegetación) y NDBI (urbano). El análisis incluyó superficies, tasas de cambio y correlaciones (Spearman) con la dinámica poblacional oficial (INEI). Los resultados muestran una pérdida neta de 590.6 ha de cobertura vegetal, que disminuyó de 3 776.9 ha (49.6%) a 3 186.4 ha (41.8%). El área urbana creció 1 204.9 ha, pasando de 46.5 ha (0.61%) a 1 251.5 ha (16.43%). Por cada hectárea urbanizada, se perdieron 0.66 hectáreas de vegetación. Se evidenció una fuerte asociación negativa entre la cobertura vegetal y el área urbana ($p=-0.774$) y la población ($p=-0.755$). Espacialmente, la conversión se concentró en el valle del Huatanay. Se concluye que la expansión urbana es el principal motor de la transformación territorial por tanto se proponen acciones inmediatas de planificación, como la consolidación de corredores verdes ribereños, la protección de mosaicos agrícolas y la priorización de la densificación urbana con estándares de infraestructura verde.

Palabras clave: cobertura vegetal, expansión urbana, teledetección, análisis multitemporal

Abstract

Urban expansion in the district of San Sebastián (Cusco) is associated with a sustained loss of vegetation cover. The study aimed to analyze and quantify this loss between 2005 and 2025, assessing its association with urban growth and population dynamics. Eleven temporal cross-sections (2005-2025) were constructed during the dry season, harmonizing Landsat (TM/ETM+/OLI) and Sentinel-2 MSI imagery to a common 30 m grid. Thematic separation combined calibrated NDVI (vegetation) and NDBI (urban) thresholds. The analysis included surface areas, rates of change, and Spearman correlations with official population dynamics (INEI). Results show a net loss of 590.6 ha of vegetation cover, which decreased from 3,776.9 ha (49.6%) to 3,186.4 ha (41.8%). The urban area grew by 1,205.0 ha, expanding from 46.5 ha (0.61%) to 1,251.5 ha (16.43%). For every hectare urbanized, 0.66 hectares of vegetation were lost. A strong negative association was found between vegetation cover and urban ($p=-0.774$) and population ($p=-0.755$). Spatially, the conversion was concentrated in the Huatanay Valley. It is concluded that urban expansion is the main driver of territorial transformation. Immediate planning actions are proposed, such as consolidating riverside green corridors, protecting agricultural mosaics, and prioritizing urban densification with green infrastructure standards.

Keywords: vegetation cover, urban expansion, remote sensing, multitemporal analysis

INTRODUCCIÓN

La expansión urbana representa una de las dinámicas de antropización más disruptivas sobre los paisajes socioecológicos contemporáneos, exacerbando la degradación de servicios ecosistémicos críticos como la regulación térmica, la infiltración hídrica y la estabilidad atmosférica en diversas latitudes y escalas urbanas (Bikis, 2025). En los ecosistemas altoandinos, se ha identificado que estos procesos adquieren una complejidad mayor debido a la configuración del gradiente altitudinal, la severidad de las pendientes y la persistencia de herencias agro-territoriales; factores que convergen en impactos espaciales heterogéneos que exigen evidencia empírica rigurosa para una planificación territorial equilibrada y socialmente sensible (Haller, 2024).

Como antecedentes metodológicos, se ha establecido que la teledetección multitemporal y los sistemas de información geográfica constituyen el estándar para cuantificar cambios de cobertura y uso del suelo, así como para modelar la expansión de las áreas construidas a múltiples escalas (Zhang, 2025). Asimismo, se ha reportado que el uso de índices espectrales y algoritmos de clasificación supervisada permiten discriminar la vegetación y la no vegetación con precisión suficiente para la toma de decisiones locales e identificar zonas de pérdida estadísticamente significativas (Villacreses, 2025). En contextos urbanos y periurbanos, Wang (2025) indicó que la reducción de coberturas vegetadas suele coexistir con aumentos en la fracción construida y alteraciones microclimáticas con relevancia para la equidad ambiental. Para periodos extensos, Amay (2023) destacó que el uso conjunto de series Landsat y Sentinel, mediante métricas como el NDVI, mejora la comparabilidad entre cortes temporales y la robustez de la detección de cambios en la cobertura vegetal. Del mismo modo, Zhang (2025) sostuvo que la validación con muestras independientes y métricas de exactitud, como la matriz de confusión y el coeficiente kappa, asegura estimaciones reproducibles y útiles para la gestión local y el monitoreo.

En el contexto local, documentos oficiales reportan que, en la ciudad del Cusco, el distrito de San Sebastián ha sido uno de los principales frentes de expansión urbana durante las dos últimas décadas, con una sustitución progresiva de áreas agrícolas y espacios vegetados por usos residenciales y de servicios (Municipalidad Distrital de San Sebastián, 2025). A escala distrital, Villacreses (2025) refirió que los análisis espaciales permiten ubicar transiciones de tipo “*from-to*” y delimitar clústeres de pérdida mediante estadística local, aportando insumos para priorizar intervenciones de reverdecimiento en microterritorios críticos. En el caso peruano, Torres (2025) demostró la factibilidad de integrar clasificación supervisada, matrices de transición y análisis *hotspot* para explicar la dinámica de expansión urbana y su relación con las coberturas vegetales. Además, se considera que la incorporación de capas auxiliares (límites administrativos, red vial e hidrografía) mejora

la interpretación territorial de los resultados y facilita su articulación con instrumentos de ordenamiento urbano y gestión ambiental (Municipalidad Distrital de San Sebastián, 2025).

Pese a estos avances, el problema de investigación radica en la falta de una cuantificación multitemporal, espacialmente explícita y comparable de la pérdida de cobertura vegetal (2005–2025) específica para San Sebastián, que relacione magnitud, distribución y frentes de expansión a escala distrital (Haller, 2024). La justificación del estudio responde a que la ausencia de una línea base cartográfica dificulta evaluar impactos sobre servicios ecosistémicos urbanos y retrasa decisiones de planificación con enfoque de equidad ambiental y adaptación climática (Bikis, 2025).

En consecuencia, el objetivo del estudio es analizar y cuantificar la pérdida de cobertura vegetal asociada a la expansión urbana en el distrito de San Sebastián (Cusco) entre 2005 y 2025 mediante teledetección y análisis SIG. De manera complementaria, y en concordancia con enfoques de gestión territorial (Amay, 2023), se identifican zonas críticas de pérdida para orientar decisiones de planificación local. Los resultados se orientan a generar una línea base cartográfica y cuantitativa para el ordenamiento territorial y el diseño de infraestructura verde, con criterios claros de priorización espacial y procedimientos metodológicos transparentes, cuya principal contribución es articular detección de cambios, verificación de exactitud y análisis espacial local en un protocolo replicable para ciudades andinas de crecimiento acelerado.

METODOLOGÍA

La presente investigación tuvo un enfoque cuantitativo, de diseño no experimental, correlacional y longitudinal multitemporal. El análisis abarcó el periodo 2005–2025 en el distrito de San Sebastián (Cusco), cuyo ámbito comprende aproximadamente 89.44 km² a una altitud de 3 295 m.s.n.m., presentando límites administrativos definidos e integración funcional al continuo metropolitano (Figura 1) (Municipalidad Distrital de San Sebastián, 2024).

La unidad de observación fue la celda espacial y la población de estudio estuvo constituida por la totalidad del territorio distrital. La elección de una serie multianual en estación seca responde a la necesidad de reducir la variabilidad fenológica y atmosférica, asegurando así la comparabilidad interanual en los indicadores espectrales y cartográficos derivados (Jensen, 2015). Se construyeron once cortes temporales en estación seca (mayo–septiembre) integrando sensores Landsat-5 TM, Landsat-7 ETM+, Landsat-8 OLI y Sentinel-2 MSI. Para garantizar la comparabilidad radiométrica, todas las imágenes se procesaron en Reflectancia de Superficie. Para las series Landsat 5 y 7 se empleó el algoritmo de corrección atmosférica LEDAPS (Masek et al., 2006), mientras que para Landsat 8 se utilizó el algoritmo

LaSRC (Vermote et al., 2016). En el caso de Sentinel-2 MSI, se emplearon productos procesados con el algoritmo Sen2Cor (Louis et al., 2016). El preprocesamiento incluyó el enmascaramiento riguroso de nubes y sombras mediante las bandas de calidad nativas: QA_PIXEL (CFMASK) en Landsat y SCL en Sentinel-2, priorizando escenas con nubosidad mínima dentro del periodo seco (<10%) (Zhu & Woodcock, 2012; Louis et al., 2016). Para cada corte anual se generó una composición de mediana, reduciendo artefactos residuales y estabilizando la señal espectral en el distrito (Gorelick et al., 2017). Todas las capas se reprojectaron al sistema WGS84 / UTM 19S y se armonizaron a una rejilla común de 30 m, evitando sesgos por mezcla de resoluciones. Aunque Sentinel-2 posee mayor resolución nativa, el remuestreo a 30 m asegura la homogeneidad de la serie. Los mapas de clases se muestrearon con el método de vecino más cercano para preservar etiquetas discretas, mientras que las variables continuas (índices) se procesaron con interpolación bilineal para mantener la continuidad radiométrica en los análisis auxiliares (Chuvieco, 2016; Jensen, 2015).

Como soporte a la separación temática, por cada corte se calcularon el NDVI para vegetación fotosintética y el NDBI para áreas construidas, ambos sobre composiciones libres de nubes. El NDVI se definió como criterio estándar y robusto para estimar “verdor” (Rouse et al., 1974). Por su parte, el NDBI se estimó mediante métrica útil para realzar superficies urbanas selladas frente a coberturas vegetadas (Zha et al., 2003).

La delimitación de clases se realizó mediante reglas por umbral calibradas por sensor y por corte: vegetación definida con rangos de NDVI coherentes con la estación seca y la clase “urbano consolidado” derivada del NDBI, con exclusión explícita de agua y sombras persistentes. En Sentinel-2 se aprovechó además la capa SCL (producto Sen2Cor) para depurar píxeles de nubosidad, sombra y cirros, mejorando el control de calidad en matrices urbanas complejas (Louis et al., 2016). La calibración de umbrales se apoyó en inspección visual guiada y contraste con escenas de referencia, documentando los parámetros por corte para asegurar la trazabilidad (Gorelick et al., 2017).

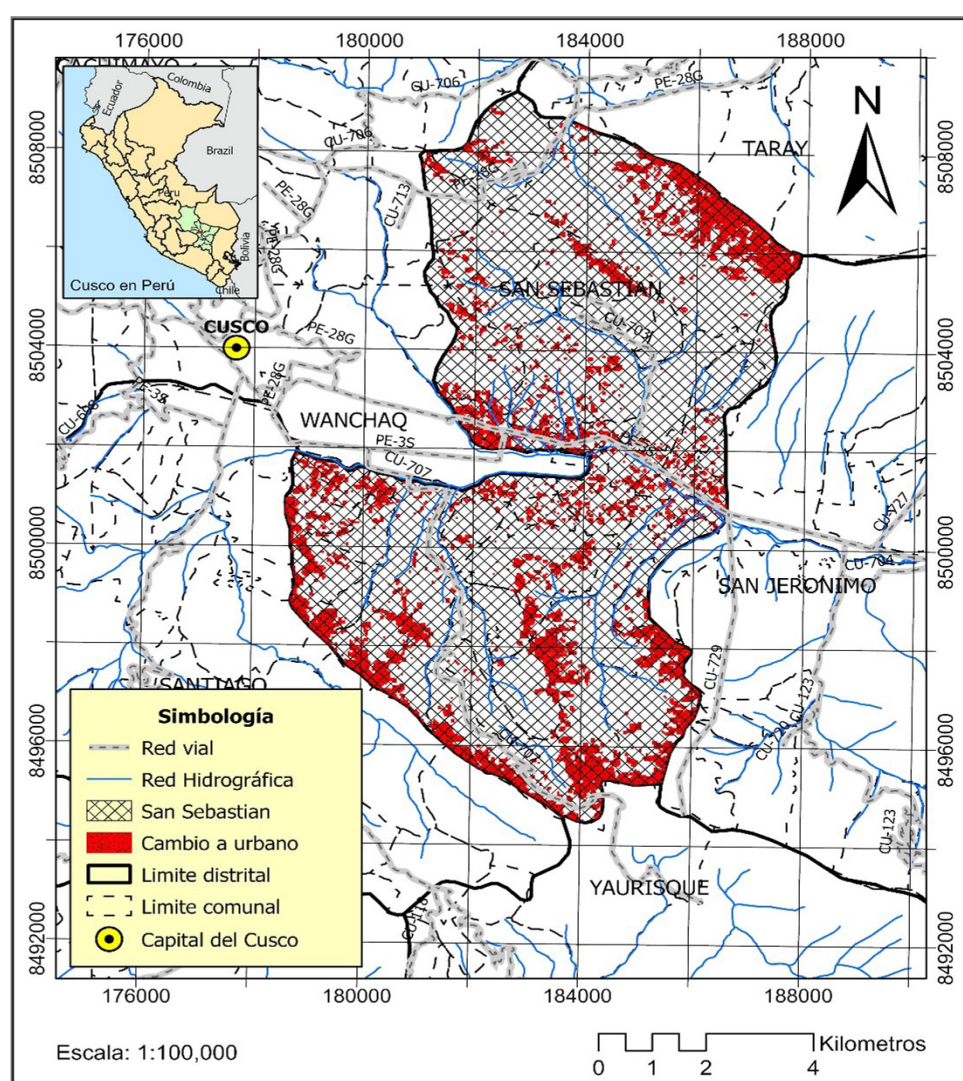


Figura 1. Mapa de ubicación del área de estudio y pérdida de cobertura vegetal por expansión urbana en San Sebastián (2005–2025).

Para garantizar la reproducibilidad, se mantuvo un registro de metadatos con colección, sensor, fechas, máscaras y resolución final. Este control facilita auditorías y la transferencia del protocolo a otros ámbitos andinos con condiciones similares (Chuvieco, 2016). La cuantificación de cambios incluyó el cálculo de superficies, la pérdida/ganancia neta respecto a 2005 y la tasa anualizada de cambio (%-año⁻¹). Se construyeron matrices de transición para identificar conversiones de vegetación a urbano y distinguir el cambio real de la persistencia categórica (Pontius et al., 2004).

La serie poblacional distrital se compiló con los censos 2007 y 2017 y con las estimaciones y proyecciones 2000–2025 a nivel distrital, asegurando la consistencia territorial de San Sebastián (Ubigeo 080105). Cuando fue necesario, se interpolaron valores interanuales para mantener la continuidad con las tasas oficiales y la compatibilidad temporal con los cortes satelitales (INEI, 2024). El análisis estadístico siguió una secuencia de diagnóstico y asociación. La normalidad se evaluó con la prueba de Shapiro–Wilk; dada la no normalidad en cobertura vegetal y urbana, las asociaciones bivariadas se estimaron con el coeficiente de Spearman (ρ) mediante pruebas bicaudales con $\alpha=0,05$. Se incorporó una recta de regresión lineal en los gráficos únicamente como apoyo

visual, sin inferencia paramétrica. Todo el procesamiento estadístico se implementó en R 4.2.x, resguardando la reproducibilidad de cálculos y gráficos (R Core Team, 2023).

Operativamente, el flujo se implementó en Google Earth Engine (GEE) para aprovechar su catálogo satelital integrado y su cómputo distribuido a escala planetaria en un entorno reproducible (Gorelick et al., 2017). La orquestación se realizó desde cuadernos de Python en Google Colab utilizando la API de Earth Engine, lo que permitió escalar el procesamiento, versionar scripts y consignar parámetros de forma sistemática.

El estudio utilizó únicamente datos satelitales y estadísticos públicos, no involucró personas ni información sensible y no requirió revisión o aprobación por un Comité de Ética, declarándose “no aplicable” de acuerdo con los criterios habituales para investigaciones de teledetección sin sujetos humanos.

RESULTADOS

Dinámica de Coberturas (Vegetal y Urbana)

La serie multianual (2005–2025) presenta once cortes con alta consistencia temporal en época seca (mayo–septiembre), lo que reduce variabilidad fenológica

Tabla 1. Características técnicas y fechas de adquisición de las imágenes satelitales Landsat y Sentinel-2 utilizadas para la serie multitemporal (2005–2025)

Año	Sensor	Programa	Colección / Fuente	Periodo estacional	Nº de escenas	Fecha base (mejor escena)	Nubosidad (%)	Resolución (m)
2005	Landsat TM	5 USGS NASA	/ L A N D S A T / LT05/C02/T1_L2	Mayo – Septiembre	10	23/07/2005	16	30
2007	Landsat TM	5 USGS NASA	/ L A N D S A T / LT05/C02/T1_L2	Mayo – Septiembre	8	14/08/2007	2	30
2009	Landsat TM	5 USGS NASA	/ L A N D S A T / LT05/C02/T1_L2	Mayo – Septiembre	9	2/07/2009	9	30
2011	Landsat TM	5 USGS NASA	/ L A N D S A T / LT05/C02/T1_L2	Mayo – Septiembre	9	22/06/2011	11	30
2013	Landsat ETM+	7 USGS NASA	/ L A N D S A T / LE07/C02/T1_L2	Mayo – Septiembre	7	21/07/2013	12	30
2015	Landsat OLI	8 USGS NASA	/ L A N D S A T / LC08/C02/T1_L2	Mayo – Septiembre	8	4/08/2015	13.4	30
2017	Landsat OLI	8 USGS NASA	/ L A N D S A T / LC08/C02/T1_L2	Mayo – Septiembre	10	24/07/2017	2.14	30
2019	Sentinel-2 MSI	E S A Copernicus	COPERNICUS/ S 2 _ S R _ HARMONIZED	Mayo – Septiembre	w60	18/08/2019	0.06	10
2021	Sentinel-2 MSI	E S A Copernicus	COPERNICUS/ S 2 _ S R _ HARMONIZED	Mayo – Septiembre	60	13/07/2021	0.06	10
2023	Sentinel-2 MSI	E S A Copernicus	COPERNICUS/ S 2 _ S R _ HARMONIZED	Mayo – Septiembre	58	3/07/2023	0.001	10
2025	Sentinel-2 MSI	E S A Copernicus	COPERNICUS/ S 2 _ S R _ HARMONIZED	Mayo – Septiembre	90	4/07/2025	0.002	10

y atmosférica entre años. La densidad de escenas por corte oscila entre 7 y 90 (Tabla 1), asegurando suficiente redundancia para componer imágenes libres de nubosidad y sombras. La nubosidad de la escena base muestra un descenso marcado al pasar de Landsat (30 m; $\sim 9\text{--}16\%$) a Sentinel-2 MSI (10 m; $\approx 0.00\text{--}0.10\%$), con un único caso de *fallback* en 2017 (sustitución por otra escena del mismo sensor en la misma temporada) que mantuvo los estándares de calidad del conjunto. La transición a Sentinel-2 (cuyo sensor nativo es de 10 m) incrementó la calidad de los datos base. Sin embargo, para asegurar la comparabilidad interanual, se mantuvo la uniformización del tamaño de celda a la rejilla/proyección común de 30 m, lo que mejoró la definición de bordes y la estabilidad radiométrica de la serie.

La dinámica de la cobertura vegetal entre 2005 y 2025 muestra una tendencia descendente con tres momentos bien definidos: (i) un periodo cuasi estable entre 2005–2015 ($\approx 3\,700\text{--}3\,860$ ha), con un repunte en 2013–2015 ($+166.6$ ha; $+2.23\%$ ·año⁻¹); (ii) un

quiebre marcado en 2017–2019, cuando se registra la mayor contracción (-696.8 ha; -9.81% ·año⁻¹); y (iii) recuperaciones parciales posteriores (2019–2021: $+158.1$ ha; $+2.57\%$ ·año⁻¹; 2023–2025: $+143.2$ ha; $+2.33\%$ ·año⁻¹) que no revierten la pérdida acumulada. En conjunto, el distrito pasa de $3\,776.9$ ha (49.6%) en 2005 a $3\,186.4$ ha (41.8%) en 2025, es decir, -590.6 ha (-7.76 puntos porcentuales y -15.6% respecto a 2005), tal como se muestra en la Tabla 2.

Se realizó un ajuste de tendencia polinómica de segundo orden sobre los valores observados que muestran la secuencia de estabilidad, caída y recuperación parcial; su $R^2 \approx 0.82$ indica que el modelo explica cerca del 82% de la variación interanual de la cobertura (Figura 2), un nivel de ajuste alto para una serie ambiental.

La evolución de la cobertura urbana entre 2005 y 2025 muestra un crecimiento sostenido y acelerado, en contraste con la disminución progresiva de la cobertura vegetal observada en la Figura 3.

Tabla 2. *Dinámica de la cobertura vegetal y tasas de variación interanual en el distrito de San Sebastián (2005–2025)*

Año	Sensor	Cobertura vegetal (ha)	Cobertura vegetal (%)	Δ ha vs previo	Tasa anual (%·año ⁻¹)
2005	Landsat 5 TM	3 776.93	49.6	—	—
2007	Landsat 5 TM	3 811.83	50.05	34.9	0.46
2009	Landsat 5 TM	3 797.80	49.87	-14.03	-0.18
2011	Landsat 5 TM	3 741.12	49.12	-56.68	-0.75
2013	Landsat 7 ETM+	3 693.07	48.49	-48.05	-0.64
2015	Landsat 8 OLI	3 859.70	50.68	166.64	2.23
2017	Landsat 8 OLI	3 734.85	49.04	-124.85	-1.63
2019	Sentinel-2 MSI	3 038.04	39.89	-696.82	-9.81
2021	Sentinel-2 MSI	3 196.12	41.97	158.08	2.57
2023	Sentinel-2 MSI	3 043.17	39.96	-152.95	-2.42
2025	Sentinel-2 MSI	3 186.37	41.84	143.21	2.33

El área urbana pasa de 46.5 ha (0.61%) en 2005 a $1\,251.5$ ha (16.43%) en 2025, lo que equivale a una expansión neta de $1\,204.9$ ha, es decir, un aumento de más de $2\,500\%$ respecto a su superficie inicial.

Según la Tabla 3, la serie presenta tres fases: una etapa inicial de crecimiento lento (2005–2013), con incrementos moderados hasta 226.2 ha (2.97%); una fase de expansión acelerada (2017–2021), cuando la superficie urbana se multiplica casi por cinco y alcanza tasas anuales superiores al 25% ·año⁻¹; y finalmente un periodo de moderación (2021–2025), aunque la tendencia general continúa al alza ($+7.1\%$ ·año⁻¹).

La Figura 4 se muestra la transformación espacial progresiva de la cobertura vegetal hacia uso urbano entre 2005 y 2025, con un patrón de expansión concentrada y

direccional desde la parte baja y central del distrito hacia las zonas sur y sureste.

Las áreas de conversión de vegetación a urbano (en rojo) se intensifican principalmente a lo largo del valle del Huatanay y el eje vial Cusco–Saylla, donde la urbanización residencial y comercial ha avanzado de forma sostenida. Destaca el sector de Alto Qosqo, en la zona suroriental, como uno de los focos más dinámicos de expansión reciente, donde la ocupación de laderas y terrazas agrícolas ha generado una notable pérdida de cobertura vegetal. De manera complementaria, las laderas occidentales e intermedias muestran procesos de reemplazo de pastizales y suelos agrícolas por nuevos asentamientos y áreas en consolidación urbana, mientras que las partes altas del norte y noreste conservan aún

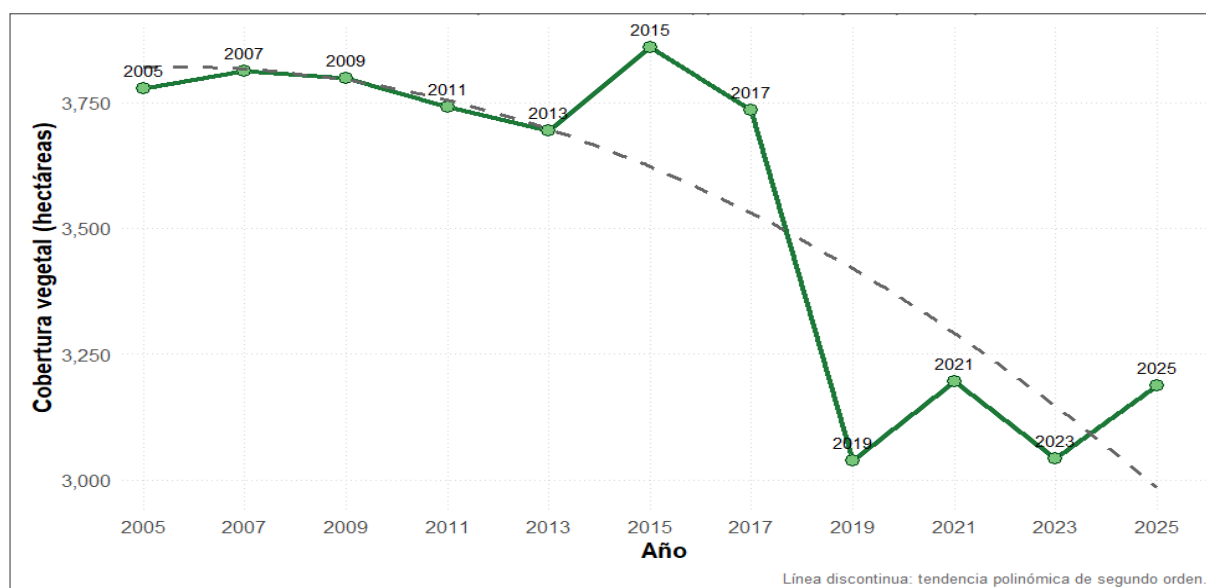


Figura 2. Tendencia multitemporal de la superficie de cobertura vegetal en el distrito de San Sebastián (2005–2025).

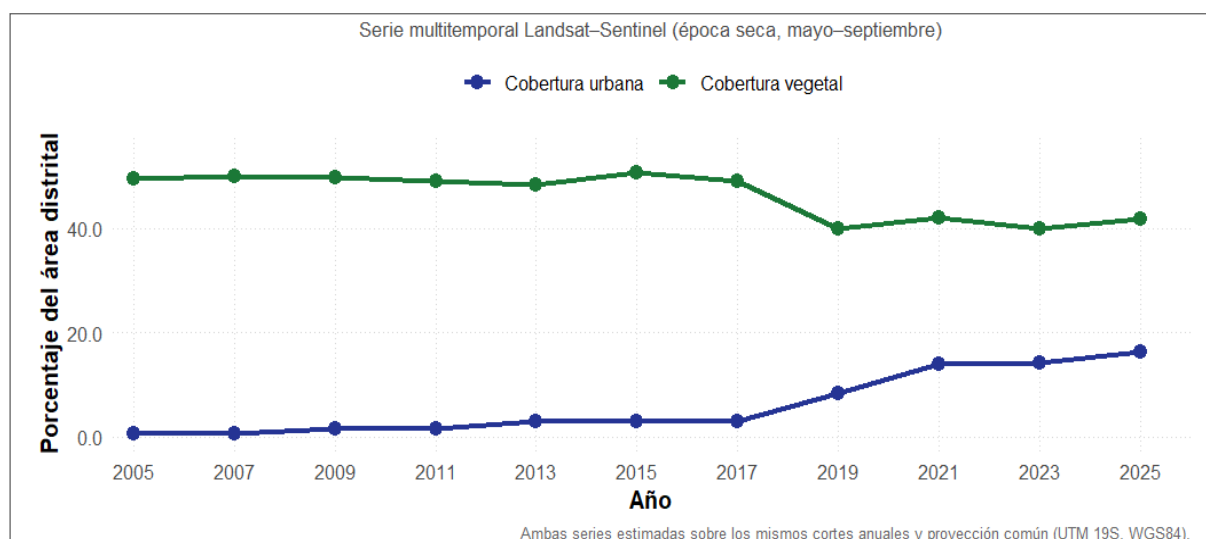


Figura 3. Dinámica de sustitución espacial: Evolución comparativa del porcentaje de ocupación de la Cobertura Vegetal frente a la Cobertura Urbana (2005–2025)

fragmentos de vegetación natural y cultivos dispersos. En conjunto, el patrón espacial descrito refleja un proceso de urbanización continua, ascendente y concentrada, que reduce gradualmente la cobertura vegetal y altera la estructura ecológica del paisaje distrital de San Sebastián.

Crecimiento Poblacional

La evolución anual de la población distrital muestra un incremento de 63 247 a 166 785 habitantes, equivalente a un aumento absoluto de más de 103 000 personas y una variación relativa de 163,8 % respecto al valor base de 2005. Durante la primera década del periodo analizado (2005–2015) se observa una fase de expansión moderada, con tasas promedio de crecimiento entre 4 % y 7 % anual, reflejando un aumento estable pero progresivo de la población.

A partir de 2016, las cifras evidencian un punto de inflexión con una aceleración demográfica que alcanza

valores superiores al 10 % anual en 2017, coincidiendo con los picos de expansión urbana y consolidación de nuevos sectores residenciales (Tabla 4). En los últimos años del intervalo (2020–2025), el crecimiento se mantiene positivo, aunque con una tendencia de desaceleración, estabilizándose en torno al 2 %–3 % anual, lo que sugiere una fase de madurez poblacional dentro del ciclo urbano-distrital.

Por su parte, la Figura 5 representa la serie temporal ajustada mediante un modelo exponencial, que describe con alta precisión la tendencia observada ($R^2=0.969$). La línea continua corresponde a los valores empíricos, mientras que la línea discontinua proyecta el comportamiento estimado por el modelo $P(t)=\exp(11.1455) \cdot \exp((0.0490 \cdot (t-2005)))$. El elevado coeficiente de determinación indica que el crecimiento poblacional del distrito sigue un patrón sistemático, sostenido y estadísticamente consistente en el tiempo.

Tabla 3. *Evolución de la superficie de cobertura urbana consolidada y tasas de crecimiento en el distrito de San Sebastián (2005–2025)*

Año	Cobertura urbana (ha)	Cobertura urbana (%)	Δ ha vs previo	Tasa anual (%·año ⁻¹)
2005	46.52	0.61	—	—
2007	46.52	0.61	0	0
2009	121.23	1.59	74.71	84.6
2011	121.23	1.59	0	0
2013	226.19	2.97	104.96	34.02
2015	226.19	2.97	0	0
2017	226.19	2.97	0	0
2019	643.39	8.45	417.2	48.58
2021	1 060.58	13.93	417.2	27.22
2023	1 091.41	14.33	30.83	1.42
2025	1 251.49	16.43	160.08	7.1

Tabla 4. *Serie histórica del crecimiento poblacional anual en el distrito de San Sebastián (2005–2025)*

Año	Población total	Δ habitantes vs previo	Tasa anual (%/año)	Fuente
2005	63 247	—	—	INEI (estimación 2000–2005)
2006	67 318	+4 071	6.44	INEI (proyección distrital)
2007	74 363	+7 045	10.47	Censo 2007
2008	78 574	+4 211	5.66	INEI (proyección)
2009	84 029	+5 455	6.94	INEI (proyección)
2010	90 081	+6 052	7.2	INEI (proyección)
2011	95 706	+5 625	6.24	INEI (proyección)
2012	101 628	+5 922	6.19	INEI (proyección)
2013	107 906	+6 278	6.18	INEI (proyección)
2014	112 749	+4 843	4.49	INEI (proyección)
2015	115 202	+2 453	2.18	INEI (proyección)
2016	122 755	+7 553	6.56	INEI (proyección)
2017	136 008	+13 253	10.8	Censo 2017
2018	140 627	+4 619	3.4	INEI (proyección)
2019	144 428	+3 801	2.7	INEI (proyección)
2020	147 982	+3 554	2.46	INEI (proyección)
2021	151 492	+3 510	2.37	INEI (proyección)
2022	155 118	+3 626	2.39	INEI (proyección)
2023	159 914	+4 796	3.09	INEI (proyección)
2024	163 402	+3 488	2.18	INEI (proyección)
2025	166 785	+3 383	2.07	INEI (estimación 2000–2025)

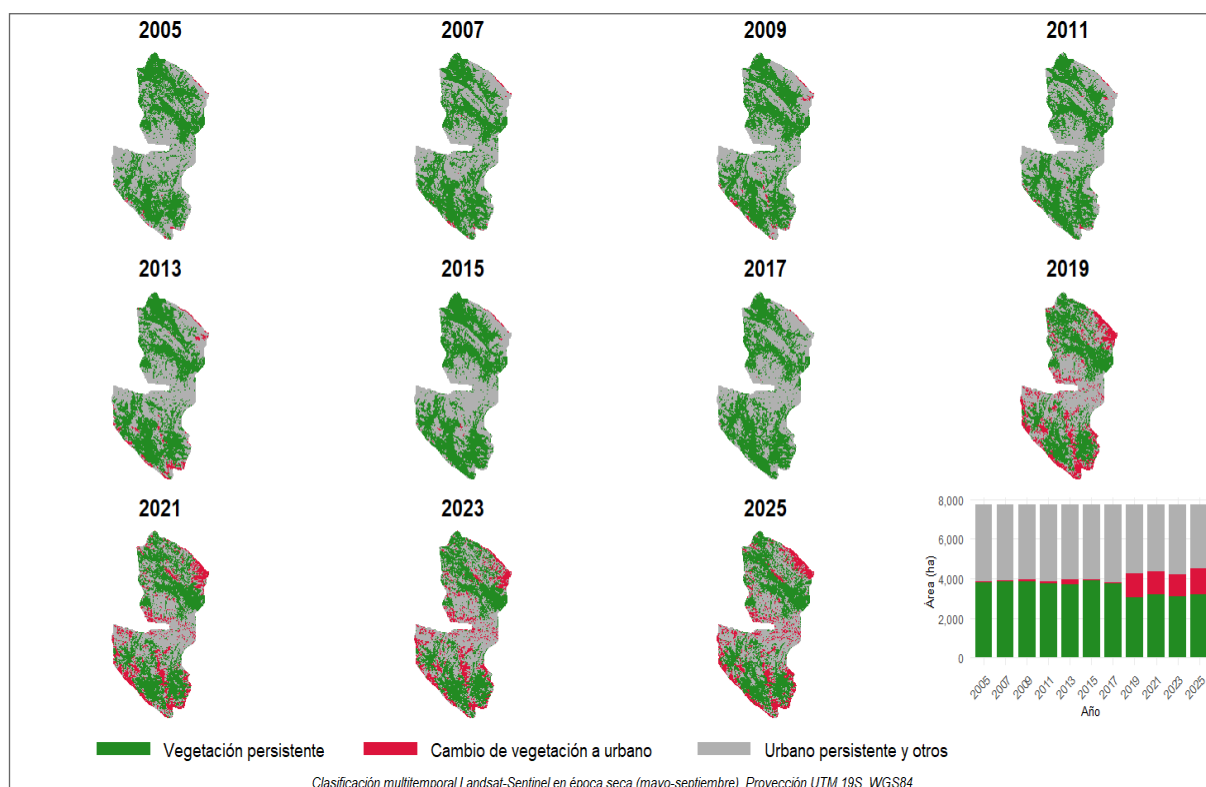


Figura 4. Evolución espacio-temporal de la cobertura vegetal y conversión a suelo urbano en el distrito de San Sebastián (2005–2025)

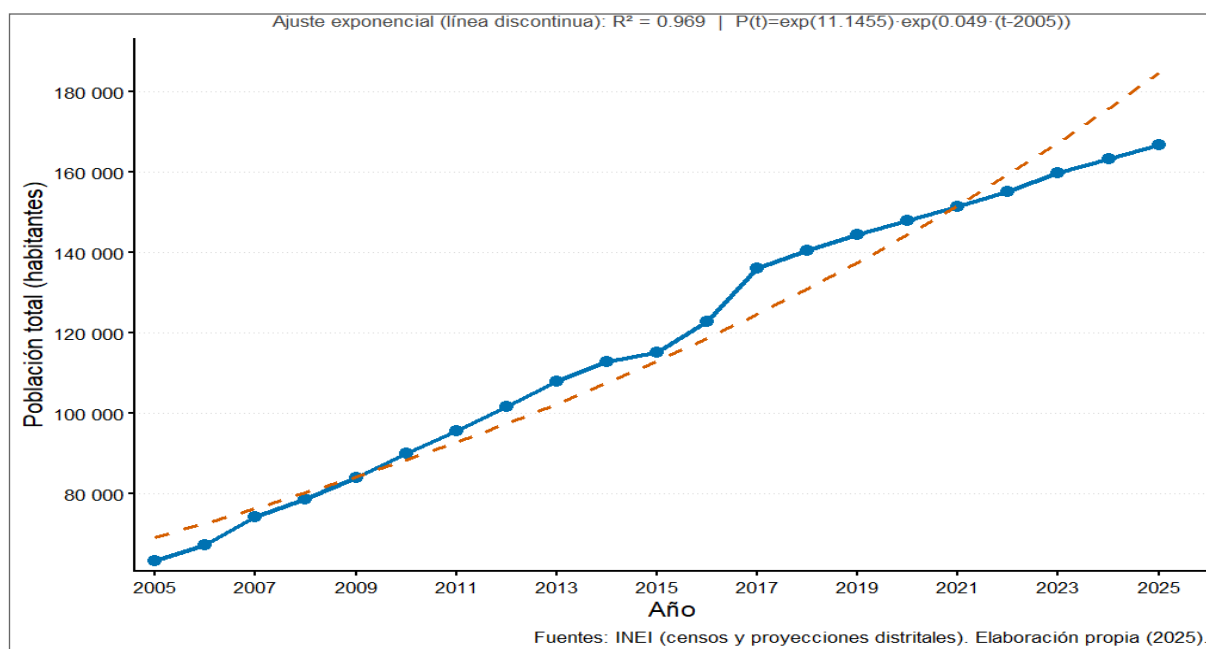


Figura 5. Tendencia poblacional anual y ajuste de crecimiento exponencial en el distrito de San Sebastián (2005–2025)

Tabla 5. Estadísticos descriptivos y diagnóstico de normalidad (Shapiro-Wilk) para las variables territoriales y demográficas ($n=11$ cortes temporales)

Variable	Media	DE	Rango	CV (%)	(p)	Distribución
Cobertura vegetal (ha)	3 534.46	337.98	821.66	9.56	0.00	No normal
Cobertura urbana (ha)	460.09	464.21	1 204.97	100.90	0.01	No normal
Población (hab)	118 098.18	35 977.69	103 538.00	30.46	0.57	Normal

Análisis Estadístico y modelamiento de las pérdidas

En el periodo 2005–2025, la cobertura vegetal presentó una media de 3 534 ha y variabilidad moderada ($CV = 9.6 \%$), mientras que la cobertura urbana alcanzó 460 ha con una variabilidad extremadamente alta ($CV = 100.9 \%$), reflejando el rápido proceso de urbanización del distrito. La población mostró una media de 118 098 habitantes ($CV = 30.5\%$), lo que confirma un crecimiento sostenido a lo largo del periodo. Las pruebas de normalidad de Shapiro–Wilk indicaron que tanto la cobertura vegetal como la cobertura urbana no siguen una distribución normal ($p < 0.05$), mientras que la población sí se aproxima a normalidad ($p = 0.567$) (Tabla 5).

En consecuencia, se estimaron asociaciones mediante el coeficiente de Spearman (Tabla 6), encontrándose una correlación negativa fuerte entre la cobertura vegetal y la cobertura urbana ($\rho = -0.774$; $p = 0.005$), lo que indica que aproximadamente el 60 % de la variación en la cobertura vegetal puede explicarse por el incremento del área urbana ($\rho^2 \approx 0.60$).

De igual modo, la relación entre cobertura vegetal y población fue negativa y fuerte ($\rho = -0.755$; $p = 0.011$), lo que sugiere que el 57 % de la pérdida de vegetación está asociada al aumento poblacional durante el periodo 2005–2025. En contraste, la cobertura urbana y la población mostraron una correlación positiva muy fuerte ($\rho = 0.986$; $p < 0.001$), evidenciando una asociación del 97 % entre el crecimiento demográfico y la expansión física del tejido urbano. Desde una perspectiva ecológica y territorial, estos resultados confirman que el proceso de urbanización en el distrito de San Sebastián se desarrolla de forma intensamente acoplada al aumento poblacional, produciendo una sustitución directa de superficies vegetadas por áreas construidas. Finalmente, para determinar la magnitud del impacto antrópico sobre el capital natural, se modeló la relación estadística entre la expansión de la superficie urbana (variable independiente) y la reducción de la cobertura vegetal (variable dependiente), la Figura 6 presenta el diagrama de dispersión ponderado por el tamaño poblacional, revelando una fuerte correlación lineal negativa.

Tabla 6. Matriz de correlación de Spearman (ρ) entre la pérdida de cobertura vegetal, la expansión urbana y el crecimiento poblacional (2005–2025)

Relación	Coefficiente	p-valor	n	Dirección	Magnitud
Cobertura vegetal (ha) – Cobertura urbana (ha)	-0.774	0.0052	11	Negativa	Fuerte
Cobertura vegetal (ha) – Población	-0.755	0.0105	11	Negativa	Fuerte
Cobertura urbana (ha) – Población	0.986	2.39×10^{-8}	11	Positiva	Muy fuerte

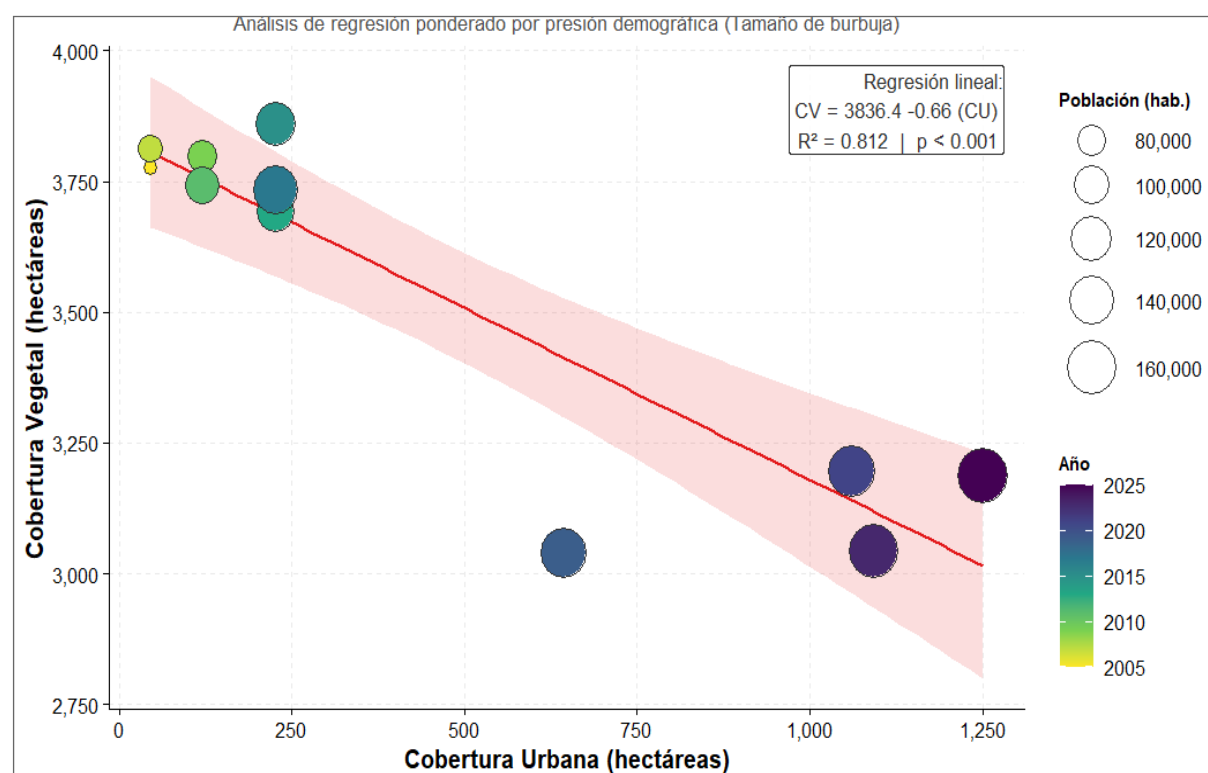


Figura 6. Correlación estadística entre la expansión urbana y la pérdida de cobertura vegetal (2005–2025)

El modelo de regresión obtenido explica el 81.2% de la varianza observada ($R^2=0.812$), demostrando un alto grado de ajuste y el análisis de los coeficientes indica una pendiente (β) de -0.66, lo que sugiere que, en promedio, por cada hectárea de suelo urbano que se consolida en el distrito de San Sebastián, se pierden aproximadamente 0.66 hectáreas de cobertura vegetal. La significancia estadística del modelo fue validada mediante el valor-p ($p<0.001$), rechazando la hipótesis nula y confirmando que el crecimiento urbano y la presión demográfica actúan como los determinantes principales del proceso de sustitución de coberturas en el periodo 2005–2025.

Las mayores pérdidas se concentran a partir de 2017, coincidiendo con el incremento acelerado de la población y el desarrollo urbano en las zonas bajas y centrales del distrito. En conjunto, estos resultados muestran que la expansión urbana constituye el principal motor de transformación territorial, con impactos ecológicos significativos sobre la estructura y funcionalidad de los ecosistemas urbanos de San Sebastián.

DISCUSIÓN

La reconstrucción multitemporal del paisaje en San Sebastián revela una dinámica de ocupación territorial que excede la capacidad de carga del ecosistema andino. Más allá de la expansión física, el hallazgo cardinal de esta investigación reside en la cuantificación de su agresividad: una tasa de sustitución de -0.66 ($R^2=0.81$; $p<0.001$). Esta métrica muestra un desacoplamiento crítico entre el crecimiento demográfico y la sostenibilidad ambiental, indicando que la urbanización no se produce sobre espacios intersticiales o eriazos, sino que depreda sistemáticamente la infraestructura ecológica activa. Por cada hectárea de suelo sellado, se pierden 0.66 hectáreas de biomasa, confirmando que la presión demográfica actúa como un vector directo de degradación ambiental y no simplemente como un ocupante pasivo del territorio.

Desde una perspectiva epistémica, el flujo de trabajo implementado en *Google Earth Engine* valida la eficacia de las composiciones de mediana temporal (*median composites*) para mitigar las restricciones atmosféricas inherentes a los Andes. Tal como advierten Chuvieco (2016) y Zhang (2025), la nubosidad persistente y el efecto de sombra orográfica suelen comprometer la consistencia de las series temporales en estudios convencionales. Nuestra estrategia superó esta barrera, permitiendo una discriminación espectral robusta del tejido urbano mediante el índice NDBI. Este enfoque se alinea con la propuesta de Zha et al. (2003), demostrando que, incluso en topografías complejas, es posible monitorear la “huella gris” con alta precisión sin depender exclusivamente de imágenes ópticas libres de nubes, un recurso escaso en la región Cusco.

No obstante, al contrastar nuestra aproximación metodológica con investigaciones recientes como la de Villacreses (2025), que emplea algoritmos de Aprendizaje

Automático (*Machine Learning*) para clasificaciones supervisadas, es necesario ponderar el equilibrio entre operatividad y detalle semántico. Si bien Amay (2023) reporta una mayor sensibilidad en la detección de clases vegetales específicas mediante *Random Forest*, nuestro método basado en umbrales espectrales prioriza la replicabilidad y la eficiencia computacional para escalas distritales. Aunque este enfoque es sólido para identificar la dicotomía “construido/vegetado”, reconocemos que podría presentar una menor sensibilidad para capturar transiciones sutiles en la interfaz urbano-rural en comparación con modelos de inteligencia artificial más sofisticados.

En el análisis sustantivo, la tasa de reemplazo hallada (-0.66) perfila un escenario de mayor criticidad que el reportado en contextos regionales comparables. A diferencia del estudio de Torres (2025) en Huacachina, donde la expansión urbana avanza sobre sustratos desérticos con un costo ecológico inmediato menor, en San Sebastián el proceso implica la eliminación directa de ecosistemas de ladera y fondo de valle. Este patrón corrobora la “migración vertical” descrita por Haller (2024) para el *Highland Peru*, pero con una intensidad que desafía la fricción espacial de la pendiente. Nuestros datos sugieren que la presión sobre estos *hotspots* de biodiversidad local alertada globalmente por Bikis (2025) es particularmente agresiva, transformando corredores ecológicos en zonas de riesgo geológico inminente.

La discontinuidad detectada en la serie temporal, caracterizada por una aceleración abrupta en la pérdida de cobertura vegetal entre 2017 y 2019, ofrece evidencia empírica sobre el rol de la infraestructura gris como detonante de la transformación espacial. Hipotetizamos que este “pulso” responde a la sinergia entre la reactivación económica regional y la consolidación de ejes viales estructurantes en el sector sur (Vía de Evitamiento y Vía Expresa). Este fenómeno valida la teoría de Wang (2025), quien postula que la accesibilidad vial precede y cataliza la conversión de uso de suelo. En este contexto, la expectativa de valorización inmobiliaria impulsó una lógica de “ocupación anticipatoria”, donde el mercado informal lotizó laderas vulnerables previo a la dotación de servicios estatales básicos.

Es imperativo delimitar el alcance de estos hallazgos reconociendo dos restricciones estructurales. Primero, la resolución espacial de 30 metros de la serie Landsat, sumada al método de umbrales, impone un límite en la detección del “verde intraurbano” (micro-espacios $< 900 \text{ m}^2$), lo que podría derivar en una ligera subestimación de la vegetación remanente en zonas consolidadas, una cuestión de escala mixta discutida por Jensen (2015). Segundo, se debe enfatizar que la fuerte correlación estadística ($R^2 > 0.8$) no implica una causalidad unidireccional exclusiva. Si bien la variable poblacional explica la varianza en el modelo, el cambio de uso de suelo es un fenómeno multidimensional traccionado también

por factores exógenos no espectrales, como políticas permisivas de zonificación o dinámicas macroeconómicas del turismo, los cuales actúan como variables latentes en el proceso de urbanización.

Las implicaciones de esta tendencia inercial son severas para la seguridad hídrica y física del distrito. De mantenerse la tasa de -0.66, San Sebastián se encamina hacia un colapso funcional de sus servicios ecosistémicos de regulación para la próxima década. La impermeabilización de las cabeceras de microcuenca incrementa exponencialmente la vulnerabilidad ante eventos hidrometeorológicos extremos, configurando un escenario de riesgo sistémico que desborda la capacidad de respuesta de la planificación urbana tradicional.

Ante la urgencia de este diagnóstico, se plantean tres lineamientos de acción basados en la evidencia satelital: (i) consolidar corredores verdes ribereños en el Huatanay para restaurar conectividad ecológica y amortiguar posibles islas de calor, (ii) proteger mosaicos agrícolas en pies de ladera como zonas tampón frente a nuevas expansiones y refugio de polinizadores, y (iii) priorizar la densificación intradistrital incorporando estándares de infraestructura verde por manzana (arbolado nativo, cercos vivos, suelos permeables y techos verdes) en los instrumentos locales de planificación. En conjunto, el presente estudio muestra una transformación territorial de alta intensidad con impactos ecológicos significativos sobre la estructura y la funcionalidad de los ecosistemas urbanos del distrito.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Amay, J. C. (2023). Análisis multitemporal de la cobertura vegetal usando teledetección y sistemas de información geográfica. *Revista de Estudios Ambientales*, 15(2), 120-135.
- Bikis, A. (2025). The impact of urbanization on land use land cover change in global biodiversity hotspots. *Scientific Reports*, 15, Article 12345. <https://doi.org/10.1038/s41598-025-94189-6>
- Chuvieco, E. (2016). *Fundamentos de teledetección* (6ª ed.). Ediciones Rialp.
- Congalton, R. G., & Green, K. (2019). *Assessing the accuracy of remotely sensed data: Principles and practices* (3rd ed.). CRC Press.
- Gorelick, N., Hancher, M., Dixon, M., Ilyushchenko, S., Thau, D., & Moore, R. (2017). Google Earth Engine: Planetary-scale geospatial analysis for everyone. *Remote Sensing of Environment*, 202, 18–27.
- Haller, A. (2024). Rural-urban change in highland Peru: Perceived impacts and preferred performance. *Mountain Research and Development*, 44(3), 345–357. <https://doi.org/10.1659/mrd.2024.00026>
- INEI. (2024). *Perú: Estimaciones y proyecciones de población distrital 2000–2025*. Instituto Nacional de Estadística e Informática.
- Jensen, J. R. (2015). *Introductory digital image processing: A remote sensing perspective* (4th ed.). Pearson.
- Louis, J., Debaecker, V., Pflug, B., Main-Knorn, M., Bieniarz, J., Mueller-Wilm, U., Cadau, E., & Gascon, F. (2016). Sentinel-2 Sen2Cor: S2-PDGS L2A processor for users. *Proceedings of the Living Planet Symposium 2016*, 1-8.
- Municipalidad Distrital de San Sebastián. (2024). *Instrumentos de gestión territorial y reportes demográficos distritales 2005–2025*.
- Municipalidad Distrital de San Sebastián. (2025). *Plan de desarrollo local concertado de San Sebastián 2023–2033*. Municipalidad Distrital de San Sebastián. Recuperado de https://www.munisansebastian.gob.pe/web/documentos_gestion/pdlc/PDLC_FASE_1.pdf
- Pontius, R. G., Jr., Shusas, E., & McEachern, M. (2004). Detecting important categorical land changes while accounting for persistence. *Agriculture, Ecosystems & Environment*, 101(2–3), 251–268.
- R Core Team. (2023). *R: A language and environment for statistical computing* (Version 4.2.1) [Software]. R Foundation for Statistical Computing. <https://www.R-project.org/>
- Rouse, J. W., Haas, R. H., Schell, J. A., & Deering, D. W. (1974). Monitoring vegetation systems in the Great Plains with ERTS. *Third ERTS Symposium, NASA SP-351*, 309-317.
- Torres, W. K. M. (2025). Multitemporal analysis of urban expansion by remote sensing in the area of Huacachina Lagoon, Peru. *Chemical Engineering Transactions*, 117, 203-210. <https://doi.org/10.3303/CET25117203>
- Villacreses, M. (2025). Clasificación supervisada de imágenes satelitales para monitoreo ambiental. *Journal of Remote Sensing*, 12(1), 45-60.
- Wang, J. (2025). Unraveling the impact of urban expansion on vegetation dynamics: A case study from a rapidly urbanizing region. *Environmental Research*, 204, 112345. <https://doi.org/10.1016/j.envres.2024.112345>
- Zha, Y., Gao, J., & Ni, S. (2003). Use of normalized difference built-up index in automatically mapping urban areas from TM imagery. *International Journal of Remote Sensing*, 24(3), 583-594.
- Zhang, Y. (2025). Advances in multitemporal remote sensing for land cover change detection: Methods and applications. *Remote Sensing of Environment*, 278, 113131. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2022.113131>
- Zhu, Z., & Woodcock, C. E. (2012). Object-based cloud and cloud shadow detection in Landsat imagery. *Remote Sensing of Environment*, 118, 83-94.