INFLUENCIA DEL PAISAJE EN LA CALIDAD Y CANTIDAD DE AGUA EN LA CUENCA DEL RÍO TONA: UN ANÁLISIS MULTITEMPORAL

Diego Enrique Reyes Guerra

Proyecto de Grado presentado para optar al título de Magíster en Gestión Integral de Cuencas Hidrográficas

Director

Angela María Jaramillo Londoño

Ph.D. en Ingeniería Hidráulica y Medio Ambiente

UNIVERSIDAD SANTO TOMÁS

Facultad de Ciencias Ambientales

Maestría en Gestión de Cuencas Hidrográficas

2026

Dedicatoria

Este trabajo pertenece no solo a quienes me han acompañado en el camino, sino también, a la contingencia de la vida, por haberme traído hasta este momento.

Tabla de contenido

Resumen....8

Abstract....9

1. Introducción....10

2. Antecedentes....13

2.1 Estudios sobre la relación entre métricas del paisaje y calidad del agua.... 13
2.2 Estudios sobre cobertura forestal, caudal y balance hídrico en cuencas andinas.... 14
2.3 Estudios de teledetección multitemporal aplicada a la dinámica del paisaje en cuencas andinas.... 15
3. Marco Teórico....16

3.1 La cuenca hidrográfica como unidad de análisis.... 16
3.2 Ecología del paisaje y su relación con el agua.... 17
3.3 Las métricas del paisaje.... 19
3.4 Cobertura forestal y cantidad de agua: el debate del balance hídrico.... 20
3.5 Bases del análisis: teledetección, hidroclima y estadística.... 21
4. Objetivos....25

Objetivo General.... 25
Objetivos Específicos.... 25
5. Área de estudio....26

5.1 Geología y geomorfología.... 26
5.2 Clima y régimen hidrológico.... 27
5.3 Suelos y ecosistemas.... 28
5.4 Presiones antrópicas.... 28
6. Metodología y Resultados....30

Tipo de investigación.... 30
6.1 Bloque 1. Clasificación multitemporal del paisaje.... 30
6.1.1 Imágenes utilizadas y criterios de selección.... 30
6.1.2 Preparación de las imágenes.... 32
6.1.3 Clasificación supervisada y validación.... 33
6.1.4 Resultados: exactitud de la clasificación.... 35
6.1.5 Resultados: cómo cambió el bosque entre 1985 y 2025.... 36
6.2 Bloque 2. Métricas del paisaje.... 38
6.2.1 Cálculo de las métricas del paisaje.... 38
6.2.2 Reducción a tres métricas mediante componentes principales.... 40
6.3 Análisis hidroclimatológico (Bloque 3A).... 44

6.3.1 Fuentes y construcción de las series de datos 44
6.3.2 Régimen hidroclimatológico y variabilidad interanual 45
6.3.3 Tendencias de largo plazo 48
6.4 Bloque 3B. Análisis de calidad del agua 51
6.4.1 Estaciones de monitoreo y origen de los datos 51
6.4.2 Parámetros analizados y tratamiento de los datos 52
6.4.3 Evolución de la calidad del agua: dos señales que coexisten 54
6.5 Bloque 4. Correlación entre el paisaje y el agua 56
6.5.1 Estrategia analítica 56
6.5.2 Conjuntos de datos 57
6.5.3 Nivel 1: correlaciones simples 58
6.5.4 Nivel 2: correlación parcial 61
6.5.5 Nivel 3: partición de varianza 63
6.6 Bloque 5. Modelo integrado: contribución del paisaje al agua 64
6.6.1 Estructura analítica y conjuntos de datos 64
6.6.2 Modelo A: relación directa entre bosque y agua 65
6.6.3 Modelo B: reparto del efecto entre paisaje y clima 68
6.6.4 Modelo C: efecto del bosque una vez descontado el clima 70
6.6.5 Síntesis de los tres modelos 72
7. Discusión 75

7.1 La recuperación y la configuración del bosque 75
7.1.1 Una recuperación en tres fases 75
7.2 El contexto hidroclimático: calentamiento y precipitación 76
7.3 El efecto del bosque sobre la cantidad de agua 78
7.4 El efecto del bosque sobre la calidad del agua: los sedimentos 80
7.5 El límite del bosque: la contaminación puntual y otras presiones 83
7.6 Síntesis, consistencia con la literatura e implicaciones para la gestión 86
7.6.1 El hallazgo central y la cuantificación del servicio 86
7.6.2 Coherencia con la literatura 87
7.6.3 Implicaciones para la gestión 89
7.7 Limitaciones del estudio y trabajo futuro 89
8. Conclusiones 93

8.1 Sobre el primer objetivo específico: los cambios en la cobertura y la configuración del paisaje 93
8.2 Sobre el segundo objetivo específico: la relación entre el paisaje y la calidad del agua 94
8.3 Sobre el tercer objetivo específico: la relación entre el paisaje y la disponibilidad de agua 95
8.4 Sobre el objetivo general: una relación integrada y cuantificada, y su alcance 96
Referencias Bibliográficas 98

APÉNDICES 116

Lista de tablas

Tabla 1. Imágenes Landsat utilizadas en el análisis multitemporal de la cuenca del río Tona... 31

Tabla 2. Índices espectrales utilizados en la construcción del stack espectral de 10 bandas..... 32

Tabla 3. Métricas de validación del clasificador Random Forest para la serie multitemporal de cobertura Bosque/No-Bosque en la cuenca del río Tona (1985–2025). 35

Tabla 4. Estadísticas de cambio de cobertura boscosa 1985–2025 por método de clasificación. 36

Tabla 5. Dinámica de cobertura boscosa 1985–2025, método Random Forest. 37

Tabla 6. Las 15 métricas del paisaje calculadas a nivel de clase Bosque, organizadas por grupo funcional. 39

Tabla 7. Valores de las tres métricas del paisaje seleccionadas definitivamente mediante PCA para la cuenca del río Tona, período 1985–2025. 42

Tabla 8. Estadísticos descriptivos de las series anuales de precipitación, caudal y temperatura en la cuenca del río Tona (1985–2025). 46

Tabla 9. Distribución de años por fase ENOS y medias de las variables hidroclimatológicas para cada fase (1985–2025, n = 41 años). 47

Tabla 10. Resultados de la prueba de Mann-Kendall y pendiente de Sen para las series anuales de precipitación, caudal y temperatura. Cuenca del río Tona, 1985–2025. 49

Tabla 11. Estaciones de monitoreo de calidad del agua de la cuenca del río Tona incluidas en el análisis..... 52

Tabla 12. Parámetros de calidad del agua analizados, cobertura temporal y uso previsto en el Bloque 4. Cuenca del río Tona, 1983–2025. Estaciones RT-01 y RT-01A..... 53

Tabla 13. Estructura del conjunto de datos utilizados en el Bloque 4. Cuenca del río Tona, período 1985–2025. 57

Tabla 14. Valores del conjunto de datos B utilizados en el análisis de correlación. Medianas calculadas sobre el año de imagen exacto. Estaciones RT-01 y RT-01A..... 58

Tabla 15. Correlaciones de Spearman entre métricas del paisaje y variables de cantidad de agua (Dataset A, n = 9)..... 59

Tabla 16. Correlaciones de Spearman entre métricas del paisaje y variables de calidad del agua (Dataset B, n = 6)..... 60

Tabla 17. Resultados de la correlación parcial de Spearman entre PLAND y las variables de agua, controlando por las variables climáticas indicadas. 62

Tabla 18. Descripción de los datasets utilizados en el Bloque 5 y su vínculo con la elección de métodos estadísticos..... 65

Tabla 19. Resultados numéricos del Modelo A: Regresión lineal simple y correlación de Spearman con *bootstrap* (B = 9.999)..... 66

Tabla 20. Partición de varianza del caudal medio anual..... 68

Tabla 21. R^2 marginales de modelos simples para variables de calidad del agua. 69

Tabla 22. Resultados del Modelo C: efecto del paisaje sobre las variables hídricas una vez descontado el clima..... 71

Tabla 23. Síntesis cuantitativa de los tres modelos del Bloque 5 por variable respuesta 73

Lista de Figuras

Figura 1. Dinámica del Ciclo Hidrológico en la Cuenca. 17

Figura 2. Localización geográfica de la cuenca del río Tona, Santander, Colombia. 27

Figura 3. Mapa de cambio de cobertura boscosa 1985–2025, método Random Forest. 37

Figura 4. Dinámica de cobertura boscosa 1985–2025, método Random Forest. 38

Figura 5. Trayectoria temporal de PLAND, ED y SHAPE_MN para los nueve cortes temporales. 43

Figura 6. Tendencias anuales de precipitación, caudal y temperatura en la cuenca del río Tona (1985–2025). 50

Figura 7. Evolución temporal paralela de la cobertura boscosa (PLAND) y el caudal medio anual (Q) para los nueve años imagen del período 1985–2025. 51

Figura 8. Diagramas de dispersión del Modelo A: porcentaje de bosque frente a las variables respuesta 67

Figura 9. Efecto neto del paisaje (Modelo C). 71

Resumen

La cuenca del río Tona (Santander, Colombia), principal fuente de abastecimiento del área metropolitana de Bucaramanga, ha experimentado cambios en su cobertura boscosa cuyo efecto a lo largo del tiempo sobre la calidad y cantidad del agua no había sido cuantificado. Esta investigación analiza la asociación entre la dinámica del bosque y las variables de caudal y calidad del agua entre 1985 y 2025. Se clasificó la cobertura boscosa en nueve imágenes Landsat mediante clasificación supervisada con el algoritmo *Random Forest*, se calcularon métricas del paisaje, porcentaje de bosque (PLAND), densidad de borde y complejidad de forma de los parches, y se analizó su relación con registros de precipitación, caudal y calidad del agua mediante métodos estadísticos que permiten estimar la fuerza de cada asociación y aislar el efecto del bosque del efecto del clima. El bosque resultó el principal predictor de la turbidez y los sólidos suspendidos totales, con un efecto que se mantuvo al descontar la influencia del clima: la recuperación de cobertura entre 2003 y 2025 coincidió con una marcada reducción de ambos parámetros y con un aumento del caudal mínimo, pese a una leve tendencia decreciente de la precipitación. En cambio, los parámetros de origen orgánico y microbiológico, materia orgánica, nitrógeno amoniacal y coliformes fecales, no mostraron relación con la cobertura boscosa y se deterioraron de forma progresiva, un patrón compatible con fuentes distintas al arrastre de sedimentos que el bosque regula. Los resultados posicionan a la cuenca del Tona como un caso documentado de regulación hídrica asociada al bosque y sugieren que su conservación, por sí sola, no garantiza la calidad del agua, lo que plantea la necesidad de una gestión integral del recurso.

Palabras clave: ecología del paisaje; métricas del paisaje; calidad del agua; caudal; teledetección multitemporal; cuenca del río Tona.

Abstract

The Tona River basin (Santander, Colombia), the main water supply source for the Bucaramanga metropolitan area, has undergone changes in its forest cover whose long-term effect on water quality and quantity had not been quantified. This study analyzes the association between forest dynamics and streamflow and water-quality variables between 1985 and 2025. Forest cover was classified on nine Landsat images through supervised classification using the Random Forest algorithm, and landscape metrics were computed, including percentage of forest cover (PLAND), edge density, and mean patch shape complexity. Their relationship with precipitation, streamflow, and water-quality records was assessed using statistical methods suited to small samples, which estimate the strength of each association and disentangle the effect of forest cover from that of climate. Forest cover emerged as the primary predictor of turbidity and total suspended solids, with an effect that persisted after controlling for climate: the cover recovery observed between 2003 and 2025 coincided with a marked reduction in both parameters and with an increase in baseflow, despite a slight declining trend in precipitation. In contrast, organic and microbiological parameters—biochemical oxygen demand, ammonia nitrogen, and fecal coliforms—showed no relationship with forest cover and deteriorated progressively, a pattern consistent with sources other than the sediment transport regulated by forest. These findings position the Tona basin as a documented case of forest-associated hydrological regulation and suggest that forest conservation alone does not ensure water quality, underscoring the need for integrated water-resource management.

Keywords: landscape ecology; landscape metrics; water quality; streamflow; multitemporal remote sensing; Tona River watershed.

1. Introducción

Las cuencas hidrográficas son la unidad territorial más adecuada para la gestión integral del agua, porque en ellas confluyen los sistemas físicos, bióticos y socioeconómicos que determinan su disponibilidad y su calidad (Chow *et al.*, 1994; FAO, 2007). A escala global, la presión sobre el recurso se intensifica con el crecimiento de la población, el cambio climático y la transformación de las coberturas del suelo. La Evaluación de los Ecosistemas del Milenio advirtió que más del 60 % de los servicios de regulación hídrica del planeta están en proceso de degradación (MEA, 2005), y estudios posteriores confirmaron que la pérdida de bosque en cuencas de montaña es uno de los factores que más comprometen la regulación del ciclo hidrológico y la calidad del agua en zonas tropicales (Bruijnzeel, 2004; Ochoa-Tocachi *et al.*, 2016).

En la región andina, el problema adquiere una dimensión estratégica particular. Los Andes tropicales albergan los páramos, ecosistemas de alta montaña cuyos suelos orgánicos almacenan agua en las épocas lluviosas y la liberan de forma sostenida en las secas, regulando cuencas que abastecen a millones de personas en Colombia, Ecuador, Perú y Venezuela (Buytaert *et al.*, 2006, 2011). Estos ecosistemas enfrentan presiones crecientes por la expansión agrícola, el pastoreo y la fragmentación de las coberturas naturales, procesos que deterioran su capacidad reguladora con efectos directos sobre la cantidad y la calidad del agua (Molina *et al.*, 2012).

La ecología del paisaje ofrece el marco para analizar estas interacciones, al relacionar la composición y la configuración espacial de las coberturas con los procesos hidrológicos: el bosque protege el sistema hídrico al favorecer la infiltración y reducir la escorrentía y el arrastre de

sedimentos, mientras que su fragmentación debilita esa función (Forman, 1995; Bruijnzeel, 2004). Para cuantificar esa estructura se emplean las métricas del paisaje, índices derivados de los mapas de cobertura, entre las que el porcentaje de bosque ha demostrado ser el predictor más consistente de la calidad del agua en cuencas con distinto grado de intervención (McGarigal *et al.*, 2012; Pei *et al.*, 2024). Una revisión reciente de la literatura confirma ese papel del porcentaje de bosque y, a la vez, advierte que los estudios latinoamericanos representan menos del 10 % del total, lo que señala una brecha de conocimiento regional (Alciaturi y Gil, 2025).

En Colombia, la cuenca del río Tona, en el departamento de Santander, ilustra bien esta problemática. Con una extensión de 192,5 km² y cabeceras en el páramo de Santurbán, aporta cerca del 55 % del agua que administra el Acueducto Metropolitano de Bucaramanga y abastece a más de un millón de habitantes, lo que la convierte en un sistema de importancia estratégica (Carrillo Peña, 2018; Villamizar *et al.*, 2019). En las últimas cuatro décadas ha experimentado cambios en sus coberturas asociados a la expansión agropecuaria y a la fragmentación, mientras el monitoreo de calidad del agua, con registros desde 1983, muestra variaciones cuyas causas estructurales no se habían examinado en relación con la dinámica del paisaje (CDMB, 2022). A ello se suma la variabilidad climática del fenómeno El Niño-Oscilación del Sur (ENOS), que introduce una fuente adicional de variación y dificulta identificar el efecto propio de la cobertura sin un control estadístico adecuado (Poveda *et al.*, 2001; Urrea *et al.*, 2019).

Pese a la relevancia estratégica de la cuenca, no existía un análisis multitemporal que examinara de forma cuantitativa y espacialmente explícita la relación entre la dinámica del bosque y el comportamiento de las variables hídricas, separando el efecto del paisaje del efecto del clima.

El antecedente más cercano, la modelación con SWAT de escenarios de uso del suelo y clima para la cuenca (Carrillo Peña, 2018; Villamizar *et al.*, 2019), aporta proyecciones valiosas, pero no cuantifica la señal real del paisaje sobre el caudal y la calidad del agua a partir del registro histórico observado. Las herramientas hoy disponibles, la teledetección Landsat, la clasificación con *Random Forest*, las métricas del paisaje y los métodos estadísticos no paramétricos con control del clima, permiten abordar esa pregunta con un rigor que antes no era posible para esta cuenca (Arce Cendoya *et al.*, 2024; Helsel *et al.*, 2020).

En este contexto, la presente investigación analiza la asociación entre la dinámica espacio-temporal del bosque y el comportamiento de la calidad y la cantidad del agua en la cuenca del río Tona entre 1985 y 2025, mediante un enfoque que integra teledetección, métricas del paisaje y datos hidrometeorológicos. El diseño, cuantitativo y de tipo correlacional, se organiza en cinco componentes: la clasificación de coberturas en nueve imágenes Landsat con *Random Forest*; el cálculo de métricas del paisaje y su reducción mediante análisis de componentes principales (PCA); la caracterización de las series hidroclimáticas de 41 años; el análisis de las asociaciones entre el paisaje y el agua mediante correlación de Spearman con corrección por tasa de falsos descubrimientos, correlación parcial y análisis de redundancia (RDA); y una modelación integrada con regresión, *bootstrap* y partición de varianza para separar la contribución del paisaje de la del clima. La pregunta que orienta el estudio es: ¿qué patrones de asociación pueden identificarse entre la dinámica espacio-temporal del bosque y el comportamiento de la calidad y la cantidad del agua en la cuenca del río Tona durante 1985–2025, y en qué medida esos patrones son independientes de la variabilidad climática?

2. Antecedentes

2.1 Estudios sobre la relación entre métricas del paisaje y calidad del agua

El análisis cuantitativo de la relación entre la estructura del paisaje y la calidad del agua se apoya en trabajos que usaron métricas del paisaje como predictoras de variables fisicoquímicas a escala de cuenca. Uuemaa *et al.* (2007), en cuencas de Estonia, mostraron que las métricas de composición, y en particular el porcentaje de bosque, predicen la calidad del agua con más consistencia que las de configuración, y que la escala espacial influye en la magnitud de las correlaciones; Amiri y Nakane (2009), en Japón, hallaron que el porcentaje de bosque es el predictor más robusto de la concentración de nutrientes. La evidencia se ha consolidado en años recientes: Bu *et al.* (2014), en el río Taizi (China), encontraron correlaciones negativas entre la cobertura forestal y los nitratos, el fósforo y los sólidos suspendidos; Wu y Lu (2021) y Mei *et al.* (2025) identificaron el porcentaje de bosque como el predictor más estable de la turbidez; Xu *et al.* (2023) explicaron más del 89 % de la variación de la calidad combinando paisaje y topografía; y Pei *et al.* (2024) confirmaron, mediante partición de varianza, que las métricas de composición superan a las de configuración. La revisión sistemática de Alciaturi y Gil (2025), sobre 61 estudios publicados entre 2020 y 2024, sintetiza estas tendencias: la correlación de Spearman es el método más utilizado, por ser apropiado cuando las variables no cumplen el supuesto de normalidad; el porcentaje de bosque es la métrica más frecuentemente significativa; y los estudios latinoamericanos no superan el 10 % del total, una brecha que esta investigación contribuye a reducir. En ese ámbito regional, Fernandes *et al.* (2020) señalaron la limitación del tamaño muestral en las series temporales cortas, Hu *et al.* (2019) mostraron que la disposición espacial del

bosque modula su poder predictivo sobre la turbidez, y Paná *et al.* (2024), en el río Suquía (Argentina), encontraron que la relación entre el uso del suelo y la calidad del agua es multiescalar y que la fragmentación intensifica el impacto de los nutrientes.

2.2 Estudios sobre cobertura forestal, caudal y balance hídrico en cuencas andinas

En cuanto a la relación entre la cobertura forestal y el caudal, Bosch y Hewlett (1982), a partir de 94 experimentos de cuencas pareadas en el mundo, establecieron que reducir la cobertura aumenta el rendimiento hídrico, con un efecto más marcado a mayor precipitación, pero advirtieron que la relación puede invertirse cuando la degradación del suelo es severa. En los Andes tropicales, Ochoa-Tocachi *et al.* (2016) analizaron 14 pares de cuencas en Ecuador, Perú y Bolivia y hallaron que las de mayor cobertura tienen caudales base más estables y altos, con independencia de la precipitación, e identificaron el pastoreo en páramo como la perturbación de mayor impacto. Molina *et al.* (2012), en una cuenca andina ecuatoriana, documentaron que la reforestación sobre suelos degradados se asoció a una reducción del 54 % en los caudales pico y a un aumento del flujo base de 25 mm anuales, sin atribuirlo a cambios en la lluvia.

Otros trabajos refinan el enfoque metodológico. Ferraz *et al.* (2021), en 25 cuencas de Brasil, usaron correlaciones de Spearman simples y parciales entre la cobertura, la precipitación y el caudal, y mostraron que el caudal mínimo es el indicador más sensible a la cobertura en contextos de baja lluvia. Goeking y Tarboton (2022), en 171 cuencas del oeste de Estados Unidos, evidenciaron que la respuesta del caudal a los cambios de cobertura depende de la capacidad de almacenamiento del subsuelo. Van Meerveld *et al.* (2025) concluyeron que la recuperación forestal puede aumentar el flujo base en cuencas antes degradadas, aunque con alta variabilidad entre sitios. En Colombia, el antecedente más directo es la modelación con SWAT de escenarios de uso del

suelo y clima para la propia cuenca del río Tona (Carrillo Peña, 2018; Villamizar *et al.*, 2019), que mostró que los escenarios de mayor cobertura producen respuestas hídricas distintas a las de deforestación; la presente investigación complementa ese enfoque al aportar evidencia empírica a partir de un registro histórico de más de cuatro décadas, sin recurrir a la modelación.

2.3 Estudios de teledetección multitemporal aplicada a la dinámica del paisaje en cuencas andinas

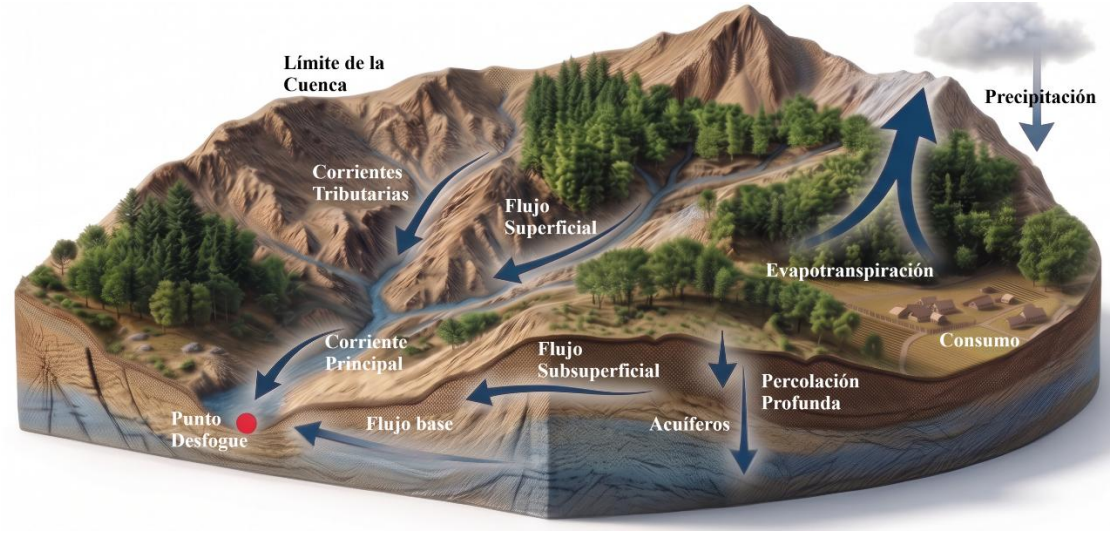
El uso de imágenes Landsat para el análisis multitemporal en cuencas andinas tiene una trayectoria de más de tres décadas; la apertura del archivo por el Servicio Geológico de Estados Unidos en 2008 permitió construir series históricas de cobertura sin precedentes (Wulder *et al.*, 2012). En Colombia, Florez-Yepes *et al.* (2017) analizaron cuencas de Caldas con imágenes de 1990, 2000 y 2011 e identificaron la pérdida de bosque y la expansión agropecuaria como procesos dominantes, y en Santander, Ramírez Cano (2016) aplicó métricas del paisaje a la valoración ecosistémica de cuencas de montaña. A escala latinoamericana, Arce Cendoya *et al.* (2024) validaron el algoritmo *Random Forest* para la clasificación Bosque/No-Bosque en ambientes andinos heterogéneos, con precisiones superiores al 92 %, y Alvarado López *et al.* (2024) mostraron la sensibilidad de las métricas PLAND, ED y SHAPE_MN a los procesos de fragmentación y recuperación. El paquete *landscapemetrics* de R (Hesselbarth *et al.*, 2019), que replica los algoritmos de FRAGSTATS (McGarigal *et al.*, 2012), se ha consolidado como el estándar de cálculo, y la selección de métricas mediante análisis de componentes principales se ha propuesto como una alternativa robusta frente a la elección manual, que suele introducir redundancias (Uuemaa *et al.*, 2007; Pei *et al.*, 2024).

3. Marco Teórico

3.1 La cuenca hidrográfica como unidad de análisis

Desde una perspectiva sistémica, la cuenca hidrográfica es un territorio delimitado por una frontera topográfica en el que el agua que entra como precipitación se transforma mediante el ciclo hidrológico y sale como escorrentía, evapotranspiración e infiltración (Chow *et al.*, 1994). Esa condición sistémica justifica adoptarla como unidad de análisis: su estructura interna, es decir, las coberturas del suelo, la red de drenaje, los suelos y la topografía, condiciona los flujos y los tiempos de respuesta hidrológica, de modo que un cambio en el paisaje puede alterar el funcionamiento hídrico de la cuenca más allá de lo que reflejan los registros puntuales de caudal o de calidad del agua (Aparicio, 2005). En cuencas andinas como la del río Tona, los marcados gradientes de altitud generan una gran variabilidad espacial de la precipitación, la temperatura y la evapotranspiración, y la presencia de ecosistemas sensibles como el páramo refuerza la utilidad de este enfoque para entender cómo los cambios del paisaje se traducen en variaciones de la cantidad y la calidad del agua (Buytaert *et al.*, 2011; Ochoa-Tocachi *et al.*, 2016).

Figura 1. Dinámica del Ciclo Hidrológico en la Cuenca.



Fuente: Elaboración propia, adaptado de Chow et al. (1994).

3.2 Ecología del paisaje y su relación con el agua

La ecología del paisaje estudia cómo la estructura espacial del territorio condiciona los procesos ecológicos que ocurren en él. Su objeto es el paisaje, entendido como un mosaico de coberturas cuya composición, es decir, los tipos y proporciones de cobertura presentes, su configuración, esto es, la disposición y la geometría de los parches, y su conectividad, la facilidad con que el mosaico permite el flujo de agua, materia y organismos, determinan el funcionamiento del territorio (Forman, 1995). Estos tres atributos son interdependientes, y sus cambios en el tiempo repercuten de forma directa en procesos hidrológicos como la intercepción de la lluvia, la infiltración y la generación de escorrentía (Hu *et al.*, 2019).

El bosque ejerce sobre el agua un papel protector que opera por una secuencia de mecanismos físicos bien documentados. El dosel intercepta una parte de la lluvia y reduce la

energía con que las gotas golpean el suelo; la hojarasca acumulada amortigua ese impacto y evita que las gotas disgreguen las partículas del suelo, que es el primer paso de la erosión; y la actividad de raíces y hongos genera macroporos que, junto con una mayor porosidad, desvían el agua hacia la infiltración profunda y la recarga en lugar de dejarla correr por la superficie (Bruijnzeel, 2004; van Meerveld *et al.*, 2025). El resultado es una menor escorrentía superficial y, con ella, un menor transporte de sedimentos y nutrientes hacia el cauce, además de un aporte más sostenido al caudal base. Cuando el bosque se reemplaza por pastos o suelo desnudo, esa secuencia se debilita, aumenta la conectividad del flujo superficial y se incrementa la llegada de sedimentos y nutrientes al agua, lo que se traduce en mayor turbidez y carga orgánica (Wu y Lu, 2021; Bu *et al.*, 2014). En los ecosistemas de páramo, los suelos orgánicos de alta porosidad amplifican este efecto regulador, de modo que su transformación produce impactos hidrológicos desproporcionados respecto a su extensión (Buytaert *et al.*, 2011; Ochoa-Tocachi *et al.*, 2016).

La fragmentación del bosque no es solo una pérdida de extensión, sino también una reconfiguración geométrica con consecuencias propias. A medida que una cobertura continua se subdivide, crece la longitud de borde por unidad de área y, con ella, la proporción de bosque expuesta al exterior, un fenómeno conocido como efecto de borde. Los estudios de largo plazo de Laurance *et al.* (2002, 2011) en la Amazonia documentaron que los bordes tienen un microclima alterado, más cálido, seco y expuesto, que degrada la estructura del bosque, y se estima que cerca del 20 % de los bosques del planeta se halla a menos de 100 metros de un borde (Haddad *et al.*, 2015). Desde el punto de vista hidrológico, esa mayor exposición implica una menor amortiguación del impacto de la lluvia y una mayor susceptibilidad a la escorrentía y al arrastre de sedimentos, por lo que la densidad de borde no solo describe la fragmentación, sino que tiene un

significado ecohidrológico directo. Por último, la escala a la que se mide el paisaje modifica las relaciones observadas: las métricas calculadas a escala de subcuenca suelen explicar mejor la calidad del agua que las de la cuenca completa, y las coberturas de las franjas cercanas al cauce tienen un peso particular (Wu y Lu, 2021; Paná *et al.*, 2024).

3.3 Las métricas del paisaje

Las métricas del paisaje son índices cuantitativos que se derivan de los mapas de cobertura y permiten describir la estructura espacial del territorio. McGarigal *et al.* (2012) las organizan en tres niveles de análisis: el parche, la clase y el paisaje. Para el estudio de la relación entre el paisaje y el agua suelen agruparse en tres dimensiones estructurales con relevancia hidrológica. La primera es la fragmentación, descrita por indicadores como el número de parches (NP) y la densidad de parches (PD), que reflejan el grado de subdivisión de las coberturas, lo que puede reducir la conectividad ecológica y aumentar la exposición del suelo a la erosión (Hu *et al.*, 2019; Wu y Lu, 2021). La segunda es la geometría de los parches, caracterizada por el tamaño medio (AREA_MN), la densidad de borde (ED) y el índice medio de forma (SHAPE_MN), que expresa la magnitud de la interfaz entre las coberturas naturales y las transformadas e incide en los flujos de sedimentos y nutrientes hacia el agua (Uuemaa *et al.*, 2007; Fernandes *et al.*, 2020). La tercera es la agregación espacial, medida con índices como el de agregación (AI), que indica el grado de agrupamiento de cada cobertura (Bu *et al.*, 2014).

De ese conjunto, esta investigación se apoya en tres métricas que sintetizan las dimensiones más relevantes para la cuenca. El porcentaje de bosque (PLAND) resume la composición, es decir, cuánta cobertura boscosa hay; la densidad de borde (ED) captura la fragmentación y, como se explicó en la sección 3.2, tiene un significado ecohidrológico directo, ya que un mayor borde

expuesto implica mayor susceptibilidad a la erosión; y el índice medio de forma (SHAPE_MN) describe la complejidad geométrica de los contornos de los parches. La elección de estas tres no fue arbitraria: dado que muchas métricas derivan de propiedades espaciales interdependientes y tienden a presentar alta colinealidad, esto es, a aportar información redundante, su selección se hizo mediante un análisis de componentes principales que identifica las dimensiones independientes del paisaje, un procedimiento más robusto que la elección manual (Uuemaa *et al.*, 2007; Pei *et al.*, 2024). El cálculo se realizó con el paquete *landscapemetrics* de R, que reproduce los algoritmos de FRAGSTATS y es la herramienta de referencia para un cómputo reproducible (McGarigal *et al.*, 2012).

3.4 Cobertura forestal y cantidad de agua: el debate del balance hídrico

La relación entre la cobertura del suelo y la cantidad de agua que produce una cuenca es uno de los temas más debatidos de la hidrología, y su respuesta no es única. El marco clásico de Budyko (1974) predice que más bosque, al aumentar la evapotranspiración, debería reducir el caudal anual, una predicción que Bosch y Hewlett (1982) respaldaron con 94 experimentos de cuencas pareadas en el mundo. Sin embargo, la evidencia en cuencas andinas tropicales matiza esa regla, y el factor que inclina la balanza es el estado del suelo. Como se explicó en la sección 3.2, el bosque sostiene una red de macroporos que favorece la infiltración y la recarga, de modo que en cuencas con suelos previamente degradados la recuperación de la cobertura puede mejorar tanto la infiltración que el aumento del caudal base llegue a compensar, o incluso superar, el efecto de la mayor evapotranspiración (Bruijnzeel, 2004). Molina *et al.* (2012) documentaron este comportamiento en cuencas degradadas de los Andes, donde la pérdida de cobertura redujo la regulación hídrica sin producir el aumento de rendimiento que predeciría el modelo clásico, porque

la compactación del suelo disminuyó la infiltración. En el páramo, además, la vegetación consume poca agua y sus suelos infiltran mucho, lo que le permite sostener a la vez un alto rendimiento y una buena regulación, un equilibrio que la agricultura y el pastoreo rompen (Buytaert *et al.*, 2011). Para la propia cuenca del río Tona, esta relación se ha explorado mediante la modelación de escenarios de uso del suelo con el modelo SWAT (Carrillo Peña, 2018; Villamizar *et al.*, 2019). En conjunto, este debate muestra que el signo del efecto del bosque sobre el caudal depende del contexto, lo que justifica analizarlo de forma empírica y separándolo del clima, como se hace en esta investigación.

3.5 Bases del análisis: teledetección, hidroclima y estadística

El análisis multitemporal de coberturas requiere una fuente de imágenes con continuidad temporal y consistencia. El programa Landsat la ofrece de forma excepcional: disponible desde 1972 a través de los sensores 5 TM, 7 ETM+, 8 OLI y 9 OLI-2, con una resolución de 30 metros y una revisita de 16 días, es la fuente más adecuada para los estudios de cuenca de largo plazo (Wulder *et al.*, 2012; Arce Cendoya *et al.*, 2024). Para clasificar la cobertura, además de las bandas espectrales se emplean índices que combinan varias bandas para resaltar un tipo de superficie y así mejorar la separación entre coberturas de firma parecida. En este trabajo se usaron cuatro: el Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada (NDVI), que mide el vigor y la densidad de la vegetación verde; el Índice de Vegetación Ajustado al Suelo (SAVI), que cumple la misma función pero corrige la influencia del suelo desnudo, útil donde la vegetación es escasa; el Índice de Agua de Diferencia Normalizada (NDWI), que realza el contenido de agua y ayuda a identificar los cuerpos y las superficies húmedas; y el Índice de Diferencia Normalizada de Áreas Construidas (NDBI), que resalta las superficies construidas y el suelo descubierto. Sobre este conjunto de diez

capas, seis bandas y cuatro índices, la clasificación supervisada con el algoritmo *Random Forest* ha mostrado una alta exactitud en paisajes andinos heterogéneos (Arce Cendoya *et al.*, 2024). El detalle del procesamiento se presenta en la Metodología (Bloque 1).

El régimen hidrológico de las cuencas andinas colombianas resulta de la interacción entre la circulación atmosférica y la topografía. La Zona de Convergencia Intertropical impone el patrón bimodal de lluvias de la Cordillera Oriental y, sobre él, la variabilidad de un año a otro está dominada por el fenómeno El Niño-Oscilación del Sur (ENOS): El Niño tiende a reducir la precipitación y La Niña a aumentarla (Poveda *et al.*, 2001; Urrea *et al.*, 2019). Esta variabilidad es un factor de confusión que debe controlarse de forma explícita al analizar el efecto del paisaje, pues de lo contrario podría atribuirse al bosque una variación que en realidad procede del clima. Las características climáticas concretas de la cuenca del río Tona se describen en el Área de estudio (sección 5.2).

Dado el peso que la estadística tiene en este trabajo, conviene presentar de forma ordenada las técnicas empleadas, agrupadas según el propósito que cumplen, ya que todas comparten un mismo reto: extraer conclusiones fiables de series temporales cortas, con pocos puntos en el tiempo, donde los supuestos de las pruebas paramétricas clásicas son difíciles de verificar (Helsel *et al.*, 2020).

El primer propósito es detectar tendencias a lo largo de las cuatro décadas de registros de caudal, precipitación y temperatura. Para ello se usa la prueba de Mann-Kendall, que detecta si una serie sube o baja de forma sostenida sin exigir que los datos sigan una distribución concreta y resistiendo los valores atípicos, acompañada de la pendiente de Sen, que estima cuánto cambia la

variable por año; además, la prueba se aplica por separado a cada fase del ENOS, para distinguir la señal de fondo de la variabilidad climática.

El segundo propósito es reducir la redundancia entre las quince métricas del paisaje, que tienden a medir aspectos parecidos: el análisis de componentes principales (PCA) identifica las dimensiones independientes del paisaje y permite quedarse con las métricas más representativas (PLAND, ED y SHAPE_MN), evitando usar varias que aporten la misma información.

El tercer propósito, y el central, es medir la asociación entre el paisaje y el agua y, sobre todo, separar el efecto del bosque del efecto del clima. La asociación se mide con la correlación de Spearman, que evalúa si dos variables se mueven juntas ordenándolas por rangos, sin exigir linealidad ni normalidad y con buena resistencia a los datos extremos, lo que la hace idónea para muestras pequeñas (Helsel *et al.*, 2020); su incertidumbre se estima mediante intervalos de confianza por *bootstrap*, un remuestreo que no supone ninguna distribución previa (Efron y Tibshirani, 1993; Harrell, 2015), y, cuando interesa cuantificar la magnitud del efecto, se complementa con una regresión lineal. Para aislar el papel del bosque se emplean tres herramientas que se refuerzan entre sí: la correlación parcial, que mide la relación entre el bosque y el agua manteniendo fijo el clima; la partición de varianza, que reparte la variación de una variable hídrica entre lo que explica solo el paisaje, solo el clima y ambos a la vez (Borcard *et al.*, 1992); y el análisis de redundancia (RDA), que ofrece una mirada conjunta de todas las variables de calidad. Por último, en el paso en que se evalúan muchas correlaciones de Spearman a la vez, es decir, todas las parejas posibles entre las métricas del paisaje y las variables del agua, surge un problema conocido: cuantas más pruebas se hacen, mayor es la probabilidad de que alguna resulte

significativa solo por azar, sin reflejar una relación real. Para contenerlo se aplica una corrección por tasa de falsos descubrimientos, con el método de Benjamini y Hochberg (1995), que ajusta el umbral de significancia según el número de pruebas y reduce el riesgo de dar por reales unos hallazgos que serían producto del azar.

4. Objetivos

Objetivo General

Analizar la relación entre las métricas del paisaje y las variables de calidad y cantidad del recurso hídrico en la cuenca del río Tona, mediante un enfoque multitemporal que integre teledetección, análisis espacial y datos hidrometeorológicos históricos.

Objetivos Específicos

Caracterizar los cambios espacio-temporales en la cobertura del suelo y en las métricas del paisaje en la cuenca del río Tona durante el periodo de estudio, mediante análisis multitemporal de imágenes satelitales.

Analizar la asociación entre las métricas del paisaje y los parámetros de calidad del agua mediante técnicas de análisis estadístico, incluyendo análisis de correlación y modelos de regresión, a partir de registros hidrológicos históricos disponibles.

Evaluar la relación entre las métricas del paisaje y la disponibilidad hídrica en la cuenca mediante análisis estadístico, considerando correlaciones y modelos de regresión, utilizando información de caudal y precipitación.

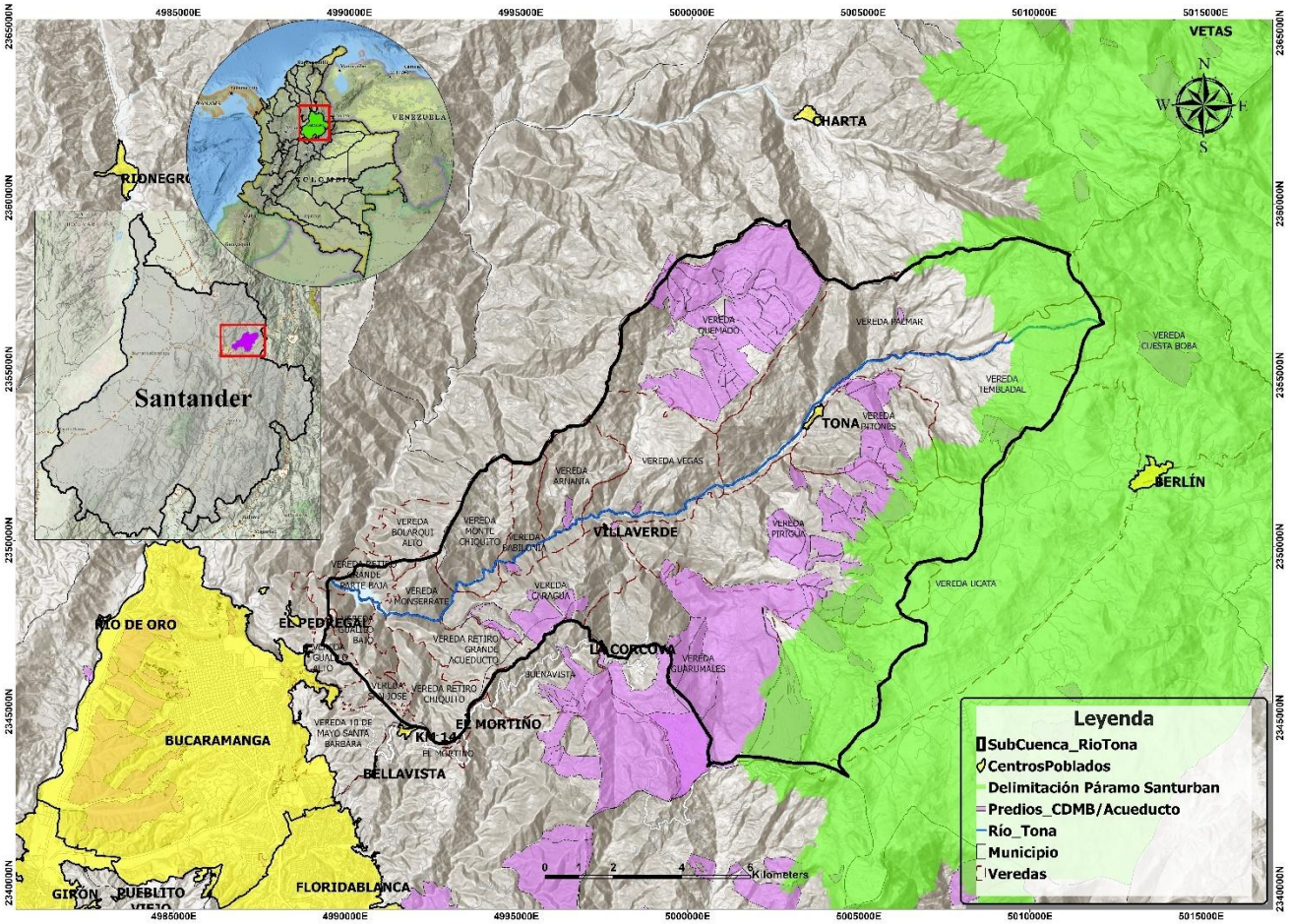
5. Área de estudio

La cuenca del río Tona se localiza en el oriente del departamento de Santander, Colombia, sobre la vertiente occidental de la Cordillera Oriental, y abarca territorios de los municipios de Tona, Bucaramanga, Floridablanca y Charta (CDMB, 2022). Tiene una extensión de 192,5 km² y un rango altitudinal entre los 630 m s. n. m. en su desembocadura en el río Suratá y los 3.850 m s. n. m. en el páramo de Santurbán; sus coordenadas extremas se ubican entre los 7°00’49” y 7°13’54” de latitud norte y los 72°49’57” y 73°01’06” de longitud oeste. Forma parte de la subzona hidrográfica del río Lebrija, en la macrocuenca del Magdalena (Carrillo Peña, 2018; Villamizar *et al.*, 2019). Su relevancia estratégica deriva de su función como fuente del Acueducto Metropolitano de Bucaramanga, que surte cerca del 55 % del agua consumida por más de un millón de habitantes del área metropolitana.

5.1 Geología y geomorfología

El sustrato está dominado por el Macizo de Santander, con rocas metamórficas del Neis de Bucaramanga e intrusiones graníticas locales (Servicio Geológico Colombiano, 2015). Este complejo genera suelos heterogéneos con alta susceptibilidad a la erosión cuando se retira la cobertura vegetal. La morfología es predominantemente montañosa, con pendientes superiores al 50 % en más del 60 % del territorio, lo que condiciona un régimen hidrológico de respuesta rápida y una elevada producción potencial de sedimentos en los eventos extremos (CDMB, 2022).

Figura 2. Localización geográfica de la cuenca del río Tona, Santander, Colombia.



Fuente: Elaboración propia.

5.2 Clima y régimen hidrológico

El régimen de lluvias es bimodal, con dos temporadas húmedas (marzo-mayo y septiembre-noviembre) y dos secas, asociadas a la doble migración anual de la Zona de Convergencia Intertropical (Poveda *et al.*, 2001; Urrea *et al.*, 2019). La precipitación media varía espacialmente entre unos 900 mm/año en las zonas altas y cerca de 2.000 mm/año en los sectores norte y sur, con una media areal de 1.400 mm/año. La temperatura sigue un marcado gradiente altitudinal, desde

unos 23 °C en la desembocadura hasta menos de 8 °C en el páramo. La variabilidad de un año a otro está controlada por el fenómeno El Niño-Oscilación del Sur, con caudales bajos durante El Niño y crecidas durante La Niña, como el máximo histórico de 11,990 m^3/s registrado en 2011. El caudal medio anual en la estación Puente Tona es de 3,016 m^3/s, con un coeficiente de variación interanual del 55,4 %.

5.3 Suelos y ecosistemas

Los suelos pertenecen sobre todo a los órdenes Inceptisol y Entisol, con Andisoles derivados de ceniza volcánica en las zonas altas (IGAC, 2018); presentan fertilidad media a baja y alta susceptibilidad a la erosión bajo uso agropecuario intensivo. Los ecosistemas incluyen bosques andinos y altoandinos, subpáramo, páramo y coberturas transformadas por uso agropecuario. El páramo de Santurbán, en la cabecera, con frailejones, gramíneas de alta montaña y turberas de suelos orgánicos de alta retención hídrica, es una de las áreas de mayor importancia para la regulación hídrica regional (Buytaert *et al.*, 2011). Los bosques andinos se encuentran en distintos estados de conservación, con presencia documentada de fragmentos secundarios en regeneración sobre zonas antes intervenidas (Florez-Yepes *et al.*, 2017).

5.4 Presiones antrópicas

La cuenca está sometida a varias presiones cuya interacción configura el estado actual del recurso hídrico (CDMB, 2022): la expansión agropecuaria histórica en la cuenca media; la minería artesanal asociada al Macizo de Santander, con posibles aportes de metales pesados; las descargas de aguas residuales domésticas del municipio de Tona, como fuente puntual de contaminación orgánica; y la presión del desarrollo urbano del área metropolitana sobre las zonas bajas. En

paralelo, los procesos de conservación impulsados por la CDMB y las declaratorias de protección del páramo de Santurbán han contribuido en los últimos años a la recuperación parcial de coberturas en zonas degradadas. Esta combinación de presiones y de procesos de recuperación hace que el comportamiento hídrico de la cuenca sea especialmente sensible a la dinámica del paisaje.

6. Metodología y Resultados

Tipo de investigación

El estudio adoptó un enfoque cuantitativo de tipo descriptivo-correlacional, orientado a analizar la relación entre la configuración espacial del paisaje boscoso y las variables de calidad y cantidad del recurso hídrico en la cuenca del río Tona durante el período 1985–2025. El diseño se organiza en cinco componentes secuenciales, que corresponden a los cinco bloques en que se estructura este capítulo: la clasificación multitemporal del paisaje mediante teledetección (Bloque 1); el cálculo de las métricas del paisaje y su reducción por análisis de componentes principales (Bloque 2); la reconstrucción y el análisis de las series hidrometeorológicas históricas (Bloque 3); el análisis estadístico de las asociaciones entre la estructura del paisaje y el comportamiento hidrológico (Bloque 4); y una modelación integrada del paisaje y el clima que busca separar y estimar el efecto propio del paisaje sobre las variables hídricas (Bloque 5).

6.1 Bloque 1. Clasificación multitemporal del paisaje

6.1.1 Imágenes utilizadas y criterios de selección

El análisis se apoyó en imágenes de los satélites Landsat 5, 7, 8 y 9 (sensores TM, ETM+, OLI y OLI-2), con un tamaño de píxel de 30 metros en las bandas multiespectrales, descargadas del portal EarthExplorer del Servicio Geológico de Estados Unidos (USGS) en el nivel de procesamiento Collection 2, Nivel 2, que ya entrega los valores como reflectancia de superficie. Para cada uno de los nueve años de corte se eligió la escena con menor cobertura de nubes disponible sobre la cuenca. Conviene hacer dos aclaraciones sobre la serie temporal. No hay imágenes entre 2003 y 2009 porque el 31 de mayo de 2003 falló el corrector de línea de barrido

(SLC-off) del sensor del Landsat 7, lo que dañó la calidad de sus imágenes posteriores (Wulder *et al.*, 2008). Y el año 1995 se representa con la escena del 5 de diciembre de 1994, una práctica habitual en estudios de series largas cuando no hay una imagen útil del año exacto (Arce Cendoya *et al.*, 2024). En cinco de los nueve años fue necesario rellenar pequeños vacíos dejados por nubes (gap-filling) con una imagen de respaldo de fecha cercana; ese relleno representó entre el 0,57 % y el 3,83 % de la cuenca, con un promedio de 1,73 %.

Tabla 1. Imágenes Landsat utilizadas en el análisis multitemporal de la cuenca del río Tona.

Año visual	Sensor	Fecha adquisición	Path/Row	Tier	Gap-filling	% área rellenada
1985	L5 TM	10 ene. 1985	007/055	T1	L4 TM 26 dic. 1987	3,83%
1991	L5 TM	4 jun. 1991	007/055	T1	L4 TM 26 dic. 1987	< 1 %
1995*	L5 TM	5 dic. 1994	007/055	T2	L5 TM dic. 1997	—
2000	L7 ETM+	13 dic. 2000	007/055	T1	L5 TM dic. 1997	0,61%
2003	L7 ETM+	4 ene. 2003	007/055	T1	L5 TM dic. 1997	3,23%
2009	L5 TM	14 dic. 2009	007/055	T1	L7 ETM+ ene. 2003	1,46%
2016	L8 OLI	16 ene. 2016	007/055	T1	L8 OLI ene. 2014	0,97%
2019	L8 OLI	25 feb. 2019	007/055	T1	L8 OLI ene. 2014	0,80%
2025	L9 OLI-2	1 feb. 2025	007/055	T1	L9 OLI-2 may. 2023	0,57%

* La imagen del año 1995 corresponde a la escena del 5 de diciembre de 1994. Tier T2 indica mayor incertidumbre en la georreferenciación orbital, sin afectar la corrección atmosférica L2SP. *Fuente: USGS EarthExplorer, Collection 2 Level-2 Surface Reflectance. Elaboración propia.*

6.1.2 Preparación de las imágenes

Las imágenes ya venían con la corrección atmosférica estándar del USGS (algoritmo LaSRC para Landsat 8 y 9, y LEDAPS para los anteriores), que descuenta el efecto de la atmósfera sobre la señal registrada (Vermote *et al.*, 2016; Masek *et al.*, 2006). Sobre ellas se aplicaron tres pasos adicionales en R: la conversión a reflectancia de superficie mediante los factores oficiales de escala, descartando como datos nulos los valores fuera del rango físico válido (Hijmans, 2023; Dwyer *et al.*, 2018); el enmascaramiento de nubes y sus sombras usando la banda de calidad de cada imagen (QA_PIXEL), el único método consistente entre todos los sensores de la Collection 2 (USGS, 2023); y la corrección del efecto del relieve mediante el método de coseno, que compensa el hecho de que las laderas iluminadas y las que están en sombra reflejan distinta cantidad de luz (Teillet *et al.*, 1982; Riaño *et al.*, 2003). Las fórmulas de estos procedimientos se presentan en el **Apéndice A**.

A cada imagen se le añadieron cuatro índices espectrales, que son combinaciones de bandas que amplían la capacidad de separar coberturas difíciles de distinguir en terreno andino (Lu & Weng, 2007): NDVI y SAVI, que detectan el vigor de la vegetación; NDWI, que detecta el agua; y NDBI, que detecta zonas construidas. El resultado fue, para cada imagen, un conjunto de diez capas, las seis bandas espectrales originales más los cuatro índices, que constituyó la base común de entrada para los tres métodos de clasificación evaluados.

Tabla 2. Índices espectrales utilizados en la construcción del stack espectral de 10 bandas.

Índice	Fórmula	Rango teórico	Propósito en este estudio
NDVI	(NIR − Red) / (NIR + Red)	[−1, 1]	Detecta vigor y densidad de cobertura vegetal (Rouse *et al.*, 1974)

Índice	Fórmula	Rango teórico	Propósito en este estudio
SAVI	1,5 × (NIR − Red) / (NIR + Red + 0,5)	[−1,5, 1,5]	Corrección del efecto de suelo desnudo sobre el NIR; L=0,5 estándar (Huete, 1988)
NDWI	(Green − NIR) / (Green + NIR)	[−1, 1]	Detecta cuerpos de agua superficial (Gao, 1996)
NDBI	(SWIR1 − NIR) / (SWIR1 + NIR)	[−1, 1]	Detecta zonas construidas y superficies impermeables (Zha *et al.*, 2003)

Fuente: elaboración propia.

6.1.3 Clasificación supervisada y validación

Para cada año se digitalizaron entre 90 y 130 muestras de entrenamiento por cobertura en ArcGIS Pro, usando como apoyo las composiciones de color, los índices espectrales y, en los años recientes, una imagen de alta resolución de la CDMB (PLEIADES, medio metro de píxel). Conviene precisar el papel de esa interpretación visual: sirvió únicamente para ubicar los ejemplos de cada cobertura sobre la imagen, pero la decisión de qué es bosque y qué no la tomó el algoritmo a partir de los valores espectrales de las diez capas, no el criterio del analista. Por eso el criterio es, en rigor, espectral. Las muestras se refinaron de forma iterativa: se clasificaba, se comparaba el resultado con la imagen y se corregían las muestras hasta obtener una clasificación estable. La calidad final no se evaluó con esa inspección visual, sino con una validación numérica independiente (**Tabla 3**).

Las coberturas se redujeron a dos clases, bosque y no-bosque, por tres razones convergentes: el objeto del estudio es el bosque y no el detalle de todos los usos del suelo; los 30 metros de píxel de Landsat no bastan para separar de forma confiable las coberturas no boscosas

en un terreno tan heterogéneo (Foody, 2002); y un esquema de dos clases garantiza una definición idéntica en los nueve años, condición necesaria para que las comparaciones a lo largo del tiempo sean válidas.

Se compararon tres métodos automáticos de clasificación supervisada. El primero, Random Forest, construye un conjunto de árboles de decisión y combina sus votos para asignar cada píxel; aquí se configuró con 500 árboles (parámetro ntree = 500) y en cada división interna consideró 3 de las diez capas disponibles (mtry = 3), mediante el paquete *Random Forest* de R (Breiman, 2001; Liaw & Wiener, 2002). El segundo, las máquinas de vectores de soporte (SVM), se ajustó probando 16 combinaciones de sus dos parámetros de control mediante validación cruzada en cinco particiones, con el fin de encontrar la configuración óptima (Cortes & Vapnik, 1995). El tercero, máxima verosimilitud (ML), se incluyó como referencia estadística clásica (Richards, 2013). *Random Forest* se mantuvo como método de referencia en los nueve años para preservar la comparación entre fechas. La validación se hizo separando las muestras en dos grupos, el 70 % para entrenar el clasificador y el 30 % para verificarlo, fijando una semilla aleatoria (set.seed = 123) que hace el procedimiento reproducible. Se reportan cuatro indicadores: la precisión global, que es el porcentaje de píxeles bien clasificados; el coeficiente Kappa, que mide el acuerdo descontando el que ocurriría por azar; la precisión sobre la clase bosque; y la proporción de bosque que el método dejó sin detectar, es decir, los falsos negativos, indicador determinante para seleccionar el método definitivo (Congalton & Green, 2009; Olofsson *et al.*, 2014). Este último es especialmente relevante porque ese tipo de error introduce huecos artificiales en los parches de bosque y afectaría directamente las métricas de fragmentación del Bloque 2.

6.1.4 Resultados: exactitud de la clasificación

El desempeño de Random Forest fue alto y estable en toda la serie: la precisión global osciló entre 95,29 % y 99,85 %, y el coeficiente Kappa entre 0,901 y 0,996, valores que corresponden a un acuerdo casi perfecto (Congalton & Green, 2009). La proporción de bosque no detectado se mantuvo baja todos los años, aspecto relevante porque este error afecta directamente las métricas de fragmentación del bloque siguiente (Olofsson *et al.*, 2014). Los mapas de clasificación de los nueve años están en el **Apéndice A** (**Figura A1**).

Tabla 3. Métricas de validación del clasificador Random Forest para la serie multitemporal de cobertura Bosque/No-Bosque en la cuenca del río Tona (1985–2025).

Año	Prec. global (%)	κ	Prec. Bosque (%)	FN Bosque (px)	FN Bosque (%)	OOB interno (%)	Muestras total	Selección
1985	99,85	0,996	99,84	4	0,16	99,82	6.822	RF ✓
1991	97,91	0,947	98,06	71	1,94	97,99	7.489	RF ✓
1995	97	0,939	97,26	45	2,74	97,74	9.878	RF ✓
2000	98,01	0,96	98,84	19	1,16	98,3	9.904	RF ✓
2003	97,91	0,958	98,66	24	1,34	97,61	10.985	RF ✓
2009	96,17	0,922	96,83	59	3,17	96,35	11.227	RF ✓
2016	96,48	0,925	98,03	54	1,97	96,38	14.773	RF ✓
2019	96,63	0,926	97,82	70	2,18	96,58	16.519	RF ✓
2025	95,29	0,901	97,48	70	2,52	95,69	15.561	RF ✓

Nota: OOB: Out-of-Bag, estimación interna del RF. *Fuente: elaboración propia a partir de clasificación Landsat, USGS Collection 2 L2SP.*

El cambio entre los años extremos, 1985 y 2025, arroja un balance neto positivo: se “ganaron” 3.306,0 ha de bosque (16,71 % de la cuenca) y se perdieron 1.498,0 ha (7,57 %), con un saldo neto de +1.808 ha. La confianza en este resultado se apoya en dos controles complementarios: cada clasificación anual se validó por separado con la partición 70/30 (Tabla 3)

y, además, los tres métodos comparados, Random Forest, máxima verosimilitud y máquinas de vectores de soporte, coinciden en la dirección del cambio (Tabla 4), de modo que el resultado no depende del método elegido.

Tabla 4. Estadísticas de cambio de cobertura boscosa 1985–2025 por método de clasificación.

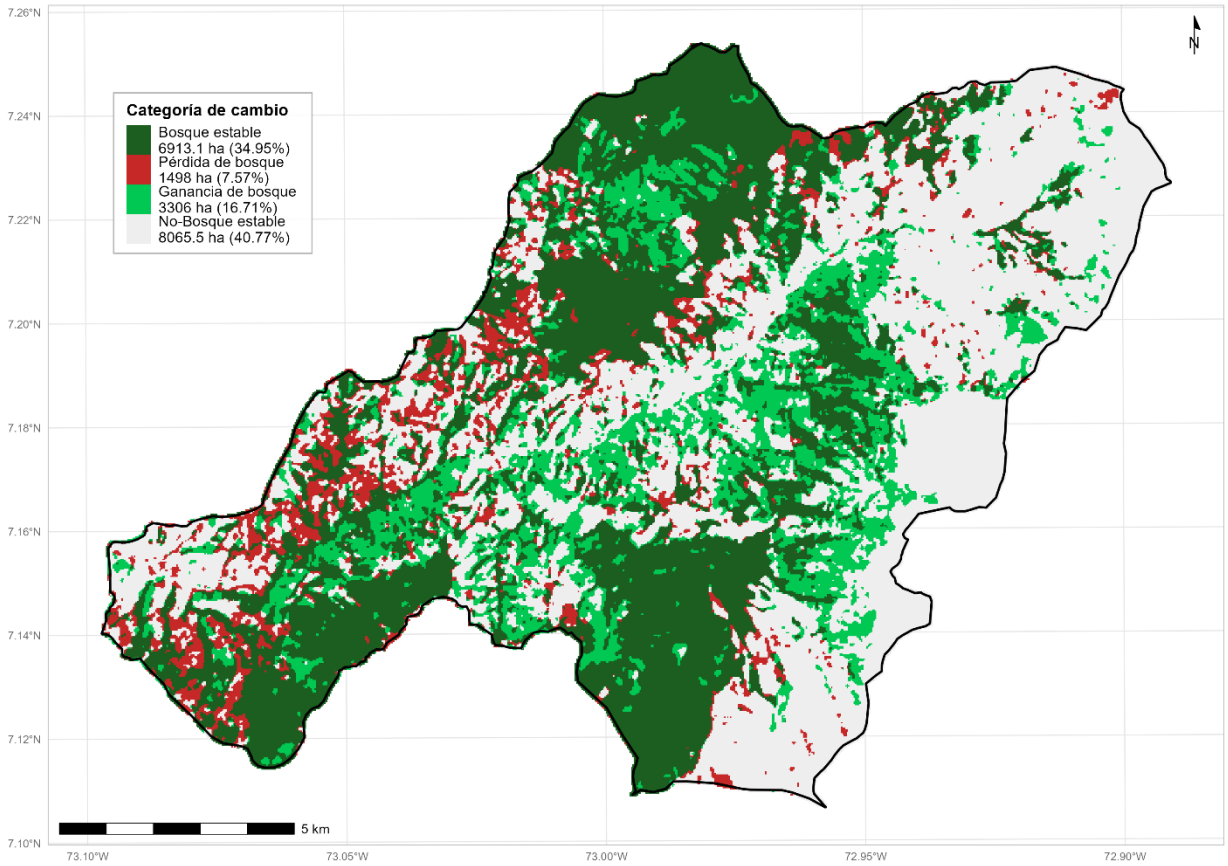
Categoría	RF - ha (%)	ML -ha (%)	SVM - ha (%)
Bosque estable	6913,1 (34,95 %)	5328,8 (26,95 %)	6150,4 (31,10 %)
Pérdida de bosque	1498,0 (7,57 %)	1516,3 (7,67 %)	1184,3 (5,99 %)
Ganancia de bosque	3306,0 (16,71 %)	3376,3 (17,07 %)	4173,9 (21,11 %)
No-Bosque estable	8065,5 (40,77 %)	9553,4 (48,31 %)	8266,2 (41,80 %)
Total Cuenca	19782,6 (100 %)	19774,8 (100 %)	19774,8 (100 %)

Fuente: elaboración propia a partir de clasificación Landsat, USGS Collection 2 L2SP.

6.1.5 Resultados: cómo cambió el bosque entre 1985 y 2025

El porcentaje de bosque (PLAND) siguió una trayectoria en tres fases. Primero, entre 1985 y 2003, una pérdida neta de 3,98 puntos porcentuales, con el mínimo del período en 2003 (38,54 %). Luego, entre 2003 y 2009, una recuperación incipiente de 2,61 puntos. Y, finalmente, entre 2009 y 2025, la fase más dinámica, con un aumento de 10,51 puntos porcentuales hasta el máximo del período (51,66 %). La recuperación acumulada entre 2003 y 2025 fue de 13,12 puntos porcentuales, equivalentes a 2.594,5 ha de bosque recuperado. Este es el hallazgo cuantitativo más importante del análisis de cobertura y establece el contexto para interpretar los cambios en la calidad y la cantidad de agua que se examinan en los bloques siguientes.

Figura 3. Mapa de cambio de cobertura boscosa 1985–2025, método Random Forest.



Nota. Las cuatro categorías se obtuvieron al cruzar píxel a píxel las clasificaciones de 1985 y 2025: Bosque estable (verde oscuro), Pérdida de bosque (rojo), Ganancia de bosque (verde claro) y No-Bosque estable (gris). La clasificación de cada año fue validada con partición estratificada 70/30 (Tabla 3; precisión global 95,29 %–99,85 %; Kappa 0,901–0,996) y comparada con los resultados de Máxima Verosimilitud y Máquinas de Vectores de Soporte (Tabla 4), que coinciden en la dirección del cambio. *Fuente: elaboración propia.*

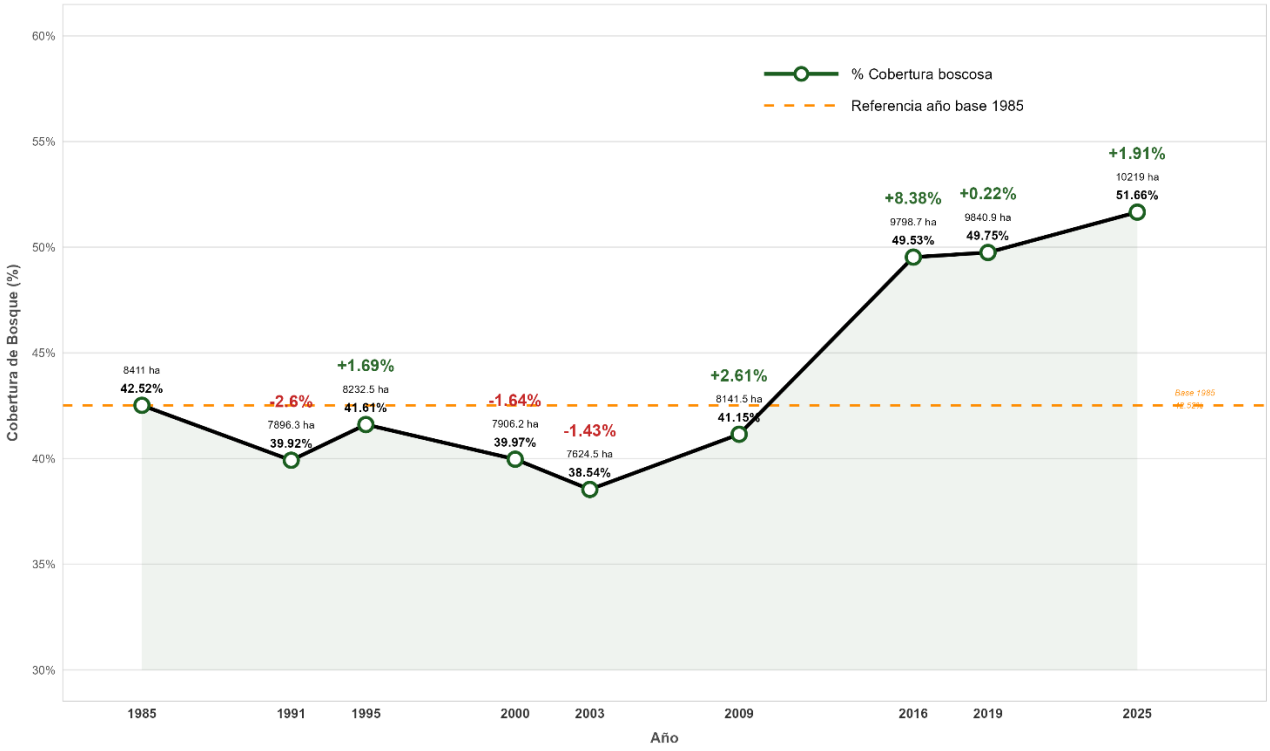
Tabla 5. Dinámica de cobertura boscosa 1985–2025, método Random Forest.

Año	% Bosque	Área bosque (ha)	Diferencia vs. año anterior (pp)	Diferencia vs. 1985 (pp)
1985	42,52	8411	—	—
1991	39,92	7896,3	-2,60	-2,60
1995	41,61	8232,5	1,69	-0,91
2000	39,97	7906,2	-1,64	-2,55

2003	38,54	7624,5	-1,43	-3,98
2009	41,15	8141,5	2,61	-1,37
2016	49,53	9798,7	8,38	7,01
2019	49,75	9840,9	0,22	7,23
2025	51,66	10219	1,91	9,14

Fuente: elaboración propia a partir de clasificación Landsat, USGS Collection 2 L2SP

Figura 4. Dinámica de cobertura boscosa 1985–2025, método Random Forest.



Fuente: elaboración propia.

6.2 Bloque 2. Métricas del paisaje

6.2.1 Cálculo de las métricas del paisaje

Sobre las clasificaciones de bosque, suavizadas previamente con un filtro de mayoría de 3×3 píxeles que elimina píxeles aislados sin sentido ecológico, se calcularon 15 métricas del

paisaje referidas a la clase bosque. El cálculo se hizo en R con el paquete *landscapemetrics* (Hesselbarth *et al.*, 2019), que reproduce los algoritmos del programa de referencia FRAGSTATS (McGarigal & Marks, 1995). Las 15 métricas se organizan en seis grupos funcionales, que son área, densidad, forma, conectividad, borde y dominancia, y describen en conjunto cuánto bosque hay, qué tan fragmentado está y qué forma tienen sus parches. La Tabla 6 presenta el listado completo con su definición.

Tabla 6. Las 15 métricas del paisaje calculadas a nivel de clase Bosque, organizadas por grupo funcional.

Grupo	Métrica	Código	Unidad	Descripción
Área	Área total de clase	CA	ha	Superficie total cubierta por bosque en la cuenca
Área	Porcentaje del paisaje	PLAND	%	Proporción del territorio de la cuenca cubierta por bosque
Área	Área media de parche	AREA_MN	ha	Tamaño promedio de los fragmentos de bosque individuales
Densidad	Número de parches	NP	#	Total de fragmentos de bosque individuales en la cuenca
Densidad	Densidad de parches	PD	#/100 ha	Número de fragmentos por cada 100 ha de cuenca
Forma	Índice de forma medio	SHAPE_MN	adim.	Complejidad media del contorno (1 = cuadrado perfecto; valores mayores = más irregular)
Forma	Dimensión fractal media	FRAC_MN	adim.	Irregularidad fractal del contorno de los parches (rango 1–2)
Forma	Relación perímetro-área media	PARA_MN	m/m²	Perímetro total por unidad de área de parche

Grupo	Métrica	Código	Unidad	Descripción
Conectividad	Distancia al vecino más próximo (media)	ENN_MN	m	Distancia media entre fragmentos de bosque (conectividad estructural)
Conectividad	Índice de cohesión	COHESION	%	Conectividad física de la clase bosque (0–100%)
Conectividad	Índice de agregación	AI	%	Grado de agrupamiento espacial de los píxeles de bosque (0–100%)
Borde	Total de borde	TE	m	Longitud total del perímetro de todos los parches de bosque
Borde	Densidad de borde	ED	m/ha	Borde total por unidad de área de cuenca; mide la fragmentación relativa
Dominancia	Índice de parche mayor	LPI	%	Porcentaje que ocupa el fragmento de bosque más grande respecto a la cuenca
Dominancia	Índice de división del paisaje	DIVISION	adim.	Probabilidad de que dos puntos al azar estén en distintos parches (0–1)

Fuente: elaboración propia.

6.2.2 Reducción a tres métricas mediante componentes principales

Las 15 métricas no son independientes entre sí, pues muchas miden facetas solapadas de un mismo fenómeno. La matriz de correlaciones de Pearson lo confirmó: las métricas de área (área total, porcentaje de bosque y área media de parche), de conectividad (cohesión y agregación) y de dominancia (índice del parche mayor) se correlacionaron fuertemente entre sí ($r > 0{,}90$), mientras que las de densidad y de borde mostraron correlaciones negativas de magnitud equivalente con ese grupo ($r < -0{,}85$). Esa redundancia estructural justificó reducir las 15 métricas a unas pocas independientes mediante un análisis de componentes principales (PCA), técnica habitual en

ecología del paisaje para resumir muchas variables correlacionadas en unos pocos ejes (Uuemaa *et al.*, 2007; Pei *et al.*, 2024). La matriz completa de correlaciones está en el **Apéndice B** (**Figura B1**).

El PCA se aplicó sobre la matriz de 15 métricas por 9 años, estandarizada previamente mediante z-score para que todas fueran comparables pese a tener unidades distintas, usando la función *prcomp()* de R. Se retuvieron los componentes con valor propio (eigenvalue) mayor o igual a 1, es decir, aquellos que explican más información que una sola métrica original (criterio de Kaiser). Resultaron tres componentes que, en conjunto, explican el 92,35 % de la variación del sistema. El primer componente (65,99 % de la varianza) refleja la expansión y contracción del bosque y está representado sobre todo por el porcentaje de bosque (PLAND); el segundo (14,29 %) representa la fragmentación, independiente de cuánto bosque haya, y lo captura la densidad de borde (ED); y el tercero (12,07 %) está dominado por el índice de forma medio (SHAPE_MN, con un peso de +0,6235), que mide la complejidad geométrica de los parches. La caída pronunciada entre el valor propio del tercer componente (1,81) y el del cuarto (0,58) respalda la decisión de quedarse con tres. Los resultados detallados del PCA, que incluyen valores propios, pesos, mapa de calor y biplot, están en el **Apéndice B** (**Tablas B1** y **B2**; **Figuras B2** y **B3**).

Con base en el mayor peso de cada componente y en su interpretabilidad para la gestión del agua, se eligieron tres métricas representativas, una por componente: el porcentaje de bosque (PLAND), la densidad de borde (ED) y el índice de forma medio (SHAPE_MN). Estas tres conservan la información esencial del paisaje en tres dimensiones independientes, que son extensión, fragmentación y forma, y a la vez son directamente interpretables para la gestión. La Tabla 7 presenta sus valores para los nueve años.

Tabla 7. Valores de las tres métricas del paisaje seleccionadas definitivamente mediante PCA para la cuenca del río Tona, período 1985–2025.

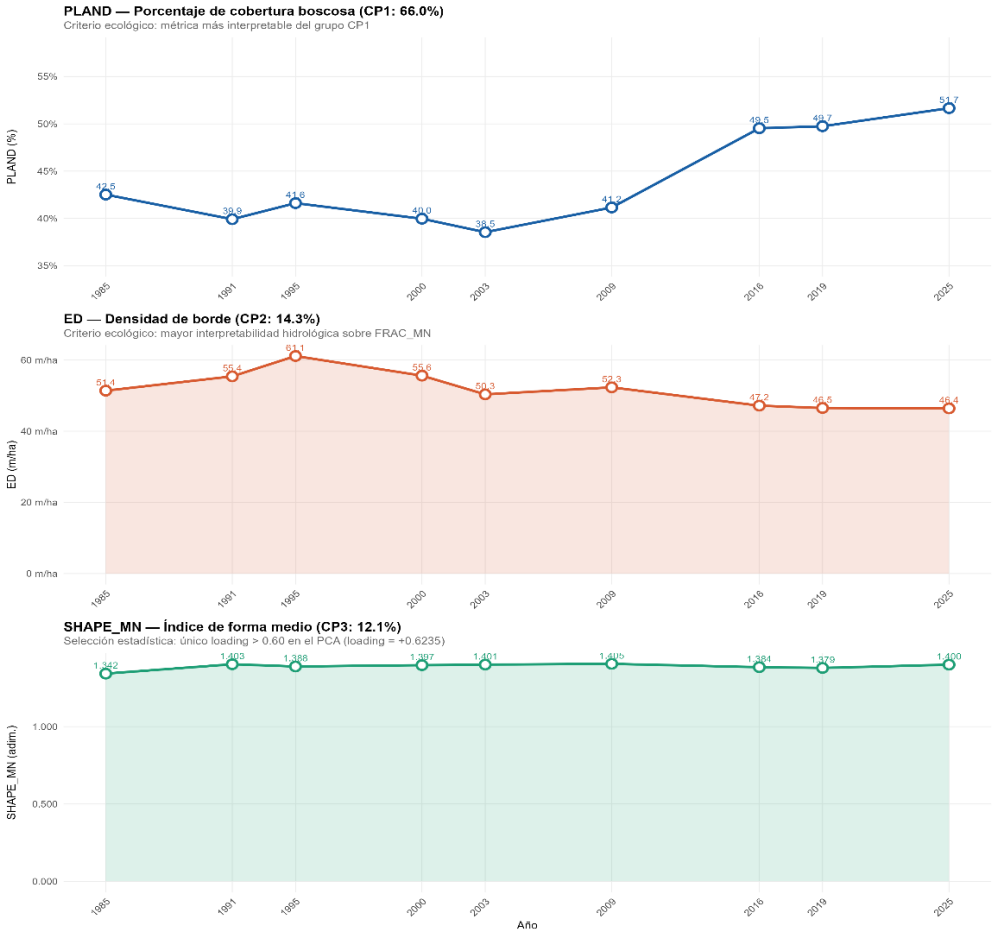
Año	PLAND (%) CP1 65.99%	ED (m/ha) CP2 14.29%	SHAPE_MN CP3 12.07%	Observación principal
1985	42.52	51.38	1.342	Año base; cobertura media-baja
1991	39.92	55.40	1.403	Descenso de cobertura; aumento de fragmentación
1995	41.61	61.12	1.388	Máxima fragmentación del período (ED máximo)
2000	39.97	55.60	1.397	
2003	38.54	50.35	1.401	Mínima cobertura boscosa del período (PLAND mínimo)
2009	41.15	52.31	1.405	Inicio de recuperación
2016	49.53	47.17	1.384	Aceleración de la recuperación forestal
2019	49.75	46.51	1.379	Mínimo de fragmentación (SHAPE_MN mínimo)
2025	51.66	46.40	1.4	Máxima cobertura boscosa del período; mínima ED

Nota: cada métrica representa un componente principal distinto: PLAND, el primero (65,99 % de la varianza); ED, el segundo (14,29 %); SHAPE_MN, el tercero (12,07 %). Esos porcentajes corresponden a la varianza explicada por cada componente, no a los valores de las métricas. Fuente: elaboración propia. *Fuente: elaboración propia.*

La evolución conjunta del porcentaje de bosque y la densidad de borde evidencia un proceso de consolidación forestal entre 2009 y 2025: el bosque no solo aumentó en extensión, sino que lo hizo de forma espacialmente más cohesiva, reduciendo la longitud de borde por unidad de área. El índice de forma medio presentó, en cambio, baja variabilidad temporal, con valores entre 1,342 y 1,405. Conviene precisar que se trata de un índice adimensional de forma, cercano a 1 cuando los parches son geométricamente simples y mayor a medida que su contorno se vuelve más irregular; no es un porcentaje ni una medida de importancia dentro del PCA, ya que esa

importancia la expresan la varianza del componente y el peso de la métrica (en este caso, +0,6235 en el tercer componente). Su estabilidad indica que los cambios modificaron la extensión y la cohesión del bosque sin alterar la geometría básica de los parches, un patrón consistente con cuencas andinas en regeneración secundaria (Florez-Yepes *et al.*, 2017). Esa estabilidad limita la utilidad del índice de forma como predictor de cambios hidrológicos en el período analizado.

Figura 5. Trayectoria temporal de PLAND, ED y SHAPE_MN para los nueve cortes temporales.



Nota: Panel superior: PLAND en forma de U con mínimo en 2003 y máximo en 2025. Panel medio: ED con trayectoria inversa. Panel inferior: SHAPE_MN prácticamente estable (rango 1,342–1,405). *Fuente: elaboración propia.*

6.3 Análisis hidroclimatológico (Bloque 3A)

El comportamiento hidroclimatológico de la cuenca se caracterizó con tres variables registradas mes a mes durante 1985–2025 (492 meses en total): la precipitación media sobre la cuenca (mm/mes), el caudal en el punto de salida (m^3/s) y la temperatura media de la cuenca (°C).

6.3.1 Fuentes y construcción de las series de datos

Precipitación. La serie de precipitación se construyó a partir de una base mensual y anual del período 1985–2025, con registros históricos de la CDMB y datos complementarios del portal DHIME del IDEAM para 2022–2025, contrastados entre sí en el período de traslape para verificar su coherencia. La distribución espacial se estimó con dos métodos a partir de cinco estaciones (Berlín, Picacho, Tona-AUT, Galvicia y Matajira; sus códigos y coordenadas están en el **Apéndice C**). El primero, la interpolación por distancia inversa (IDW), que pondera cada estación según su cercanía al punto estimado, arrojó una precipitación media de 1.357,9 mm/año. El segundo, los polígonos de Thiessen, que asignan a cada estación un área de influencia (con pesos del 53,7 % para Tona-AUT, 18,8 % para Galvicia, 15,4 % para Picacho, 6,6 % para Matajira y 5,5 % para Berlín), dio 1.404,6 mm/año. La diferencia entre ambos, cercana al 3,4 %, indica consistencia espacial; la serie final empleó la media ponderada por Thiessen.

Caudal. El punto de cierre hidrológico es la estación Puente Tona (IDEAM 23197100, a 1.375 m s. n. m.), con caudal medio diario observado entre 1984 y 2015 (media de 2,967 m^3/s; coeficiente de variación del 79,7 %). Como no hay registros continuos desde 2016, los 124 meses faltantes (2016–2025, el 25,2 % de la serie) se reconstruyeron mediante una regresión logarítmica

entre estaciones, calibrada con la estación Panegas sobre el río Vetas (IDEAM 23197270) a partir de 259 pares de meses coincidentes (r^2 promedio de 0,46; Hirsch, 1982; Helsel *et al.*, 2020).

Temperatura. La temperatura media de la cuenca se estimó aplicando un gradiente altitudinal sobre el modelo digital de elevación, según la relación $T(z) = 31{,}53 - 0{,}006763 * z$, donde z es la altitud en metros. Equivale a un descenso de 6,76 °C por cada 1.000 m de ascenso, coherente con el gradiente térmico ambiental reportado en la literatura (Dingman, 2015). El cálculo píxel a píxel generó un mapa de temperatura del que se obtuvo una media de 16,08 °C para la cuenca, con valores que van de unos 8 °C en las partes altas a 24–26 °C en las bajas. El soporte de estaciones y los resultados espaciales se detallan en el **Apéndice C** (Tablas C3 a C6 y Figura C8).

6.3.2 Régimen hidroclimatológico y variabilidad interanual

El régimen de lluvias es bimodal, gobernado por el doble paso anual de la Zona de Confluencia Intertropical (ZCIT) sobre la región (Poveda *et al.*, 2001), con máximos en octubre (192,0 mm/mes) y abril (181,7 mm/mes) y mínimos en enero (61,9 mm/mes) y julio (65,3 mm/mes). El índice de estacionalidad de Walsh y Lawler (1981) fue de 0,365, propio de un régimen moderadamente estacional.

Al comparar las tres variables, su variabilidad de un año a otro sigue la jerarquía esperada en cuencas andinas: el caudal es el más variable (coeficiente de variación del 55,4 %), seguido de la precipitación (18,9 %) y la temperatura (3,6 %), que es muy estable. Entre los valores extremos están el caudal máximo histórico de 2011 (11,990 m^3/s), ligado al evento La Niña de 2010–2012, y una diferencia de 2,83 °C entre el año más frío (14,30 °C en 1989) y el más cálido (17,13 °C en

2024), que anticipa la tendencia de calentamiento descrita más adelante. La Tabla 8 resume estos estadísticos.

Tabla 8. Estadísticos descriptivos de las series anuales de precipitación, caudal y temperatura en la cuenca del río Tona (1985–2025).

Variable	Media	Mínimo	Máximo	Coef. de variación (%)
Precipitación (mm/año)	1.400	923,97 (2015)	2.016,96 (1988)	18,9
Caudal (m^3/s)	3,016	1,5035 (2001)	11,99 (2011)	55,4
Temperatura (°C)	16,08	14,30 (1989)	17,13 (2024)	3,6

Fuente: elaboración propia.

Esa variabilidad interanual se asoció a la fase del fenómeno El Niño-Oscilación del Sur (ENOS). Cada año se clasificó como El Niño, La Niña o Neutro según el Índice Oceánico del Niño (ONI), aplicando el umbral de $|ONI| \geq 1{,}0$ °C durante al menos tres meses seguidos (IDEAM, 2022; Canchala *et al.*, 2022). De los 41 años, 12 fueron El Niño, 9 La Niña y 20 Neutros. El contraste entre fases es marcado en precipitación y caudal, pero casi nulo en temperatura: la diferencia entre fases apenas llega a 0,12 °C, y la prueba de Kruskal-Wallis, que compara medianas entre grupos, no encontró asociación entre temperatura y fase ENOS ($H = 0{,}31$; $p = 0{,}855$). Esto descarta que el calentamiento sea un efecto del ENOS. En cambio, la influencia del ENOS sobre las otras dos variables sí es significativa, medida con correlaciones de Spearman: con la precipitación, $\rho = -0{,}350$ ($p = 0{,}025$), y con el caudal, $\rho = -0{,}382$ ($p = 0{,}014$), que explican el 12,2 % y el 14,6 % de su variación interanual, respectivamente. La Tabla 9 presenta la distribución de años y las medias por fase.

Tabla 9. Distribución de años por fase ENOS y medias de las variables hidroclimatológicas para cada fase (1985–2025, n = 41 años).

Fase ENOS	n	Años incluidos	P media (mm/año)	Q media (m^3/s)	T media (°C)
El Niño	12	1986,87,91,92,95,97,02,03,09,15,16,19	1.313	2.403	16.10
La Niña	9	1988,96,98,99,00,10,11,20,21	1.583	3.952*	15.99
Neutro	20	Restantes (1985,89,90,93,94, 01,04–08,12,14,17,18,22,25)	1.369	2.963	16.11
TOTAL	41	1985–2025	1.400	3.016	16.08

Nota. La clasificación ENOS de esta tabla asigna cada año calendario a una única fase dominante para comparar medias entre grupos; no debe confundirse con las franjas de la Figura 6, que representan intervalos aproximados de episodios ENOS y pueden abarcar fracciones de dos o más años. Criterio de clasificación: |ONI| ≥ 1,0 °C durante al menos tres meses consecutivos (IDEAM, 2022; Canchala *et al.*, 2022). El asterisco indica que la media de caudal en La Niña está dominada por el valor excepcional de 2011 (11,990 m^3/s); su mediana en esa fase es 2,90 m^3/s. Fuente: *NOAA/CPC ONI (Jan Null, CCM, 2026); CDMB (2022); IDEAM/DHIME (2026); elaboración propia.*

Conviene precisar una diferencia para no confundir las dos maneras de representar el ENOS que aparecen en este trabajo. La Tabla 9 clasifica cada año calendario en una única fase dominante (El Niño, La Niña o Neutro) con el fin de calcular medias y contrastes entre grupos. En cambio, las franjas rojas y azules de la Figura 6, que se presenta en el apartado siguiente, representan intervalos aproximados de episodios ENOS identificados a partir del ONI, los cuales pueden iniciar en un año y terminar en el siguiente. Por esa razón, el número de franjas o su extensión en la figura no equivale al conteo de años de la tabla: cada representación responde a un propósito distinto, estadístico en la tabla y de contexto visual en la figura.

6.3.3 Tendencias de largo plazo

Las tendencias de las series anuales se evaluaron con la prueba de Mann-Kendall (Mann, 1945; Kendall, 1975), que detecta tendencias sostenidas sin suponer que los datos sigan una distribución normal, con la corrección de autocorrelación de Hamed y Rao (1998) y el paquete *Kendall* de R (McLeod, 2011). La magnitud del cambio se midió con la pendiente de Sen (Sen, 1968). Para separar la tendencia de fondo de la variabilidad del ENOS, las series se normalizaron mediante una regresión cuadrática frente al ONI (Compo y Sardeshmukh, 2010), y el análisis se complementó con pruebas de Mann-Kendall por fase ENOS (Libiseller y Grimvall, 2002) y de Kruskal-Wallis por fase (Helsel *et al.*, 2020).

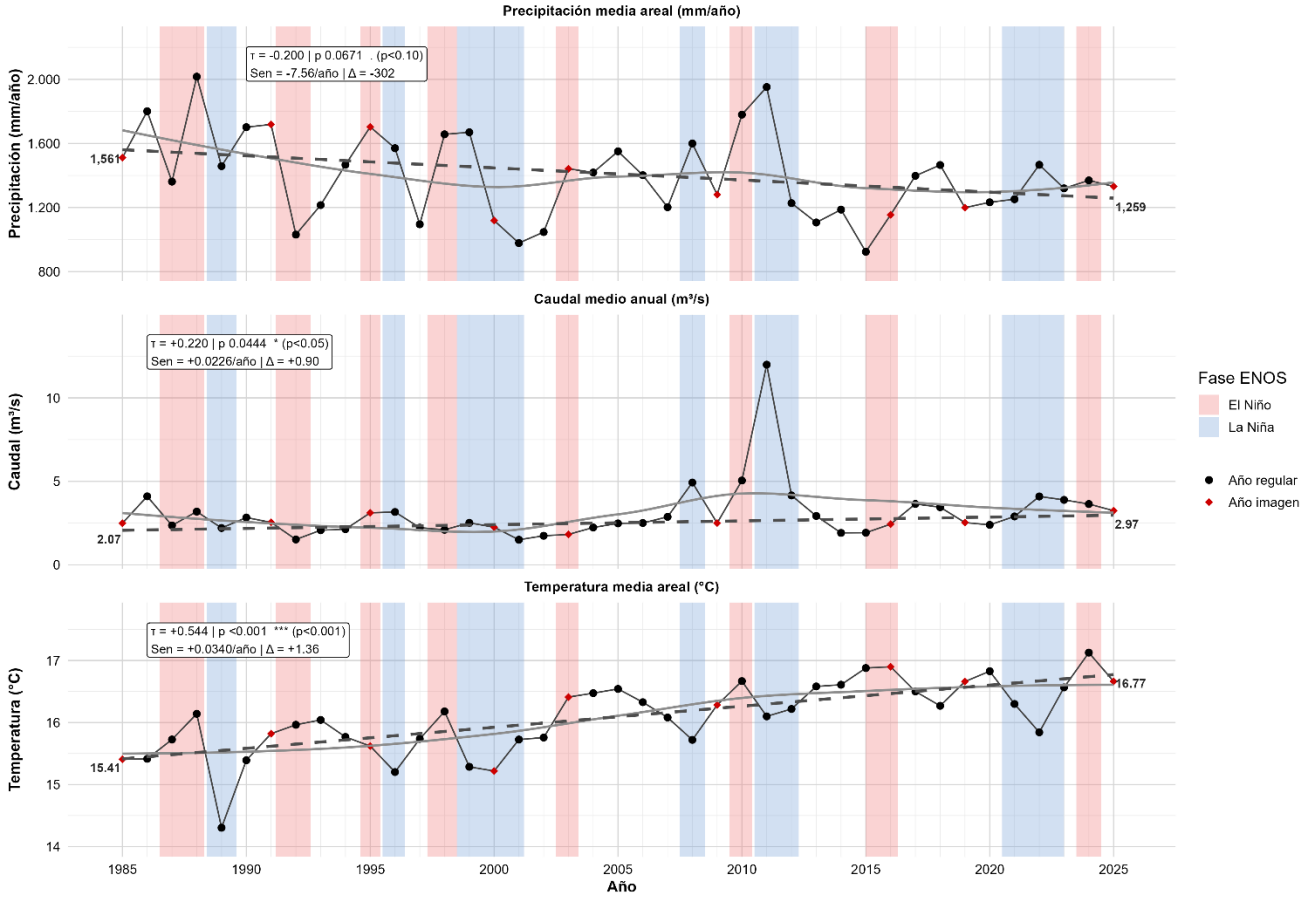
La temperatura del aire mostró la señal de cambio más robusta: una tendencia positiva muy significativa ($\tau = +0{,}544$; $p < 0{,}001$), con una pendiente de Sen de +0,034 °C/año, equivalente a un calentamiento acumulado de +1,36 °C en el período. Esta señal persiste con independencia de las fases ENOS, lo que la confirma como una tendencia estructural. La precipitación mostró una tendencia negativa de −7,56 mm/año ($p = 0{,}069$), no significativa al 95 % pero sí al 90 %, que representa una reducción acumulada de 302 mm, el 21,6 % de la precipitación media anual. El caudal, en cambio, presentó una tendencia positiva significativa de +0,023 m³/s/año ($\tau = +0{,}220$; $p = 0{,}044$), un aumento acumulado de +0,90 m³/s, el 29,8 % sobre la media. Que la precipitación disminuya mientras el caudal aumenta es la anomalía hidroclimatológica central del estudio, cuya explicación a partir del efecto del bosque se desarrolla en los Bloques 4 y 5. La Tabla 10 y la Figura 6 presentan estos resultados.

Tabla 10. Resultados de la prueba de Mann-Kendall y pendiente de Sen para las series anuales de precipitación, caudal y temperatura. Cuenca del río Tona, 1985–2025.

Variable	Serie	n	τ	Z	p-valor	Sen (por año)	Δ total	Sig.
Precipitación (mm/año)	Serie completa	41	−0,198	−1,820	0,069	−7,56 mm/año	−302 mm	. (p < 0,10)
Caudal (m³/s)	Serie completa	41	0,22	2,022	0,044	+0,023 m³/s/año	+0,90 m³/s	* (p < 0,05)
Temperatura (°C)	Serie completa	41	0,544	5,009	< 0,001	+0,034 °C/año	+1,36 °C	*** (p < 0,001)
Precipitación (mm/año)	Años imagen	9	−0,389	−1,355	0,175	−46,7 mm/año	−373 mm	ns (p ≥ 0,10)
Caudal (m³/s)	Años imagen	9	0,167	0,521	0,602	+0,018 m³/s/año	+0,15 m³/s	ns (p ≥ 0,10)
Temperatura (°C)	Años imagen	9	0,592	2,097	0,036	+0,176 °C/año	+1,41 °C	* (p < 0,05)

Nota: τ = estadístico de Kendall; Z = estadístico normal estandarizado; Δ total = Sen × (n − 1). Significancia: *** p < 0,001; ** p < 0,01; * p < 0,05; . p < 0,10; ns p ≥ 0,10. Los años 1991 y 1995 se incluyen en todos los análisis (fuente_Q = Observado, CDMB). *Fuente: CDMB (2022); IDEAM/DHIME (2026); elaboración propia con paquetes Kendall (McLeod, 2011) y trend (Pohlert, 2023).*

Figura 6. Tendencias anuales de precipitación, caudal y temperatura en la cuenca del río Tona (1985–2025).

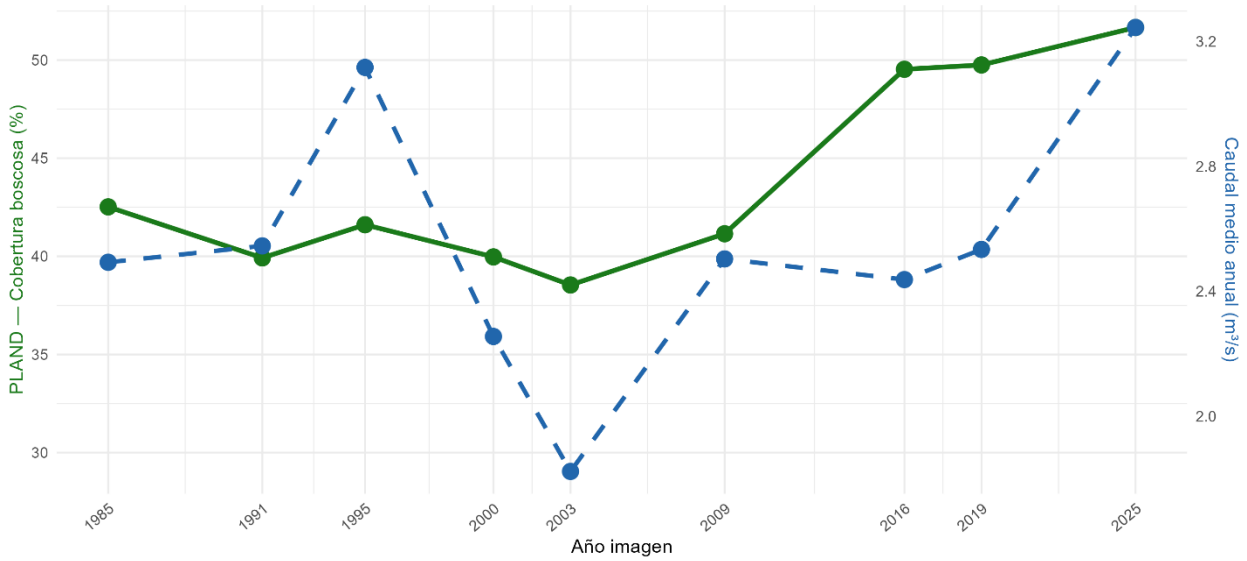


Nota: puntos circulares: años regulares; rombos rojos: años imagen Landsat. Línea discontinua: pendiente de Sen. Curva gris: suavizamiento LOESS. Las franjas rojas y azules representan intervalos aproximados de episodios El Niño/La Niña identificados a partir del ONI (|ONI| ≥ 1,0 °C); tienen función contextual y no corresponden al conteo anual de fases ENOS de la Tabla 9. *Fuente: CDMB (2022); IDEAM/DHIME (2026); elaboración propia.*

Para descartar que el aumento del caudal fuera un efecto del evento extremo de 2011, se analizó la tendencia separando los años por fase ENOS (resultados completos en el **Apéndice C**, Tabla C2). En los años Neutros la tendencia positiva no solo persiste, sino que se intensifica (τ = +0,432; p = 0,009), con una pendiente de Sen cuatro veces mayor que la de la serie completa

(+0,090 m³/s/año). Es decir, el aumento del caudal es una señal estructural que se hace más nítida al quitar el efecto directo del ENOS, no un artefacto de 2011. La relación entre ese aumento y la recuperación del bosque se aprecia en la Figura 7, donde el porcentaje de bosque y el caudal medio anual siguen trayectorias paralelas, ambas con mínimo en 2003 y máximo en 2025.

Figura 7. Evolución temporal paralela de la cobertura boscosa (PLAND) y el caudal medio anual (Q) para los nueve años imagen del período 1985–2025.



Nota: Ambas variables alcanzan su mínimo en 2003 y su máximo en 2025. *Fuente: elaboración propia.*

6.4 Bloque 3B. Análisis de calidad del agua

6.4.1 Estaciones de monitoreo y origen de los datos

El análisis se basó en los registros históricos de calidad de agua cruda de la CDMB. La serie principal se construyó uniendo dos estaciones contiguas y funcionalmente equivalentes, ambas asociadas al tramo de captación de la planta de tratamiento de agua potable del Área Metropolitana de Bucaramanga: Puente Tona (RT-01; 1983–2017; 119 registros) y Tona RT-01A

(2018–2025; 30 registros). En conjunto suman 149 registros para el período 1983–2025. Otras tres estaciones (RT-01B, RT-02 y RT-02A) se usaron solo como referencia espacial y de fuentes de presión, por tener muy pocos datos. Su localización está en el **Apéndice C** (Figura C9).

Tabla 11. Estaciones de monitoreo de calidad del agua de la cuenca del río Tona incluidas en el análisis.

Código	Nombre	Ubicación	Período	n registros	Uso en el análisis
RT-01	Puente Tona	Captación PTAP	1983–2017	119	Serie principal histórica - análisis de tendencias
RT-01A	Tona	Aguas arriba captación	2018–2025	30	Continuación funcional de RT-01 — integrada a la serie principal
RT-01B	Casa Hotel	Zona media cuenca	2023–2025	7	Referencia espacial - no integrada al análisis principal
RT-02	El Palmar	Zona alta cuenca	2023–2025	7	Referencia espacial -no integrada al análisis principal
RT-02A	PTAR Tona	Aguas residuales municipio	2023–2025	5	Referencia puntual - fuente de N-NH4+

Nota. La serie principal integra RT-01 y RT-01A (n = 149 registros, 1983–2025). Las estaciones RT-01B, RT-02 y RT-02A tienen cobertura temporal insuficiente para análisis de tendencias y se reportan como referencia espacial y de fuentes de presión. *Fuente: CDMB (2022); elaboración propia.*

6.4.2 Parámetros analizados y tratamiento de los datos

El análisis principal de tendencias y de correlación con el paisaje se concentró en nueve parámetros con alta cobertura temporal, es decir, presentes en al menos el 79 % de los registros disponibles. Los parámetros de cobertura media (conductividad, demanda química de oxígeno y coliformes totales) y baja (metales pesados) se analizaron solo de forma descriptiva. La Tabla 12 detalla todos los parámetros, su cobertura y su uso.

Tabla 12. Parámetros de calidad del agua analizados, cobertura temporal y uso previsto en el Bloque 4. Cuenca del río Tona, 1983–2025. Estaciones RT-01 y RT-01A.

Parámetro	Unidad	n	Cobertura (%)	Período	Uso en Bloque 4
pH	und	148	99%	1983–2025	Análisis descriptivo / correlación
Temperatura del agua	°C	148	99%	1983–2025	Variable respuesta secundaria
Oxígeno disuelto (OD)	mgO2/l	145	97%	1983–2025	Variable respuesta / correlación
DBO5	mgO2/l	140	94%	1983–2025	Variable respuesta principal
Turbidez	NTU	139	93%	1983–2025	Variable respuesta principal
Sólidos susp. totales (SST)	mg/l	138	93%	1983–2025	Variable respuesta principal
Sólidos totales	mg/l	140	94%	1983–2025	Análisis descriptivo
Fósforo total (PT)	mgP/l	140	94%	1983–2025	Variable respuesta / correlación
Nitratos (NO3-)	mgN/l	139	93%	1983–2025	Variable respuesta / correlación
Nitritos (NO2-)	mgN/l	137	92%	1983–2025	Análisis descriptivo
Coliformes fecales	NMP/100ml	140	94%	1983–2025	Variable respuesta / correlación
N-amoniacal (N-NH4+)	mg/l	118	79%	1983–2025	Variable respuesta (fuente puntual)
Conductividad	µS/m	59	40%	2006–2025	Análisis descriptivo
DQO	mgO2/l	71	48%	2003–2025	Análisis descriptivo complementario
Coliformes totales	NMP/100ml	81	54%	1998–2025	Análisis descriptivo
Mercurio (Hg)	mg/l	32	21%	1998–2016	Descriptivo - cobertura limitada
Metales pesados (As,Pb,Cd,Cr,Ni,Cu,Zn,Al,Fe,Mn)	mg/l	13–29	9–19%	2010–2025	Solo descriptivo - cobertura insuficiente

Nota. La cobertura se expresa como porcentaje de registros con valor disponible respecto al total de muestras de la serie principal (n = 149). Azul: parámetros a utilizar. Los metales pesados se agrupan dado que comparten el mismo período y limitación de cobertura. *Fuente: CDMB (2022); elaboración propia.*

En cuanto al tratamiento de los datos, los valores por debajo del límite de detección del laboratorio se reemplazaron por la mitad de ese límite (APHA, 2017), y los registros sin determinar se dejaron como datos faltantes, sin rellenar. Los valores extremos se identificaron con un criterio estándar (superar en más de tres veces el rango intercuartílico), pero se conservaron y se marcaron como tales, ya que en monitoreo ambiental suelen corresponder a eventos reales (APHA, 2017). Para el análisis de correlación con el paisaje (Bloque 4), cada parámetro se resumió como la mediana anual de todas las mediciones del año imagen correspondiente, tomadas de RT-01 (hasta 2017) y RT-01A (desde 2018). Se eligió la mediana por su menor sensibilidad a los valores extremos, frecuentes en datos de calidad del agua. Así, cada par anual asocia el indicador de paisaje de toda la cuenca (el porcentaje de bosque) con la condición del agua a la salida de la cuenca ese mismo año. Como los años imagen 1991 y 1995 no tienen registros, debido a una brecha de monitoreo entre 1989 y 1997, el análisis de correlación se limita a seis pares de observación (1985, 2003, 2009, 2016, 2019 y 2025). Los valores se contrastan con el Decreto 1076 de 2015 y las guías de la OMS (2017). El agua ya tratada del Área Metropolitana no se incluye, porque refleja el desempeño de la planta potabilizadora y no el estado de la cuenca.

6.4.3 Evolución de la calidad del agua: dos señales que coexisten

El comportamiento de los parámetros de alta cobertura entre 1983 y 2025 revela dos señales que conviene mantener separadas para no malinterpretar la evolución del sistema. Las series completas por lustro de los doce parámetros principales están en el **Apéndice D** (Figuras D1 a D15).

La primera es compatible con la dinámica del bosque. La turbidez, que indica qué tan turbia está el agua por las partículas en suspensión, descendió desde una mediana de 10 NTU en 1983–1988, alcanzó su máximo histórico en el lustro 2010–2014 (30,4 NTU, coincidiendo con el evento La Niña de 2010–2012 y el caudal extremo de 2011) y luego se estabilizó por debajo del umbral de la OMS de 5 NTU durante 2015–2025. Los sólidos suspendidos totales, es decir, las partículas sólidas que lleva el agua en suspensión, siguieron una evolución paralela, con medianas de 20 a 55 mg/l entre 1983 y 2014 y un descenso marcado a 10 mg/l en 2015–2025; su mediana máxima (54 mg/l) ocurrió en el lustro 2000–2004, coincidiendo con el año 2003 de mínima cobertura boscosa (porcentaje de bosque del 38,54 %). El fósforo total mostró una tendencia decreciente coherente con la retención de fósforo que acompaña la recuperación del bosque, ya que en cuencas andinas este nutriente viaja sobre todo adherido a los sedimentos finos (Uuemaa *et al.*, 2007).

La segunda es compatible con el aporte de fuentes urbanas. La demanda bioquímica de oxígeno (DBO_5), que mide la cantidad de materia orgánica biodegradable presente en el agua, aumentó de 1,0 a 2,0 mgO_2/l entre los lustros 1983–1999 y 2015–2025; sigue por debajo del límite del Decreto 1076 de 2015 (3 mgO_2/l), pero con una tendencia que merece atención. El nitrógeno amoniacal mostró el cambio más marcado de toda la serie: con medianas por debajo de 0,2 mg/l hasta 2014, dio un salto abrupto a 2,0 mg/l en 2020–2025, superando de forma sistemática los límites de la OMS (1,5 mg/l) y del Decreto 1076 de 2015 (1 mg/l). Este deterioro es compatible con el aporte de aguas residuales del municipio de Tona, fuente de nitrógeno amoniacal identificada en la estación de referencia RT-02A. Los coliformes fecales, que son indicadores de contaminación de origen fecal, mostraron alta variabilidad de un año a otro sin una mejora clara, un patrón consistente con una señal dominada por fuentes puntuales.

En síntesis, el Bloque 3B permite identificar dos señales principales en la calidad del agua: una mejora reciente en los indicadores asociados al transporte de sedimentos, especialmente turbidez y sólidos suspendidos totales, y un comportamiento menos favorable en variables orgánicas y microbiológicas, posiblemente asociado a presiones no explicadas por la cobertura boscosa. Esta caracterización cumple una función descriptiva; el conjunto depurado utilizado específicamente para el análisis estadístico paisaje–calidad se presenta en el Bloque 4 como Dataset B, construido con correspondencia estricta entre año imagen y año de monitoreo.

6.5 Bloque 4. Correlación entre el paisaje y el agua

6.5.1 Estrategia analítica

Este bloque responde a la pregunta central de la tesis mediante una estrategia analítica organizada en tres aproximaciones complementarias. En primer lugar, se exploran las asociaciones directas entre cada métrica del paisaje y las variables hidroclimatológicas mediante correlaciones simples. Posteriormente, se aplican correlaciones parciales para evaluar dichas relaciones controlando el efecto de las variables climáticas. Finalmente, se desarrolla una partición de varianza que permite diferenciar la proporción de la variabilidad hidroclimatológica explicada exclusivamente por el paisaje, exclusivamente por el clima y por la contribución compartida entre ambos componentes. En los dos últimos niveles de análisis, la precipitación y, según la variable evaluada, la temperatura del aire se incorporaron como variables de control, con el propósito de aislar con mayor precisión el efecto propio de las métricas del bosque sobre las variables hidroclimatológicas. Dado el tamaño reducido de la serie, derivado del diseño temporal del

estudio, nueve años imagen para las variables hidrológicas y seis para las variables de calidad del agua, se emplearon métodos no paramétricos. Esta decisión se justificó, además, porque algunas variables, como la turbidez y los coliformes, no cumplieron el supuesto de normalidad, y porque las relaciones entre cobertura boscosa y respuesta hidrológica o fisicoquímica suelen presentar comportamientos no lineales (Tu, 2011; Shi *et al.*, 2017).

6.5.2 Conjuntos de datos

Se construyeron dos conjuntos analíticos que cruzan las métricas del paisaje con las variables del agua, según la correspondencia entre el año de la imagen Landsat y el año de monitoreo. El conjunto A, de carácter hidrológico, incluye los nueve años imagen y relaciona el paisaje con el caudal y la temperatura del agua. El conjunto B, de calidad del agua, incluye seis años imagen con registros disponibles en el año exacto de monitoreo y relaciona las métricas del paisaje con los principales parámetros fisicoquímicos y microbiológicos. La Tabla 13 describe la estructura de estos conjuntos y la Tabla 14 contiene los valores del conjunto B. El nitrógeno amoniacal se conserva como indicador complementario de fuente puntual en el análisis descriptivo y en la discusión, pero no se incorpora como conjunto inferencial independiente debido al bajo número de años imagen con datos disponibles.

Tabla 13. Estructura del conjunto de datos utilizados en el Bloque 4. Cuenca del río Tona, período 1985–2025.

Dataset	n	Años imagen	Variables predictoras (paisaje)	Variables respuesta
A — Hidrológico	9	1985, 1991, 1995, 2000, 2003, 2009, 2016, 2019, 2025	PLAND, ED, SHAPE_MN	Caudal (Q, m³/s), Temperatura del agua (T°agua, °C)

B — Calidad del agua	6	1985, 2003, 2009, 2016, 2019, 2025	PLAND, ED, SHAPE_MN + Precipitación y T°aire como covariables climáticas de control	OD, DBO5, Turbidez, SST, NO_3^-, PT, Coliformes fecales (CF), T°agua
C — $N\text{-}NH4^+$ (complementario)	4	1985, 2016, 2019, 2025	PLAND	Nitrógeno amoniacal ($N\text{-}NH4^+$, mg/l)

Nota. PLAND: CP1, 65,99 % de varianza; ED: CP2, 14,29 %; SHAPE_MN: CP3, 12,07 %. Los años 1991 y 1995 se excluyen del Dataset B por brecha de monitoreo 1989–1997. El año 2000 se excluye por ausencia de registros de calidad. *Fuente: elaboración propia.*

Tabla 14. Valores del conjunto de datos B utilizados en el análisis de correlación. Medianas calculadas sobre el año de imagen exacto. Estaciones RT-01 y RT-01A.

Año	n	OD (mgO_2/l)	DBO5 (mgO_2/l)	Turbidez (NTU)	SST (mg/l)	NO_3^- (mgN/l)	PT (mgP/l)	$N\text{-}NH4^+$ (mg/l)	CF (NMP/100ml)	T°agua (°C)
1985	12	7,2	0,95	12,5	44	0,15	0,265	0,155	430	20,5
2003	3	7,6	1,3	24	54	0,278	0,106	n.d.	2.400	22
2009	3	7,35	1,3	15,5	21,5	0,135	0,06	n.d.	9.650	21
2016	4	7,76	2	2	20	0,21	3,819 *	0,5	65,5	24,6
2019	3	8,01	2,4	3	10	0,17	0,06	2	24.000	19,3
2025	16	7,53	2	2,2	10	0,1	0,05	2	3.500	19,6

Nota. * PT en 2016 (3,819 mgP/l) puede reflejar un evento puntual de contaminación; se reporta por transparencia metodológica. n.d. = dato no disponible. *Fuente: CDMB (2022); elaboración propia.*

6.5.3 Nivel 1: correlaciones simples

En el primer nivel se calcularon correlaciones de Spearman, que miden si dos variables se ordenan de forma parecida (correlación de rangos), con la función *cor.test* en R, y se ajustaron los valores de significancia por el número de pruebas mediante el método de Benjamini y Hochberg

(1995), que controla la proporción de hallazgos falsos cuando se hacen muchas comparaciones a la vez (seis pruebas en el conjunto A y veinticuatro en el B).

Ninguna correlación resultó estadísticamente significativa al nivel del 5 % después de ese ajuste, algo esperable con tan pocos datos y tantas pruebas simultáneas. Por eso los coeficientes se interpretan por su magnitud y su coherencia ecológica, siguiendo las recomendaciones para series cortas de Helsel *et al.* (2020). Las matrices completas están en el **Apéndice E** (Figuras E1 y E2).

En las variables de cantidad de agua (conjunto A), el porcentaje de bosque y el caudal mostraron una relación moderada y positiva (rs = +0,500): el caudal más bajo de los años imagen (1,824 m³/s en 2003) coincide con el mínimo de bosque (38,54 %), y el caudal más alto en condición ENOS Neutro (3,244 m³/s en 2025) coincide con el máximo de bosque (51,66 %). El índice de forma medio no mostró asociación con ninguna variable hidrológica (rs entre 0,000 y 0,371), lo que indica que, en el período analizado y a escala de cuenca, la complejidad geométrica de los parches no se comportó como predictor de los procesos hidrológicos. La Tabla 16 presenta estos resultados.

Tabla 15. Correlaciones de Spearman entre métricas del paisaje y variables de cantidad de agua (Dataset A, n = 9).

Métrica del paisaje	Caudal rs	Caudal p-FDR	T°agua	T°agua p-FDR	T°aire rs (control)	T°aire p-FDR
PLAND	0,5	0,530 ns	−0,600	0,624 ns	0,494	0,530 ns
ED	−0,067	0,973 ns	0,429	0,750 ns	−0,812	0,071
SHAPE_MN	0,067	0,973 ns	0,371	0,750 ns	0	1,000 ns

Nota: rs: coeficiente de Spearman. p-FDR: p-valor ajustado por corrección Benjamini-Hochberg. La temperatura del aire (T°aire) se incluye como variable de control del clima, no como variable respuesta. Para n = 9, el umbral crítico de significancia al nivel α = 0,05 sin corrección corresponde a |rs| ≥ 0,683. *Fuente: elaboración propia con cor.test() y p.adjust() en R v4.5; datos: CDMB (2022) y Bloque 2.*

En las variables de calidad (conjunto B), las correlaciones de mayor magnitud fueron negativas entre el porcentaje de bosque y los sólidos suspendidos (rs = −0,928) y la turbidez (rs = −0,829), y positiva entre la densidad de borde y los sólidos suspendidos (rs = +0,754). Estos signos coinciden con lo que cabría esperar si el bosque retiene sedimentos: a mayor porcentaje de bosque, aguas menos turbias y con menos partículas; y a mayor densidad de borde, que es un indicador de fragmentación, más partículas en el agua (Bruijnzeel, 2004; Ochoa-Tocachi *et al.*, 2016). La correlación del bosque con la DBO_5 resultó positiva (rs = +0,706). Este signo es llamativo, porque si el bosque mejorara la calidad del agua se esperaría lo contrario: más bosque, menos materia orgánica. La explicación más plausible es de coincidencia en el tiempo: durante el período de estudio, la recuperación del bosque y el aumento de la DBO_5 documentado en el Bloque 3B ocurrieron a la vez, de modo que ambas series crecieron en paralelo sin que una dependa de la otra. Esta interpretación se plantea como hipótesis y se desarrolla en el capítulo 8. La Tabla 16 presenta estos resultados.

Tabla 16. Correlaciones de Spearman entre métricas del paisaje y variables de calidad del agua (Dataset B, n = 6).

Métrica	OD rs	DBO5 rs	Turbidez rs	SST rs	NO_3^- rs	PT rs	Col.Fec. rs
PLAND	0,314	0,706	-0,829	-0,928	-0,486	-0,406	0,2
ED	-0,6	-0,794	0,657	0,754	0,086	0,377	-0,143
SHAPE_MN	-0,086	-0,088	0,429	0,203	-0,086	-0,377	0,257

Nota: Todos los p-FDR resultan no significativos (ns). Los rs se reportan para interpretación de relevancia ecológica. Para n = 6, el umbral de |rs| para significancia al nivel α = 0,05 sin corrección es 0,886. *Fuente: elaboración propia.*

6.5.4 Nivel 2: correlación parcial

El segundo nivel usó la correlación parcial de Spearman (función *pcor.test* del paquete *ppcor* en R), que evalúa si la relación entre el paisaje y el agua se mantiene después de descontar matemáticamente el efecto del clima (Helsel *et al.*, 2020; Goeking y Tarboton, 2022). Conviene tener presente una limitación del diseño: con solo seis imágenes y dos variables de control, alcanzar significancia formal ($p < 0,05$) exige una correlación casi perfecta (cercana a $|rs| \geq 0,950$). Por eso, correlaciones de magnitud 0,75 a 0,85, que en muestras mayores serían significativas, aquí no lo son por el escaso número de datos, y no porque la relación sea débil.

Aun con esa restricción, dos resultados alcanzaron significancia. El primero es uno de los hallazgos centrales de la tesis. La relación entre el porcentaje de bosque y el caudal es positiva, es decir, los años con más bosque tienden a tener mayor caudal, y se mantiene incluso después de descontar la precipitación ($rs = +0,733$; $p = 0,039$). Esto significa que la relación no se explica simplemente porque los años más lluviosos tengan a la vez más caudal: el caudal sigue acompañando al bosque aunque la lluvia se mantenga igual. El resultado da soporte estadístico a la anomalía detectada en el Bloque 3A, donde el caudal aumentaba mientras la precipitación disminuía.

El segundo se refiere a los sólidos suspendidos, las partículas que enturbian el agua. Su relación con el bosque es negativa, esto es, a mayor porcentaje de bosque, menos sólidos

suspendidos, y se mantiene significativa al descontar tanto la precipitación como la temperatura del aire (rs = −0,959; p = 0,041). Esto indica que la disminución de sólidos que acompaña la recuperación del bosque no se debe a que en esos años haya llovido de forma distinta, sino que se asocia al propio bosque. Las correlaciones del bosque con la turbidez (rs = −0,745), los nitratos (rs = −0,805) y la temperatura del agua (rs = −0,825) también fueron altas y negativas. Ese signo negativo es justamente el que cabría esperar si el bosque mejora esas variables, ya que a más bosque corresponden menor turbidez, menos nitratos y una temperatura del agua más baja. Sin embargo, ninguna alcanzó significancia formal por el escaso número de datos. El nitrógeno amoniacal (conjunto C, cuatro años) mostró una relación positiva alta y al borde de la significancia (rs = +0,949; p = 0,051). Conviene leerla con cautela: durante el período reciente aumentaron tanto el porcentaje de bosque, por su recuperación, como el nitrógeno amoniacal, según se documentó en el Bloque 3B. Por eso la correlación refleja que ambas variables crecieron en el mismo lapso, y no una relación de causa entre el bosque y este contaminante. La Tabla 17 reúne todos los resultados, y esta limitación se retoma en la sección 7.7.

Tabla 17. Resultados de la correlación parcial de Spearman entre PLAND y las variables de agua, controlando por las variables climáticas indicadas.

Análisis (variables controladas)	rs parcial	p-valor	n	Interpretación
PLAND × Caudal | Precipitación	0,733	0,039 *	9	SIGNIFICATIVA — el bosque aumenta el caudal independientemente de la lluvia
PLAND × Caudal | T°aire	0,508	0,199 ns	9	No significativa
PLAND × Caudal | Precipitación + T°aire	0,706	0,076	9	Tendencia marginal

Análisis (variables controladas)	rs parcial	p-valor	n	Interpretación
PLAND × OD | Precipitación + T°aire	−0,304	0,696 ns	6	No significativa
PLAND × DBO5 | Precipitación + T°aire	0,581	0,419 ns	6	No significativa (fuente puntual urbana)
PLAND × Turbidez | Precipitación + T°aire	−0,745	0,255 ns	6	Magnitud alta; sin sig. formal por n reducido
PLAND × SST | Precipitación + T°aire	−0,959	0,041 *	6	SIGNIFICATIVA — el bosque reduce los SST independientemente del clima
PLAND × NO_3^- | Precipitación + T°aire	−0,805	0,195 ns	6	Magnitud alta; sin sig. formal por n reducido
PLAND × PT | Precipitación + T°aire	−0,505	0,495 ns	6	No significativa
PLAND × Coliformes fecales | Precipitación + T°aire	0,392	0,608 ns	6	No significativa
PLAND × T°agua | Precipitación + T°aire	−0,825	0,175 ns	6	Magnitud alta; sin sig. formal por n reducido

Nota. rs parcial: correlación limpia de efecto climático. Símbolos: * $p < 0,05$; . $p < 0,10$; ns no significativo.Celdas verdes: resultados estadísticamente significativos ($p < 0,05$). El umbral de |rs parcial| para $p < 0,05$ con $n = 6$ y dos covariables de control se aproxima a $|rs| \geq 0,950$. No se aplica corrección FDR en este nivel porque cada prueba responde a una hipótesis específica. *Fuente: elaboración propia con pcor.test() del paquete ppcor en R*

6.5.5 Nivel 3: partición de varianza

El tercer nivel empleó el análisis de redundancia (RDA), una técnica que reparte la variación total del agua entre la fracción que explica solo el paisaje, la que explica solo el clima y la que comparten ambos, con la función *varpart* del paquete *vegan* de R y evaluando la significancia mediante 999 permutaciones (Oksanen *et al.*, 2022). Aplicado al caudal (conjunto A, nueve años), el paisaje boscoso explica por sí solo el 43,2 % de la variación del caudal, frente al

31,8 % que explica solo el clima. La fracción que el paisaje y el clima explican de forma conjunta es prácticamente nula (0,8 %). Esto hace improbable que la relación entre bosque y caudal sea solo aparente, es decir, que se deba a un tercer factor que haga variar a ambos al mismo tiempo; el aporte del bosque se muestra como propio y diferenciable del clima. La representación gráfica está en el **Apéndice E** (Figura E4).

Para el sistema de calidad (conjunto B, seis años), el modelo no se pudo descomponer porque, al haber tantas variables como observaciones, ajusta los datos a la perfección ($R^2 = 1{,}000$) sin dejar margen para separar las fracciones. Como aproximación, los coeficientes ajustados muestran que el paisaje contribuye algo más que el clima a la calidad del agua tomada en conjunto (0,095 frente a 0,071), aunque ambos valores son bajos por la limitada potencia del análisis con tan pocos datos. El gráfico correspondiente está en el Apéndice E (Figura E5).

6.6 Bloque 5. Modelo integrado: contribución del paisaje al agua

6.6.1 Estructura analítica y conjuntos de datos

Este bloque cuantifica cuánto aporta el paisaje boscoso al caudal y a la calidad del agua, separando ese aporte del efecto del clima, mediante tres modelos estadísticos complementarios que usan el porcentaje de bosque (PLAND) como predictor principal. Los tres se diseñaron para trabajar con muestras pequeñas (nueve años para el caudal y seis para los parámetros de calidad) y comparten una base común: la correlación de Spearman acompañada de un intervalo de confianza calculado por bootstrap, una técnica que estima la incertidumbre de un resultado remuestreando muchas veces los datos disponibles y que no exige que estos sean normales ni que las relaciones sean lineales (Efron y Tibshirani, 1993). Dentro de esa base, el Modelo A describe

la relación, y los Modelos B y C separan el efecto del paisaje del efecto del clima. La Tabla 18 resume los conjuntos de datos y sus limitaciones estadísticas.

Tabla 18. Descripción de los datasets utilizados en el Bloque 5 y su vínculo con la elección de métodos estadísticos.

Dataset	n (años imagen)	Años incluidos	Variable predictora principal	Limitación estadística derivada del n
A - Hidrológico	9	1985, 1991, 1995, 2000, 2003, 2009, 2016, 2019, 2025	PLAND (% cobertura boscosa)	Con n = 9 solo es posible incluir 1 predictor por modelo OLS para mantener inferencia estable; bootstrap esencial para el IC de Spearman.
B - Calidad del agua	6	1985, 2003, 2009, 2016, 2019, 2025	PLAND (% cobertura boscosa)	Con n = 6, el modelo con 3 o más predictores queda saturado (R^2 global = 1,000, sin grados de libertad residuales); solo son estimables los R^2 marginales en la partición de varianza.

Nota. La fuente de los datos de calidad del agua es CDMB (2022); estaciones RT-01 (años ≤ 2017) y RT-01A (años ≥ 2018), río Tona. Los valores de cada año imagen corresponden a medianas calculadas sobre los registros del año exacto, sin ventana temporal. *Fuente datos hidrológicos: CDMB (2022) y Bloque 3A de esta tesis.*

6.6.2 Modelo A: relación directa entre bosque y agua

El Modelo A describe la relación directa entre el porcentaje de bosque y cada variable del agua mediante una regresión lineal simple (por mínimos cuadrados ordinarios, el método estándar que traza la recta que mejor se ajusta a los puntos), complementada con la correlación de Spearman y su intervalo de confianza por *bootstrap* (con 9.999 remuestreos). Se aplicó al caudal (nueve años) y a la turbidez, los sólidos suspendidos y la DBO_5 (seis años cada una). La recta describe el sentido y la magnitud de la relación, mientras que la prueba de significancia recae en Spearman.

La turbidez fue la variable con el mejor ajuste de todo el bloque: el porcentaje de bosque, por sí solo, explica el 94,8 % de su variación entre los seis años imagen (R^2 = 0,948; p = 0,001).

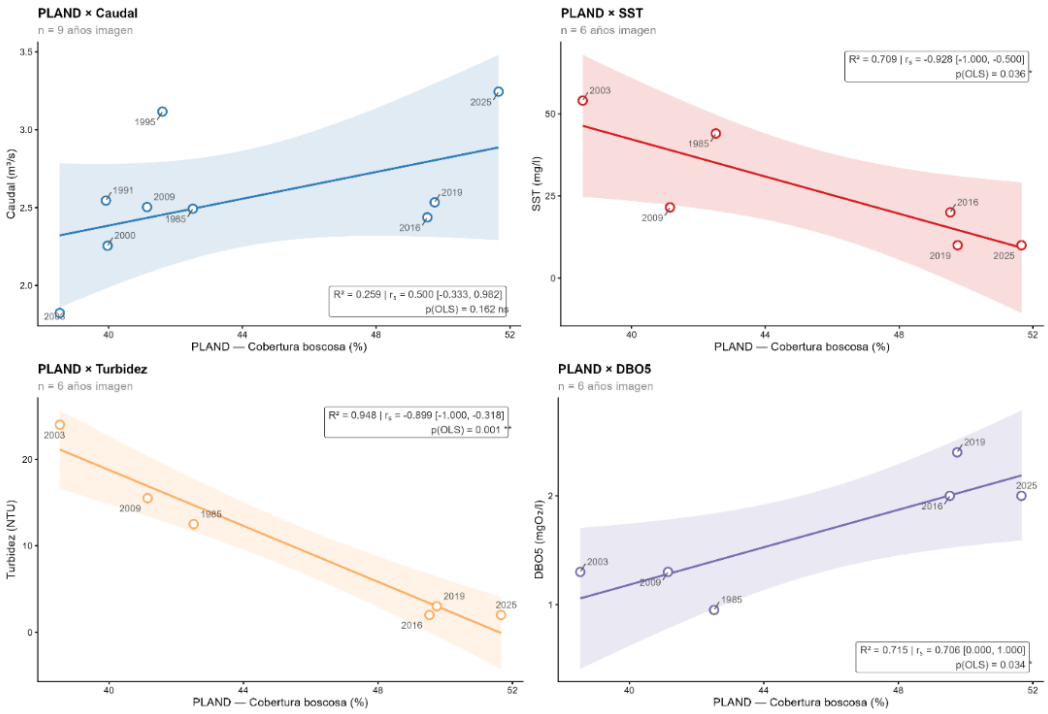
La pendiente de la recta indica que la turbidez baja 1,617 NTU por cada punto porcentual de aumento del bosque, de modo que la recuperación de 13,12 puntos entre 2003 y 2025 corresponde a una reducción esperada de 21,2 NTU, casi idéntica a la observada (de 24,0 NTU en 2003 a 2,0 NTU en 2025). Los sólidos suspendidos también mostraron un ajuste significativo (R^2 = 0,709; p = 0,036), con una caída de 2,827 mg/l por punto porcentual de bosque y un intervalo de confianza por *bootstrap* enteramente negativo, lo que indica que la relación no es producto del azar del tamaño muestral.

Tabla 19. Resultados numéricos del Modelo A: Regresión lineal simple y correlación de Spearman con *bootstrap* (B = 9.999).

Variable respuesta	n	R^2	R^2 adj.	p (OLS)	β_1	r_s Spearman	IC 95% r_s (bootstrap)
Caudal (m^3/s)	9	0,259	0,153	0,162 ns	β_1 = +0,043	0,5	[−0,333; +0,983]
SST (mg/l)	6	0,709	0,636	0,036 *	β_1 = −2,827	−0,928	[−1,000; −0,500]
Turbidez (NTU)	6	0,948	0,935	0,001 **	β_1 = −1,617	−0,899	[−1,000; −0,318]
DBO_5 (mgO_2/l)	6	0,715	0,644	0,034 *	β_1 = +0,086	0,706	[0,000; +1,000]

Nota. R^2: coeficiente de determinación OLS. R^2 adj.: R^2 penalizado por el número de predictores. p (OLS): p-valor de la pendiente β_1. β_1: pendiente OLS (cambio esperado en la variable respuesta por cada 1% de incremento en PLAND). IC 95% r_s: intervalo de confianza percentílico con B = 9.999 iteraciones. *Fuente: elaboración propia; datos CDMB (2022) y Bloque 2.*

Figura 8. Diagramas de dispersión del Modelo A: porcentaje de bosque frente a las variables respuesta



Nota: Cada panel muestra los años imagen como puntos etiquetados, la recta de regresión OLS con su banda de confianza al 95%, y la anotación con R^2, r_s y p (OLS). *Fuente: elaboración propia a partir de datos CDMB (2022) y métricas del paisaje del Bloque 2.*

Para el caudal (nueve años), el Modelo A explica el 25,9 % de la variación sin alcanzar significancia (R^2 = 0,259; p = 0,162). Esta falta de significancia en la regresión no invalida la relación: su confirmación proviene de los Modelos B y C. Para la DBO_5, la relación positiva es significativa por regresión (p = 0,034) pero no por Spearman (p = 0,117), un contraste que se interpreta como una coincidencia temporal con el aumento de la DBO_5 documentado en el Bloque 3B, y no como una relación causal con el bosque.

6.6.3 Modelo B: reparto del efecto entre paisaje y clima

El Modelo B reparte la variación de cada variable del agua entre la parte que explica solo el paisaje, la que explica solo el clima y la que comparten ambos, comparando los ajustes de tres regresiones (Borcard *et al.*, 1992), con la función *varpart* del paquete *vegan* en R (Oksanen *et al.*, 2022). Para el caudal (nueve años) se obtienen las cuatro fracciones completas: el paisaje explica por sí solo el 43,2 % de la variación del caudal, por encima del clima (31,8 %), con una fracción compartida de apenas 0,8 % y un 24,2 % que ningún predictor del modelo explica. Que la fracción compartida sea casi nula indica que el aporte del paisaje no se confunde con el del clima. La Tabla 20 detalla esta partición.

Tabla 20. Partición de varianza del caudal medio anual.

Fracción	Descripción	Valor (%)	Interpretación
[a] Solo paisaje	Varianza de Q explicada por PLAND, eliminado el efecto del clima	43,20%	El paisaje es el predictor con mayor contribución exclusiva sobre el caudal, por encima del clima.
[b] Compartida	Varianza de Q que PLAND y el clima explican conjuntamente (covarianza)	0,80%	La covarianza paisaje–clima es prácticamente nula: el efecto del paisaje no es un artefacto de su correlación con el clima.
[c] Solo clima	Varianza de Q explicada por P + T°aire, eliminado el efecto de PLAND	31,80%	El clima contribuye con el 31,8% de forma exclusiva, como es esperable en cualquier cuenca hidrológica.
[d] Inexplicada	Varianza de Q no atribuible a ningún predictor incluido	24,20%	Refleja variabilidad hidrológica no capturada: variación intra-anual de P, efectos no lineales de ENSO, usos del suelo no boscosos, error de estimación del caudal.

Nota. Fracciones calculadas con *varpart*() del paquete *vegan* (Oksanen *et al.*, 2022) en R v4.5. La suma de las cuatro fracciones es 100%. La fracción [a] es el hallazgo central: el paisaje boscoso explica más varianza del caudal de forma exclusiva (43,2%) que el propio clima (31,8%),

lo que sustenta cuantitativamente la paradoja hidroclimatológica identificada en el Bloque 3A (tendencia decreciente de P con tendencia creciente de Q y PLAND). *Fuente: elaboración propia; datos Bloques 2, 3A y 3B.*

Para las variables de calidad (seis años) el modelo no admite la partición completa, así que solo se comparan los ajustes individuales del paisaje y del clima (Tabla 21). El paisaje predomina ampliamente sobre el clima en la turbidez (0,948 frente a 0,433) y ligeramente en los sólidos suspendidos (0,709 frente a 0,605). En el oxígeno disuelto domina el clima (0,707 frente a 0,517), un resultado esperable dado que el oxígeno disuelto responde sobre todo a factores climáticos e hidrológicos antes que a la cobertura del paisaje. En los nitratos y el fósforo total, ningún predictor explica bien la variación ($R^2 < 0,23$), lo que sugiere que su dinámica depende de factores que el modelo no incluye, como podrían ser las prácticas agrícolas o los ciclos estacionales de nutrientes. La representación gráfica está en el **Apéndice F** (Figura F1).

Tabla 21. R^2 marginales de modelos simples para variables de calidad del agua.

Variable	n	R^2 solo PLAND (paisaje)	R^2 solo P + T°aire (clima)	¿Quién contribuye más?
Turbidez (NTU)	6	0,948	0,433	Paisaje predomina ampliamente (R^2_paisaje > 2× R^2_clima).
SST (mg/l)	6	0,709	0,605	Paisaje ligeramente mayor que el clima.
DBO_5 (mgO_2/l)	6	0,715	0,725	Paisaje ≈ Clima (prácticamente iguales; contribución aditiva).
OD (mgO_2/l)	6	0,517	0,707	Clima predomina sobre el paisaje, el O_2. disuelto responde sobre todo a factores climáticos e hidrológicos, no a la cobertura.

Variable	n	R^2 solo PLAND (paisaje)	R^2 solo P + T°aire (clima)	¿Quién contribuye más?
NO_3^- (mgN/l)	6	0,164	0,23	Ningún conjunto de predictores explica bien la varianza de los nitratos.
PT (mgP/l)	6	0,111	0,189	Ningún conjunto de predictores explica bien la varianza del fósforo total.

Nota. R^2 solo PLAND: coeficiente de determinación del modelo Y ~ PLAND (un predictor). R^2 solo P + T°aire: coeficiente de determinación del modelo Y ~ Precipitación + T°aire (dos predictores). Los R^2 son sin ajuste por número de predictores. La partición completa del caudal sí es estimable y representa el resultado principal del Modelo B. *Fuente: elaboración propia con lm() en R v4.5; datos: CDMB (2022).*

6.6.4 Modelo C: efecto del bosque una vez descontado el clima

El Modelo C es la prueba más directa del efecto del paisaje separado del clima. Procede en dos pasos: primero ajusta un modelo que explica la variable del agua usando solo el clima (precipitación y temperatura del aire) y guarda los residuales, es decir, la parte de la variable que el clima no logra explicar; luego comprueba si esos residuales se relacionan con el porcentaje de bosque. Si la relación es significativa, significa que el paisaje explica una variación que el clima no explicaba (Ferraz *et al.*, 2021; Goeking y Tarboton, 2022). Se aplicó al caudal y a los sólidos suspendidos, las variables con las asociaciones más fuertes en el Bloque 4.

Los residuales del modelo climático se relacionan con el porcentaje de bosque de forma significativa: positiva para el caudal (r_s = +0,683; p = 0,042) y negativa para los sólidos suspendidos (r_s = −0,829; p = 0,042). Esto indica que, en los años con más bosque, el caudal tiende a ser mayor de lo que el clima por sí solo permitiría esperar, y los sólidos suspendidos, menores. El contraste entre 2003 (mínimo de bosque, con el caudal por debajo y los sólidos por encima de

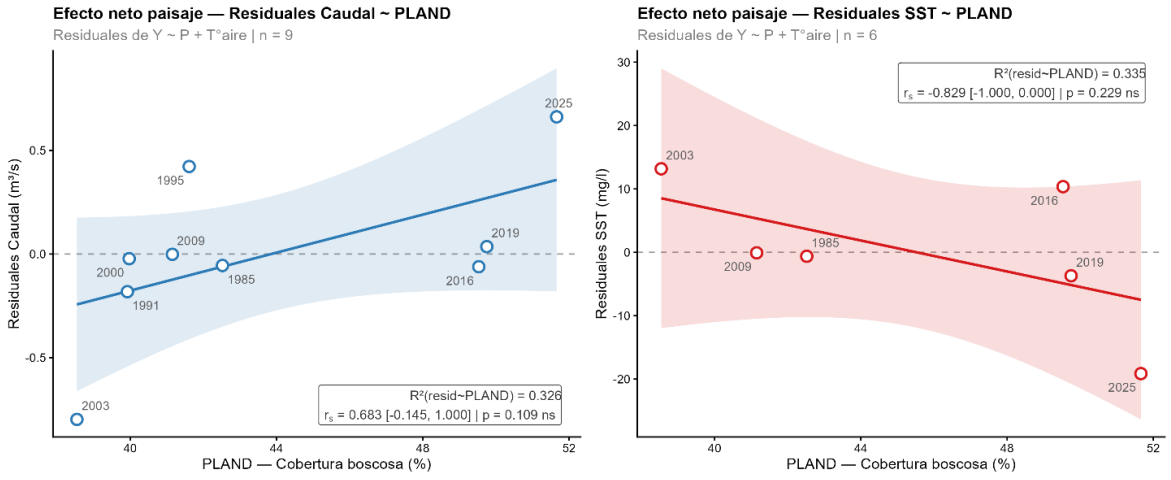
lo previsto por el clima) y 2025 (máximo de bosque, con el patrón inverso) ofrece el soporte empírico más directo de este estudio para un efecto del bosque sobre el agua que opera de forma independiente del clima.

Tabla 22. Resultados del Modelo C: efecto del paisaje sobre las variables hídricas una vez descontado el clima.

Variable	n	R^2 clima	R^2 resid ~ PLAND	p (OLS resid.)	β_1 resid.	r_s residuales	IC 95% r_s (bootstrap)
Caudal (m^3/s)	9	0,1	0,326	0,109 ns	β_1 = +0,046	+0,683 *	[−0,145; +1,000]
SST (mg/l)	6	0,61	0,335	0,229 ns	β_1 = −1,222	−0,829 *	[−1,000; 0,000]

Nota. R^2 clima: fracción de la varianza de Y explicada solo por el modelo climático (Y ~ Precipitación + T°aire). R^2 resid ~ PLAND: fracción de la varianza residual que PLAND explica adicionalmente. * El símbolo de significancia corresponde al p-valor de Spearman ($p < 0,05$), más robusto que el p de OLS con n pequeño. IC 95% r_s (bootstrap): B = 9.999 iteraciones. *Fuente: elaboración propia; datos CDMB (2022) y Bloque 3A.*

Figura 9. Efecto neto del paisaje (Modelo C).



Nota: Panel izquierdo: residuales del caudal (Y ~ Precipitación + T°aire) en función de PLAND (n = 9). Panel derecho: residuales de los SST en función de PLAND (n = 6). La línea horizontal discontinua en y = 0 representa el nivel donde el clima predice perfectamente. Ambos

paneles incluyen la recta de regresión OLS sobre los residuales con banda IC al 95% y anotación con R^2(resid ~ PLAND), r_s e IC bootstrap. *Fuente: elaboración propia.*

6.6.5 Síntesis de los tres modelos

La pregunta del bloque, cuánto y de qué manera contribuye el bosque a la variación del caudal y la calidad del agua una vez separado el clima, se responde en tres dimensiones.

La primera es el aporte del bosque a la cantidad de agua. El Modelo B establece que el paisaje explica el 43,2 % de la variación del caudal de forma exclusiva, frente al 31,8 % del clima, y el Modelo C muestra que esa relación se mantiene tras descontar el clima (rs = +0,683; p = 0,042). En conjunto, estos resultados son consistentes con un papel del bosque como regulador del caudal en un contexto de lluvia decreciente, lo que ofrece una explicación cuantitativa para la anomalía del Bloque 3A.

La segunda es el aporte del bosque a la calidad del agua en lo que respecta a sedimentos. Para la turbidez y los sólidos suspendidos, los tres modelos coinciden: el Modelo A muestra ajustes altos y pendientes negativas (R^2 = 0,948 para turbidez y 0,709 para sólidos suspendidos), el Modelo B confirma el predominio del paisaje sobre el clima en la turbidez, y el Modelo C muestra que la reducción de sólidos persiste al descontar el clima. En conjunto, los resultados son consistentes con un papel del bosque en la retención de sedimentos, cuya magnitud puede estimarse a partir de las pendientes: por cada punto porcentual de aumento del bosque, la turbidez media desciende cerca de 1,6 NTU y los sólidos suspendidos cerca de 2,8 mg/l.

La tercera es el límite del bosque frente a la contaminación localizada. Para la DBO_5, los coliformes fecales y el nitrógeno amoniacal, el paisaje no es el predictor dominante: la relación positiva entre bosque y DBO_5 se interpreta como una coincidencia temporal y no como un vínculo

causal. En el oxígeno disuelto domina el clima, y en los nitratos y el fósforo ningún predictor del modelo captura bien la dinámica. Estos parámetros, asociados a contaminación localizada que según la evidencia de la estación RT-02A sería de origen urbano, no responden al estado del bosque y requerirían medidas de saneamiento que actúan de forma independiente a él.

Tabla 23. Síntesis cuantitativa de los tres modelos del Bloque 5 por variable respuesta

Variable	n	Modelo A R^2 (p OLS)	Modelo A r_s (p Sp.)	Modelo B Paisaje vs. Clima	Modelo C r_s resid. (p Sp.)	Conclusión integrada
Turbidez (NTU)	6	0,948 (0,001 **)	−0,899 (0,015 *)	Paisaje >> Clima (0,948 vs. 0,433)	No aplica (Mod. A suficiente)	Resultado más robusto: el bosque explica el 94,8% de la varianza de turbidez. Servicio de retención de sedimentos confirmado.
SST (mg/l)	6	0,709 (0,036 *)	−0,928 (0,008 *)	Paisaje > Clima (0,709 vs. 0,605)	−0,829 (0,042 *)	Efecto directo (Mod. A) confirmado como independiente del clima (Mod. C). Segunda variable más robusta.
Caudal (m^3/s)	9	0,259 (0,162 ns)	+0,500 (0,171 ns)	Paisaje >> Clima (43,2% vs. 31,8%)	+0,683 (0,042 *)	La relación directa no es significativa por leverage de 2003, pero el Modelo C la confirma como independiente del clima. El Modelo B establece la primacía del paisaje.
DBO_5 (mgO_2/l)	6	0,715 (0,034 *)	+0,706 (0,117 ns)	Paisaje ≈ Clima (0,715 vs. 0,725)	No aplica	Relación positiva espuria: covariación temporal con fuente puntual urbana. El bosque no es el driver de la DBO_5.
OD (mgO_2/l)	6	—	—	Clima > Paisaje (0,707 vs. 0,517)	No aplica	Dominado por el clima. responde a factores climáticos e hidrológicos, no a la cobertura.
NO_3^- / PT	6	—	—	Ninguno domina (ambos < 0,230)	No aplica	Factores no capturados por el modelo controlan la dinámica de nutrientes en la cuenca.

Nota: Los tres modelos se leen en conjunto: el Modelo A establece la relación directa, el Modelo B cuantifica el peso relativo frente al clima, y el Modelo C demuestra la independencia

respecto al forzante climático. *: p < 0,05; **: p < 0,01; ns: no significativo. —: no calculado para esa variable en ese modelo. *Fuente: elaboración propia; datos CDMB (2022) y Bloque 2.*

La convergencia de los tres modelos sobre las mismas variables permite proponer una estimación del servicio de regulación hídrica del bosque: la recuperación de 13,12 puntos porcentuales de cobertura entre 2003 y 2025 se asocia a una reducción esperada de 21,2 NTU en turbidez (observada: 22 NTU) y de 37,1 mg/l en sólidos suspendidos (observada: 44 mg/l), y a un incremento del caudal base del orden de 0,56 m^3/s, registrado pese a la tendencia decreciente de la precipitación. Esta cuantificación es la base empírica que el capítulo 7 articula con la literatura para discutir el efecto del bosque sobre la seguridad hídrica de la cuenca.

7. Discusión

7.1 La recuperación y la configuración del bosque

7.1.1 Una recuperación en tres fases

La recuperación del bosque entre 1985 y 2025 no fue uniforme, sino que siguió tres fases, de modo que los nueve años imagen representan estados distintos del paisaje y no etapas de un avance constante. En la primera (1985–2003), el bosque se redujo hasta su mínimo (38,54 % en 2003) y la fragmentación alcanzó su punto más alto en 1995, con parches pequeños y dispersos; en la literatura regional, trayectorias así se han asociado a presiones humanas y a procesos de regeneración, aunque este estudio documenta el cambio de cobertura y no sus causas (García *et al.*, 2014; Clerici *et al.*, 2019; Florez-Yepes *et al.*, 2017). En la segunda fase (2003–2009) la recuperación fue incipiente (+2,61 puntos), y en la tercera (2009–2025), la más dinámica, el bosque ganó 10,51 puntos hasta su máximo (51,66 %) mientras la densidad de borde descendía de forma sostenida. Que el área aumente al tiempo que el borde disminuye sugiere que los parches se expandieron y se fusionaron en un bosque más continuo (McGarigal, 2023), una configuración que la literatura asocia con mejores condiciones para la regulación hídrica y la estabilidad del suelo (Ochoa-Tocachi *et al.*, 2016; Buytaert *et al.*, 2011).

El balance entre los años extremos arroja una ganancia neta de 1.808 ha (+9,14 puntos en cuarenta años), un resultado que contrasta con la narrativa de deforestación continua en los Andes colombianos y que es consistente con procesos de abandono agrícola y regeneración documentados en la región tras 2003 (Clerici *et al.*, 2019; Pabón-Caicedo *et al.*, 2020), aunque su verificación causal excede el alcance del estudio. La conclusión es robusta porque los tres métodos

de clasificación coinciden en que la ganancia supera a la pérdida (Olofsson *et al.*, 2014; Lu y Weng, 2007). Aun así, la pérdida bruta de 1.498 ha es real y se concentra en la parte media y baja de la cuenca; esta distribución importa porque, según la literatura, la pérdida en la cuenca baja afecta menos la regulación de caudales que la de la cuenca alta, donde los suelos retienen y recargan más agua (Bruijnzeel, 2004; Buytaert *et al.*, 2011). La densidad de borde y el índice de forma matizan ese panorama. El máximo de borde de 1995, en plena fragmentación, implica más bosque expuesto al exterior, lo que se conoce como efecto de borde y, según la literatura, puede degradar el microclima del parche y favorecer la erosión (Laurance *et al.*, 2002, 2011; Mei *et al.*, 2025); su descenso sostenido desde 2009, junto al aumento del área, apunta a una recuperación más cohesiva, asociada a mayor infiltración y recarga (Ferraz *et al.*, 2021; Ochoa-Tocachi *et al.*, 2016). El índice de forma, en cambio, se mantuvo en un rango estrecho (1,342–1,405): los cambios modificaron cuánto borde hay, no la geometría de los parches, lo que explica su escaso peso como variable explicativa de los procesos hidrológicos (Uuemaa *et al.*, 2007; Wu y Lu, 2021). Conviene precisar que la clasificación binaria Bosque/No-Bosque no permite determinar la edad ni la madurez del bosque, por lo que la lectura de estas fases se apoya en la cronología y la literatura, y no en una medición estructural directa (limitación tratada en 7.7).

7.2 El contexto hidroclimático: calentamiento y precipitación

La señal de cambio más sólida de todo el análisis es el calentamiento del aire, que aumentó 1,36 °C entre 1985 y 2025, a un ritmo de 0,034 °C por año. Tres rasgos la hacen especialmente confiable: su muy alta significancia estadística ($p < 0,001$), que indica que es muy improbable que una tendencia de esta magnitud surja por azar; su independencia del principal modulador climático de la región, el fenómeno de El Niño-Oscilación del Sur, en adelante el ENOS, con el que su

correlación es prácticamente nula; y su persistencia tanto en años de El Niño como en años neutros. Además, su ritmo coincide con el que el IDEAM (2022) ha documentado para la Cordillera Oriental. La relevancia de este calentamiento para el agua es directa: según la literatura, cada grado adicional puede elevar entre un 2 y un 5 % la evapotranspiración potencial, es decir, la cantidad máxima de agua que la atmósfera puede retirar de la cuenca por evaporación del suelo y transpiración de las plantas (Dingman, 2015). Sobre los 1.400 mm de lluvia anual de la cuenca, ese rango equivale a entre 28 y 70 mm más de demanda de agua por año que, si la lluvia no la compensa, reducen el agua disponible para el río, especialmente en los meses secos. La cobertura vegetal modula ese efecto, de modo que el estado del bosque condiciona cuánto se nota finalmente sobre el balance hídrico (Condori *et al.*, 2025; DeFries *et al.*, 2023; Buytaert *et al.*, 2011).

La precipitación, en cambio, mostró una tendencia a disminuir (−7,56 mm por año; p = 0,069) que conviene interpretar con cautela, porque no es lo mismo "no significativa" que "sin tendencia". La caída estimada, de 302 mm en cuarenta años, equivale al 21,6 % de la lluvia media anual y sería relevante si se confirmara; pero la fuerte variabilidad de un año a otro y la influencia del ENOS reducen la capacidad de la prueba para distinguir una señal de fondo (Helsel *et al.*, 2020). Como, además, esa tendencia deja de ser significativa al analizar cada fase del ENOS por separado, lo más prudente es calificarla de tendencia sugerida, pero no confirmada. Esta posible disminución es, con todo, un telón de fondo decisivo para el resto de la discusión, porque enmarca el resultado más llamativo del estudio: que el caudal del río aumentara justo cuando la lluvia tendía a bajar. Y dado que buena parte de las diferencias de caudal entre los años analizados se explica por diferencias de lluvia, ligadas a su vez a las fases del ENOS, la precipitación se incorporó como variable de control en los análisis siguientes, para no confundir su efecto con el del bosque.

7.3 El efecto del bosque sobre la cantidad de agua

El hallazgo más llamativo del estudio es que el caudal medio anual tendió a aumentar (+0,023 m^3/s por año; p = 0,044) durante el mismo período en que la precipitación tendió a disminuir. Que esa tendencia del caudal se mantenga al analizar por separado las fases del clima regional, incluso en los años neutros, sin influencia de El Niño ni de La Niña (coeficiente de tendencia de Mann-Kendall $\tau = +0,432$; $p = 0,009$; Libiseller y Grimvall, 2002), es la primera señal de que el clima por sí solo no la explica y de que conviene mirar hacia el paisaje.

A primera vista, esto parece una paradoja. Desde el balance hídrico clásico, más bosque supone más evapotranspiración y, por tanto, menos agua disponible como escorrentía (Zhang *et al.*, 2001; Farley *et al.*, 2005). Sin embargo, "más bosque y más caudal" no es necesariamente una contradicción, sino el resultado de dos efectos opuestos que el bosque ejerce a la vez, descritos por Bruijnzeel (2004): un efecto bomba, por el que la transpiración y la intercepción devuelven agua a la atmósfera, y un efecto esponja, por el que la mejora de las propiedades del suelo, su porosidad y su capacidad de retención, favorece la infiltración y el flujo base, es decir, el caudal sostenido que alimenta el río cuando no llueve. Una interpretación plausible, planteada en la literatura para cuencas en recuperación, es que en el río Tona haya predominado el efecto esponja, de modo que la mejora gradual del suelo se traduzca en un mayor aporte al flujo base (Brauman *et al.*, 2007; van Meerveld *et al.*, 2025). Conviene presentarlo como interpretación y no como hallazgo, porque la clasificación binaria empleada no permite verificar ni el estado del suelo ni el tipo de bosque (limitación tratada en 7.7).

La secuencia temporal es coherente con esa lectura. En 2003, el año con menos bosque (38,54 %), se midió el menor caudal del conjunto (1,824 m³/s), pese a que la lluvia de ese año no fue la más baja de la serie; si dominara la idea de que menos bosque deja más escorrentía, cabría esperar lo contrario, lo que concuerda con lo observado en cuencas andinas donde la pérdida de cobertura reduce la infiltración y debilita la recarga (Ochoa-Tocachi *et al.*, 2016; Molina *et al.*, 2015). En el extremo opuesto, 2025 reúne el mayor porcentaje de bosque, el mayor caudal entre años neutros (3,244 m³/s, estimado por regresión con una estación vecina) y la menor fragmentación, una coincidencia que sugiere que la consolidación del bosque acompañó un flujo base más sostenido (Ferraz *et al.*, 2021; Cepeda-Arias *et al.*, 2022). La comparación de los dos únicos años climáticamente neutros, 1985 y 2025, refuerza el argumento: con condiciones de lluvia comparables y cuarenta años de diferencia, el caudal pasó de 2,493 a 3,244 m³/s, un aumento de 0,751 m³/s que acompaña al del bosque.

Para separar el papel del bosque del que corresponde al clima, se aplicaron tres análisis que abordan la cuestión desde ángulos distintos y que, al coincidir, refuerzan la misma conclusión.

El primero parte de una pregunta sencilla: si se descuenta el efecto de la lluvia, ¿sigue habiendo relación entre el bosque y el caudal? Para responderla se usó una correlación parcial, que mide el vínculo entre dos variables manteniendo fija una tercera, en este caso la precipitación. Al descontarla, la relación entre bosque y caudal no se debilita, sino que se fortalece respecto a la relación simple, pasando de +0,500 a +0,733 ($p = 0,039$). Esto indica que la lluvia no creaba la relación, sino que más bien la encubría.

El segundo se pregunta cómo se reparte la variación del caudal entre sus posibles causas. Mediante una partición de varianza, que distribuye esa variación entre el paisaje, el clima y lo que ambos comparten, se atribuye al paisaje un 43,2 % de forma exclusiva, frente a un 31,8 % del clima. Lo más revelador es que la porción que ambos comparten es casi nula (0,8 %): si el efecto del bosque fuera en realidad un reflejo del clima, esa porción compartida sería grande; que sea mínima indica que el aporte del bosque y el del clima son, en buena medida, independientes.

El tercero comprueba si el bosque explica aquello que el clima deja sin explicar. Para ello se aisló la parte del caudal que la lluvia y la temperatura no logran justificar y se examinó su relación con el bosque, que resultó igualmente positiva y significativa (coeficiente de Spearman = +0,683; p = 0,042). Las tres aproximaciones apuntan en la misma dirección y respaldan la existencia de un efecto del bosque sobre el caudal que no depende del volumen de lluvia, al menos en los años analizados. Confirmar el mecanismo exacto, sin embargo, excede lo que estos datos permiten: requeriría herramientas como los trazadores isotópicos, que siguen el recorrido del agua, y una caracterización de cuánta agua almacena el subsuelo a escala de ladera.

7.4 El efecto del bosque sobre la calidad del agua: los sedimentos

Si sobre el caudal la evidencia es sólida, sobre los sedimentos es la más consistente de todo el estudio. Dos variables resumen la carga de partículas que arrastra el río: la turbidez, que indica qué tan cargada de material en suspensión está el agua, y los sólidos suspendidos, que son ese mismo material medido por su masa. Ambas guardan una relación estrecha y negativa con el bosque, es decir, a más cobertura, menos sedimentos. Para la turbidez, el porcentaje de bosque explica por sí solo el 94,8 % de su variación entre los años analizados, el mejor ajuste de todo el

trabajo; para los sólidos suspendidos, la relación se mantiene incluso después de descontar el efecto de la lluvia y la temperatura (coeficiente de Spearman = −0,959; p = 0,041), lo que indica que no es un simple reflejo del clima. Las magnitudes, además, son grandes y coherentes: los sólidos suspendidos bajaron de 44,0 a 10,0 mg/l, una reducción del 77 %, y la turbidez pasó de 24,0 a 2,0 NTU entre 2003 y 2025, en paralelo con la recuperación del bosque.

El mecanismo por el que el bosque reduce los sedimentos está bien descrito en la literatura y opera por tres vías que se suman. El dosel intercepta una parte de la lluvia, entre el 15 y el 30 % en bosques secundarios andinos, y amortigua la fuerza con que las gotas llegan al suelo; la hojarasca acumulada absorbe el impacto de esas gotas y evita que disgreguen las partículas, que es el primer paso de la erosión; y la mayor porosidad del suelo forestal desvía el agua hacia la infiltración, lo que reduce el volumen que corre por la superficie y su capacidad de arrastrar material (Bruijnzeel, 2004; Ochoa-Tocachi *et al.*, 2016; van Meerveld *et al.*, 2025). La suma de las tres explica que la salida de sedimentos disminuya de forma progresiva a medida que el bosque se recupera y el suelo gana estructura.

La forma del bosque, y no solo su extensión, deja huella en este proceso. Los años con mayor fragmentación coinciden con mayor carga de sedimentos (la relación entre la densidad de borde y los sólidos suspendidos es de +0,754), lo que concuerda con que, según la literatura, los bordes del bosque sean más vulnerables a la erosión por la discontinuidad del dosel. Por eso la consolidación observada desde 2009, cuando el bosque ganó superficie y al mismo tiempo redujo su borde expuesto, acompañó la mejora sostenida del agua (Ferraz *et al.*, 2021; Wu y Lu, 2021). Esa mejora, además, no fue inmediata: el descenso sostenido de la turbidez y los sólidos comienza

hacia 2015, varios años después de la fase de recuperación más intensa (2009–2016), lo que sugiere un desfase del orden de cinco a siete años entre el avance del bosque y su efecto medible sobre el agua, que sería el tiempo que el suelo y la hojarasca tardan en consolidarse (Brauman *et al.*, 2007).

El fósforo total acompaña esta mejora, aunque su interpretación merece un matiz. En los ríos andinos viaja sobre todo adherido a las partículas finas en suspensión, de modo que su descenso se explica mejor como una consecuencia de la caída de los sólidos suspendidos que como una acción directa del bosque sobre la química del agua (Uuemaa *et al.*, 2007; Wu y Lu, 2021).

Un episodio que parece contradecir lo anterior, el pico de turbidez de 2010–2014 (con un valor mediano de 30,4 NTU, el más alto del período), en realidad confirma la misma lógica una vez que se considera el clima. Ese pico ocurrió cuando el bosque ya se recuperaba, durante la fase de La Niña más intensa del registro, que en 2011 produjo un caudal excepcional (11,990 m^3/s, muy por encima de la media). Bajo una lluvia tan extrema, la capacidad del bosque para retener sedimentos se ve superada, porque la intensidad del agua excede lo que el suelo puede infiltrar y genera escorrentía incluso bajo el dosel (Bruijnzeel, 2004). A ello se suma que, hacia esos años, habían transcurrido pocos desde el inicio de la recuperación; la literatura señala que un bosque joven aún no ha consolidado la estructura del dosel ni el espesor de hojarasca de uno maduro, atributos asociados a una mayor capacidad de amortiguar los eventos extremos (Brown y Lugo, 1990; Bruijnzeel, 2004). La clasificación binaria no permite verificar esa diferencia de madurez (limitación tratada en 7.7), pero el poco tiempo transcurrido hace plausible, como inferencia apoyada en la literatura, que el bosque de entonces fuera hidrológicamente menos efectivo que uno consolidado. Más que una excepción, este episodio muestra que la variabilidad del clima

puede enmascarar la señal del bosque, y por eso la precipitación se trató como variable de control en los análisis.

7.5 El límite del bosque: la contaminación puntual y otras presiones

El bosque no mejora por igual todos los aspectos de la calidad del agua, y reconocer ese límite es tan importante como documentar sus efectos. Mientras los sedimentos respondieron con claridad a la cobertura, un segundo grupo de parámetros siguió un camino propio: la Demanda Bioquímica de Oxígeno (DBO_5), que mide la cantidad de materia orgánica presente en el agua, junto con el nitrógeno amoniacal y los coliformes fecales, no mejoró con la recuperación del bosque e incluso se deterioró en los años recientes. Su comportamiento apunta a un origen distinto al de los sedimentos: no el material que la lluvia arrastra desde las laderas, que es lo que el bosque regula, sino, probablemente, vertimientos puntuales que ingresan directamente al cauce. Tres elementos respaldan esa lectura: los tres parámetros se elevaron a la vez después de 2015; la estación que los registra se ubica aguas abajo de la cabecera municipal de Tona; y su combinación química, con amonio sin transformar, materia orgánica elevada y presencia de coliformes, es la que caracteriza a las aguas residuales domésticas sin tratamiento adecuado (Baird *et al.*, 2017).

La relación estadística entre el bosque y la DBO_5 ilustra bien este límite, porque a primera vista resulta engañosa. El análisis arroja una correlación positiva (coeficiente de +0,706): los años con más bosque tienden a registrar también más materia orgánica, justo lo contrario de lo que cabría esperar si el bosque mejorara este parámetro. La explicación no es que el bosque aumente la contaminación, sino que dos procesos independientes coincidieron en el tiempo, ya que el bosque se recuperó mientras crecía un deterioro de origen ajeno a la escorrentía. La estadística capta esa coincidencia como si fuera una relación real, cuando no lo es; es lo que se conoce como

una asociación espuria. De hecho, las dos pruebas aplicadas discrepan: la regresión lineal, sensible a los valores extremos, la encuentra significativa, pero la prueba basada en el orden de los datos, más resistente a un dato atípico, no lo hace, y su rango de valores plausibles incluye la ausencia de relación. Esa discrepancia se debe a un solo año, 2003, que reúne el menor bosque y la menor DBO_5 y, por sí solo, inclina la recta. En términos prácticos, esto delimita el alcance del bosque: puede ayudar a reducir la contaminación difusa que llega arrastrada por la lluvia, pero no a contener por sí solo la de origen puntual que se vierte directamente al río (Paná *et al.*, 2024). Conviene, eso sí, situar el deterioro en su justa medida: los valores de DBO_5 (entre 0,95 y 2,40 mgO_2/l) se mantienen por debajo del límite de 3 mgO_2/l que el Decreto 1076 de 2015 fija para el agua destinada a consumo con tratamiento convencional, de modo que la tendencia, aunque real y digna de seguimiento, no ha superado todavía el umbral normativo.

Un caso particular es la temperatura del agua, que se mantuvo estable durante cuatro décadas pese al calentamiento del aire (+1,36 °C). En las cuencas andinas, la vegetación de las orillas regula la temperatura del agua al interceptar la radiación solar, y bajo cobertura el agua puede estar entre 2 y 5 °C más fría que en tramos descubiertos (Brauman *et al.*, 2007). Es plausible que la recuperación del bosque ribereño haya compensado parte del calentamiento esperado, pero no es algo que estos datos permitan demostrar, porque no se dispone de series de temperatura por tramos ni de mediciones de la cobertura en las orillas; se plantea, por tanto, como hipótesis y no como conclusión.

Esa estabilidad de la temperatura del agua ayuda a interpretar el oxígeno disuelto, que en el análisis aparece gobernado sobre todo por el clima, el cual explica el 70,7 % de su variación frente al 51,7 % del paisaje. Conviene precisar qué encierra ese término: en el modelo, el clima

son la precipitación y la temperatura del aire, que no equivalen a la temperatura del agua. La relación física entre ambas, según la cual el agua fría retiene más oxígeno, explica el nivel general del parámetro, esto es, por qué el agua de esta cuenca, fría por tratarse de un río de montaña, suele mantenerse bien oxigenada (Kamarudin *et al.*, 2020). Esa misma relación, sin embargo, no alcanza a explicar por qué el oxígeno sube o baja de un año a otro, pues para ello la temperatura del agua tendría que haber variado, y se mantuvo estable durante todo el período. El oxígeno de un río depende también de procesos ligados al caudal, como la reaireación, que es la incorporación de oxígeno desde la atmósfera favorecida por la turbulencia del agua, y la dilución de las sustancias que lo consumen; pero el peso de cada uno cambia según las condiciones del cauce, de modo que, con registros anuales como los de este estudio, lo más prudente es leer la asociación entre el clima y el oxígeno como un resultado estadístico cuyo mecanismo preciso excede lo que estos datos permiten esclarecer. Los nitratos y el fósforo total, por su parte, presentan los ajustes más bajos del estudio, pues ni el paisaje ni el clima explican más del 23 % de su variación, lo que coincide con la literatura que atribuye su comportamiento a factores que los modelos no recogen, como las prácticas agrícolas o los ciclos estacionales del suelo (Tu, 2011; Shi *et al.*, 2017).

Por último, la presencia de mercurio, arsénico y plomo por encima de los límites normativos entre 2010 y 2019 apunta a una presión que el análisis de cobertura no capta. La cuenca forma parte del Macizo de Santander, una zona con antecedentes de minería de oro y de minerales metálicos, una actividad que puede liberar metales pesados al margen del estado del bosque. En conjunto, estos resultados muestran que la calidad del agua de la cuenca responde a varias presiones a la vez y que el bosque, por valioso que sea su aporte, no puede ser el único instrumento de gestión: la contaminación orgánica de origen puntual y la asociada a la minería exigen medidas

específicas de saneamiento y de regulación que actúan por vías distintas a la conservación de la cobertura.

7.6 Síntesis, consistencia con la literatura e implicaciones para la gestión

7.6.1 El hallazgo central y la cuantificación del servicio

Reunidas las piezas anteriores, el estudio sostiene un hallazgo central: en la cuenca del río Tona, la cobertura boscosa es un factor de primer orden para el agua, tanto en cantidad como en carga de sedimentos, y su influencia se mantiene al descontar el clima. La fortaleza de esta conclusión está en que tres modelos de naturaleza distinta convergen en ella, lo que permite estimar, con la cautela que imponen los datos, el servicio de regulación asociado al aumento de 13,12 puntos de bosque entre 2003 y 2025. En cantidad de agua, ese aumento se asocia a cerca de 0,56 m^3/s adicionales de caudal, a partir de una pendiente de +0,043 m^3/s por cada punto porcentual de bosque; es un incremento llamativo porque ocurrió mientras la lluvia tendía a disminuir, y que tanto la partición de varianza como el análisis del caudal no explicado por el clima respaldan como un aporte propio del bosque. En sedimentos, las cifras predichas y las observadas casi coinciden, lo que da confianza en la relación: la turbidez bajó de 24,0 a 2,0 NTU, muy cerca de la reducción esperada de 21,2 NTU, y los sólidos suspendidos, de 54,0 a 10,0 mg/l, frente a los 37,1 mg/l esperados. El valor de traducir el servicio a estas unidades físicas es que lo vuelve gestionable: una reducción cercana a 22 NTU en la turbidez del agua cruda significa menor consumo de coagulantes y una filtración más sencilla en la planta de tratamiento, es decir, menores costos de potabilización para el área metropolitana de Bucaramanga (Kamarudin *et al.*, 2020). Así expresado, el servicio del bosque deja de ser un beneficio difuso y se convierte en un insumo concreto para esquemas de pago por servicios ecosistémicos y para la valoración del capital natural de la cuenca.

7.6.2 Coherencia con la literatura

El resultado de que el bosque pese más que el clima sobre el caudal debe situarse en un debate que no tiene una respuesta única (Bosch y Hewlett, 1982). El balance hídrico clásico (Budyko, 1974) predice que más bosque deja menos agua, por la mayor evapotranspiración; pero Bruijnzeel (2004) mostró que esa relación se invierte en cuencas con suelos antes degradados, donde la recuperación restaura la porosidad del suelo y el aumento de la infiltración y la recarga llega a superar al de la evapotranspiración. El patrón del Tona es coherente con ese mecanismo y con lo hallado por Ochoa-Tocachi *et al.* (2016) en cuencas andinas de Ecuador, Perú y Bolivia, donde las de mayor cobertura sostienen caudales base más estables. El referente más cercano es Molina *et al.* (2012), que en la cuenca degradada de Jadán (Ecuador) atribuyeron a la reforestación una reducción del 54 % en los caudales pico y un aumento del flujo base, por la recuperación de la capacidad del suelo más que por la extensión de bosque maduro; y Goeking y Tarboton (2022), en 171 cuencas, mostraron que el caudal responde de forma positiva al aumento de cobertura justamente donde el subsuelo almacena mucha agua, como ocurre en el Tona.

Para esta misma cuenca existe un antecedente de modelación: el estudio de la producción hídrica del río Tona con el modelo hidrológico SWAT, bajo distintos escenarios de uso del suelo y de clima (Carrillo Peña, 2018; Villamizar *et al.*, 2019). Frente al uso actual, sus escenarios de cambio de cobertura aumentaron la producción de agua entre un 2,9 % y un 5,9 %, aunque de forma no lineal: el escenario de mayor reconversión a bosque rindió menos que el de usos mixtos, porque una cubierta más densa también incrementa la evapotranspiración. Ese trabajo y el presente se complementan sin que uno confirme directamente al otro, ya que aquel simula escenarios futuros con un modelo y no abordó la calidad del agua, mientras que este trabajo mide la relación

observada a lo largo de cuarenta años. Su matiz de no linealidad, además, respalda una idea central de este estudio: que el efecto del bosque sobre el agua no es simple, sino que depende del tipo de cobertura y del estado del suelo.

En calidad del agua, los resultados concuerdan con la evidencia en cuencas de montaña: el porcentaje de bosque se confirma como el mejor predictor de la turbidez y los sólidos suspendidos (Xia *et al.*, 2012; Wu y Lu, 2021; Mei *et al.*, 2025), y las métricas de composición, como la extensión de bosque, predicen mejor que las de forma (Pei *et al.*, 2024), lo que concuerda con que aquí el porcentaje de bosque diera las correlaciones más fuertes y el índice de forma ninguna. La dualidad observada, con el bosque amortiguando la contaminación difusa y las fuentes puntuales dominando el deterioro orgánico, reproduce la descrita por Paná *et al.* (2024) en el río Suquía (Argentina).

En el plano metodológico, la revisión de Alciaturi y Gil (2025) halló que la correlación de Spearman, el análisis de redundancia y el análisis de componentes principales son las técnicas más usadas en este campo, que son las tres que estructuran este trabajo, y advirtió la escasa representación de cuencas latinoamericanas, un vacío al que esta tesis contribuye con una serie de cuarenta años. Una ventaja del diseño es analizar una misma cuenca en nueve momentos en lugar de comparar cuencas distintas, lo que mantiene constantes la geología, los suelos y el clima regional y permite atribuir los cambios con más precisión a la cobertura. Esos cambios, eso sí, deben leerse dentro del contexto del Tona, descrito por los estudios de la zona como un mosaico de coberturas naturales, potreros, cultivos, bosque secundario y rastrojos en regeneración (CDMB, 2005; Municipio de Tona, 2003; Cáceres Rivera *et al.*, 2022; Carrillo Peña, 2018; Villamizar *et al.*, 2019); la clasificación binaria no separa esos tipos (limitación tratada en 7.7), pero ese contexto

permite interpretar la ganancia de bosque como lo que probablemente fue, el paso de un paisaje agropecuario a otro con más cobertura forestal en distintos grados de desarrollo.

7.6.3 Implicaciones para la gestión

De todo lo anterior se desprende una implicación clara para la gestión de la cuenca. Que el paisaje explique el 43,2 % de la variación del caudal frente al 31,8 % del clima significa que la recuperación del bosque no es solo restauración ecológica, sino una mejora medible en la regulación hídrica, en particular del flujo base que sostiene el abastecimiento del área metropolitana de Bucaramanga durante la época seca (DeFries *et al.*, 2023; Condori *et al.*, 2025). Por ello, la conservación y la restauración del bosque pueden entenderse como una estrategia de seguridad hídrica con respaldo empírico, complementaria a la inversión en infraestructura de potabilización, y no como un objetivo meramente ambiental. La misma evidencia delimita su alcance: el bosque no mitiga la contaminación de origen puntual ni la asociada a la minería, de modo que una gestión integral de la cuenca debe combinar la protección de la cobertura con medidas específicas de saneamiento y de control de esas otras presiones.

7.7 Limitaciones del estudio y trabajo futuro

Los resultados de este estudio deben leerse a la luz de cuatro limitaciones que, vistas en positivo, definen también las líneas de trabajo futuro.

La primera tiene que ver con la resolución de las imágenes y con el esquema de clasificación. El tamaño de píxel de las imágenes Landsat, de 30 metros, dificulta separar coberturas en los mosaicos andinos, donde se entremezclan parches pequeños de distinto tipo (Florez-Yepes *et al.*, 2017). Además, la clasificación se hizo en dos clases, bosque y no bosque, una decisión adoptada para centrar el estudio en el bosque y mantener una misma definición a lo

largo de los nueve cortes temporales. Esto tiene dos consecuencias. Por un lado, la vegetación de páramo no se distinguió del bosque andino, de modo que, con la información disponible, no es posible afirmar ni descartar una eventual degradación del páramo en la parte alta de la cuenca; conviene recordar aquí que la ausencia de evidencia no equivale a evidencia de ausencia. Por otro lado, la ganancia neta de bosque, de 9,14 puntos porcentuales (equivalentes a 1.808 ha, resultado de una ganancia bruta de 3.306 ha menos una pérdida de 1.498 ha), debe entenderse sobre todo como una expansión de bosque secundario, y no necesariamente como la recuperación de bosque maduro, una distinción importante porque ambos difieren en evapotranspiración, intercepción de la lluvia y regulación hídrica (Brauman *et al.*, 2007; Bruijnzeel, 2004). El servicio cuantificado corresponde, por tanto, a un bosque en regeneración sobre suelos antes intervenidos, y extrapolarlo a otros contextos exige cautela. Técnicas más finas, como el análisis de la fenología a lo largo del año, la clasificación orientada a objetos o el uso de sensores de mayor resolución, como Sentinel-2 disponible desde 2015, permitirían hacer esa distinción.

La segunda es el tamaño de la muestra. Con nueve años para el análisis hidrológico y seis para el de calidad, el estudio solo puede detectar con seguridad las relaciones de gran magnitud; por eso algunas asociaciones altas y con el sentido esperado no resultaron significativas, no porque no existan, sino porque el diseño no tiene la potencia suficiente para confirmarlas con tan pocos datos (Helsel *et al.*, 2020).

La tercera es que el paisaje se representó con una sola métrica de extensión, el porcentaje de bosque. Esta métrica resume bien cuánta cobertura hay y fue el predictor más relevante del estudio, pero no informa de dónde está el bosque dentro de la cuenca; y la literatura muestra que su ubicación, por ejemplo en las franjas a lo largo de los ríos o en las partes altas, puede pesar tanto

como su extensión total (Molina *et al.*, 2012; Pei *et al.*, 2024). Los modelos empleados no permiten distinguir si la señal proviene del bosque mejor situado desde el punto de vista hidrológico o de coberturas más dispersas.

La cuarta es la escala temporal con que se representó el clima. Los modelos usan promedios anuales, lo que simplifica en exceso la variación dentro de cada año; en una cuenca con dos temporadas de lluvia como el Tona, el reparto de la precipitación a lo largo del año es determinante para la erosión y la recarga (Poveda *et al.*, 2006; Urrea *et al.*, 2019), y la turbidez y los sólidos suspendidos responden con fuerza a los primeros aguaceros intensos de cada temporada (Shi *et al.*, 2017). Al promediar por año, una parte de la variación atribuida al paisaje podría contener variación climática estacional; esto no invalida los resultados, pero aconseja interpretarlos con prudencia. A ello se añade que el análisis comparó el bosque y el agua de un mismo año, una opción razonable con imágenes separadas por varios años, pero que no permite medir el desfase con que el bosque expresa su efecto, ya que la consolidación del suelo y del dosel tarda de uno a varios años (Brauman *et al.*, 2007).

Estas limitaciones trazan, en espejo, las líneas de trabajo futuro. Convendría avanzar hacia clasificaciones de varias clases que separen el bosque maduro, el bosque secundario y el páramo, apoyadas en sensores de mayor resolución y en validación de campo; ampliar la serie de calidad del agua con nuevas campañas de muestreo, pues con nueve pares de datos la probabilidad de detectar una correlación de magnitud alta subiría desde el rango actual hasta cerca del 70 %; incorporar métricas que describan la ubicación del bosque, en franjas ribereñas, cabeceras o zonas de recarga, para separar el efecto de la posición del de la simple extensión (Pei *et al.*, 2024); y sustituir los promedios anuales por indicadores que capturen la estacionalidad de la lluvia, como

el índice de Walsh y Lawler (1981), y por ventanas que comparen el agua de un año con el bosque de los tres a cinco años previos, de modo que se pueda afinar el reparto entre paisaje y clima y caracterizar ese desfase.

8. Conclusiones

8.1 Sobre el primer objetivo específico: los cambios en la cobertura y la configuración del paisaje

Entre 1985 y 2025, la cobertura boscosa de la cuenca del río Tona siguió una trayectoria no lineal en tres fases: una pérdida neta de 3,98 puntos porcentuales hasta el mínimo de 2003 (38,54 %), una recuperación incipiente entre 2003 y 2009, y una recuperación sostenida desde 2009 hasta el máximo del período en 2025 (51,66 %). La recuperación acumulada entre 2003 y 2025, de 13,12 puntos porcentuales (equivalentes a 2.594,5 ha sobre áreas antes intervenidas por uso agropecuario), es el cambio más significativo documentado en cuatro décadas de seguimiento satelital de la cuenca.

Las métricas de configuración enriquecen esa lectura. La densidad de borde alcanzó su máximo en 1995 (61,12 m/ha), en una fase de fragmentación con parches dispersos, y desde 2009 disminuyó a la par que aumentaba la cobertura, lo que indica una recuperación espacialmente cohesiva: los fragmentos se expandieron y se unieron, con implicaciones favorables para la infiltración y la regulación del flujo base. El índice de forma se mantuvo estable durante todo el período (rango 1,342–1,405), de modo que el cambio modificó la extensión y la cohesión del bosque, pero no la geometría de los parches. El análisis de componentes principales concentró el 92,35 % de la variación de las quince métricas en tres dimensiones independientes, que son la extensión, la fragmentación y la forma, lo que justificó usar el porcentaje de bosque como predictor principal, por ser la dimensión más explicativa y la de interpretación más directa para la gestión.

8.2 Sobre el segundo objetivo específico: la relación entre el paisaje y la calidad del agua

De todos los parámetros de calidad, los que reflejan la carga de sedimentos son los que mejor se explican por el bosque. La turbidez, que indica cuánto enturbia el agua el material en suspensión, mostró la relación más fuerte de toda la investigación: casi toda su variación entre los años analizados, el 94,8 %, se explica por el porcentaje de bosque, y su valor descendió de 24,0 a 2,0 NTU entre 2003 y 2025. Los sólidos suspendidos, que son ese mismo material medido por su peso, mostraron una relación igual de clara y, lo más importante, propia del bosque y no del clima, pues se mantiene aun después de descontar el efecto de la lluvia y de la temperatura, con una caída del 77 % en cuatro décadas. Ambos resultados coinciden con el mecanismo descrito para las cuencas andinas, en el que el dosel, la hojarasca y la mayor porosidad del suelo del bosque frenan la escorrentía y, con ella, el arrastre de sedimentos (Bruijnzeel, 2004; Ochoa-Tocachi *et al.*, 2016).

El contraste con otro grupo de parámetros es la conclusión más reveladora. La DBO_5, que mide la materia orgánica presente en el agua, junto con el nitrógeno amoniacal y los coliformes fecales, no mejoró con la recuperación del bosque; al contrario, se deterioró en los últimos años, como muestra el aumento de los coliformes de 430 a 24.000 unidades por cada 100 ml entre 1985 y 2019. Ese comportamiento indica que su origen no está en el material que la lluvia arrastra desde las laderas, que es lo que el bosque regula, sino, probablemente, en los vertimientos de aguas residuales que entran directamente al río, una presión que creció al margen del estado del bosque. Los nitratos y el fósforo no se explican bien ni por el bosque ni por el clima, y el oxígeno disuelto se relaciona sobre todo con el clima, en coherencia con que su nivel general dependa de la temperatura del agua. En síntesis, el bosque mejora la calidad del agua en lo que toca a los sedimentos, pero su efecto no alcanza a la contaminación de origen puntual.

8.3 Sobre el tercer objetivo específico: la relación entre el paisaje y la disponibilidad de agua

El resultado más llamativo del estudio aparece en la cantidad de agua. A lo largo de 41 años, el caudal del río tendió a aumentar (a un ritmo de +0,023 m³/s al año), mientras la lluvia tendía a disminuir y la temperatura del aire subía con claridad (+1,36 °C). Que el río lleve más agua justo cuando llueve menos es la anomalía central de esta investigación, porque va en contra de lo que predeciría el balance hídrico tradicional. Ese aumento no se debe al episodio extremo de La Niña de 2010–2012, ya que la tendencia se mantiene incluso en los años sin influencia del fenómeno ENOS.

La explicación surge al medir por separado el peso del bosque y el del clima. Al repartir la variación del caudal entre ambos, el bosque da cuenta del 43,2 % y el clima del 31,8 %, y lo que ambos comparten es casi nulo; dicho de otro modo, en los años analizados el estado del bosque explica más cambios del caudal que la propia lluvia anual, y su aporte no se confunde con el del clima. Un segundo análisis lo confirma: la parte del caudal que el clima no logra explicar sigue relacionándose de forma positiva con el bosque (coeficiente = +0,683; p = 0,042). Los extremos de la serie lo muestran con nitidez, pues 2003 reúne el menor bosque y el menor caudal, y 2025, el mayor bosque y el mayor caudal en condiciones climáticas neutras. Todo ello es coherente con el mecanismo que describe la literatura ecohidrológica andina, según el cual la recuperación de la cobertura sobre suelos antes intervenidos restaura la porosidad del suelo y favorece la infiltración y la recarga, lo que sostiene el caudal incluso con menos lluvia (Bruijnzeel, 2004; Molina *et al.*, 2012; Ochoa-Tocachi *et al.*, 2016). Cabe precisar que la clasificación en bosque y no bosque no permite verificar el tipo de bosque ni el estado del suelo, de modo que este mecanismo se plantea

como una interpretación apoyada en la literatura y no como un hecho que los datos de cobertura demuestren por sí solos.

8.4 Sobre el objetivo general: una relación integrada y cuantificada, y su alcance

Reunidos los tres modelos, la respuesta al objetivo general es clara: en la cuenca del río Tona, entre 1985 y 2025, el porcentaje de bosque es el factor que más influye sobre el agua, con un efecto demostrable, mensurable e independiente del clima en las tres variables donde la relación es sólida, que son la turbidez, los sólidos suspendidos y el caudal. Ese efecto puede expresarse en cifras útiles para la gestión: por cada punto porcentual de bosque que se recupera, la turbidez media baja cerca de 1,6 NTU y los sólidos suspendidos cerca de 2,8 mg/l, y el caudal base aumenta al margen del clima. Llevado a la recuperación ocurrida entre 2003 y 2025, esto equivale a unos 22 NTU menos de turbidez y 44 mg/l menos de sólidos suspendidos, lo que se traduce de forma directa en menores costos de potabilización y en un abastecimiento más resistente a las épocas secas para el área metropolitana de Bucaramanga.

Esa misma evidencia marca hasta dónde llega el servicio del bosque. La cobertura no mitiga la contaminación de origen puntual: la DBO_5, el nitrógeno amoniacal y los coliformes no responden a ella y siguen su propio curso, ligado a los vertimientos de aguas residuales de la cuenca. De aquí surge la conclusión de mayor utilidad práctica: el río Tona vive dos historias a la vez, una de mejora que acompaña la recuperación del bosque, en la turbidez, los sólidos suspendidos y el fósforo particulado, y otra de deterioro que depende de las fuentes puntuales, en la DBO_5, el nitrógeno amoniacal y los coliformes. Una gestión eficaz de la cuenca debe atender ambas al mismo tiempo. En ese sentido, esta investigación propone entender el bosque como una

infraestructura natural de regulación del agua, con respaldo empírico y no como un mero objetivo ambiental, y el saneamiento básico como su complemento indispensable; atender solo una de las dos dimensiones dejaría la gestión incompleta.

Referencias Bibliográficas

Alciaturi, G., y Gil, A. (2025). Land use and land cover maps for stream water quality assessment in spatial buffers: A systematic review of recent trends (2020–2024). Land, 14(9), 1858. https://doi.org/10.3390/land14091858

Amin, G., Imtiaz, I., Haroon, E., Saqib, N. U., Shahzad, M. I., y Nazeer, M. (2024). Assessment of machine learning algorithms for land cover classification in a complex mountainous landscape. Journal of Geovisualization and Spatial Analysis, 8(2), 34. https://doi.org/10.1007/s41651-024-00195-z

APHA. (2017). Standard methods for the examination of water and wastewater (23.ª ed.). American Public Health Association.

Aparicio, F. J. (2005). Fundamentos de hidrología de superficie. Limusa.

Arce Cendoya, S., Barragán, F. G., y Geraldi, A. M. (2024). Análisis de la cobertura del suelo a partir del uso del algoritmo Random Forest. FACENA, 34(2), 270–289. https://doi.org/10.30972/fac.3427776

Bedoya-Soto, J. M., Aristizábal, E., Carmona, A. M., y Poveda, G. (2019). Seasonal shift of the diurnal cycle of rainfall over Medellin's Valley, Central Andes of Colombia (1998–2005). Frontiers in Earth Science, 7, 92. https://doi.org/10.3389/feart.2019.00092

Benjamini, Y., y Hochberg, Y. (1995). Controlling the false discovery rate: A practical and powerful approach to multiple testing. Journal of the Royal Statistical Society: Series B (Methodological), 57(1), 289–300. https://doi.org/10.1111/j.2517-6161.1995.tb02031.x

Bogale, T., Degefa, S., Dalle, G., y Abebe, G. (2025). Machine learning-based analysis of land use and land cover trends in southeastern Ethiopia using Google Earth Engine. Discover Sustainability, 6(1), 878. https://doi.org/10.1007/s43621-025-01709-5

Borcard, D., Legendre, P., y Drapeau, P. (1992). Partialling out the spatial component of ecological variation. Ecology, 73(3), 1045–1055. https://doi.org/10.2307/1940179

Bosch, J. M., y Hewlett, J. D. (1982). A review of catchment experiments to determine the effect of vegetation changes on water yield and evapotranspiration. Journal of Hydrology, 55(1–4), 3–23.

Brauman, K. A., Daily, G. C., Duarte, T. K., y Mooney, H. A. (2007). The nature and value of ecosystem services: An overview highlighting hydrologic services. Annual Review of Environment and Resources, 32, 67–98. https://doi.org/10.1146/annurev.energy.32.031306.102758

Breiman, L. (2001). Random forests. Machine Learning, 45(1), 5–32. https://doi.org/10.1023/A:1010933404324

Brown, S., & Lugo, A. E. (1990). Tropical secondary forests. Journal of tropical ecology, 6(1), 1-32. https://doi.org/10.1017/S0266467400003989

Bruijnzeel, L. A. (2004). Hydrological functions of tropical forests: Not seeing the soil for the trees? Agriculture, Ecosystems and Environment, 104(1), 185–228. https://doi.org/10.1016/j.agee.2004.01.015

Bu, H., Meng, W., Zhang, Y., y Wan, J. (2014). Relationships between land use patterns and water quality in the Taizi River basin, China. Ecological Indicators, 41, 187–197.

Budyko, M. I. (1974). Climate and life. Academic Press.

Buytaert, W., Célleri, R., De Bièvre, B., Cisneros, F., Wyseure, G., Deckers, J., y Hofstede, R. (2006). Human impact on the hydrology of the Andean páramos. Earth-Science Reviews, 79(1–2), 53–72. https://doi.org/10.1016/j.earscirev.2006.06.002

Buytaert, W., Vuille, M., Dewulf, A., Urrutia, R., Karmalkar, A., y Célleri, R. (2011). Uncertainties in climate change projections and regional downscaling in the tropical Andes: Implications for water resources management. Hydrology and Earth System Sciences, 15(11), 3423–3435.

Cáceres Rivera, J. L., Fernández Martínez, C. A., & Torres Palacios, C. (2022). Efectos que ha generado los cambios de uso del suelo en los ecosistemas naturales en la subcuenca hídrica del río Tona en los últimos 10 años. Unidades Tecnológicas de Santander.

Canchala, T., Córdoba-Machado, S., Ceron, W. L., Palomino-Lemus, R., Hurtado-Montoya, A. F., y Francés, F. (2022). Trends of extreme precipitation indices in southwestern Colombia. Water, 14(11), 1733. https://doi.org/10.3390/w14111733

CDMB. (2005). Plan de Ordenamiento y Manejo Ambiental de la Microcuenca del Río Tona. Corporación Autónoma Regional para la Defensa de la Meseta de Bucaramanga.

CDMB. (2014). POMCA río alto Lebrija. Corporación Autónoma Regional para la Defensa de la Meseta de Bucaramanga. https://www.cdmb.gov.co/cdmb/tematicas/pomcas

CDMB. (2015). Plan de Ordenamiento Ambiental de la Cuenca del río Tona. Corporación Autónoma Regional para la Defensa de la Meseta de Bucaramanga.

CDMB. (2016). Informe de calidad del agua y seguimiento ambiental cuenca río Tona. Corporación Autónoma Regional para la Defensa de la Meseta de Bucaramanga.

CDMB. (2022). Concertar e implementar la plataforma colaborativa de la subzona hidrográfica río Lebrija con un esquema de seguridad hídrica para el río Tona. Corporación Autónoma Regional para la Defensa de la Meseta de Bucaramanga.

Cepeda-Arias, R., Zuluaga, A., y Ocampo-Ríos, R. (2022). Hydrological and forest cover variability in Colombian eastern Andes. Journal of Hydrology: Regional Studies, 42, 101141. https://doi.org/10.1016/j.ejrh.2022.101141

Chow, V. T., Maidment, D. R., y Mays, L. W. (1994). Applied hydrology. McGraw-Hill.

Clerici, N., Armenteras, D., Kareiva, P., Botero, R., Ramírez-Delgado, J. P., Forero-Medina, G., Ochoa, J., Pedraza, C., Schneider, L., Lora, C., Gómez, C., Linares, M., Hirsch, A., Biggs, T. H., y Grantham, H. (2019). Deforestation in Colombian protected areas increased during post-conflict periods. Scientific Reports, 10, 4971. https://doi.org/10.1038/s41598-019-45315-2

Condori, O. R. C., Fernandez, S. Q., y Salas, G. F. A. (2025). Vegetation cover in aquifer recharge: A systematic review. Revista de Investigación Ambiental. [En prensa]

Congalton, R. G., y Green, K. (2009). Assessing the accuracy of remotely sensed data: Principles and practices (2.ª ed.). CRC Press.

Cortes, C., y Vapnik, V. (1995). Support-vector networks. Machine Learning, 20(3), 273–297. https://doi.org/10.1007/BF00994018

DeFries, R., Parashar, S., Neelakantan, A., Clark, B., y Krishnaswamy, J. (2023). Landscape connectivity for wildlife and water: The state of the literature. Current Landscape Ecology Reports, 8(4), 149–158. https://doi.org/10.1007/s40823-023-00091-0

Dingman, S. L. (2015). Physical hydrology (3.ª ed.). Waveland Press.

Dwyer, J. L., Roy, D. P., Sauer, B., Jenkerson, C. B., Zhang, H. K., y Lymburner, L. (2018). Analysis ready data: Enabling analysis of the Landsat archive. Remote Sensing, 10(9), 1363. https://doi.org/10.3390/rs10091363

EOT Tona. (2000). Esquema de Ordenamiento Territorial del Municipio de Tona. Alcaldía Municipal de Tona.

Efron, B., y Tibshirani, R. J. (1993). An introduction to the bootstrap. Chapman & Hall. https://doi.org/10.1007/978-1-4899-4541-9

Espinoza, J. C., Garreaud, R., Poveda, G., Arias, P. A., Molina-Carpio, J., Masiokas, M., Viale, M., y Scaff, L. (2020). Hydroclimate of the Andes Part II: Hydroclimate variability and

sub-continental patterns. Frontiers in Earth Science, 8, 505467. https://doi.org/10.3389/feart.2020.505467

Esri. (2024). Majority Filter (Spatial Analyst). ArcGIS Pro Documentation. https://pro.arcgis.com/en/pro-app/latest/tool-reference/spatial-analyst/majority-filter.htm

FAO. (2007). The new generation of watershed management programmes and projects. Food and Agriculture Organization of the United Nations.

Farley, K. A., Jobbágy, E. G., y Jackson, R. B. (2005). Effects of afforestation on water yield: A global synthesis with implications for policy. Global Change Biology, 11(10), 1565–1576. https://doi.org/10.1111/j.1365-2486.2005.01011.x

Fernandes, A. C. P., Martins, L. M. O., Sanches Fernandes, L. F., Cortes, R. M. V., y Leal Pacheco, F. A. (2020). Exploring the effects of landscape metrics in water quality, Ave River Basin case study. International Journal of Design & Nature and Ecodynamics, 15(1), 65–72. https://doi.org/10.18280/ijdne.150109

Ferraz, F. T., Zanetti, S. S., Cecílio, R. A., De Carvalho, D., y De Oliveira, F. R. (2021). Method for the analysis of the relationship between forest cover and streamflow in watersheds. iForest — Biogeosciences and Forestry, 14(4), 344–352. https://doi.org/10.3832/ifor3536-014

Ferrer-Sánchez, Y., Ramírez Castillo, A. J., Plasencia-Vázquez, A. H., y Abasolo-Pacheco, F. (2024). Impacto del uso de suelo y la fragmentación del paisaje sobre la calidad del agua

del río Teaone en Ecuador. Revista Internacional de Contaminación Ambiental, 40, 15–36. https://doi.org/10.20937/RICA.54900

Florez-Yepes, G. Y., Rincón-Santamaría, A., y Jaramillo, M. F. (2017). Análisis multitemporal de las coberturas vegetales en el área de influencia de las microcuencas del nororiente de Manizales. DYNA, 84(200), 64–72. https://doi.org/10.15446/dyna.v84n200.56699

Foody, G. M. (2002). Status of land cover classification accuracy assessment. Remote Sensing of Environment, 80(1), 185–201. https://doi.org/10.1016/S0034-4257(01)00295-4

Forman, R. T. T. (1995). Land mosaics: The ecology of landscapes and regions. Cambridge University Press.

Gao, B.-C. (1996). NDWI — A normalized difference water index for remote sensing of vegetation liquid water from space. Remote Sensing of Environment, 58(3), 257–266. https://doi.org/10.1016/S0034-4257(96)00067-3

García, H., Baptista, R., y Armenteras, D. (2014). Patrones y tasas de deforestación en Colombia 2000–2012. IDEAM.

Goeking, S. A., y Tarboton, D. G. (2022). Variable streamflow response to forest disturbance in the western US: A large-sample hydrology approach. Water Resources Research, 58(6), e2021WR031575. https://doi.org/10.1029/2021WR031575

Guida-Johnson, B., y Aranda, M. A. (2025). Detección de bosques de tierras secas mediante generalización de firmas espectrales. Ecología Austral, 306–316.

Haddad, N. M., *et al.* (2015). Habitat fragmentation and its lasting impact on Earth's ecosystems. Science Advances, 1(2), e1500052.

Hamed, K. H., y Rao, A. R. (1998). A modified Mann-Kendall trend test for autocorrelated data. Journal of Hydrology, 204(1–4), 182–196. https://doi.org/10.1016/S0022-1694(97)00125-X

Harrell, F. E. (2015). Regression modeling strategies: With applications to linear models, logistic and ordinal regression, and survival analysis (2.ª ed.). Springer. https://doi.org/10.1007/978-3-319-19425-7

Helsel, D. R., Hirsch, R. M., Ryberg, K. R., Archfield, S. A., y Gilroy, E. J. (2020). Statistical methods in water resources (TM 4-A3). U.S. Geological Survey. https://doi.org/10.3133/tm4A3

Hesselbarth, M. H. K., Sciaini, M., With, K. A., Wiegand, K., y Nowosad, J. (2019). landscapemetrics: An open-source R tool to calculate landscape metrics. Ecography, 42(10), 1648–1657. https://doi.org/10.1111/ecog.04617

Hijmans, R. J. (2023). terra: Spatial data analysis (R package version 1.7-46). https://CRAN.R-project.org/package=terra

Hirsch, R. M. (1982). A comparison of four streamflow record extension techniques. Water Resources Research, 18(4), 1081–1088. https://doi.org/10.1029/WR018i004p01081

Hu, M., Huang, L., Zhao, X., y Wang, C. (2019). Landscape characteristics affecting spatial patterns of water quality in a highly disturbed region. Journal of Environmental Management, 234, 454–464. https://doi.org/10.1016/j.jenvman.2019.02.013

Huete, A. R. (1988). A soil-adjusted vegetation index (SAVI). Remote Sensing of Environment, 25(3), 295–309. https://doi.org/10.1016/0034-4257(88)90106-X

IDEAM. (2022). Boletines de seguimiento fenómenos El Niño y La Niña. Instituto de Hidrología, Meteorología y Estudios Ambientales.

Jarvis, A., Reuter, H. I., Nelson, A., y Guevara, E. (2008). Hole-filled SRTM for the globe version 4. CGIAR-CSI SRTM 90m Database. http://srtm.csi.cgiar.org

Kamarudin, M. K. A., Abd Wahab, N., Bati, S. N. A. M., Toriman, M. E., Saudi, A. S. M., y Umar, R. (2020). Seasonal variation on dissolved oxygen, biochemical oxygen demand and chemical oxygen demand in Terengganu River Basin, Malaysia. Journal of Environmental Science and Management, 23(2).

Kendall, M. G. (1975). Rank correlation methods (4.ª ed.). Griffin.

Laurance, W. F., Lovejoy, T. E., Vasconcelos, H. L., Bruna, E. M., Didham, R. K., Stouffer, P. C., Gascon, C., Bierregaard, R. O., Laurance, S. G., & Sampaio, E. (2002). Ecosystem decay of Amazonian forest fragments: A 22-year investigation. Conservation Biology, 16(3), 605–618.

Laurance, W. F., Camargo, J. L. C., Luizão, R. C. C., *et al.* (2011). The fate of Amazonian forest fragments: A 32-year investigation. Biological Conservation, 144(1), 56–67.

Liaw, A., y Wiener, M. (2002). Classification and regression by randomForest. R News, 2(3), 18–22.

Libiseller, C., y Grimvall, A. (2002). Performance of partial Mann-Kendall tests for trend detection in the presence of covariates. Environmetrics, 13(1), 71–84. https://doi.org/10.1002/env.507

Lu, D., y Weng, Q. (2007). A survey of image classification methods and techniques for improving classification performance. International Journal of Remote Sensing, 28(5), 823–870. https://doi.org/10.1080/01431160600746456

Mann, H. B. (1945). Nonparametric tests against trend. Econometrica, 13(3), 245–259. https://doi.org/10.2307/1907187

Masek, J. G., Vermote, E. F., Saleous, N. E., Wolfe, R., Hall, F. G., Huemmrich, K. F., y Lim, T. K. (2006). A Landsat surface reflectance dataset for North America, 1990–2000. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 3(1), 68–72. https://doi.org/10.1109/LGRS.2005.857030

Masteali, S. H., Bettinger, P., Bayat, M., Amiri, B. J., y Awan, H. U. M. (2023). Comparison between graph theory connectivity indices and landscape connectivity metrics for modeling river water quality in the southern Caspian sea basin. Journal of Environmental Management, 328, 116965.

MEA. (2005). Ecosystems and human well-being: Synthesis. Millennium Ecosystem Assessment. Island Press.

McGarigal, K., y Marks, B. J. (1995). FRAGSTATS: Spatial pattern analysis program for quantifying landscape structure (General Technical Report PNW-GTR-351). USDA Forest Service.

McGarigal, K., Cushman, S. A., y Ene, E. (2012). FRAGSTATS v4: Spatial pattern analysis program for categorical and continuous maps. University of Massachusetts.

McGarigal, K. (2023). FRAGSTATS help. University of Massachusetts. https://fragstats.org

McLeod, A. I. (2011). Kendall: Kendall rank correlation and Mann-Kendall trend test [paquete R]. https://CRAN.R-project.org/package=Kendall

Mei, K., Shi, H., Wu, Y., Dahlgren, R. A., Ji, X., Yang, M., y Guan, Y. (2025). Impact of landscape patterns on river water quality: Spatial-scale effects across an agricultural-urban interface. Ecological Indicators, 170, 113019. https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2024.113019

Ministerio de Ambiente y Desarrollo Sostenible. (2015a). Decreto 1076 de 2015 — Decreto Único Reglamentario del Sector Ambiente y Desarrollo Sostenible. Presidencia de la República de Colombia.

Ministerio de Ambiente y Desarrollo Sostenible. (2015b). Resolución 0631 de 2015 — Parámetros y valores límites máximos permisibles en los vertimientos puntuales. Ministerio de Ambiente y Desarrollo Sostenible.

Ministerio de Ambiente y Desarrollo Sostenible. (2015c). Resolución 1814 de 2015. Por la cual se declaran y delimitan unas zonas de protección y desarrollo de los recursos naturales renovables y del medio ambiente. Ministerio de Ambiente y Desarrollo Sostenible.

Molina, A., Vanacker, V., Balthazar, V., Mora, D., y Govers, G. (2012). Complex land cover change, water and sediment yield in a degraded Andean environment. Journal of Hydrology, 472–473, 25–35.

Molina, A., Vanacker, V., Brisson, E., Mora, D., y Balthazar, V. (2015). Multidecadal change in streamflow associated with anthropogenic disturbances in the tropical Andes. Hydrology and Earth System Sciences, 19(10), 4201–4213. https://doi.org/10.5194/hess-19-4201-2015

Moriasi, D. N., Arnold, J. G., Van Liew, M. W., Bingner, R. L., Harmel, R. D., y Veith, T. L. (2007). Model evaluation guidelines for systematic quantification of accuracy in watershed simulations. Transactions of the ASABE, 50(3), 885–900.

Municipio de Tona. (2003). Esquema de Ordenamiento Territorial del municipio de Tona. Volumen 3. Proyecto de Acuerdo.

Myers, N., Mittermeier, R. A., Mittermeier, C. G., da Fonseca, G. A. B., y Kent, J. (2000). Biodiversity hotspots for conservation priorities. Nature, 403(6772), 853–858.

NOAA/CPC. (2026). Oceanic Niño Index (ONI) — historical El Niño/La Niña episodes. Jan Null, CCM. https://ggweather.com/enso/oni.htm

Ochoa-Tocachi, B. F., Buytaert, W., De Bièvre, B., Célleri, R., Crespo, P., Villacís, M., Llerena, C. A., Acosta, L., Villazón, M., Guallpa, M., Gil-Ríos, J., Fuentes, P., Olaya, D., Viñas, P., Rojas, G., y Arias, S. (2016). Impacts of land use on the hydrological response of tropical

Andean catchments. Hydrological Processes, 30(22), 4074–4089. https://doi.org/10.1002/hyp.10980

Oksanen, J., Simpson, G. L., Blanchet, F. G., Kindt, R., Legendre, P., Minchin, P. R., O'Hara, R. B., Solymos, P., Stevens, M. H. H., Szoecs, E., Wagner, H., Barbour, M., Bedward, M., Bolker, B., Borcard, D., Carvalho, G., Chirico, M., De Caceres, M., Durand, S., y Wheeler, B. (2022). vegan: Community Ecology Package (R package version 2.7-3). https://CRAN.R-project.org/package=vegan

Olofsson, P., Foody, G. M., Herold, M., Stehman, S. V., Woodcock, C. E., y Wulder, M. A. (2014). Good practices for estimating area and assessing accuracy of land change. Remote Sensing of Environment, 148, 42–57. https://doi.org/10.1016/j.rse.2014.02.015

Pabón-Caicedo, J. D., Arias, P. A., Carril, A. F., Espinoza, J. C., Borrel, L. F., Goubanova, K., Lavado-Casimiro, W., Masiokas, M., Montini, P., y Ponce-Flores, M. (2020). Observed and projected hydroclimate changes in the Andes. Frontiers in Earth Science, 8, 61. https://doi.org/10.3389/feart.2020.00061

Paná, S., Marinelli, M. V., Bonansea, M., Ferral, A., Valente, D., Camacho Valdez, V., y Petrosillo, I. (2024). The multiscale nexus among land use-land cover changes and water quality in the Suquía River Basin, a semi-arid region of Argentina. Scientific Reports, 14, 4670. https://doi.org/10.1038/s41598-024-53604-0

Pei, W., Xu, Q., Lei, Q., Du, X., Luo, J., Qiu, W., An, M., Zhang, T., y Liu, H. (2024). Interactive impact of landscape composition and configuration on river water quality under different

spatial and seasonal scales. Science of the Total Environment, 950, 175027. https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2024.175027

Phunge, M., Dhau, I., y Modley, L. A. (2025). Understanding the relationship between land use, land cover changes, and water quality in polluted urban water systems: A remote sensing perspective. Environment and Behavior, 57(11). https://doi.org/10.1177/11786221251342907

Pohlert, T. (2023). trend: Non-parametric trend tests and change-point detection (R package version 1.1.6). https://CRAN.R-project.org/package=trend

Poveda, G. (2004). La hidroclimatología de Colombia: una síntesis desde la escala interdecadal hasta la escala diurna. Revista de la Academia Colombiana de Ciencias Exactas, Físicas y Naturales, 28(107), 201–222.

Poveda, G., Jaramillo, A., Gil, M. M., Quiceno, N., y Mantilla, R. I. (2001). Seasonality in ENSO-related precipitation, river discharges, soil moisture, and vegetation index in Colombia. Water Resources Research, 37(8), 2169–2178. https://doi.org/10.1029/2000WR900395

Poveda, G., Waylen, P. R., y Pulwarty, R. S. (2006). Annual and inter-annual variability of the present climate in northern South America and southern Mesoamerica. Palaeogeography, Palaeoclimatology, Palaeoecology, 234(1), 3–27.

R Core Team. (2024). R: A language and environment for statistical computing. R Foundation for Statistical Computing. https://www.R-project.org

Riaño, D., Chuvieco, E., Salas, J., y Aguado, I. (2003). Assessment of different topographic corrections in Landsat-TM data for mapping vegetation types. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 41(5), 1056–1061. https://doi.org/10.1109/TGRS.2003.811693

Richards, J. A. (2013). Remote sensing digital image analysis: An introduction (5.ª ed.). Springer. https://doi.org/10.1007/978-3-642-30062-2

Rouse, J. W., Haas, R. H., Schell, J. A., y Deering, D. W. (1974). Monitoring vegetation systems in the Great Plains with ERTS. En Proceedings of the Third Earth Resources Technology Satellite Symposium (Vol. 1, pp. 309–317).

Sen, P. K. (1968). Estimates of the regression coefficient based on Kendall's tau. Journal of the American Statistical Association, 63(324), 1379–1389. https://doi.org/10.2307/2285891

Shepherd, J. D., y Dymond, J. R. (2003). Correcting satellite imagery for the variance of reflectance and illumination with topography. International Journal of Remote Sensing, 24(17), 3503–3514. https://doi.org/10.1080/0143116021000021257

Shi, P., Zhang, Y., Li, Z., Li, P., y Xu, G. (2017). Influence of land use and land cover patterns on seasonal water quality at multi-spatial scales. CATENA, 151, 182–190. https://doi.org/10.1016/j.catena.2016.12.017

Stehman, S. V., y Foody, G. M. (2019). Key issues in rigorous accuracy assessment of land cover products. Remote Sensing of Environment, 231, 111199. https://doi.org/10.1016/j.rse.2019.05.018

Teillet, P. M., Guindon, B., y Goodenough, D. G. (1982). On the slope-aspect correction of multispectral scanner data. Canadian Journal of Remote Sensing, 8(2), 84–106. https://doi.org/10.1080/07038992.1982.10855028

Thiessen, A. H. (1911). Precipitation averages for large areas. Monthly Weather Review, 39(7), 1082–1084.

Tu, J. (2011). Spatial and temporal relationships between water quality and land use in northern Georgia, USA. Journal of Integrative Environmental Sciences, 8(3), 151–170. https://doi.org/10.1080/1943815X.2011.577076

Urrea, V., Ochoa, A., y Mesa, O. J. (2019). Seasonality of rainfall in Colombia. Water Resources Research, 55(5), 4149–4162. https://doi.org/10.1029/2018WR023316

USGS. (2023). Landsat Collection 2 Level-2 Science Product (L2SP) guide. U.S. Geological Survey. https://www.usgs.gov/landsat-missions/landsat-collection-2-level-2-science-product-guide

Uuemaa, E., Roosaare, J., y Mander, Ü. (2007). Landscape metrics as indicators of river water quality at catchment scale. Hydrology Research, 38(2), 125–138. https://doi.org/10.2166/nh.2007.002

van Meerveld, H. J. (Ilja), McGlynn, B. L., y McDonnell, J. J. (2025). Reforestation effects on low flows: Review of public perceptions and scientific evidence. WIREs Water, 12(1), e1760. https://doi.org/10.1002/wat2.1760

Vermote, E., Justice, C., Claverie, M., y Franch, B. (2016). Preliminary analysis of the performance of the Landsat 8/OLI land surface reflectance product. Remote Sensing of Environment, 185, 46–56. https://doi.org/10.1016/j.rse.2016.04.008

Villamizar, S. R., Pineda, S. M., y Carrillo, G. A. (2019). The effects of land use and climate change on the water yield of a watershed in Colombia. Water, 11(2), 285. https://doi.org/10.3390/w11020285

Vitale, A., y Lamonaca, F. (2026). Enhancing GeoAI land cover classification via hyperparameter tuning and cross-validation: A case study in Ravenna, Italy. Measurement, 257, 118662. https://doi.org/10.1016/j.measurement.2025.118662

Walsh, R. P. D., y Lawler, D. M. (1981). Rainfall seasonality: Description, spatial patterns and change through time. Weather, 36(7), 201–208. https://doi.org/10.1002/j.1477-8696.1981.tb05400.x

WHO. (2017). Guidelines for drinking-water quality: Fourth edition incorporating the first addendum. World Health Organization.

Wu, J., y Lu, J. (2021). Spatial scale effects of landscape metrics on stream water quality and their seasonal changes. Water Research, 191, 116811. https://doi.org/10.1016/j.watres.2021.116811

Wulder, M. A., Masek, J. G., Cohen, W. B., Loveland, T. R., y Woodcock, C. E. (2012). Opening the archive: How free data has enabled the science and monitoring promise of Landsat. Remote Sensing of Environment, 122, 2–10. https://doi.org/10.1016/j.rse.2012.01.010

Wulder, M. A., White, J. C., Masek, J. G., Dwyer, J., y Roy, D. P. (2008). Continuity of Landsat observations: Short term considerations. Remote Sensing of Environment, 112(3), 955–958. https://doi.org/10.1016/j.rse.2007.07.020

Xia, L. L., Liu, R. Z., y Zhao, Y. W. (2012). Correlation analysis of landscape pattern and water quality in Baiyangdian watershed. Procedia Environmental Sciences, 13, 2188–2196. https://doi.org/10.1016/j.proenv.2012.01.208

Xu, M., Xu, G., Li, Z., Dang, Y., Li, Q., Min, Z., Gu, F., Wang, B., Liu, S., y Zhang, Y. (2023). Effects of comprehensive landscape patterns on water quality and identification of key metrics thresholds causing its abrupt changes. Environmental Pollution, 333, 122097. https://doi.org/10.1016/j.envpol.2023.122097

Zha, Y., Gao, J., y 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. https://doi.org/10.1080/01431160304987

Zhang, L., Dawes, W. R., y Walker, G. R. (2001). Response of mean annual evapotranspiration to vegetation changes at catchment scale. Water Resources Research, 37(3), 701–708. https://doi.org/10.1029/2000WR900325

Zhang, Z., Li, J., Hu, Z., Zhang, W., Ge, H., y Li, X. (2023). Impact of land use/land cover and landscape pattern on water quality in Dianchi Lake Basin, Southwest of China. Sustainability, 15(4), 3145. https://doi.org/10.3390/su15043145

APÉNDICES

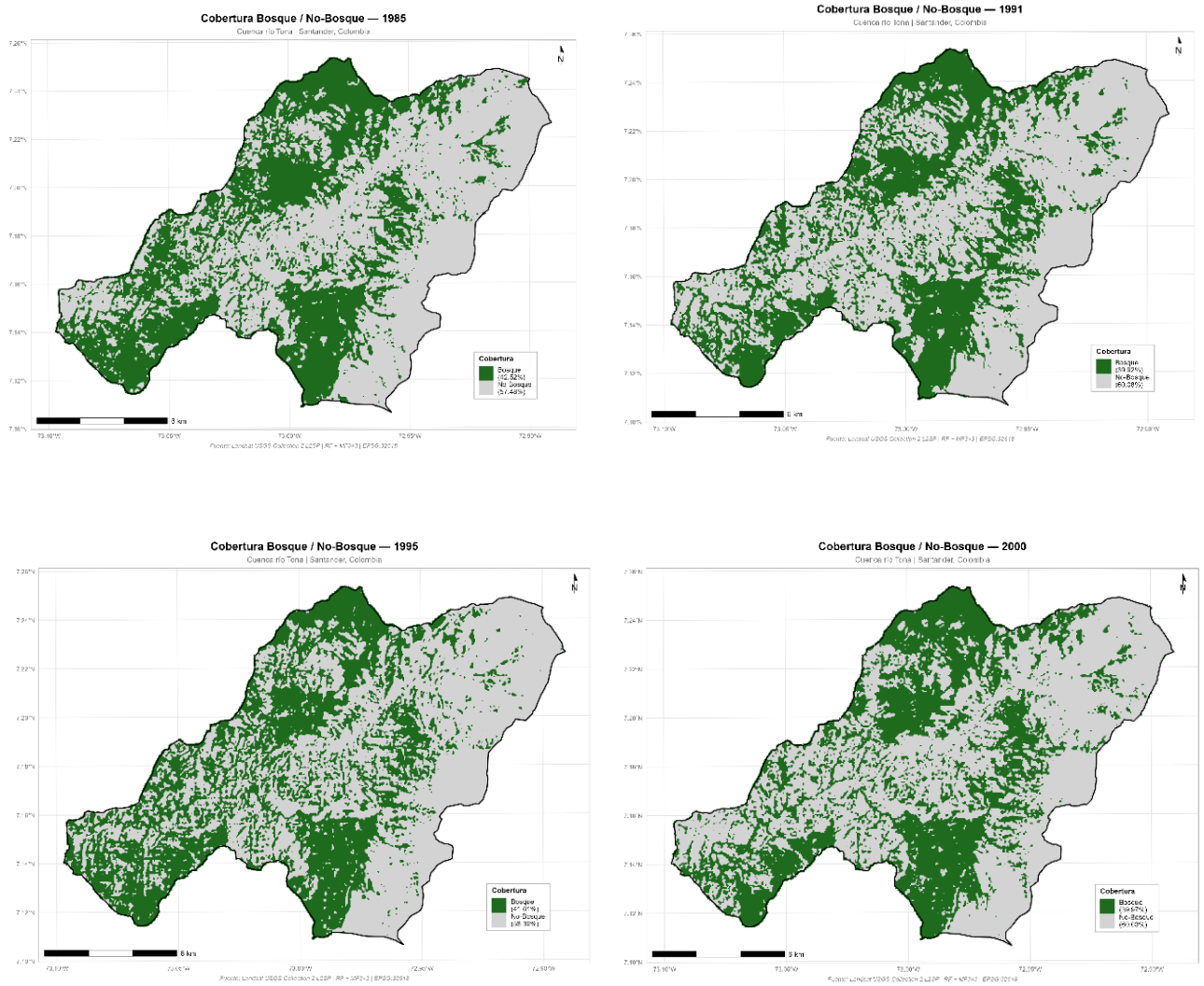
Apéndice A

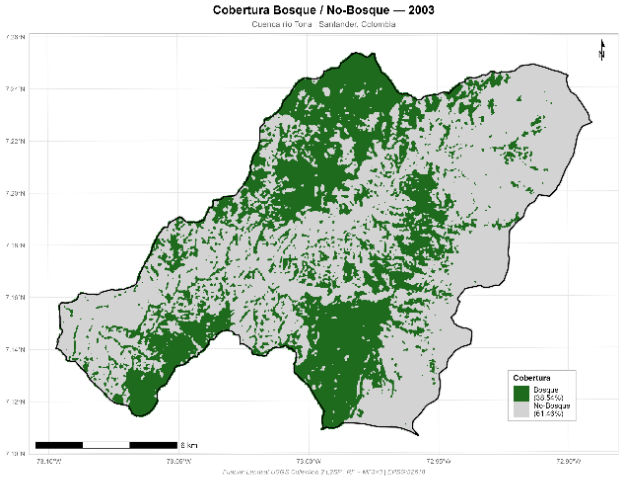
Tabla A1. Métricas de evaluación derivadas de la matriz de confusión.

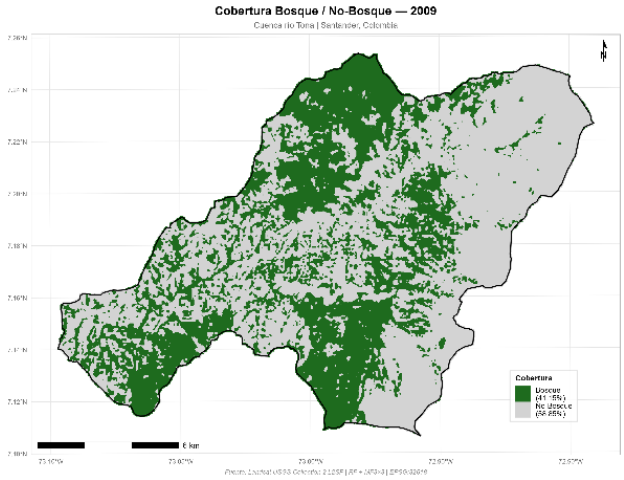
Métrica	Fórmula	Interpretación
Precisión global (OA)	OA = (VP + VN) / N	Proporción de píxeles correctamente clasificados sobre el total de validación
Coeficiente Kappa (κ)	κ = (OA − Pe) / (1 − Pe)	Acuerdo entre clasificación y referencia descontando el azar. κ = 1 es perfecto; κ = 0 equivale al azar
Sensibilidad - Bosque	VP / (VP + FN)	Proporción de píxeles Bosque correctamente identificados como Bosque (tasa de verdaderos positivos)
FN Bosque (%)	FN / (VP + FN) × 100	Tasa de píxeles boscosos clasificados erróneamente como No-Bosque; determina la selección del método definitivo
Métrica interna RF (OOB)	Media de errores out-of-bag	Estimación interna de la precisión en píxeles no usados en cada árbol bootstrap; consistente con validación externa
Métrica interna SVM (CV5)	Precisión media en 5 particiones	Usado para seleccionar los hiperparámetros C y γ; no sustituye la validación externa del 30 %

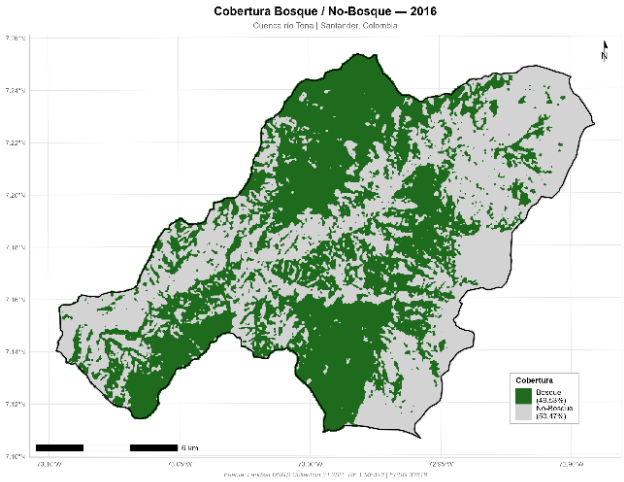
VP: verdaderos positivos (Bosque → Bosque); VN: verdaderos negativos (No-Bosque → No-Bosque); FN: falsos negativos (Bosque → No-Bosque); FP: falsos positivos (No-Bosque → Bosque); Pe: precisión esperada por azar; N: total de píxeles de validación. Fuente: elaboración propia

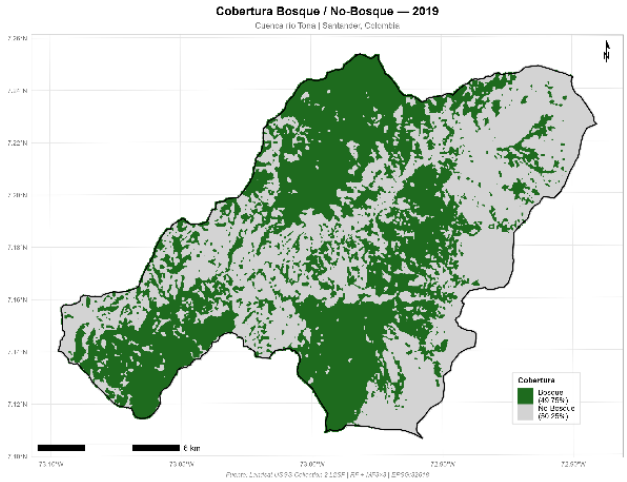
Figura A1. Mapas de clasificación Bosque/No-Bosque para los nueve años del análisis multitemporal (1985–2025), método Random Forest.

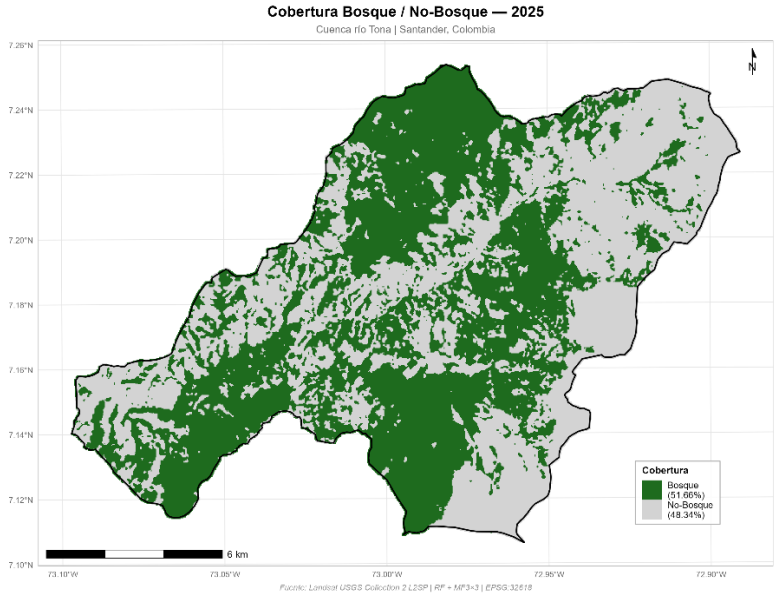



Cobertura Bosque / No-Bosque — 2003
Cuenca río Tona · Santander, Colombia
Cobertura
Bosque
(38.51%)
No Bosque
(61.49%)
6 km


Cobertura Bosque / No-Bosque — 2009
Cuenca río Tona | Santander, Colombia
Cobertura
6 km


Cobertura Bosque / No-Bosque — 2016
Cuenca río Tona | Santander, Colombia
Cobertura
Bosque
(49.53%)
No Bosque
(50.47%)
6 km

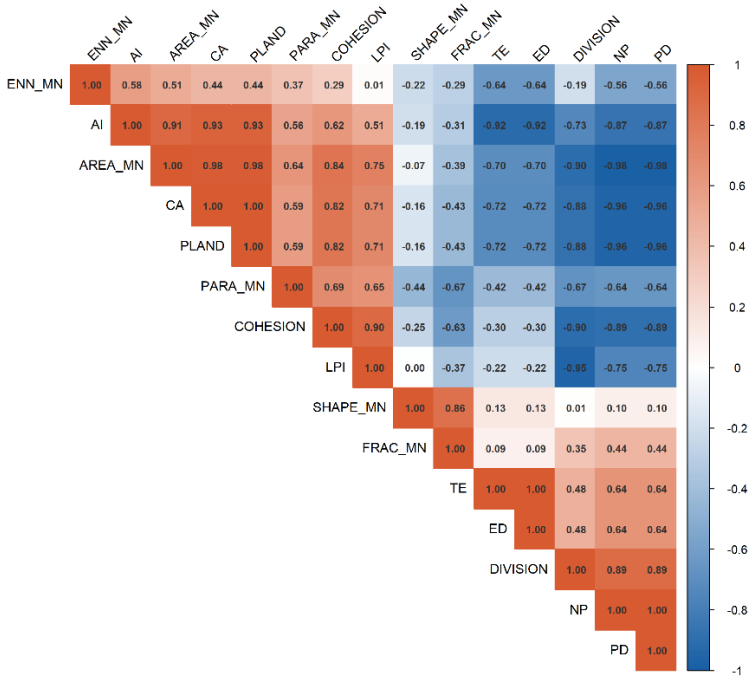

Cobertura Bosque / No-Bosque — 2019
Cuenca río Tona | Santander, Colombia
Cobertura
6 km



Fuente: elaboración propia

Apéndice B

Figura B1. Correlograma de correlaciones de Pearson entre las 15 métricas del paisaje, reordenadas por agrupamiento jerárquico



Nota: El bloque azul intenso (r > 0,90) corresponde a métricas de área y conectividad; el bloque rojo intenso muestra las correlaciones negativas con métricas de densidad y borde. *Fuente: elaboración propia.*

Tabla B1. Eigenvalues y varianza explicada por componente principal. Se aplica el criterio de *Kaiser* (*eigenvalue* ≥ 1) para la selección de componentes a retener.

Componente	Eigenvalue	Var. explicada (%)	Var. acumulada (%)	Decisión (Kaiser)
CP1	98.980	65.99	65.99	✓ RETENER
CP2	21.433	14.29	80.28	✓ RETENER
CP3	18.109	12.07	92.35	✓ RETENER
CP4	0.5797	3.86	96.21	× Descartar
CP5	0.4393	2.93	99.14	× Descartar

Componente	Eigenvalue	Var. explicada (%)	Var. acumulada (%)	Decisión (Kaiser)
CP6–CP9	< 0.11	< 0.72	100.00	× Descartar

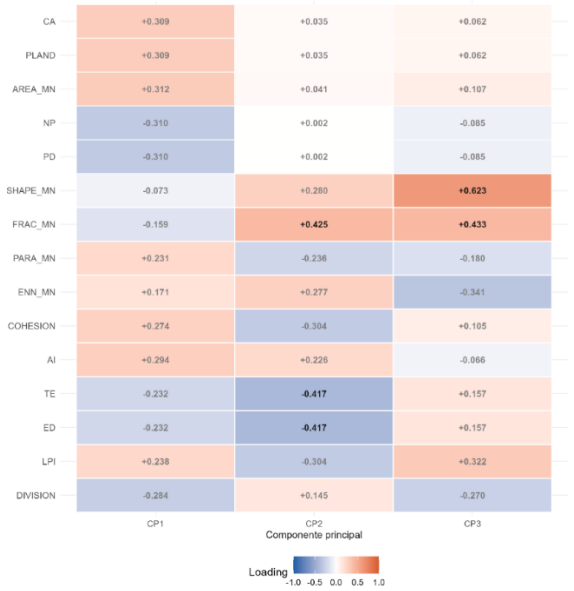
Fuente: elaboración propia con prcomp() en R sobre la matriz de 15 métricas estandarizadas (z-score).

Tabla B2. *Loadings* de las 15 métricas del paisaje en los tres componentes principales retenidos.

Métrica	Grupo	CP1 (65.99%)	CP2 (14.29%)	CP3 (12.07%)
CA	Área	+0.3091	+0.0351	+0.0624
PLAND *	Área	+0.3091	+0.0351	+0.0624
AREA_MN	Área	+0.3116	+0.0405	+0.1068
NP	Densidad	−0.3097	+0.0022	−0.0848
PD	Densidad	−0.3097	+0.0022	−0.0848
SHAPE_MN *	Forma	−0.0728	+0.2799	+0.6235
FRAC_MN	Forma	−0.1593	+0.4245	+0.4335
PARA_MN	Forma	+0.2314	−0.2365	−0.1801
ENN_MN	Conectividad	+0.1712	+0.2774	−0.3409
COHESION	Conectividad	+0.2741	−0.3042	+0.1051
AI	Conectividad	+0.2941	+0.2258	−0.0662
TE	Borde	−0.2317	−0.4167	+0.1568
ED *	Borde	−0.2317	−0.4167	+0.1568
LPI	Dominancia	+0.2382	−0.3043	+0.3223
DIVISION	Dominancia	−0.2841	+0.1453	−0.2696

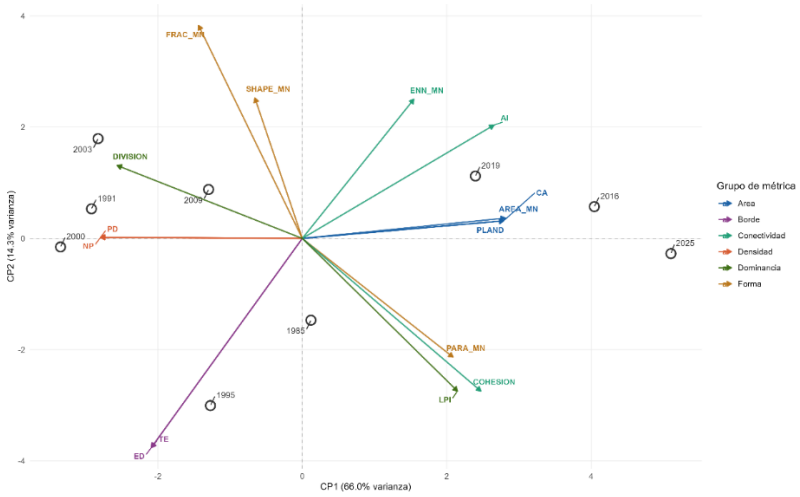
Nota: En negrita y con asterisco (*****) las métricas seleccionadas como representativas de cada componente. Umbral de relevancia*:* |*loading*| > 0.40 (McGarigal *et al.*, 2012). *Fuente: elaboración propia.*

Figura B2. Mapa de calor de los *loadings* del PCA.



Nota: CP3 muestra un único rojo muy intenso en SHAPE_MN (loading = +0,6235), que justifica su selección sin ambigüedad estadística. Las métricas seleccionadas (PLAND, ED, SHAPE_MN) están señaladas con asterisco. *Fuente: elaboración propia.*

Figura B3. Biplot del PCA en el espacio CP1 × CP2.



Nota: Los años 1985–2003 se agrupan en el hemisferio izquierdo de CP1 (menor cobertura, mayor fragmentación) y los años 2016–2025 se desplazan hacia el hemisferio derecho (mayor cobertura, menor fragmentación). *Fuente: elaboración propia.*

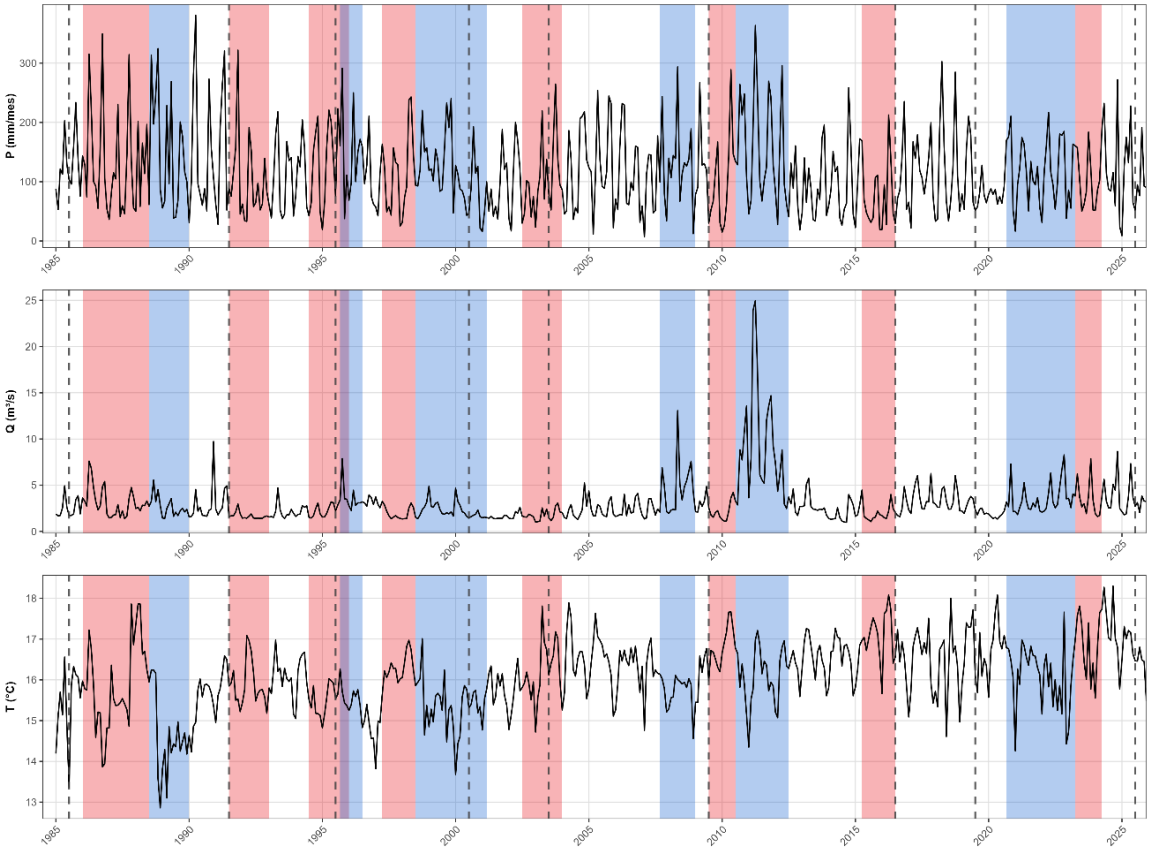
Apéndice C

Tabla C1. Estadísticos descriptivos de las series mensuales de precipitación, caudal y temperatura en la cuenca del río Tona (1985–2025)

Variable	Media	Mínimo	Máximo	Coef. de variación (%)
Precipitación (mm/mes)	116,7	6,67	703,3	380,82
Caudal (m³/s)	3,016	0,973	24,961	79,7
Temperatura (°C)	16,08	12,86	18,30	5,5

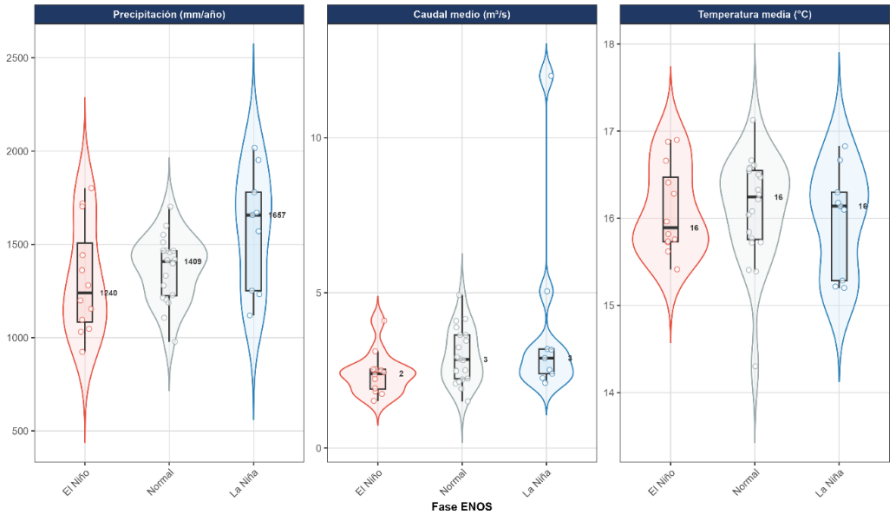
Fuente: CDMB (2022); IDEAM/DHIME (2026); elaboración propia.

Figura C1. Series mensuales de precipitación, caudal y temperatura de la cuenca del río Tona para el período 1985–2025.



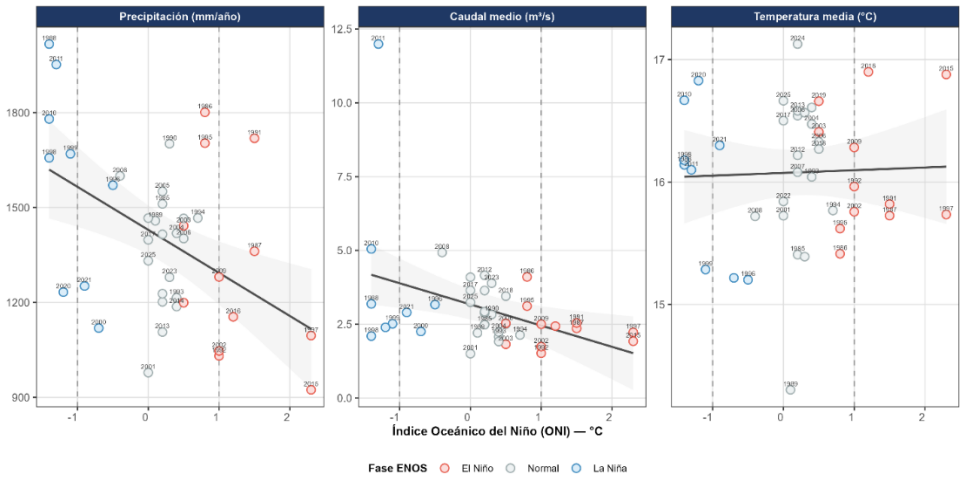
Nota: Las franjas de fondo rojo indican eventos El Niño (|ONI| ≥ 1.0 °C) y las azules indican eventos La Niña. Las líneas verticales negras punteadas señalan los nueve años de imagen Landsat. *Fuente: CDMB (2022); IDEAM/DHIME (2026); elaboración propia.*

Figura C2. Distribución anual de precipitación, caudal y temperatura por fase ENOS (violín + boxplot + puntos individuales), período 1985–2025.



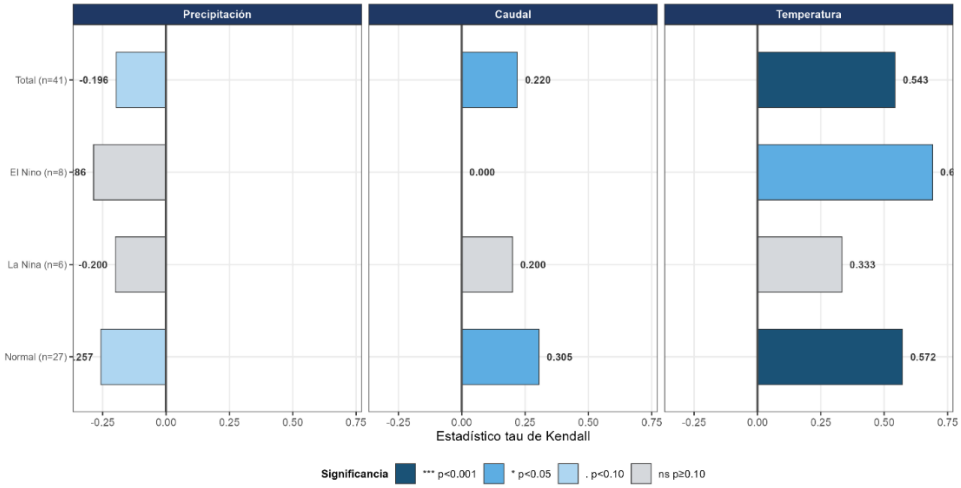
Nota: *El número junto a cada caja es la mediana. Fuente: CDMB (2022); IDEAM/DHIME (2026); elaboración propia.*

Figura C3. Diagramas de dispersión del Índice Oceánico del Niño (ONI) frente a las tres variables hidroclimatológicas



Nota: Correlaciones de Spearman: ρ(P, ONI) = −0,350 (p = 0,025); ρ(Q, ONI) = −0,382 (p = 0,014); ρ(T, ONI) = +0,032 (p = 0,844, ns). *Fuente: NOAA/CPC (Jan Null, CCM, 2026); CDMB (2022); IDEAM/DHIME (2026); elaboración propia.*

Figura C4. Estadístico τ de Mann-Kendall por variable y fase ENOS.



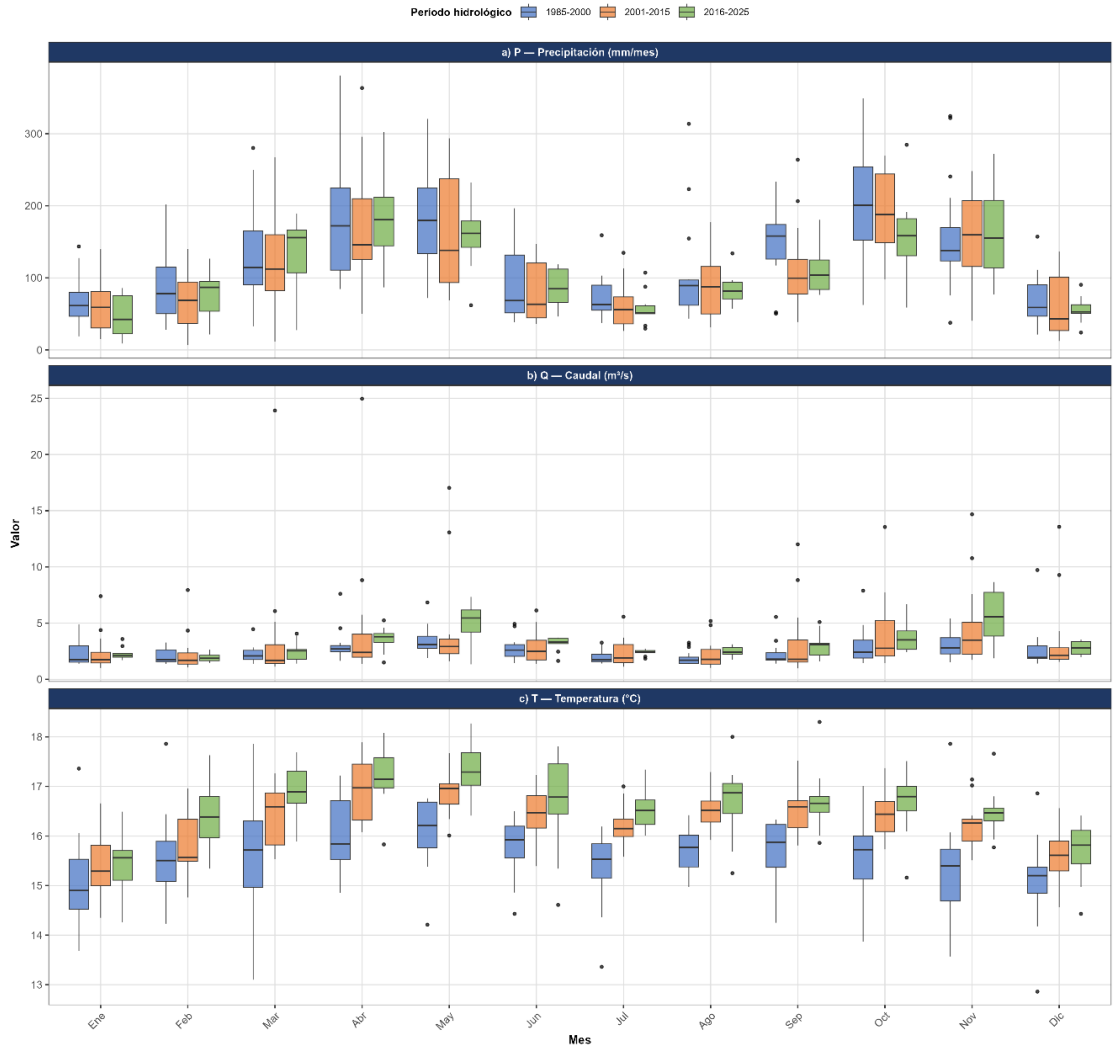
Nota: El color indica el nivel de significancia estadística. Resultado destacado: caudal en fase Neutro (τ = +0,432; p = 0,009), señal estructural independiente del ENOS. *Fuente: elaboración propia.*

Tabla C2. Resultados de la prueba Mann-Kendall condicional por fase ENOS para las variables hidroclimatológicas de la cuenca del río Tona (1985–2025).

Variable	Fase ENOS	n	τ (MK)	p-valor	Sig.	Sen (por año)
Precipitación	El Niño	12	−0.364	0.116	ns	−53.0 mm
Precipitación	La Niña	9	−0.167	0.612	ns	−51.8 mm
Precipitación	Neutro	20	−0.168	0.319	ns	−6.8 mm
Caudal	El Niño	12	−0.091	0.737	ns	−0.023 m³/s
Caudal	La Niña	9	+0.056	0.917	ns	+0.053 m³/s
Caudal	Neutro	20	+0.432	0.009	**	+0.090 m³/s
Temperatura	El Niño	12	+0.697	0.001	***	+0.122 °C
Temperatura	La Niña	9	+0.389	0.180	ns	+0.099 °C
Temperatura	Neutro	20	+0.558	< 0.001	***	+0.067 °C

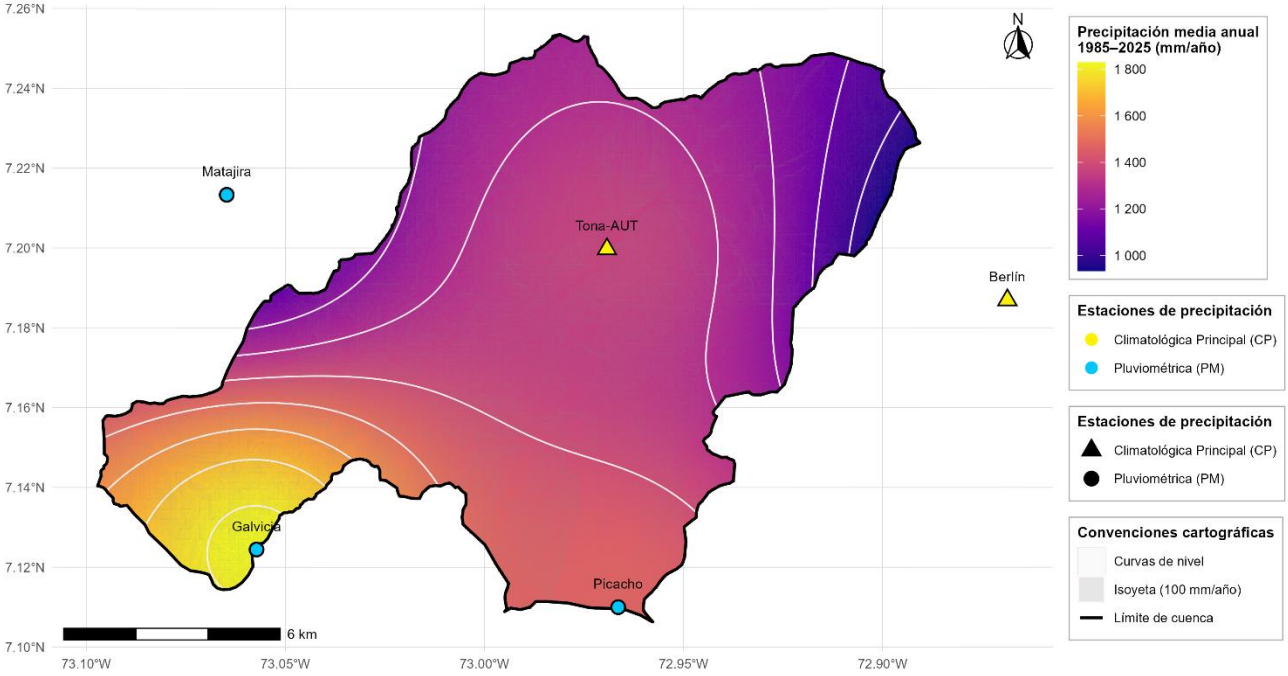
Nota. La Niña n = 9: potencia estadística reducida. El resultado 'ns' en temperatura para La Niña no contradice el calentamiento; refleja una limitación del tamaño muestral. Significancia: *** p < 0,001; ** p < 0,01; * p < 0,05; . p < 0,10; ns p ≥ 0,10. *Fuente: elaboración propia con paquete Kendall (McLeod, 2011).*

Figura C5. Variabilidad mensual de precipitación, caudal y temperatura por período hidrológico (1985–2000, 2001–2015, 2016–2025).



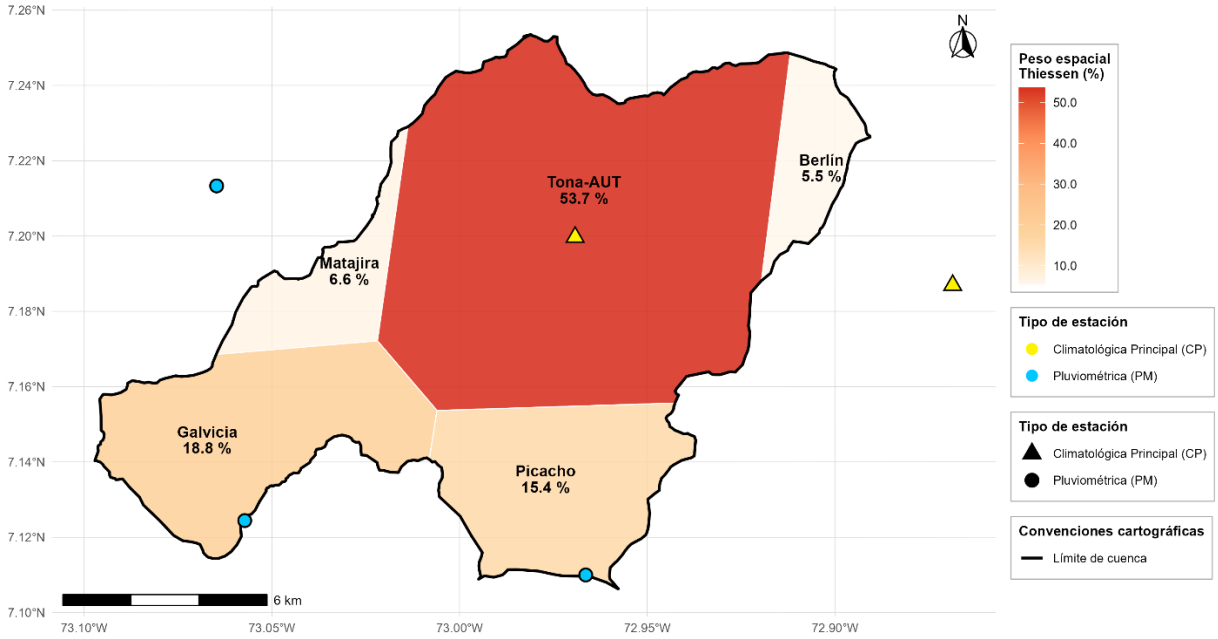
Nota: El desplazamiento ascendente de las medianas de temperatura en el período 2016–2025 es consistente y visible en todos los meses. *Fuente: CDMB (2022); IDEAM/DHIME (2026); elaboración propia.*

Figura C6. Mapa de isoyetas de precipitación media anual de la cuenca del río Tona.



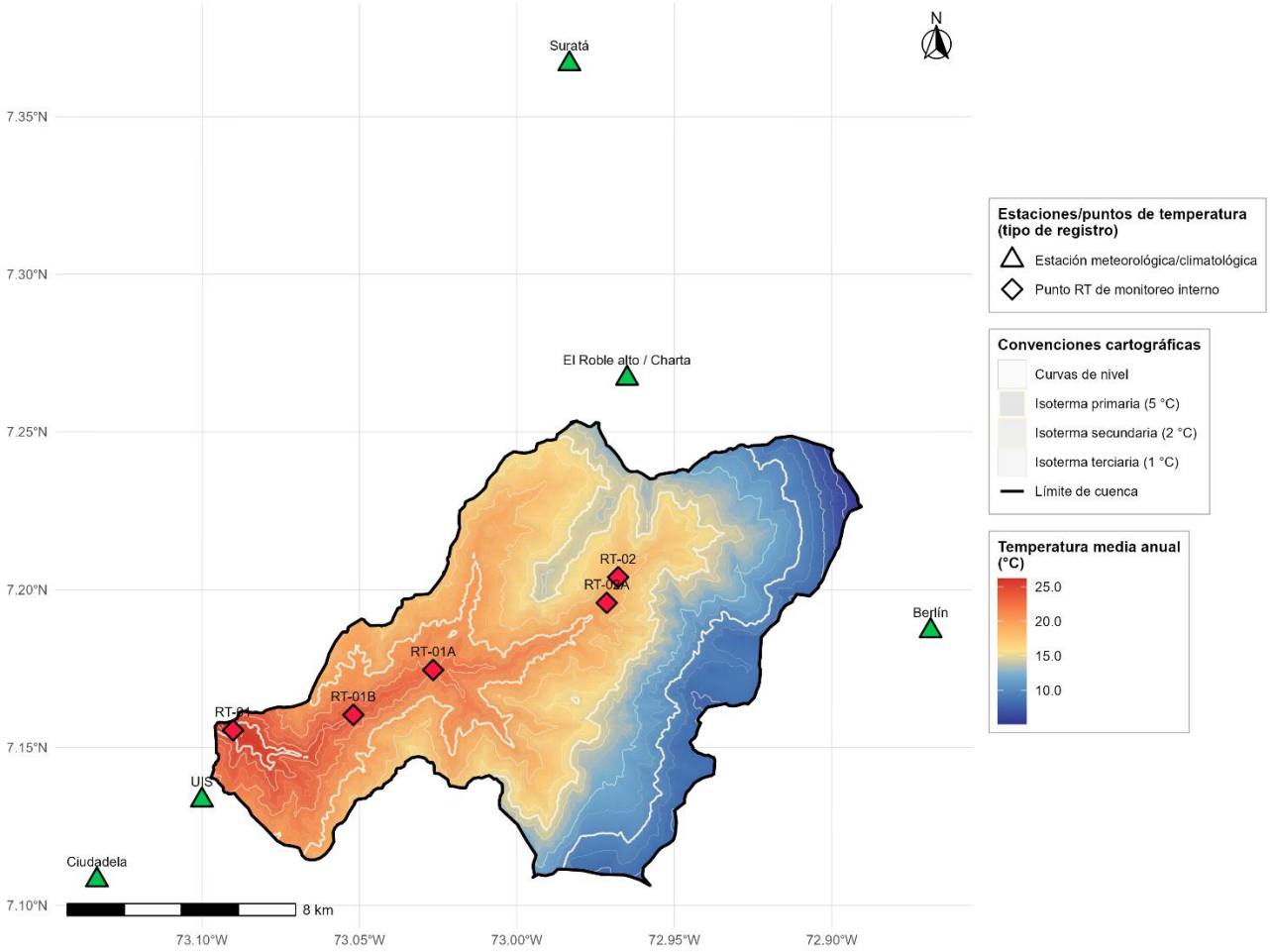
Nota: Las isoyetas representan la precipitación media anual de la cuenca del río Tona para el período 1985–2025, estimada mediante interpolación IDW a partir de cinco estaciones principales. Los colores del fondo muestran la superficie continua de precipitación y los puntos indican la ubicación y tipo de estación utilizada. Precipitación media areal IDW: 1357,9 mm/año. *Fuente: elaboración propia.*

Figura C7. Peso espacial de las estaciones de precipitación mediante polígonos de Thiessen.



Nota: Los polígonos de Thiessen muestran el área de influencia espacial de cada estación de precipitación dentro de la cuenca. Cada polígono incluye el nombre de la estación y su peso relativo (% del área de la cuenca), mientras que los puntos indican la ubicación y tipo de estación. Este análisis se usa como control espacial complementario para interpretar la influencia de Tona-AUT y de las estaciones periféricas. Precipitación media ponderada por Thiessen: 1404,6 mm/año. *Fuente: elaboración propia.*

Figura C8. Mapa de isotermas de temperatura media anual de la cuenca del río Tona.



Nota: Las isotermas representan la temperatura media anual estimada mediante el modelo altitudinal $T(z)=31{,}53-0{,}006763\cdot z$ aplicado al DEM de la cuenca. Los colores del fondo muestran la superficie térmica estimada y los puntos corresponden a estaciones meteorológicas/climatológicas y puntos RT de monitoreo interno usados como soporte y verificación espacial del modelo. *Fuente: elaboración propia.*

Tabla C3. Distribución del área de la cuenca del río Tona por franjas de temperatura media anual.

Franja térmica (°C)	Área (km²)	Área (%)
6–8	3,73	1,9
8–10	23,41	12,1
10–12	20,21	10,5
12–14	18,64	9,6

Franja térmica (°C)	Área (km²)	Área (%)
14–16	27,15	14,1
16–18	29,83	15,4
18–20	31,96	16,5
20–22	22,06	11,4
22–24	11,16	5,8
24–26	4,02	2,1

Nota. Franjas térmicas derivadas del ráster de temperatura media anual obtenido mediante el modelo de gradiente altitudinal $T(z) = 31{,}53 - 0{,}006763 \cdot z$ ($R^2 = 0{,}97$) aplicado sobre el modelo digital de elevación de la cuenca. La media areal resultante es de 16,08 °C (CV = 5,5 %). El área se concentra en las franjas de 8 a 24 °C, que reúnen más del 95 % de la superficie de la cuenca. Esta tabla complementa la representación cartográfica de las isotermas presentada en la Figura C8. *Fuente: elaboración propia.*

Tabla C4. Sustento de cálculo de la temperatura media areal de la cuenca del río Tona, período 1985–2025

Componente	Dato usado / cálculo	Resultado
Variable analizada	Temperatura media areal mensual de la cuenca	492 meses
Período	Enero de 1985 a diciembre de 2025	41 años
Modelo altitudinal usado	$(T(z)=31{,}53-0{,}006763z)$	Gradiente = −6,763 °C/1.000 m
Temperatura media areal	Promedio de la serie mensual T_final	16,08 °C
Variabilidad	Coeficiente de variación mensual	0,055
Tendencia térmica	Pendiente de Sen 1985–2025	+0,0340 °C/año
Incremento estimado	Pendiente de Sen × 40 años	+1,36 °C

Tabla C5. Temperatura media areal anual.

Año	Temperatura observada (°C)	Temperatura estimada por Sen (°C)	Anomalía vs media (°C)
1985	15,408	15,413	-0,671

Año	Temperatura observada (°C)	Temperatura estimada por Sen (°C)	Anomalía vs media (°C)
1986	15,414	15,447	-0,665
1987	15,726	15,481	-0,353
1988	16,14	15,515	0,061
1989	14,303	15,549	-1,776
1990	15,391	15,583	-0,688
1991	15,82	15,617	-0,259
1992	15,963	15,651	-0,116
1993	16,042	15,685	-0,037
1994	15,768	15,719	-0,311
1995	15,62	15,753	-0,459
1996	15,202	15,787	-0,877
1997	15,735	15,821	-0,344
1998	16,178	15,855	0,099
1999	15,286	15,889	-0,793
2000	15,217	15,923	-0,861
2001	15,725	15,957	-0,354
2002	15,758	15,991	-0,321
2003	16,41	16,025	0,331
2004	16,473	16,059	0,394
2005	16,542	16,093	0,463
2006	16,328	16,127	0,249
2007	16,081	16,161	0,002
2008	15,72	16,195	-0,359
2009	16,282	16,229	0,204
2010	16,668	16,263	0,589
2011	16,099	16,297	0,02
2012	16,218	16,331	0,139
2013	16,582	16,365	0,503
2014	16,609	16,399	0,53
2015	16,878	16,433	0,799
2016	16,899	16,467	0,82
2017	16,501	16,501	0,422
2018	16,269	16,535	0,19
2019	16,66	16,569	0,581

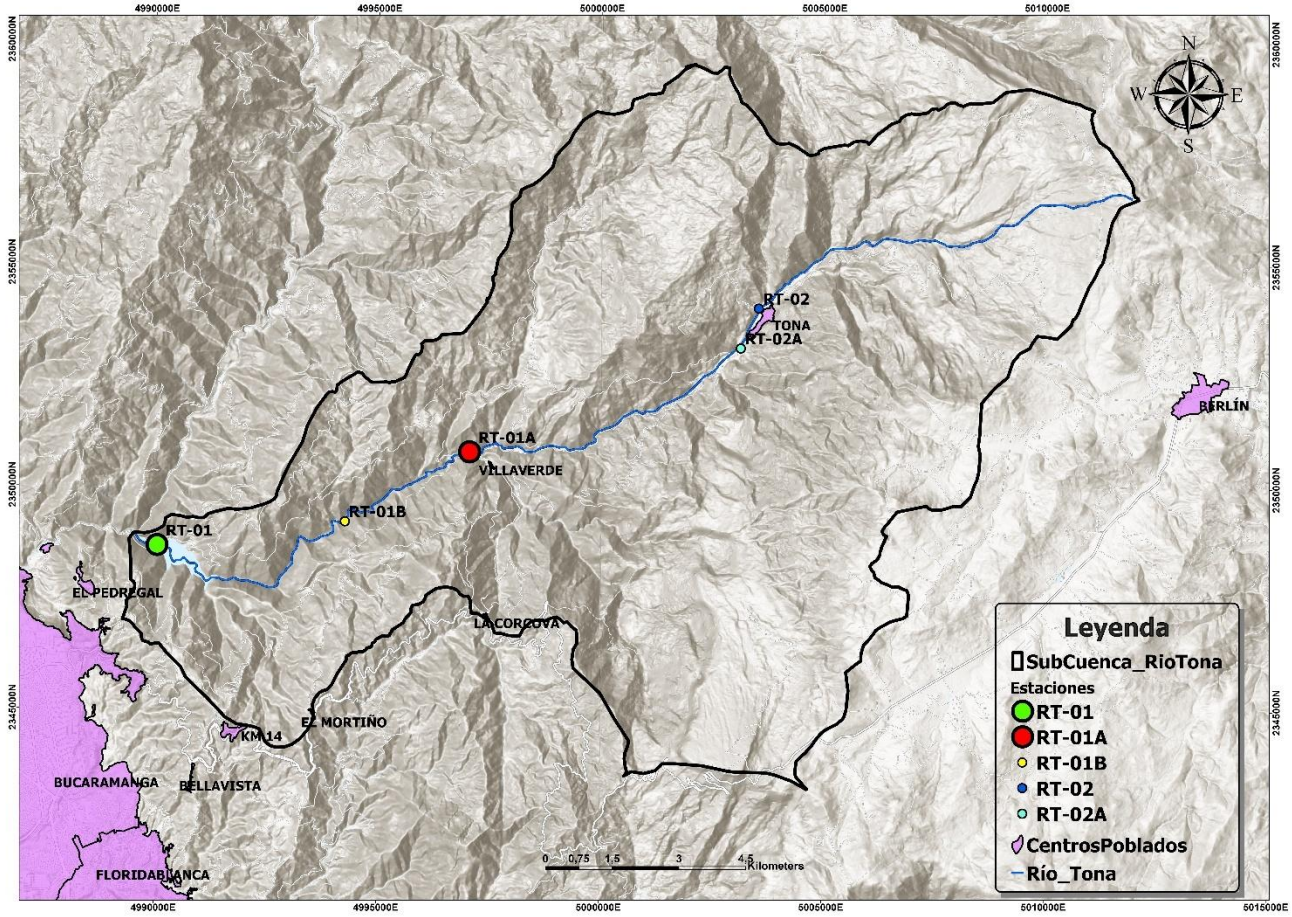
Año	Temperatura observada (°C)	Temperatura estimada por Sen (°C)	Anomalía vs media (°C)
2020	16,828	16,603	0,749
2021	16,299	16,637	0,22
2022	15,842	16,671	-0,237
2023	16,566	16,705	0,487
2024	17,127	16,739	1,048
2025	16,663	16,773	0,584

Nota. La temperatura observada corresponde al promedio anual de la temperatura media areal de la cuenca. La temperatura estimada por Sen representa el valor esperado según la tendencia robusta del período 1985–2025. La anomalía se calculó como la diferencia entre la temperatura observada de cada año y la media histórica del período; valores positivos indican años más cálidos que el promedio y valores negativos, años más fríos.

Tabla C6. Estaciones para el cálculo de la temperatura de la cuenca

Estación	Altitud (msnm)	Rol metodológico	Fecha inicial	Fecha final	n meses	T media (°C)
Berlin	3316	serie histórica y gradiente	1983-01-01	2025-12-01	510	8,93
Ciudadela	928	calibración_gradiente	2013-01-01	2021-12-01	105	24,55
El Roble (Charta)	2350	verificación espacial	2013-01-01	2021-12-01	107	15,62
RT-01	878	verificación espacial	1983-03-01	2017-10-01	116	26,72
RT-01A	1291	verificación espacial	2018-06-01	2025-10-01	23	22,06
RT-01B	1343	verificación espacial	2023-08-01	2025-10-01	5	22,29
RT-02	1893	verificación espacial	2023-08-01	2025-10-01	5	22,54
RT-02A	1789	verificación espacial	2024-09-01	2025-10-01	3	22,69
Surata	1740	serie histórica y gradiente	1982-05-01	2025-09-01	488	17,8
UIS	1018	serie histórica	1982-05-01	2003-03-01	219	23,01

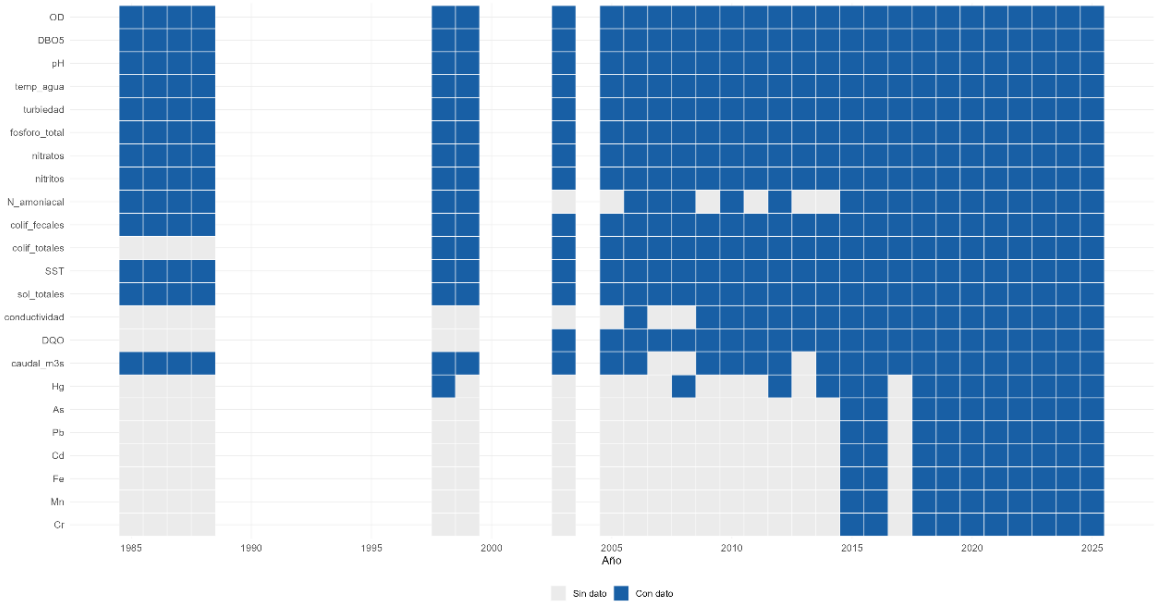
Figura C9. Mapa de las estaciones de monitoreo de calidad de agua en la cuenca del río Tona.



Nota: Estaciones principales para datos de calidad: RT-01 y RT-01A

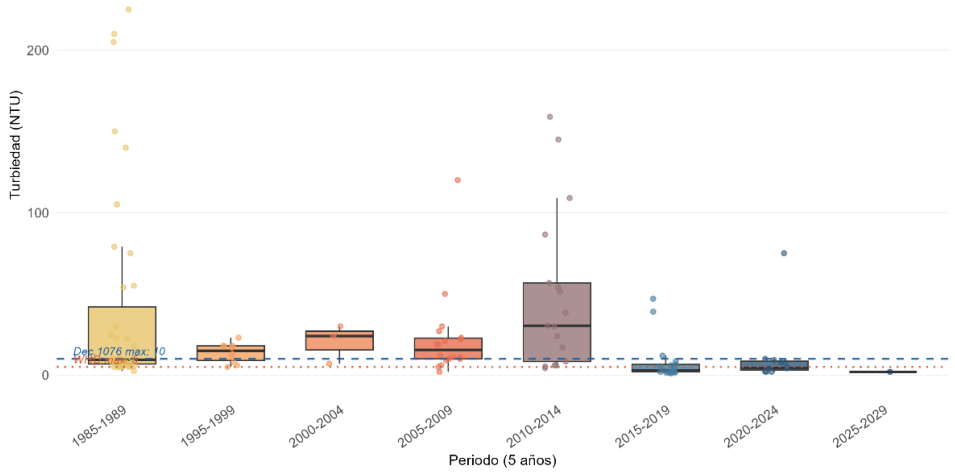
Apéndice D.

Figura D1. Disponibilidad de datos de calidad del agua en las estaciones RT-01 y RT-01A de la CDMB para el periodo 1983-2025.



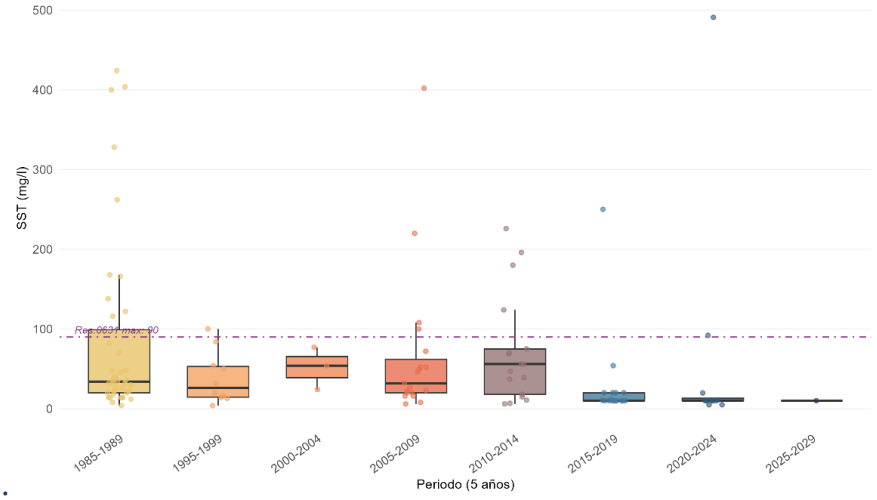
Nota: Azul: dato disponible; gris: sin dato. Se observa la brecha de monitoreo 1989-1997 y la incorporación progresiva de parámetros. *Fuente: CDMB (2022); elaboración propia.*

Figura D2. Turbiedad por lustro. Puntos observaciones individuales.



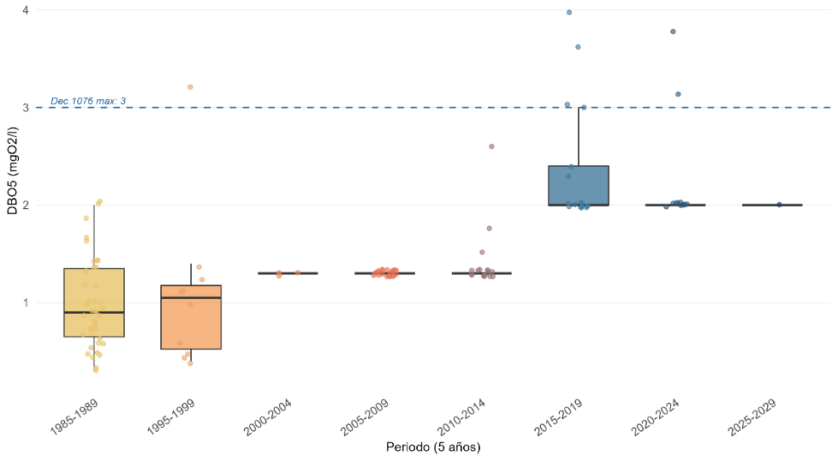
Nota: Líneas punteadas: Azul = Dec.1076/2015, máx=10 NTU; Naranja= WHO 2017, máx=5 NTU. *Fuente: CDMB (2022); elaboración propia*.

Figura D3. Sólidos suspendidos totales (SST) por lustro (mg/l).



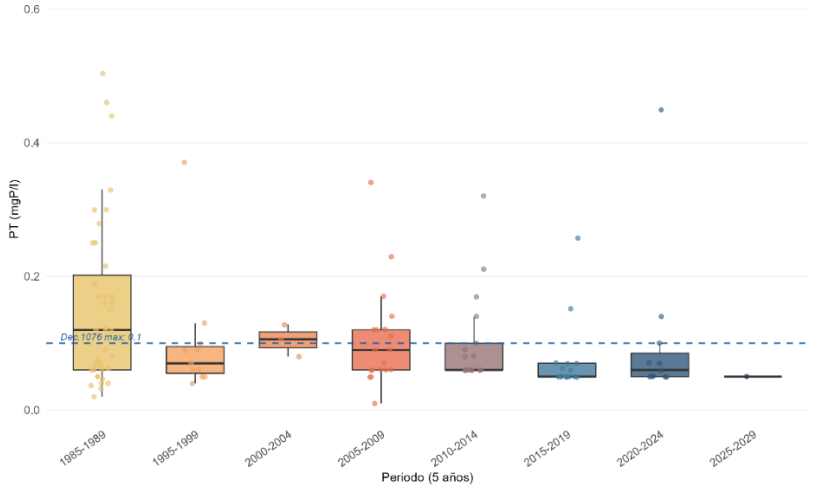
Nota: Puntos observaciones individuales. Línea punteada morada: Resolución 0631/2015 máx. 90 mg/l. *Fuente: CDMB (2022); elaboración propia.*

Figura D4. DBO5 por lustro. Puntos observaciones individuales.



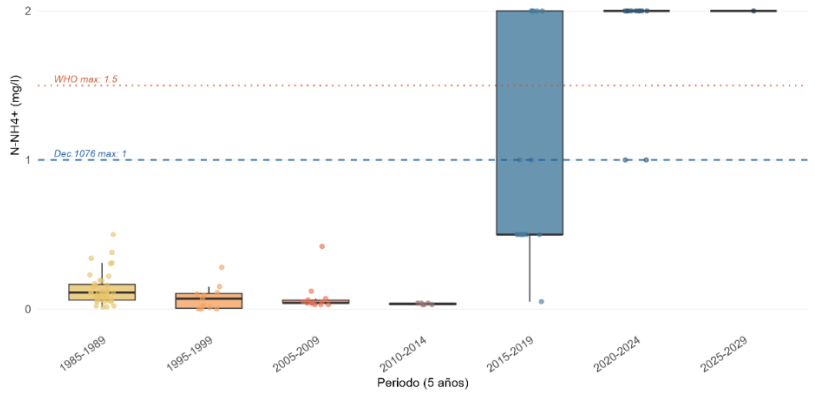
Nota: Líneas punteadas: Azul = Dec.1076/2015, máx=3 mgO2/l. *Fuente: CDMB (2022); elaboración propia*.

Figura D5. Fosforo total (PT) por lustro.



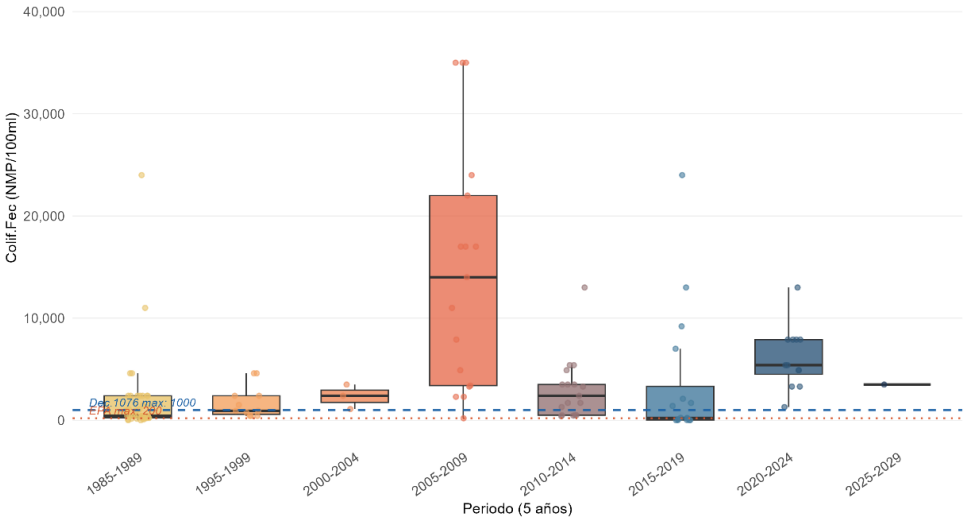
Nota: Puntos observaciones individuales. Líneas punteadas: Azul = Dec.1076/2015, máx=0,1 mgP/l. *Fuente: CDMB (2022); elaboración propia*.

Figura D6. Nitrógeno amoniacal (N-NH4+) por lustro.



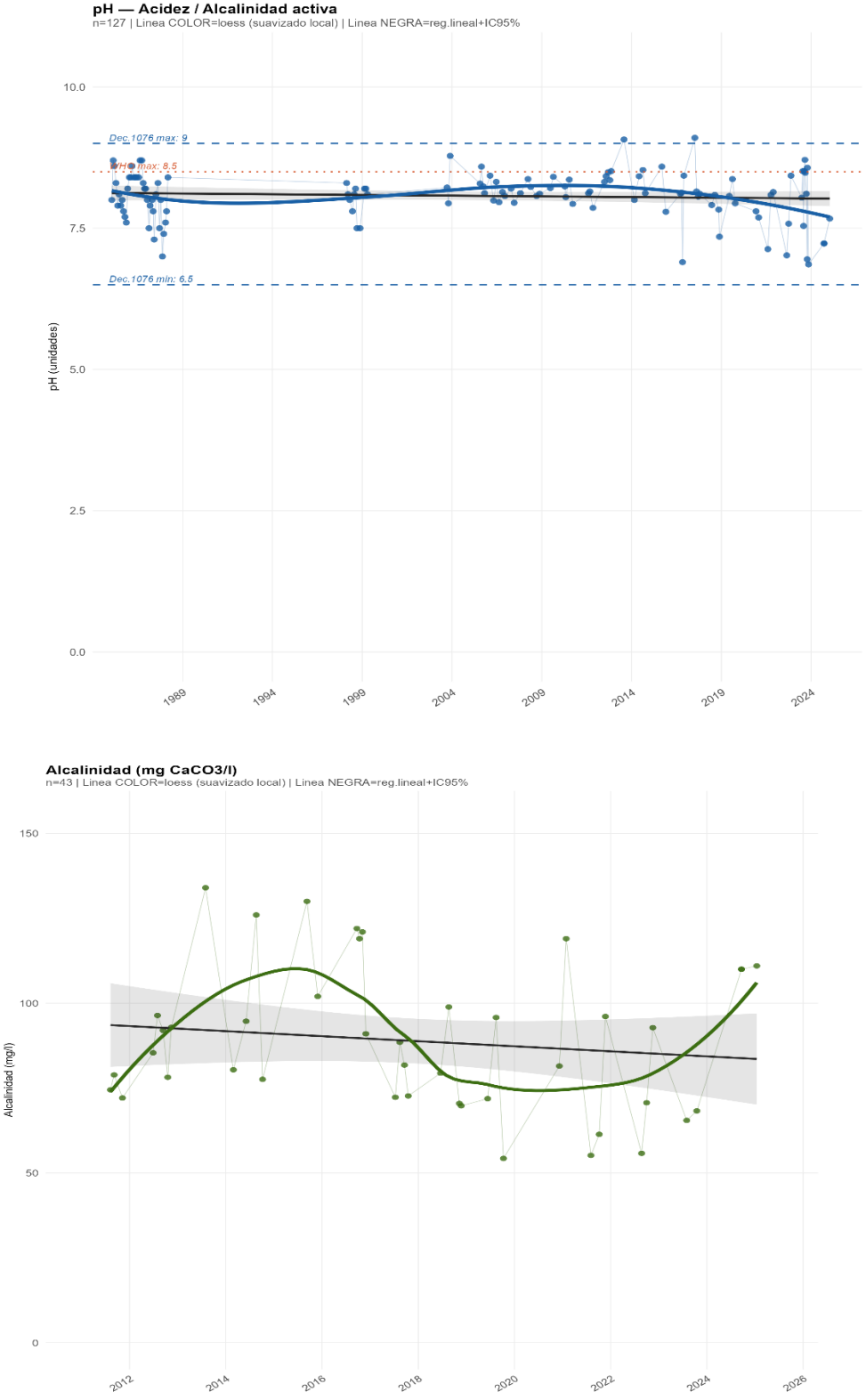
Nota: Puntos observaciones individuales. Líneas punteadas: Azul = Dec.1076/2015, máx=1 mg/l; Naranja= WHO 2017, máx=1,5 mg/l. *Fuente: CDMB (2022); elaboración propia*

Figura D7. Coliformes fecales por lustro. Puntos observaciones individuales.



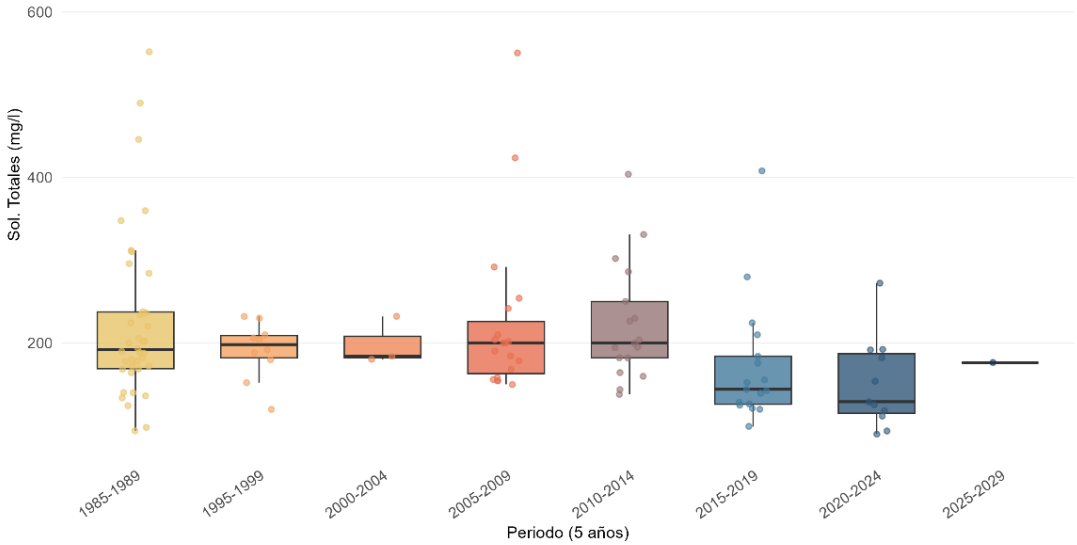
Nota: Líneas punteadas: Azul = Dec.1076/2015, máx=1.000 NMP/100ml. *Fuente: CDMB (2022); elaboración propia*

Figura D8. Características químicas del rio Tona: pH y alcalinidad, 1983 -2025.



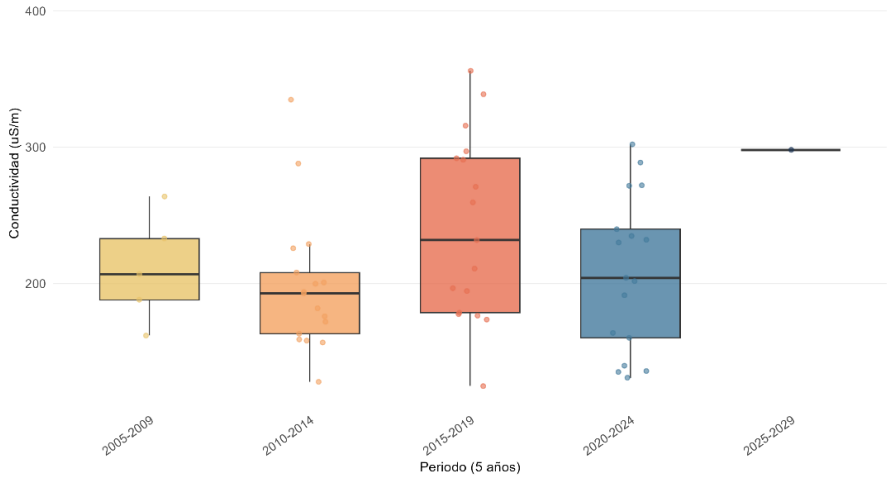
Nota: pH (panel izquierdo, unidades) y alcalinidad (panel derecho, mg CaCO3/l), periodo 1983-2025. El pH se mantiene dentro del rango normativo en toda la serie. La alcalinidad está disponible solo desde 2010. Líneas de referencia normativa incluidas. *Fuente: CDMB (2022); elaboración propia*.

Figura D9. Sólidos totales por lustro.



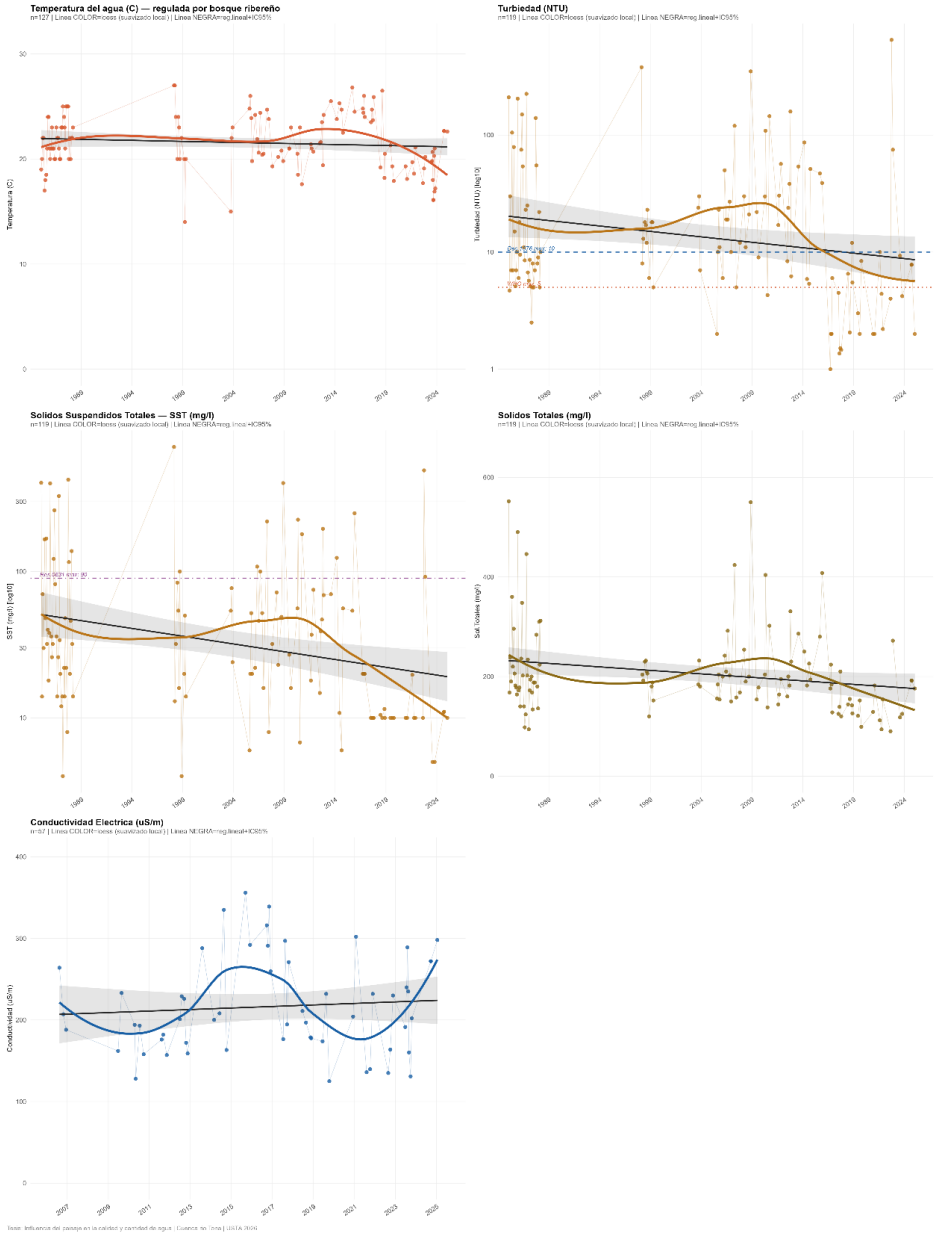
Nota: Puntos observaciones individuales. *Fuente: CDMB (2022); elaboración propia*.

Figura D10. Conductividad por lustro.



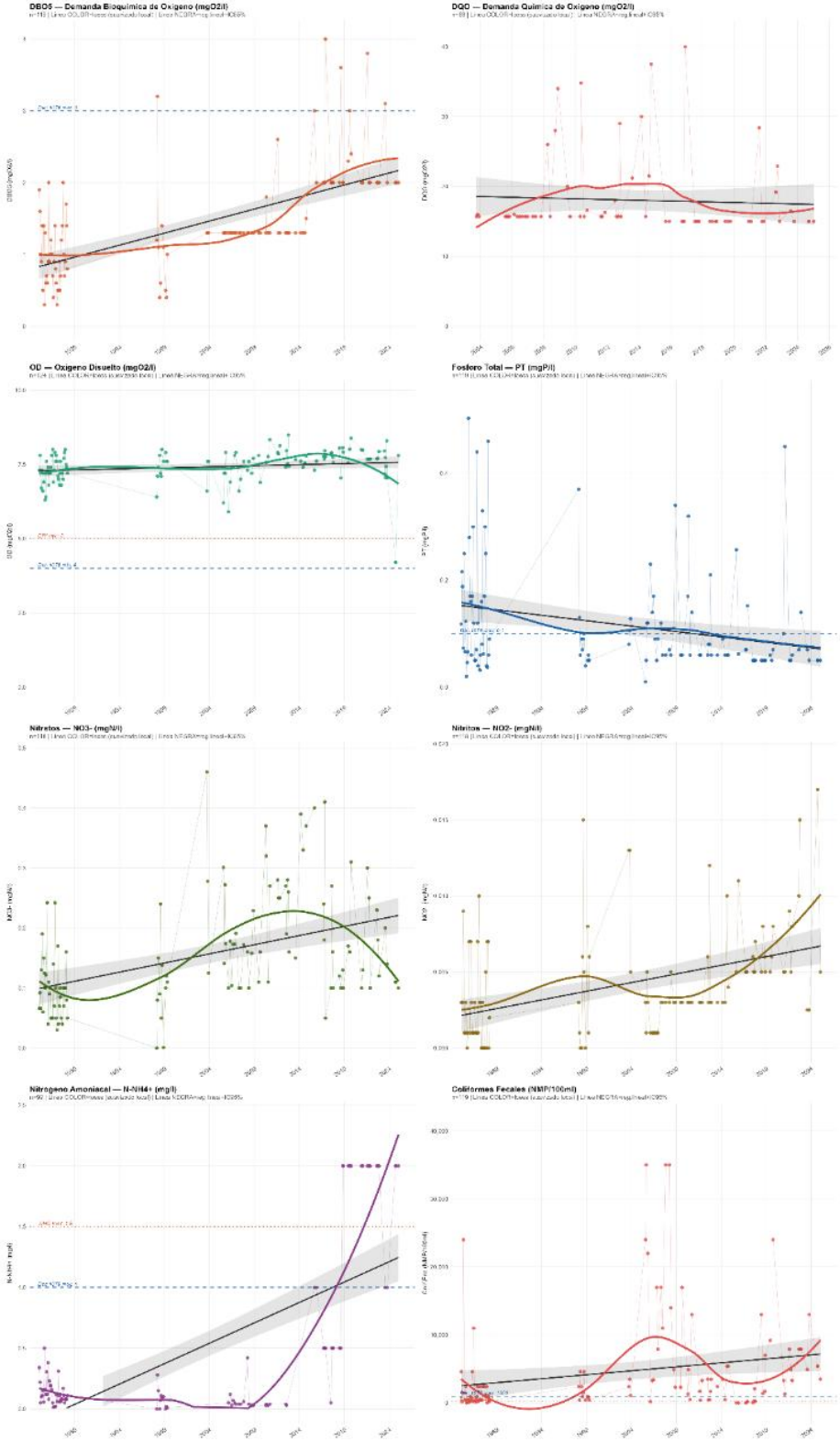
Nota: Puntos observaciones individuales. *Fuente: CDMB (2022); elaboración propia*.

Figura D11. Parámetros físicos y organolépticos del rio Tona (1983-2025).



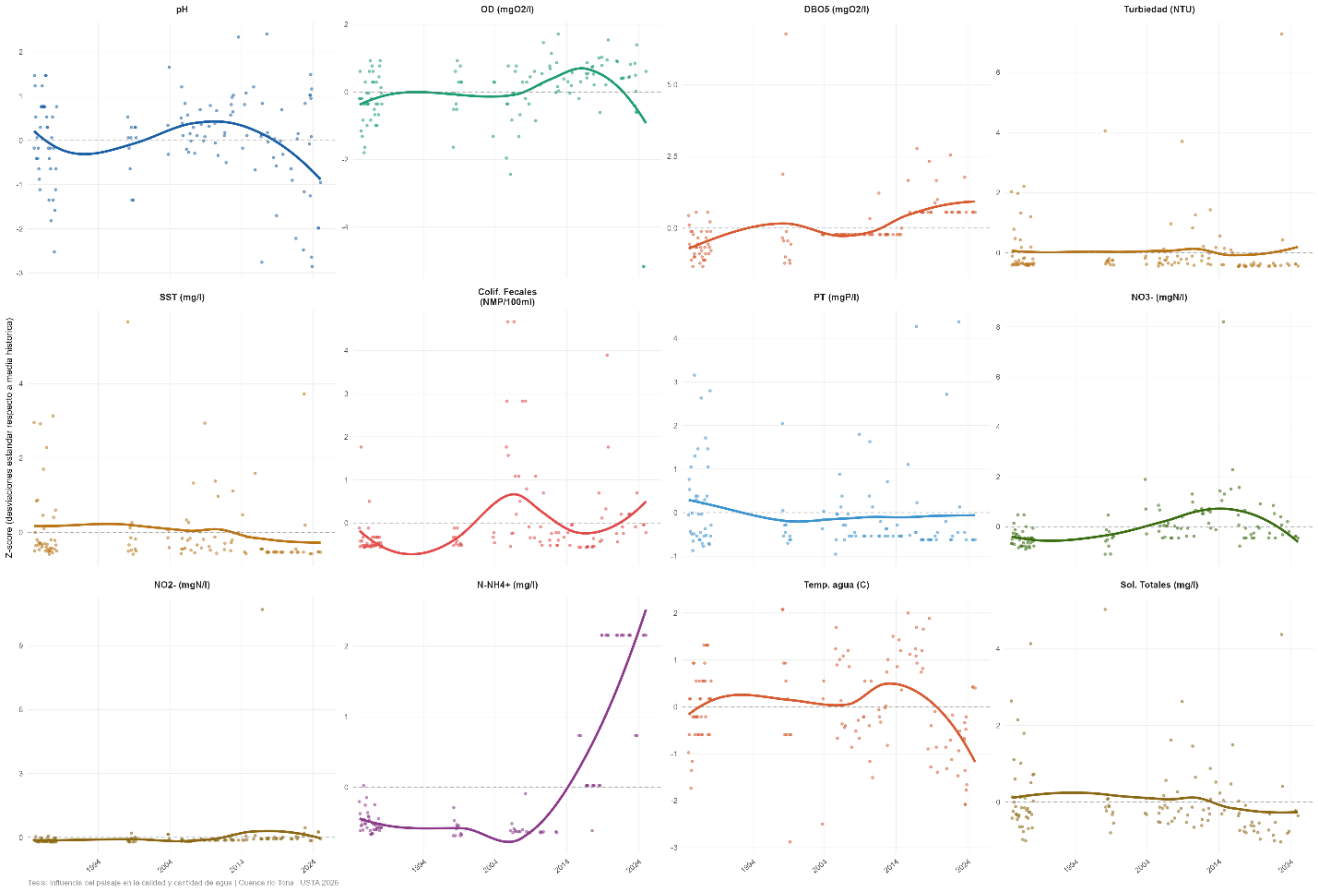
Nota: Panel superior izquierdo: temperatura del agua (oC). Panel superior derecho: turbidez (NTU, escala logarítmica). Paneles centrales: SST (sólidos suspendidos totales) (mg/l) y solidos totales (mg/l). Panel inferior: conductividad eléctrica (uS/m). Línea color = suavizado LOESS; línea negra = regresión lineal con IC 95%. Líneas punteadas: azul = Decreto 1076/2015; naranja = OMS 2017. *Fuente: CDMB (2022); elaboración propia*.

Figura D12. Materia orgánica y nutrientes en el rio Tona (1983-2025).



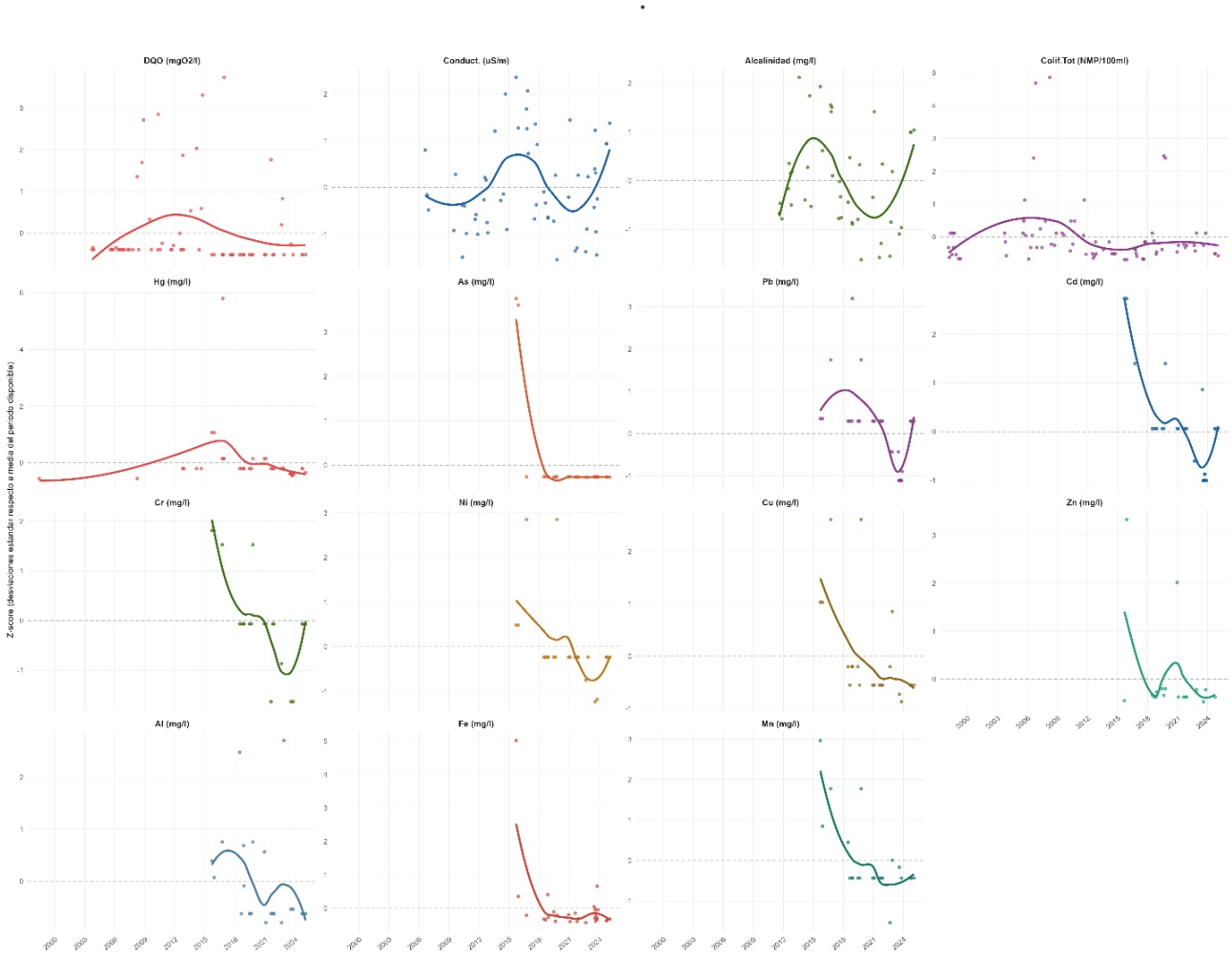
Nota: Paneles superiores: DBO5 (mgO2/l) y DQO (mgO2/l). Paneles centrales: OD (mgO2/l) y fosforo total (mgP/l). Fila central: nitratos (mgN/l) y nitritos (mgN/l). Paneles inferiores: N-NH4+ (mg/l) y coliformes fecales (NMP/100ml, escala logaritmica). Líneas de referencia normativa incluidas. *Fuente: CDMB (2022); elaboración propia.*

Figura D13. Panel general de parámetros con cobertura desde 1985.



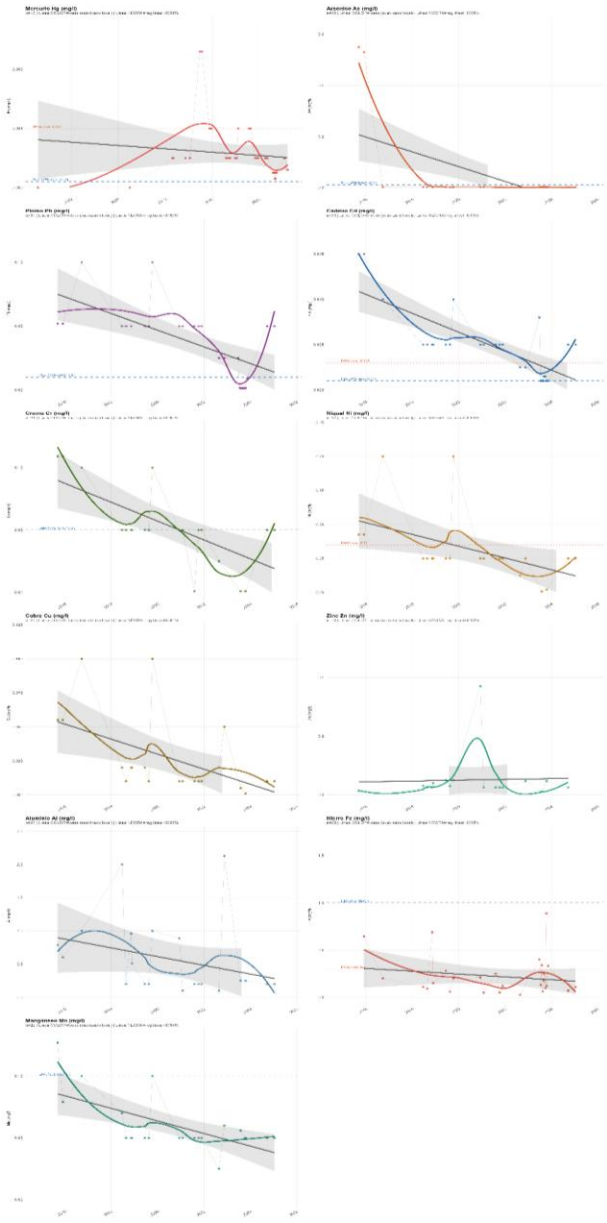
Nota: Valores en z-score respecto a la media histórica. Se destacan: N-NH4+ (salto abrupto post-2015), DBO5 (aumento progresivo), turbidez (descenso sostenido) y temperatura del agua (sin tendencia clara). *Fuente: CDMB (2022); elaboración propia*

Figura D14. Panel general de parámetros con cobertura principalmente desde 1998-2015, rio Tona.



Nota: Valores en z-score. Se incluyen: DQO, conductividad, alcalinidad, coliformes totales, Hg, As, Pb, Cd, Cr, Ni, Cu, Zn, Al, Fe y Mn. *Fuente: CDMB (2022); elaboración propia*.

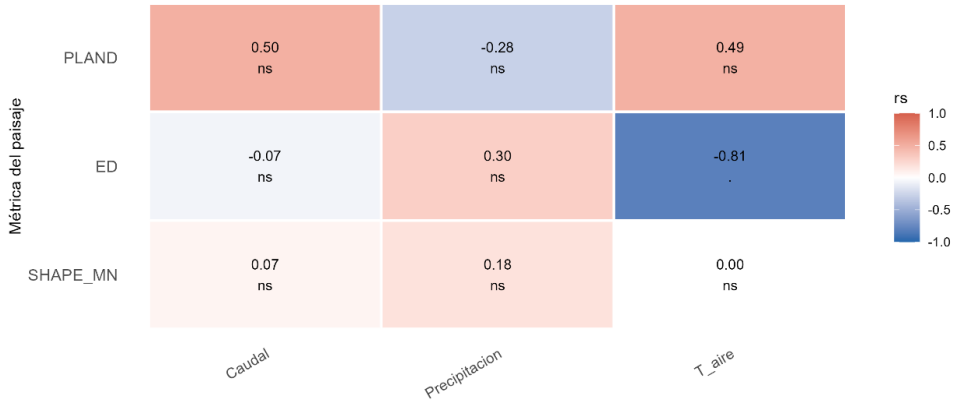
Figura D15. Series temporales metales pesados con cobertura >= 15 registros en RT-01 y RT-01A, rio Tona.



Nota: Series temporales con tendencia LOESS y regresión lineal. Líneas de referencia: azul = Decreto 1076/2015; naranja = OMS 2017. Cobertura temporal limitada (principalmente 2010-2025). *Fuente: CDMB (2022); elaboración propia*.

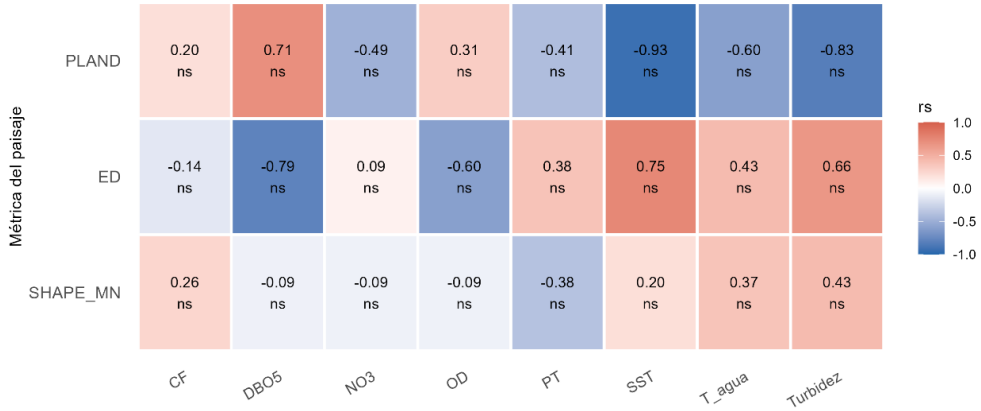
Apéndice E

Figura E1. Mapa de calor de las correlaciones de Spearman entre las tres métricas del paisaje (PLAND, ED, SHAPE_MN) y las variables del Dataset A.



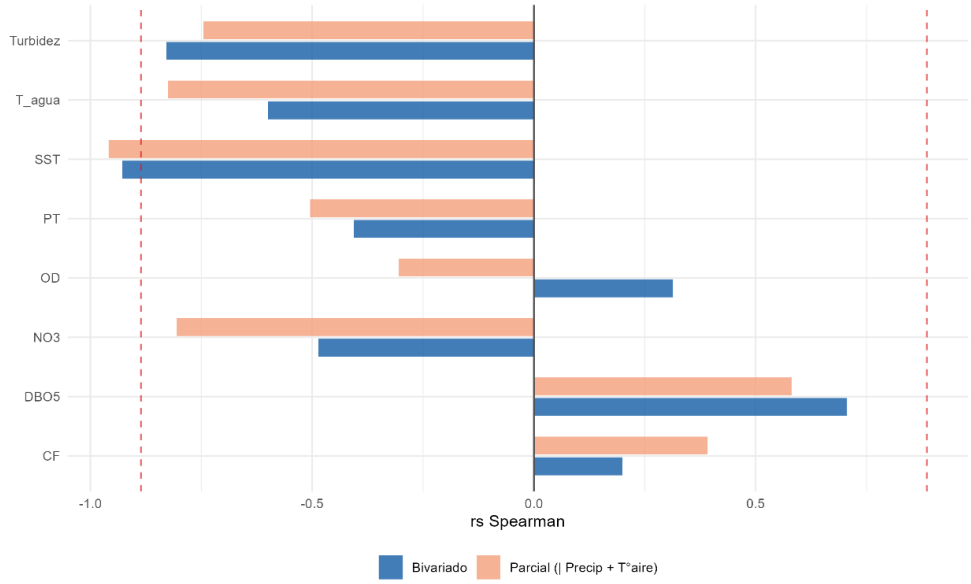
Nota: La intensidad del color indica la magnitud de rs (azul = negativo, rojo = positivo). La etiqueta de significancia en cada celda corresponde al p-valor ajustado por corrección FDR. *Fuente: elaboración propia.*

Figura E2. Mapa de calor de las correlaciones de Spearman entre las métricas del paisaje y las variables de calidad del agua (Dataset B, n = 6).



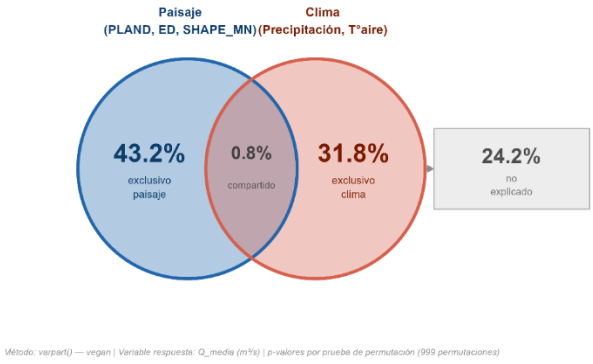
Nota: Las celdas de mayor intensidad (PLAND × SST y PLAND × Turbidez) representan las correlaciones ecológicamente más relevantes. *Fuente: elaboración propia.*

Figura E3. Comparación entre los coeficientes de correlación de Spearman bivariados y parciales (controlando por precipitación y temperatura del aire) para las variables de cantidad y calidad del agua.



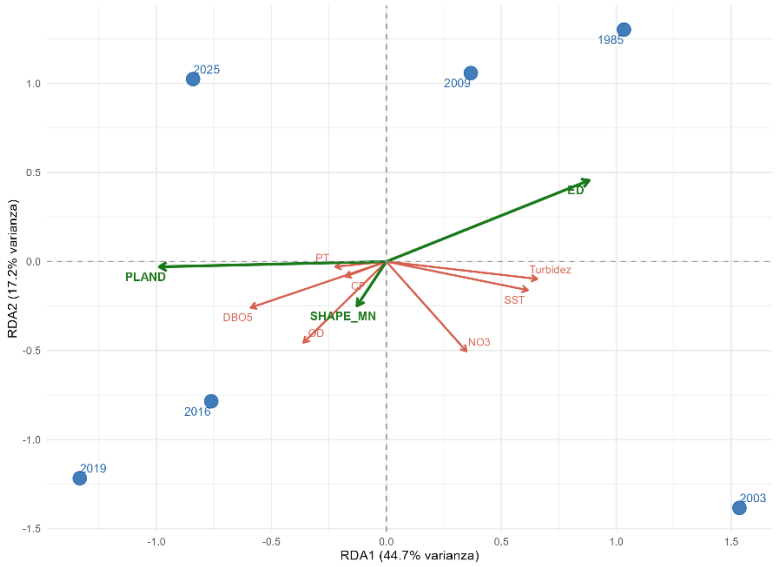
Nota: Las barras indican la magnitud de rs y rs parcial; Línea roja: |rs| = 0.886 (umbral p<0.05, n=6). *Fuente: elaboración propia.*

Figura E4. Diagrama de partición de varianza del caudal medio anual (Dataset A).



Nota: El círculo azul representa la varianza explicada por las métricas del paisaje; el rojo, la varianza explicada por el clima. Los porcentajes indican las fracciones exclusivas, compartida y residual. *Fuente: elaboración propia.*

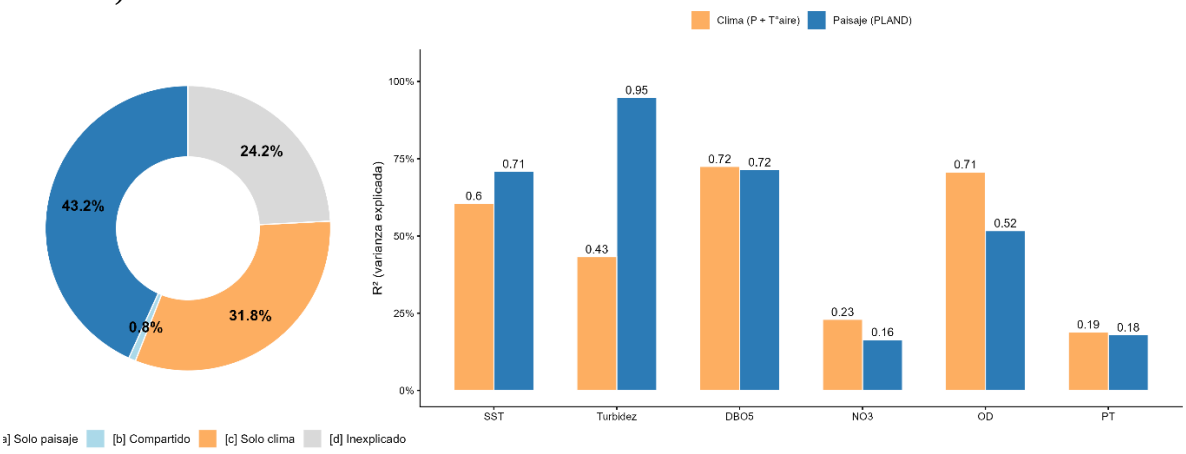
Figura E5. Biplot del Análisis de Redundancia (RDA) del conjunto de variables de calidad del agua en función de las métricas del paisaje (Dataset B)



Nota: Los vectores verdes representan las métricas del paisaje; los rojos, las variables de calidad. *Fuente: elaboración propia.*

Apéndice F

Figura F1. Partición de varianza del caudal y R^2 marginales de variables de calidad del agua (Modelo B).



Nota: Panel izquierdo: diagrama de dona con las cuatro fracciones de varianza del caudal. Panel derecho: barras dobles por variable de calidad del agua mostrando R^2_paisaje (barra azul, modelo Y ~ PLAND) y R^2_clima (barra naranja, modelo Y ~ Precipitación + T°aire). *Fuente: elaboración propia.*