



UNIVERSIDAD  
**NACIONAL**  
DE COLOMBIA

# **Efecto de los cambios de la cobertura de la tierra en la recarga potencial directa en el Acuífero Libre del Valle de Aburrá.**

**Brayan Andrés Arenas González**

Universidad Nacional de Colombia  
Facultad de Minas, Departamento de Geociencias y Medio Ambiente  
Medellín, Colombia  
2024



# **Efecto de los cambios de la cobertura de la tierra en la recarga potencial directa en el Acuífero Libre del Valle de Aburrá.**

**Brayan Andrés Arenas González**

Tesis o trabajo de investigación presentada(o) como requisito parcial para optar al título  
de:

**Magíster en Ingeniería - Recursos Hidráulicos**

Directora:

MSc, Carolina Ortiz Pimienta

Asesora:

PhD, Teresita Betancur Vargas

Línea de Investigación:

Aguas subterráneas e hidrogeología

Universidad Nacional de Colombia

Facultad de Minas, Departamento de Geociencias y Medio Ambiente

Medellín, Colombia

2024



*A mi familia*

## **Agradecimientos**

Quiero agradecer especialmente a las profesoras Carolina y Teresita por acompañarme a lo largo de este proceso y durante muchos años de mi formación académica y profesión, su guía experta fue fundamental para el desarrollo de esta tesis. A todos los compañeros del grupo de investigación GIGA de la Universidad de Antioquía por todos sus comentarios y sugerencias. A mis familiares y amigos que siempre me han brindado sus apoyo y motivación.

## Resumen

### **Efecto de los cambios de la cobertura de la tierra en la recarga potencial directa en el Acuífero Libre del Valle de Aburrá**

Es de gran importancia entender los efectos que tienen los cambios en la cobertura de la tierra en la recarga potencial directa (RPD), especialmente en zonas en las que se presenta crecimiento urbano acelerado y presiones por los cambios de las coberturas de la tierra. En este estudio se analizaron los efectos de los cambios de la cobertura de la tierra en la RPD del Acuífero Libre del Valle de Aburrá, un acuífero ubicado en un entorno urbano, con importantes intervenciones antrópicas y rápido crecimiento urbano, localizado la región andina de Colombia. Para representar los cambios de la cobertura de la tierra se generaron mapas de coberturas a partir de la clasificación de imágenes satelitales mediante el algoritmo Random Forest, se definieron cuatro (4) escenarios correspondientes a los años 1990, 2000, 2010 y 2020, el modelo de clasificación fue meticulosamente calibrado y validado, logrando coeficientes de kappa superiores a 0.87 en todos los escenarios. Se evaluaron los efectos de los cambios de la cobertura de la tierra en la RPD mediante el balance de humedad del suelo, implementando el modelo SWB 2.0 en los cuatro (4) escenarios de la cobertura de la tierra predefinidos, con un periodo de modelación hidrológico de 1990 a 2020 y un paso de tiempo diario. El modelo fue adecuadamente parametrizado y validado, sometiéndose a un análisis de sensibilidad para asegurar la fiabilidad de las estimaciones. Los resultados muestran una RPD promedio de 78.2 Hm<sup>3</sup>/año para el escenario de 1990, en cambio, para el escenario de 2020 se estima una RPD de 68.7 Hm<sup>3</sup>/año, reflejando así una disminución de 9.5 Hm<sup>3</sup>/año, equivalente al 12% de la RPD del escenario de 1990. La disminución de la RPD se atribuye principalmente al aumento de los territorios artificializados y la disminución de las coberturas vegetales en la zona de estudio, estos cambios de cobertura favorecen la escorrentía superficial y disminuyen la RPD de la zona de estudio.

**Palabras clave:** Recarga directa, modelación, clasificación de imágenes satelitales, coberturas de la tierra, acuífero libre, SWB 2.0.

## Abstract

### **Effect of land cover changes on potential direct recharge in the Aburrá Valley unconfined Aquifer.**

Understand the effects that changes in land cover have on Direct Potential Recharge (DPR) is of great importance, especially in areas where accelerated urban growth and pressures from land cover changes occur. In this study, the effects of land cover changes on the DPR of the Aburrá Valley unconfined Aquifer were analyzed, it is located in an urban environment, with important anthropogenic interventions and rapid urban growth, located in the Andean region of Colombia. To represent the changes in land cover, coverage maps were generated from the classification of satellite images using the Random Forest algorithm, four (4) scenarios were defined corresponding to the years 1990, 2000, 2010 and 2020. The classification model was meticulously calibrated and validated, achieving kappa coefficients greater than 0.87 in all scenarios. The effects of land cover changes on the RPD were evaluated through soil moisture balance, implementing the SWB 2.0 model in the four (4) predefined land cover scenarios, with a hydrological modeling period from 1990 to 2020 and a daily time step. The model was adequately parameterized and validated, a sensitivity analysis was also carried out to ensure the reliability of the estimates. The results show an average DPR of 78.2 Hm<sup>3</sup>/year for the 1990 scenario, however, for the 2020 scenario a DPR of 68.7 Hm<sup>3</sup>/year is estimated, thus reflecting a decrease of 9.5 Hm<sup>3</sup>/year, equivalent to 12% of the DPR of the 1990 scenario. The decrease in the DPR is mainly attributed to the increase in artificialized territories and the decrease in vegetation cover in the study area. These changes favor surface runoff and reduce the DPR of the study area. study

**Keywords: Groundwater recharge, hydrologic modeling, satellite image classification, LULC.**







# Contenido

	Pág.
<b>1</b>	<b>Introducción ..... 1</b>
<b>2</b>	<b>Marco teórico y estado del arte ..... 6</b>
2.1	Métodos de estimación de la recarga ..... 7
2.2	Efectos de los cambios de la cobertura de la tierra en la recarga ..... 8
2.3	Clasificación de imágenes satelitales ..... 11
<b>3</b>	<b>Materiales y métodos ..... 14</b>
3.1	Zona de estudio y contexto hidrogeológico ..... 14
3.2	Metodología ..... 18
3.2.1	Objetivo 1: Definir a partir del procesamiento de sensores remotos e información secundaria los cambios en las coberturas de la tierra en la zona de estudio 19
3.2.1.1	Fase 1, recolección de información ..... 21
3.2.1.2	Fase 2, generación del compuesto de la imagen ..... 22
3.2.1.3	Fase 3, clasificación de coberturas ..... 23
3.2.2	Objetivo 2: Conceptualizar y estimar la recarga potencial directa por un modelo hidrológico en mínimo tres (3) escenarios asociados al cambio de las coberturas de la tierra 26
3.2.2.1	Selección del modelo para calcular la RPD ..... 28
3.2.2.2	Datos de entrada ..... 34
3.2.2.3	Parametrización: ..... 43
3.2.2.4	Análisis de sensibilidad ..... 43
3.2.2.5	Validación ..... 44
3.2.3	Objetivo 3: Analizar a partir de los resultados las implicaciones del cambio de la cobertura de la tierra en la recarga potencial directa ..... 46
<b>4</b>	<b>Resultados ..... 46</b>
4.1	Coberturas de la tierra ..... 46
4.1.1	Fase 1, recolección de información ..... 46
4.1.2	Fase 2, generación del compuesto de la imagen ..... 48
4.1.3	Clasificación de imágenes ..... 50
4.1.4	Calibración ..... 51
4.1.5	Validación ..... 54
4.1.6	Análisis de resultados ..... 58
4.2	Modelo hidrológico ..... 65
4.2.1	Configuración del modelo ..... 65
4.2.2	Datos de entrada ..... 66
4.2.2.1	Datos hidrometeorológicos ..... 66

XII Efecto de los cambios de la cobertura de la tierra en la recarga potencial directa en el Acuífero Libre del Valle de Aburrá.

---

4.2.3	Parametrización .....	70
4.2.4	Resultados .....	71
4.2.4.1	Resultados escenario base.....	71
4.2.4.2	Efectos de los cambios de la cobertura de la tierra en la RPD .....	77
4.2.5	Análisis de sensibilidad .....	86
4.2.6	Validación.....	89
4.2.6.1	Balance hidrológico de largo plazo.....	89
4.2.6.2	Análisis de niveles piezométricos.....	93
<b>5</b>	<b>Conclusiones y trabajo futuro .....</b>	<b>101</b>
<b>6</b>	<b>Bibliografía .....</b>	<b>105</b>

## Lista de figuras

	<b>Pág.</b>
Figura 1. Ubicación de la zona de estudio. ....	15
Figura 2. Hidrogeología de la zona de estudio .....	17
Figura 3. Zonas de análisis del acuífero libre del Valle de Aburrá .....	18
Figura 4. Metodología general.....	19
Figura 5. Metodología para alcanzar el primer objetivo específico.....	21
Figura 6. Proceso para generar compuesto de imágenes satelital de LandSat. ....	22
Figura 7. Ejemplo de matriz de confusión. Tomada de (Yacouby & Axman, 2020).....	25
Figura 8. Metodología para alcanzar el segundo objetivo específico .....	27
Figura 9. Esquema de representación del volumen de control Suelo – Planta, celda a celda en el dominio del del modelo SWB y los elementos del balance de humedad en el suelo que intervienen para la estimación de la recarga potencial directa y la evapotranspiración real. Tomado de (Bastidas, 2019).....	30
Figura 10. Estaciones del IDEAM utilizadas para la generación de superficies de precipitación y temperatura. ....	37
Figura 11. Distribución espacial de las propiedades de los suelos, a) grupo hidrológico en el escenario de 2020, b) capacidad de campo.....	41
Figura 12. Direcciones de flujo en la zona de estudio.....	42
Figura 13. Ilustración del funcionamiento de las direcciones de flujo para la metodología empleada. Tomada de (Siqueira et al., 2016).....	42
Figura 14. Ejemplo de eliminación de píxeles con nubes o sombras. ....	49
Figura 15. Relación entre las distintas bandas analizadas y las clases a clasificar.....	51
Figura 16. Gráficas utilizadas para la calibración del modelo Random Forest, para la clasificación de imágenes satelitales del escenario 1990 .....	54
Figura 17. Matrices de confusión de los modelos de clasificación para los cuatro (4) escenarios.....	55
Figura 18. Imágenes de la cobertura de la tierra en los cuatro (4) escenarios.....	60
Figura 19. Aumento del área impermeable entre los años 1990 y 2020. ....	62
Figura 20. Diagramas de Sankey para la representación de los cambios de la cobertura de la tierra en los distintos escenarios para las zonas de análisis .....	64
Figura 21. Ciclo anual de la precipitación de las estaciones del IDEAM. ....	66
Figura 22. Distribución espacial de la precipitación. ....	67
Figura 23. Ciclo anual de la temperatura máxima de las estaciones del IDEAM.....	68
Figura 24. Ciclo anual de la temperatura mínima de las estaciones del IDEAM .....	68
Figura 25. Anomalías de temperatura máxima y mínima ponderadas en la zona de estudio. ....	69

#### XIV Efecto de los cambios de la cobertura de la tierra en la recarga potencial directa en el Acuífero Libre del Valle de Aburrá.

---

Figura 26. Distribución espacial de la temperatura en la zona de estudio, a) Temperatura máxima, b) Temperatura mínima .....	70
Figura 27. Distribución espacial de la RPD en la zona de estudio para el escenario base. ....	72
Figura 28. Serie mensual de la RPD del escenarios base discretizada en las distintas fases del ENSO para los 30 años modelados, en la zona de recarga directa.....	73
Figura 29. Serie anual de la RPD del escenario base para los 30 años modelados, en la zona de recarga directa .....	73
Figura 30. Ciclo anual de la RPD espacialmente distribuido. ....	76
Figura 31. Ciclo anual de la RPD y su relación con el ENSO.....	77
Figura 32. Distribución espacial de la RPD promedio anual de en los cuatro (4) escenarios modelos.....	78
Figura 33. Serie anual de RPD en la zona de recarga directa en los cuatro (4) escenarios modelados .....	80
Figura 34. Diferencia en la RPD anual en la zona de recarga directa respecto al escenario de 1990.....	80
Figura 35. Cambios porcentuales en los territorios artificializados y en la RPD para las zonas de análisis de la zona de recarga directa del Acuífero libre del Valle de Aburrá. ..	81
Figura 36. Cambios porcentuales en los territorios artificializados y en la RPD para la Cuenca y la zona de recarga directa e indirecta del Acuífero Libre del Valle de Aburrá. .	82
Figura 37. Comportamiento de las principales variables del modelo en los distintos escenarios en la zona de recarga directa del acuífero. ....	84
Figura 38. Distribución espacial de las diferencias en la RPD entre el escenario de 1990 y 2020.....	85
Figura 39. Diagramas de cajas del análisis de sensibilidad para la cuenca (a) y la zona de recarga directa (b).....	88
Figura 40. Estaciones de caudal del IDEAM utilizadas para la validación del balance hidrológico de largo plazo. ....	91
Figura 41. Validación cruzada entre los caudales medidos y estimados en las estaciones con información disponible.....	92
Figura 42. Distribución espacial de los residuales de los caudales medidos y estimados mediante el balance hidrológico de largo plazo.....	93
Figura 43. Distribución espacial de las tendencias en los niveles piezométricos en la zona de estudio. ....	96
Figura 44. Correlaciones con rezagos entre la piezometría y la precipitación acumulada a la (a) y RPD acumulada (b).....	99
Figura 45. Distribución espacial de los coeficientes de correlación, a) entre la piezometría y la precipitación acumulada de 60 días antes de la medición, b) entre la piezometría y la RPD acumulada 60 días antes de la medición.....	100
Figura 46. Coherencia del ciclo anual en el punto de monitoreo Me_A_056, entre los niveles piezométricos y la precipitación a la izquierda, entre los niveles piezométricos y la RPD a la derecha .....	100

---

Figura 47. Coeficientes de correlación para los niveles piezométricos en el punto Me_A_056 con niveles días de precipitación acumulada a la izquierda y de RPD acumulada a la derecha. ....	100
Figura 48. Ciclo anual de la precipitación espacialmente distribuido. ....	115
Figura 49. Ciclo anual de la temperatura máxima espacialmente distribuido. ....	116
Figura 50. Ciclo anual de la temperatura mínima espacialmente distribuido.....	116
Figura 51. Curvas de calibración para el algoritmo de clasificación.....	120

## Lista de tablas

Pág.

Tabla 1. Estaciones de precipitación del IDEAM utilizadas para generar las superficies de precipitación.....	35
Tabla 2. Estaciones de temperatura máxima y mínima del IDEAM utilizadas para generar las superficies de temperatura. ....	36
Tabla 3. Categorías texturales de los suelos con su respectivo Grupo Hidrológico. (Tomado de (Bastidas, 2019) donde fue adaptada de (Bradbury & Dripps, 2000).....	39
Tabla 4. Propiedades de los suelos para cada unidad en la zona de estudio.....	40
Tabla 5. Distintos enfoques para la validación de modelos. Tomada de (Sargemt, 2015) .....	45
Tabla 6. Resumen de la información cartográfica recopilada de coberturas de la tierra en la zona e estudio.....	47
Tabla 7. Descripción de las bandas del satélite Landsat 5 .....	48
Tabla 8. Descripción de las bandas del satélite Landsat 8 .....	48
Tabla 9. Fecha de imágenes satelitales usadas para la clasificación de coberturas. ....	49
Tabla 10. métricas de evaluación de los modelos de clasificación para los 4 escenarios. ....	56
Tabla 11. Comparación entre las coberturas obtenidas por el modelo de clasificación para el escenario de 2020 y las coberturas corine land cover del año 2018.....	57
Tabla 12. Resumen de los cambios de cobertura en los distintos escenarios por zonas de análisis.....	59
Tabla 13. Configuración del modelo SWB para la cuenca del Valle de Aburrá.....	65
Tabla 14. Parametrización de las variables asociadas a las coberturas de los suelos por grupo hidrológico .....	71
Tabla 15. Resumen de la RPD en las fases del ENSO por zonas en mm/año y Hm <sup>3</sup> /año	74
Tabla 16. Resumen de diferencias de la RPD en los escenarios por zonas respecto a la fase neutra del ENSO en mm/año y Hm <sup>3</sup> /año.....	75
Tabla 17. Diferencias porcentuales por zona respecto a la fase neutral del ENSO .....	75
Tabla 18. Resumen de la RPD en los escenarios por zonas en mm/año y Hm <sup>3</sup> /año.....	79
Tabla 19. Resumen de diferencias de la RPD en los escenarios por zonas respecto al escenario de 1990 en mm/año y Hm <sup>3</sup> /año.....	79
Tabla 20. Cambios porcentuales en la RPD en los escenarios por zonas respecto al escenario de 1990 .....	79



---

Tabla 21. Valores mínimos de las variables de entrada de las coberturas de la tierra utilizados para el análisis de sensibilidad. ....	86
Tabla 22. Valores máximos de las variables de entrada de las coberturas de la tierra utilizados para el análisis de sensibilidad. ....	87
Tabla 23. Valores máximos y mínimos de la capacidad de campo utilizados en el análisis de sensibilidad.....	87
Tabla 24. Coeficientes de variación por variable de entrada y por zona como resultado del análisis de sensibilidad.....	89
Tabla 25. Caudales estimados y medidos para las estaciones del IDEAM con información disponible .....	92
Tabla 26. Resumen de las tendencias en los niveles piezométricos medidos en los puntos de agua de la red de monitoreo RedRio .....	95



# 1 Introducción

El agotamiento y la contaminación de las aguas subterráneas, es una preocupación mundial en materia de sostenibilidad. El cambio climático, marcado por extremos hidrológicos más frecuentes e intensos, plantea amenazas a la recarga de agua subterránea y amplifica el uso de esta. Además, el desarrollo humano generalizado, la sobre explotación y la contaminación de los acuíferos, pone en riesgo inmediato la disponibilidad de las aguas subterráneas (Lall et al., 2020). En este contexto, el estudio de la recarga es fundamental para una mejor planificación y gestión a largo plazo del suministro de aguas subterráneas.

La recarga está relacionada directamente con la disponibilidad de aguas subterráneas y la renovación del recurso, además, en las zonas con altas tasas de recarga los contaminantes tienen mayor probabilidad de llegar al nivel piezométrico, por lo que estudiar la cantidad, tiempo y localización de la recarga es de gran relevancia para proponer medidas de manejo efectivas que permitan la protección y gestión del recurso hídrico subterráneo. A pesar de su importancia en los estudios hidrogeológicos, la recarga es uno (1) de los componentes menos conocidos del ciclo hidrológico, sobre todo porque es difícil de medir directamente y varía ampliamente en el espacio y en el tiempo (Al Atawneh et al., 2021; Healy & Cook, 2002)

La recarga depende de distintas variables, algunas de ellas son: la precipitación, la evapotranspiración, la topografía, la geología, la geomorfología, las características texturales de los suelos, y las coberturas de la tierra (Moeck et al., 2020). Una de las variables de mayor interés en la recarga es la cobertura de la tierra, estudios han demostrado que el impacto del cambio de estas en la recarga puede ser mucho mayor que el de la variabilidad climática, por lo tanto, la sensibilidad de la recarga ante esta variable sugiere que la recarga puede gestionarse mediante las coberturas de la tierra (Ghimire et al., 2021; Moeck et al., 2020; Scanlon et al., 2006) .

Los cambios en las coberturas de la tierra pueden alterar los procesos de recarga de distintas formas, por ejemplo, en coberturas de la tierra vegetales las plantas influyen los patrones de evapotranspiración y sus raíces pueden alterar las propiedades físicas del suelo creando canales de flujo que pueden favorecer la infiltración, a su vez, la profundidad de las raíces de las plantas incide en la eficiencia con la que las raíces extraen agua del suelo (Cheng et al., 2017). Por otro lado, la urbanización implica la construcción de canales y obras que modifican el flujo de las aguas superficiales, alterando los procesos de interacción con las aguas subterráneas. La urbanización también aumenta las superficies impermeables, lo que lleva a la reducción de la infiltración y al aumento de la escorrentía, las redes de acueducto y alcantarillado aumentan las tasas de recarga debido a las fugas (D. Lerner, 2002; Minnig et al., 2018).

Este estudio se centra en la recarga potencial directa, se diferencia de la recarga real por el método de medición, mientras que la recarga real se estima por medio de métodos directos como el análisis de niveles freáticos (WTF), garantizando que la recarga ha llegado a la zona saturada, la recarga potencial directa se estima generalmente por medio de modelos hidrológicos como balances de humedad en el suelo, se denomina potencial, ya que, al no considerar la zona saturada, el flujo estimado como recarga puede o no alcanzar el nivel freático (Bastidas, 2019).

Los efectos de los cambios de las coberturas de la tierra en la recarga potencial directa pueden ser diversos, favoreciendo o disminuyendo la recarga, en muchos casos un mismo cambio en la cobertura de la tierra puede tener efectos contrarios en la recarga (Mensah et al., 2022). Teniendo en cuenta lo anterior, es necesario realizar investigaciones en zonas específicas que permitan estudiar los efectos de los cambios de las coberturas de la tierra

en la recarga potencial directa, evaluando los cambios en los volúmenes de recarga que ingresan al acuífero, particularmente en lugares que experimentan una rápida urbanización y presiones por los cambios de las coberturas de la tierra, contribuyendo en la toma de decisiones informadas respecto a los cambios de las coberturas de la tierra y como impactan al recurso hídrico subterráneo.

En la elección del acuífero de estudio se consideraron varios criterios fundamentales. primero, debía encontrarse en una región caracterizada por cambios notables en la cobertura del suelo, especialmente en términos de urbanización, con el fin de poder observar de manera efectiva las variaciones en la recarga. Además, se buscó que la zona seleccionada contara con la importancia estratégica del agua subterránea como recurso. Asimismo, era necesario que la cuenca estuviera suficientemente instrumentada para garantizar la obtención de resultados robustos y validados.

Con base en los criterios mencionados, el acuífero Libre del Valle de Aburrá fue seleccionado como el foco de estudio para la presente investigación. Ubicado en la zona andina de Colombia, en el centro del departamento de Antioquia, este acuífero presenta una importancia estratégica, respaldando diversas actividades económicas en la región. Además, se vislumbra como una potencial fuente de abastecimiento en caso de desabastecimiento en las fuentes superficiales de agua en el futuro, particularmente para atender contingencias o abastecer, temporalmente, sectores específicos. Asimismo, desempeña un papel crucial al aportar el caudal base que sustenta la sostenibilidad de los ecosistemas acuáticos de la zona (UdeA & AMVA, 2018).

En el Valle de Aburrá, el rápido y no planificado crecimiento urbano podría representar una amenaza para la disponibilidad de agua subterránea. En 1948, el área urbana del Valle de Aburrá ocupaba solo el 4% de la zona de recarga directa del acuífero libre, cifra que aumentó al 60% para el año 2007 (UdeA & AMVA, 2018). Además, la cuenca cuenta con una red de monitoreo de aguas subterráneas (RedRio), el Sistema de Alerta Temprana del Valle de Aburrá (SIATA), y las estaciones de monitoreo hidrológico del Instituto de Hidrología, Meteorología y Estudios Ambientales (IDEAM), proporcionando así información suficiente para llevar a cabo la investigación.

Aunque en el Valle de Aburrá se han tenido cambios significativos en la cobertura de la tierra, no se cuenta con estimaciones confiables que permitan evaluar los efectos de cambios de la cobertura de la tierra en la recarga potencial directa. Por otro lado, en esta zona se proyecta un aumento de la demanda del recurso hídrico, principalmente debido al aumento de la población, la cual para el año 2018 era de 3'726.219 habitantes, representando un aumento de 68% respecto a la población de 1985, las proyecciones indican un aumento poblacional de 18% para el 2030 respecto a la población de 2018 (Horbath, 2016). El aumento de la población en la zona de estudio conllevaría, si no se toman medidas adecuadas, al incremento de áreas impermeables y presiones sobre el uso del suelo, esto, a su vez, modificará aún más los procesos de recarga del acuífero.

Un 76% del agua consumida en la cuenca del río Aburrá es importada de cuencas vecinas, la demanda restante es suministrada por fuentes subterráneas y fuentes superficiales de la propia cuenca (UPB & AMVA, 2015). Además de la demanda actual de aguas subterráneas en la zona de estudios, se proyectan perspectivas de uso como fuente alterna o complementaría de agua para el abastecimiento (UdeA & AMVA, 2018). Lo anterior hace pertinente plantear la siguiente pregunta de investigación: ¿Cuál es el efecto en la recarga potencial directa de los cambios de las coberturas de la tierra en el Acuífero Libre de Valle de Aburrá?

Teniendo en cuenta la pregunta de investigación planteada se tiene como objetivo general en este trabajo estudiar la respuesta en la recarga potencial directa ante los cambios de la cobertura de la tierra en el Acuífero Libre del Valle de Aburrá, para el periodo comprendido entre los años 1990 y 2020, el periodo es el mismo para el escenario de cambios de la cobertura y para la modelación hidrológica. Para alcanzar este objetivo se establecen tres (3) objetivos específicos, el primero es definir a partir del procesamiento de sensores remotos e información secundaria los cambios en las coberturas de la tierra en la zona de estudio, el segundo, conceptualizar y estimar la recarga potencial directa por un modelo hidrológico en cuatro (4) escenarios asociados al cambio de las coberturas de la tierra, por último, analizar, a partir de los resultados, las implicaciones del cambio de la cobertura de la tierra en la recarga potencial directa en el Acuífero Libre del Valle de Aburrá. Los objetivos de esta tesis se sintetizan en la producción de cuatro (4) mapas de cobertura terrestre para el Valle de Aburrá, correspondientes a los años 1990, 2000, 2010 y 2020, con una resolución de píxel de 30x30 metros, también se obtiene la estimación espacio

temporal de la recarga potencial directa de agua subterránea para estos periodos, con una resolución de pixel de 120x120 metros, un paso de modelación diario y un dominio temporal entre los años 1900 y 2020. Los resultados permitieron el análisis de los efectos de los cambios de cobertura en la recarga para la zona de estudio.

A continuación, se describe el contenido de este documento, en el capítulo 1, se presenta la introducción, en el capítulo 2, se presenta el marco teórico y estado del arte, en el capítulo 3, se presenta los materiales y métodos, se describe la zona de estudio y el contexto hidrogeológico, también, se presenta la metodología empleada para alcanzar los objetivos específicos, incluyendo la información utilizada y el procesamiento de la información necesaria para la implementación del modelo. En el capítulo 4 se presentan los resultados, primero del modelo de clasificación de imágenes satelitales que permite la generación de los escenarios de los cambios de las coberturas de la tierra, después se muestran los resultados del modelo hidrológico para la estimación de la RPD en los escenarios de cambios de la cobertura de la tierra. Por último, en el capítulo 5 se presentan las conclusiones y el trabajo futuro.

## 2 Marco teórico y estado del arte

Es importante comprender la recarga como un componente fundamental dentro del ciclo hidrológico, entendiendo el ciclo hidrológico como el movimiento continuo del agua en el sistema terrestre que conecta los reservorios atmosférico, superficial y subterráneo, incluyendo la biosfera. La recarga mediante flujos de agua permite conformar la zona saturada de las unidades hidrogeológicas, añadiendo almacenamiento a los reservorios subterráneos. El agua también puede regresar a la superficie mediante flujos subsuperficiales y subterráneos, formando el flujo base que constituye un factor importante para el sostenimiento de muchos ecosistemas acuáticos y terrestres (Betancur et al., 2016)

La recarga puede darse de forma difusa o concentrada, también puede ocurrir de forma natural o artificial; la recarga difusa es la que se da sobre grandes áreas como respuesta a la infiltración, la recarga concentrada se da por el movimiento del agua de cuerpos de aguas superficiales como ríos, canales, lagos o un acuífero adyacente (Healy, 2010). La recarga puede darse naturalmente por la precipitación, las aguas superficiales, o por medio de la transferencia desde otras unidades hidrogeológicas, pero también puede darse de manera artificial como resultado del riego, las fugas de redes de acueducto o alcantarillado, infiltraciones de embalses o depósitos (Vélez et al., 2005). Los mecanismos de recarga más importantes varían dependiendo de la región, generalmente la recarga difusa domina en regiones húmedas y la recarga concentrada en regiones áridas (Healy, 2010; D. N. Lerner, 1990). En zonas urbanas la recarga artificial puede representar magnitudes importantes en comparación con la recarga natural (Wakode et al., 2018).

La recarga también puede darse por flujos regionales que circulan a través de medios porosos o rocas fracturadas, que pueden llegar a los acuíferos por medio de flujos laterales, los modelos conceptuales son fundamentales para identificar este tipo de



recarga, combinados con técnicas hidrogeoquímicas e isotópicas, (Betancur-Vargas et al., 2017). Aunque la recarga por flujos regionales es importante, los procesos clave de la recarga en estos sistemas son difíciles de evaluar y las tasas de recarga absoluta rara vez son informadas (Bresciani et al., 2018).

De los mecanismos de recarga descritos anteriormente, los flujos verticales provenientes de la infiltración desde la superficie suelen ser los más importantes, principalmente en acuíferos libres, este tipo de recarga se denomina recarga directa o por precipitación (Bastidas, 2019; Vélez et al., 2005) y es el tipo de recarga en la cual se centra esta investigación.

A continuación, se realiza una descripción de los métodos existentes para la estimación de la recarga, también, se presenta una descripción de los efectos de los cambios de la cobertura de la tierra en la RPD.

## **2.1 Métodos de estimación de la recarga**

A escala de cuenca la recarga no puede ser medida fácilmente de forma experimental, mediciones directas de la recarga pueden realizarse mediante lisímetros, pero estas se realizan sólo en escalas pequeñas, midiendo la evapotranspiración, la humedad del suelo y la filtración a través de la zona no saturada (Goss et al., 2010). La recarga también puede ser estimada mediante métodos estadísticos como WTF (Water Table Fluctation), métodos de balance hídrico, de trazadores químicos e isotópicos y relaciones empíricas. No (1) de los métodos más usados actualmente es el basado en balances de humedad en el suelo, ya que estima la recarga potencial directa, además permite evaluar los efectos en la RPD que tienen las variables como coberturas de la tierra, usos del suelo, precipitación y evapotranspiración (Bastidas, 2019).

Los modelos de balance de humedad en el suelo pueden subdividirse en modelos de aproximación matemática tipo tanques (o reservorios) y modelos de base física (Xie et al., 2018). Los modelos de tanques o reservorios simplifican el medio en celdas verticales donde se almacena o se descarga agua por flujos de entrada (precipitación), salida

(evapotranspiración) y exceso en la capacidad de almacenamiento (recarga) (Bastidas, 2019). Existen distintas variantes de estos modelos dependiendo de la conceptualización del sistema y los métodos utilizados para estimar la evapotranspiración (Xie et al., 2018; Dripps & Bradbury, 2007; S. M. Westenbroek et al., 2010). Por otro lado, los modelos físicamente basados solucionan la ecuación de Richards para obtener la distribución espacial del contenido de humedad en el suelo (Chen et al., 2014; Turkeltaub et al., 2015). Los modelos físicamente basados son más demandantes computacionalmente y la dificultad para alcanzar convergencia numérica restringe su uso a escalas locales (Xie et al., 2018).

## **2.2 Efectos de los cambios de la cobertura de la tierra en la recarga**

Comprender el impacto de las alteraciones en la cobertura de la tierra en el ciclo hidrológico resulta esencial para la gestión eficaz de los recursos hídricos. Se ha incrementado el conocimiento sobre las interrelaciones entre los cambios en las coberturas del suelo y los componentes atmosféricos y superficiales. (Clerici et al., 2019; D. A. Patiño, 2018; Posada-Marín & Salazar, 2022), varios investigadores han encontrado que la urbanización tiene impacto en variables hidrológicas como la escorrentía, los caudales, la infiltración, la interceptación y la evapotranspiración (Beegam & Arulraj, 2018), sin embargo, se ha observado que los efectos son menos conocidos en el componente subterráneo, especialmente en la recarga potencial directa.

Las coberturas del suelo pueden ejercer un impacto significativo en los procesos de recarga potencial directa. En áreas con cobertura vegetal, la naturaleza y densidad de la vegetación juegan un papel crucial en la modulación de los patrones de evapotranspiración. Es común observar que en zonas con cobertura vegetal, las tasas de evapotranspiración tienden a ser más elevadas, lo que implica una menor disponibilidad de agua para la recarga en comparación con áreas similares sin cobertura vegetal (Kovačič et al., 2020). Por otro lado, la profundidad de las raíces puede influenciar la eficiencia con la que las plantas extraen agua del suelo, los efectos biológicos (por ejemplo, lombrices de tierra y canales de raíces) pueden mejorar la capacidad de infiltración en la capa superficial del suelo (Cheng et al., 2017).

En coberturas de la tierra agrícolas la labranza puede generar efectos opuestos en la recarga, por un lado, puede romper costras superficiales favoreciendo la infiltración, por otro, puede destruir canales de flujo preferenciales disminuyendo el potencial de infiltración. Los sistemas de riego alteran el balance hídrico y pueden causar problemas de calidad y cantidad en las aguas subterráneas (Scanlon et al., 2007). Se ha demostrado que cambios de pastizales a cultivos agrícolas generan cambios en la recarga de aguas subterráneas (Scanlon et al., 2005).

En ambientes urbanos Minnig et al., (2018) y Wakode et al., (2018) mostraron que las tasas de recarga provenientes de fugas de sistemas de acueducto y alcantarillado pueden ser considerablemente más altas que la recarga natural, lo anterior puede generar problemas de contaminación, ya que las fugas de los alcantarillados modifican la calidad de las aguas subterráneas (D. N. Lerner, 1990; Wakode et al., 2018; Yang et al., 1999). También, la urbanización altera los procesos de recarga, aumentando la impermeabilización, lo que reduce la recarga directa por precipitación y redirecciona la escorrentía, por lo tanto, cambia la recarga de una fuente difusa a una fuente de recarga concentrada (D. Lerner, 2002).

Uno de los principales problemas para la evaluación de los cambios de la cobertura de la tierra es que en algunos casos un mismo cambio de cobertura de la tierra puede tener resultados contradictorios, por ejemplo, Ouyang et al., (2019) encontraron que las plantaciones forestales pueden aumentar la recarga en ambientes húmedos subtropicales, discrepando de la mayoría de los estudios anteriores que sugieren la disminución de la recarga por este tipo de plantaciones (Mattos et al., 2019). Por su lado, Scanlon et al., (2007) evaluaron el impacto de la conversión de coberturas naturales a plantaciones agrícolas, mostraron que la conversión de coberturas forestales a pastos puede aumentar la recarga en uno (1) o dos (2) órdenes de magnitud, el efecto en la recarga depende si la plantación implementa o no sistema de riego.

La mayoría de los estudios concuerda con que el crecimiento urbano y la consecuente impermeabilización lleva a una disminución en la recarga potencial directa (Carrera-Hernández & Gaskin, 2008; Ghimire et al., 2021), sin embargo, los efectos netos en la

recarga pueden ser mínimos y pueden verse camuflados por otras fuentes de recarga; Carrera-Hernández & Gaskin, (2008) en México encontraron que la recarga disminuyó cerca del 20% debido al crecimiento urbano, pero la recarga de la cuenca entera sólo disminuyó un 1,5%, ya que la recarga en el acuífero estudiado se daba principalmente por flujos regionales.

Los efectos de los cambios de la cobertura de la tierra en la recarga también dependen de la escala de análisis, Siddik et al., (2022) encontraron que el impacto en la recarga a escala de cuenca es pequeño (2,6 mm/año), mientras que a escala local el impacto es mayor (17,1 mm/año) debido principalmente a la urbanización. Resultados similares fueron obtenidos por Carrera-Hernández & Gaskin, (2008) con disminución de la recarga en la llanura aluvial donde ocurre la mayor parte de la impermeabilización y con disminuciones poco significativas a escala de cuenca.

Las metodologías utilizadas para evaluar los cambios de la cobertura de la tierra en la recarga son variadas, se destaca el uso modelos hidrológicos como WetSpass, SWAT y SWB (Adhikari et al., 2020; Ghimire et al., 2021; Siddik et al., 2022). En acuíferos suficientemente instrumentados se han utilizado metodologías basadas en WTF (Barua et al., 2021; Mattos et al., 2019), sin embargo, este método puede tener gran incertidumbre debido a la falta de perforaciones e información espacialmente distribuida de las propiedades de los suelos y el acuífero que permita tener estimaciones confiable. Otros métodos utilizados para este fin son los balances de cloruros y métodos isotópicos (Barua et al., 2021; Huang et al., 2020), por su parte los lisímetros también han sido utilizados, pero son costosos y requieren mucho mantenimiento, además, el diámetro y la profundidad de los lisímetros pueden afectar las mediciones (Moeck et al., 2020). Dadas las limitaciones inherentes a diversas metodologías para lograr representatividad, se recomienda la complementariedad de mediciones de campo con otros enfoques, como el balance hídrico o modelos hidrológicos, esta estrategia busca reducir la incertidumbre asociada y mejorar la robustez de los resultados obtenidos.

Después de una revisión bibliográfica sistemática realizada por (Mensah et al., 2022) se concluye que los efectos en la recarga de los cambios de uso del suelo y coberturas de la

tierra varían, lo que indica la necesidad de realizar una investigación específica en cada sitio para comprender las consecuencias de los cambios de las coberturas de la tierra.

En Colombia se han realizado diversas investigaciones para el estudio de la recarga, utilizando diversidad de metodologías y en distintos niveles de detalle (Gómez-Moncada et al., 2022; Jaramillo-Llorente et al., 2021; Mariño-Martínez & Martínez-Sánchez, 2018; Oviedo Aleman, 2020; Patiño Rojas & Jaramillo, 2022; S. M. Patiño et al., 2021; Ríos Rivera, 2019; Vélez et al., 2005). Particularmente en el Valle de Aburrá se ha estudiado la recarga a partir de geoquímica e isótopos estables (Campillo et al., 2015), identificación de recarga y flujos regionales mediante análisis jerárquico (Escobar et al., 2017), identificación de flujos regionales (Betancur-Vargas et al., 2017), mapas isotópicos de precipitación (Ossa et al., 2021) y balances de agua (Bastidas et al., 2021). La recarga en el acuífero pseudokárstico de La Dunita de Medellín ha sido estudiada mediante la identificación de direcciones preferenciales de flujo (S. M. Patiño et al., 2021) y la estimación espaciotemporal de la recarga potencial directa (Patiño Rojas & Jaramillo, 2022). Se resalta que ninguno de los estudios anteriores ha evaluado cómo los cambios de las coberturas de la tierra pueden afectar la recarga potencial directa.

## **2.3 Clasificación de imágenes satelitales**

El conocimiento de los cambios de las coberturas y usos del suelo es esencial para diversidad de aplicaciones como el ordenamiento del territorio, evaluaciones ambientales, monitoreo de riesgo y desastres. Para poder identificar los cambios de la cobertura es de gran importancia genera mapas, principalmente en países en desarrollo en donde el crecimiento poblacional, económico e industrial intensifica los cambios en las coberturas y usos del suelo (Talukdar, Singha, Mahato, Pal, et al., 2020).

Existen diversas técnicas para mapear los cambios de las coberturas de la tierra, desde la cartografía terrestre tradicional hasta mapeos basados en imágenes satelitales. La generación de la cartografía con datos en campo es una forma directa de generar cartografía a varias escalas incorporando información con diferentes niveles de presión,

esta técnica para la generación de cartografía en áreas grandes requiere gran cantidad de dinero, tiempo y mano de obra (Shahfahad et al., 2019; Talukdar, Singha, Mahato, Pal, et al., 2020). Por otro lado, el mapeo basado en imágenes satelitales o sensores remotos es más costo eficiente, permite generar cartografía multitemporal en grandes áreas ahorrando tiempo (Hoffmann, 2005). Aunque anteriormente la cartografía generada mediante imágenes satelitales presentaba menor resolución espacial en comparación con la cartografía convencional, en los últimos años la tecnología de los sensores remotos ha mejorado, proporcionando datos en distintas escalas espaciales y temporales (Sicard et al., 2023).

Existen diversidad de sensores remotos con características espaciales, espectrales y temporales distintas, la selección de un tipo de sensor depende de la aplicación concreta que se desea realizar. A grandes rasgos los sensores pueden ser clasificados en pasivos o activos, los sensores pasivos simplemente absorben la energía electro-magnética irradiada por las coberturas terrestres, la energía captada es la reflejada por los rayos solares que constantemente es emitida por la superficie, un tipo de sensores de este tipo son los ópticos-eléctricos como los de los satélites Landsat, IKONOS, Rapideye y Galileo (Chuvienco, 1995; D. Patiño, 2018).

Los sensores activos se caracterizan por que tienen la capacidad de emitir un haz energético, que posteriormente se recoge tras su reflexión sobre la superficie de éstos, el más conocido es el radar radiométrico activo de micro-ondas, la mayor ventaja de estos sistemas es su flexibilidad, dado que tiene la capacidad de operar bajo cualquier condición atmosférica (D. Patiño, 2018). Sin embargo, para la generación de coberturas de la tierra son más ampliamente utilizados los sensores multiespectrales de tipo óptico, dada su capacidad para diferenciar distintos tipos de coberturas por su amplia gama de bandas espectrales (Ahmed & N, 2023; Chai & Li, 2023; Talukdar, Singha, Mahato, Pal, et al., 2020).

Para la clasificación de imágenes satelitales existen diversidad de técnicas, de las más comunes son las de *Machine Learning* y más reciente mente las de *Deep Learning* (Censi et al., 2021a). Las técnicas de *machine learning* pueden ser divididas en supervisadas y no supervisadas, entre las técnicas supervisadas más conocidas están Random Forest (RF),

Suport Vector Machine (SVM) y arboles de decisión. Por su lado, algunos algoritmos no supervisados son la clasificación de cluster k-means, propagación de afinidad y fuzzy c-means (Talukdar, Singha, Mahato, Pal, et al., 2020). Por otra parte, las técnicas de *Deep learning* están basadas en redes neuronales convolucionales (Yan et al., 2023).

Generalmente, la clasificación de imágenes satelitales puede ser dividida en dos (2) enfoques: basada en píxeles o basada en objetos. En la clasificación basada en píxeles, se trabajan los datos pixel por pixel, usando sólo la información espectral disponible en un solo pixel. En contraste, la clasificación basada en objetos, la información se trabaja en grupos de píxeles, considerando propiedades espaciales de cada píxel y relacionándola con otros (Wu et al., 2023). Aunque algunos estudios han mostrado mejor desempeño para los algoritmos de *machine learning* con el enfoque basado en objeto, otros muestran que no existe diferencias significativas entre los resultados de las dos (2) técnicas (Zerrouki & Bouchaffra, 2014)

Los algoritmos de clasificación tienen distintos niveles de precisión, sin embargo, las características del sensor y los datos de la imagen como la resolución espacial y temporal, el software y hardware de procesamiento, la calidad de los datos de entrenamiento y la zona a clasificar también determinan la calidad de la clasificación de las coberturas de la tierra (Talukdar, Singha, Mahato, Pal, et al., 2020).

Para la evaluación de los impactos de los cambios de la cobertura de la tierra en la recarga se han llevado a cabo investigaciones en las que los mapas de cobertura de la tierra son generados mediante la clasificación de imágenes satelitales. Un ejemplo de ellos es el trabajo realizado por Lamichhane & Shakya, (2019), mediante la clasificación de imágenes satelitales Landsat evaluaron los cambios de la cobertura de la tierra entre 2010 y 2018 en el Valle de Kathmandu en Nepal, obtuvieron coeficiente de kappa de 0,68, los resultados proyectan aumentos de un 6% del área impermeable cada década, disminuyendo la recarga en la zona de estudio.

Por su parte Siddik et al., (2022), también evaluaron los impactos de los cambios de la cobertura de la tierra en la recarga en el noroeste de Bangladesh, los cambios fueron

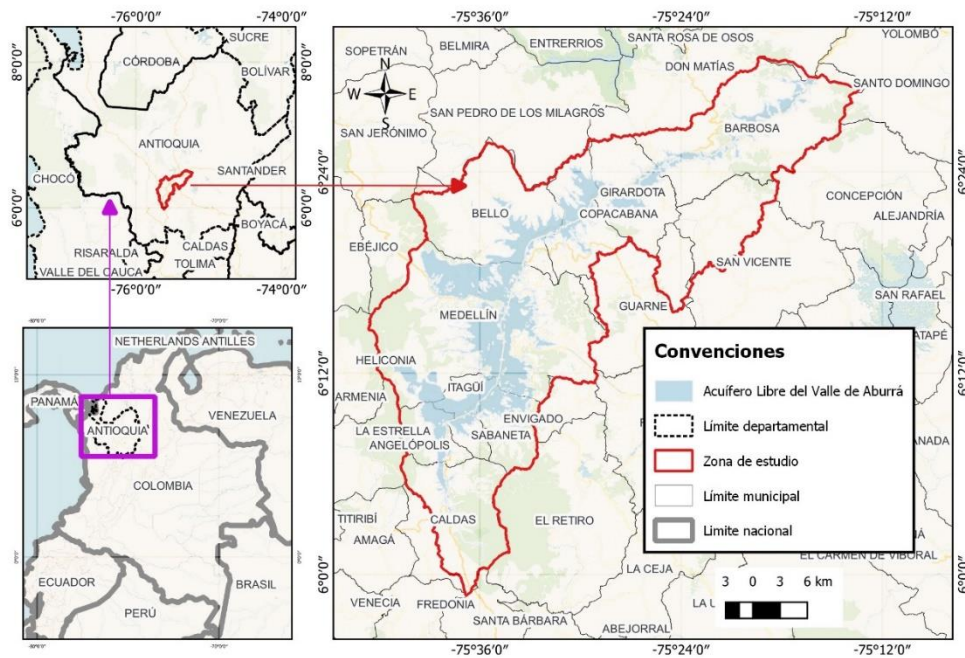
evaluados en un periodo entre 2006 y 2016, la información fue obtenida del satélite Landsat y se utilizó el algoritmo de clasificación de máxima verosimilitud, obtuvieron coeficientes de kappa entre 0,86 y 0,82. Los resultados mostraron un incremento del área impermeable construida de 80,3% y una disminución de 16,4% de las coberturas vegetales para el periodo de análisis. Respecto a la recarga se estimó una disminución a escala regional de 2,6mm/año comparando los años de 2016 y 2006.

## **3 Materiales y métodos**

### **3.1 Zona de estudio y contexto hidrogeológico**

La ubicación de la zona de estudio se muestra en la Figura 1, el Vallé de Aburrá se encuentra situado en la región andina de Colombia, en el centro del departamento de Antioquía. La región se caracteriza por un alto crecimiento de la zona urbana (AMVA & UPB, 2007), aumentando las superficies impermeables que dificultan la recarga potencial directa por precipitación. Además del aumento del área urbana que favorece la impermeabilización, otros cambios de coberturas de la tierra como las plantaciones forestales o las pérdidas de coberturas vegetales en la zona pueden afectar la RPD. En el año 2012, las coberturas vegetales naturales tan solo abarcaban el 30% del área metropolitana del Valle de Aburrá. Un ejemplo destacado es el municipio de Itagüí, donde las coberturas vegetales naturales representaban únicamente el 6% del área total del municipio. Por otro lado, en algunas zonas han aumentado las plantaciones forestales, los cambios se aprecian en el corregimiento de Santa Elena en el municipio de Medellín y en algunas zonas de los municipios de Bello y Caldas (AMVA & Universidad Nacional de Colombia, 2017).





**Figura 1. Ubicación de la zona de estudio.**

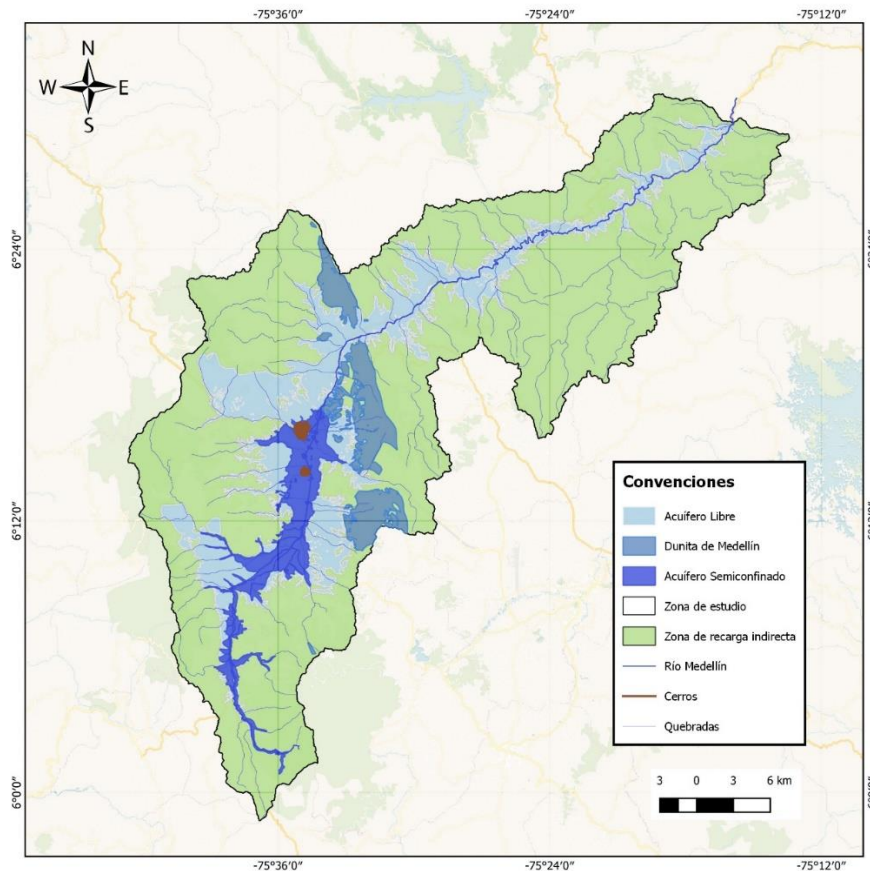
En la Figura 2 se muestra la cuenca del río Aburrá, la cual se utiliza como el área de estudio para los análisis hidrológicos, de esta cuenca hacen parte 12 municipios: Caldas, Itagüí, La Estrella, Sabaneta, Envigado, Medellín, Bello, Girardota, Copacabana, Barbosa, Don Matías y Guarne. La cuenca del río Aburrá está localizada sobre la cordillera Central, en el centro del departamento de Antioquia, en la región occidental de Colombia. La cuenca tiene una topografía irregular, con altitudes que oscilan entre los 1.300 y los 2.800 m.s.n.m., con pendientes de hasta 100% y está definida por el río Aburrá-Medellín, el cual nace en el Alto de San Miguel en el municipio de Caldas hasta que se une al río Grande en Puente Gabino donde cambia de nombre a río Porce. La cuenca tiene una forma alargada en dirección Noreste. El cauce principal (río Aburrá) tiene una longitud aproximada de 107,9 km y el área de la cuenca es de 1.207 km<sup>2</sup> (Ingeniería et al., 2015).

Dentro de la cuenca del río Aburrá se encuentra el sistema hidrogeológico del Valle de Aburrá, el cual está compuesto por tres (3) unidades acuíferas, como se puede observar en la Figura 2.

**El Acuífero libre de Valle de Aburrá:** Conformado por los depósitos aluviales del río Aburrá-Medellín y sus afluentes, y los depósitos de vertiente tanto de flujos de lodo y escombros. Texturalmente estos depósitos están constituidos por gravas, arenas y cantos en matriz areno-arcillosa gradando a arcillosa hacia la base, con presencia de lentes de grava y arcilla (UdeA & AMVA, 2018).

**El Acuífero semiconfinado del Valle de Aburrá:** Conformado por depósitos de origen aluvial, separados del Acuífero Libre por una capa sellante de carácter arcilloso. El acuífero semiconfinado estaría localizado en la parte central y sur del Valle, está conformado por gravas, arenas y cantos en matriz arcillo-arenosa con pequeños lentes de arena y/o arcilla; aún no se tiene suficiente información para modelar con certeza la geometría de esta unidad, pero se sabe que subyace la unidad del acuífero libre (UdeA & AMVA, 2018).

**Acuífero de la Dunita de Medellín:** El grado de fracturamiento de esta unidad litológica sumado a la aparente condición de pseudokarst que se registra en algunos sectores y varios datos de caudal reportados en afloramientos y obras de control geotécnico, indican que en la Dunita de Medellín podría estar almacenando un importante volumen de agua subterránea utilizable con fines de abastecimiento en algunos sectores del área urbana o rural de los municipios de Bello, Medellín o Envigado. Las bondades de la Dunita de Medellín, como formación acuífera han sido probadas (Patiño Rojas & Jaramillo, 2022; S. M. Patiño et al., 2021)



**Figura 2. Hidrogeología de la zona de estudio**

En el contexto de esta investigación, el área del Acuífero Libre del Valle de Aburrá se ha dividido en zonas de análisis, utilizadas para llevar a cabo una evaluación sectorizada detallada. Las zonas fueron definidas en el PMAA (Plan de Manejo Ambiental de Acuífero) del Acuífero Libre del Valle de Aburrá de acuerdo a criterios geomorfológicos, geológicos y estructurales, en este sentido la zona de recarga directa del acuífero se divide en la zona norte, zona centro y zona sur, en donde la zona centro es donde el acuífero presenta la mayor extensión y en donde se encuentra acentada la mayoría de la población de la región, la zona norte es la segunda en extensión y presenta pendientes bajas, se encuentra ubicada en los municipios de Barbosa y Girardota y tiene el menor porcentaje de ocupación de zonas urbanas, por último, la zona sur es la de menor área y mayores pendientes. Otra zona de análisis es la zona de recarga indirecta (ZRI), en la cual no se da recarga hacia el acuífero libre por flujos verticales, pero si puede recargar el acuífero mediante flujo

adyacentes y regionales, cabe destacar que estos flujos no son el foco de estudio en la presente investigación.

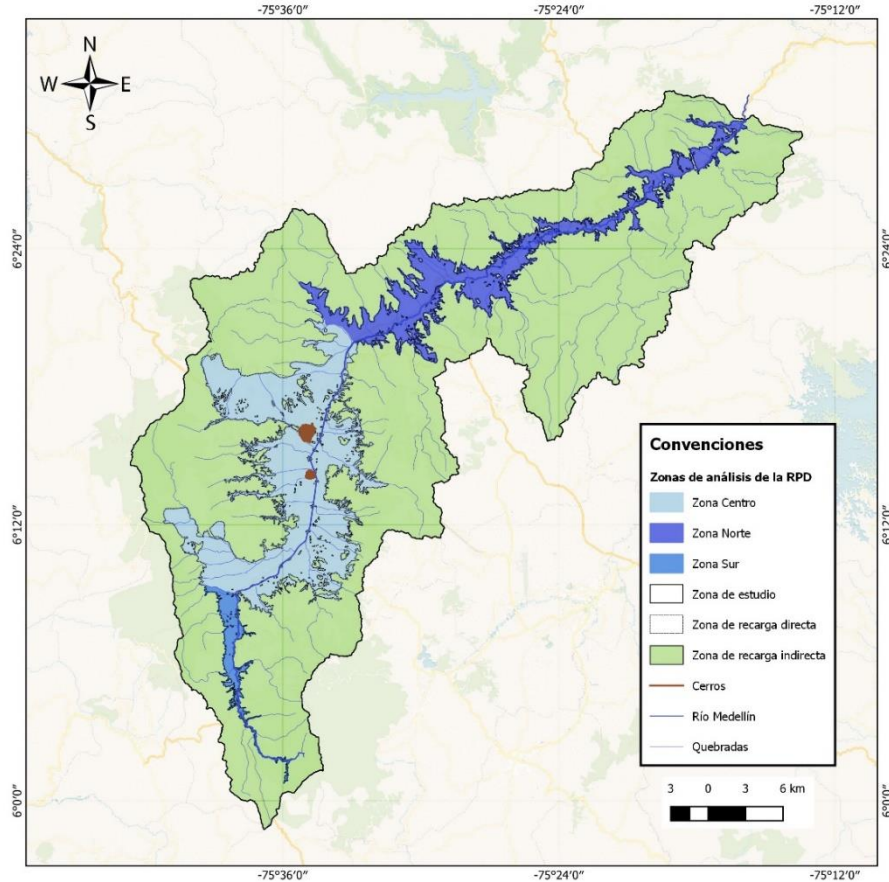


Figura 3. Zonas de análisis del acuífero libre del Valle de Aburrá

### 3.2 Metodología

Para lograr los objetivos del proyecto de investigación, se propone una metodología que consta de tres (3) pasos fundamentales, el primero pretende definir los mapas de coberturas de la tierra en cuatro (4) escenarios distintos, en los que se evidencien cambios significativos que permitan comparar los efectos de los cambios de cobertura de la tierra en la recarga potencial directa, el segundo paso es la conceptualización e implementación del modelo de recarga potencial directa en los cuatro escenarios de cambios de cobertura de la tierra obtenidos en el paso anterior. Por último, se analizan las implicaciones de los

cambios en las coberturas de la tierra en la zona de estudio en la recarga potencial directa. En la Figura 4 se resume la metodología general del presente trabajo.

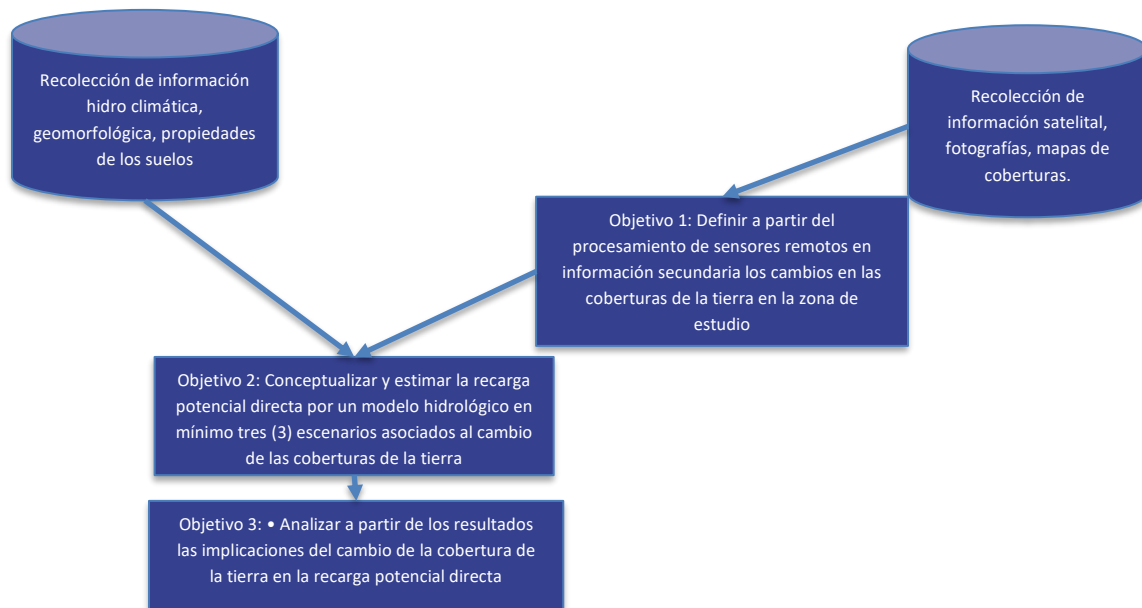


Figura 4. Metodología general.

### 3.2.1 Objetivo 1: Definir a partir del procesamiento de sensores remotos e información secundaria los cambios en las coberturas de la tierra en la zona de estudio

Para el desarrollo de esta investigación, es necesario generar cartografía en distintos escenarios que permitan evaluar los cambios de la cobertura de la tierra en el tiempo.

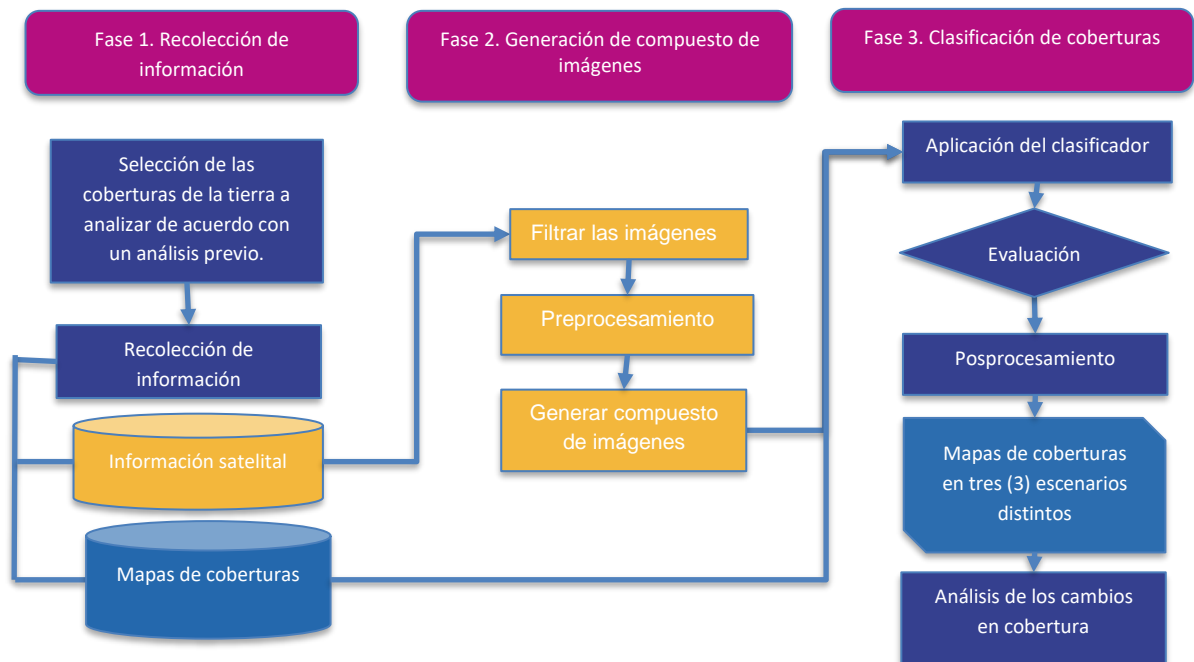
Los mapas de cobertura de la tierra pueden ser obtenidos de mapas ya existentes (Barua et al., 2021; Ghimire et al., 2021; Huang et al., 2020), o pueden ser generados a partir de clasificación de imágenes satelitales (Lamichhane & Shakya, 2019; Siddik et al., 2022).

Para la clasificación de imágenes se pueden utilizar métodos basados en aprendizaje de máquinas, de este tipo uno (1) de los más utilizados y con mejores resultados es Random Forest (Talukdar, Singha, Mahato, Shahfahad, et al., 2020), también, algunos autores han implementado algoritmos de *Deep learning* utilizando redes neuronales convolucionales

(Censi et al., 2021b; Stocker & Le Bris, 2020; Zhang et al., 2020), estos algoritmos pueden mejorar la precisión de la clasificación de las imágenes satelitales en comparación con los algoritmos de aprendizaje de máquinas, pero requieren de mayor capacidad computacional para su entrenamiento, por lo que su aplicación en grandes áreas es limitada.

Para determinar el método más apropiado para la zona de estudio, se realizaron ensayos con los métodos de KNN (k-vecinos más cercanos en inglés), SVM (máquina de soporte de vectores en inglés), árboles de decisión, Random Forest y redes neuronales. Se observó que los modelos KNN y SVM requerían tiempos de ejecución prohibitivos para lograr una calibración adecuada del modelo a una escala de 30x30 metros. Los modelos de árboles de decisión y redes neuronales mostraron métricas de evaluación más bajas en comparación con Random Forest. Por lo tanto, se optó por utilizar el modelo de Random Forest para los cuatro (4) escenarios, se aplicó el mismo modelo a los cuatro (4) escenarios para evitar discrepancias en la comparación entre ellos.

Para poder aplicar el algoritmo de clasificación que permita generar los mapas de las coberturas de la tierra es necesario seleccionar los tipos de cobertura de interés, y por lo tanto los que se van a clasificar, además, se debe procesar la información de las imágenes satelitales de tal forma que sean aptas para la aplicación del algoritmo de clasificación, en este sentido, se plantea una metodología de tres (3) fases resumidas en la Figura 5. A continuación, se describe cada una de las fases.



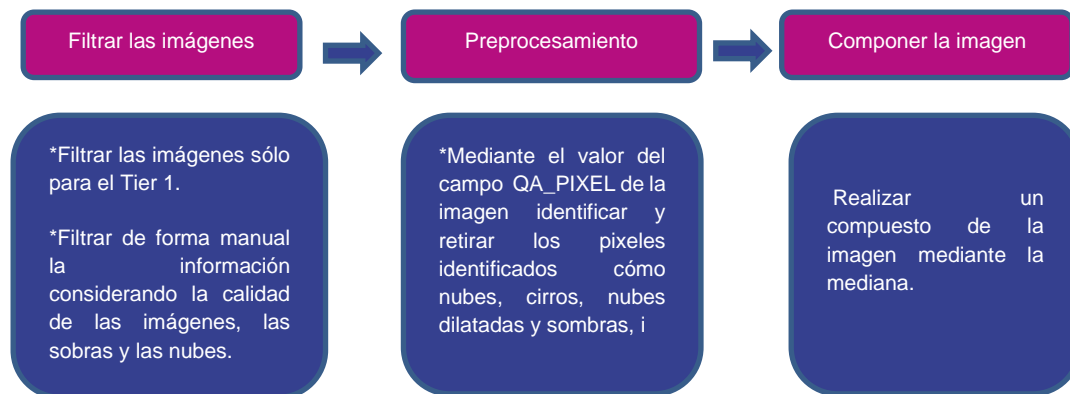
**Figura 5. Metodología para alcanzar el primer objetivo específico.**

### 3.2.1.1 Fase 1, recolección de información

El primer paso es definir las coberturas de la tierra a estudiar, esto se realiza con un análisis previo de estudios similares en los que se identifiquen los cambios de las coberturas de la tierra más sensibles respecto a la recarga potencial directa. En esta etapa, se recopila la información necesaria para desarrollar los escenarios de cambios en la cobertura de la tierra. Se obtiene información de imágenes satelitales y datos adicionales a partir de mapas de cobertura del suelo, los cuales pueden ser proporcionados por el IDEAM, planes de ordenamiento territorial o de manejo de cuencas. Esta información secundaria juega un papel crucial en la calibración de las imágenes satelitales y en la validación de las clasificaciones obtenidas.

### 3.2.1.2 Fase 2, generación del compuesto de la imagen

El objetivo de la segunda fase es obtener una imagen sin nubes ni sombras para cada uno (1) de los escenarios definidos, este proceso se resume en la Figura 6, la metodología empleada se basa en los trabajos presentados por Li et al., (2019) y White et al., (2014). Para esta investigación se trabaja con imágenes de LandSat, ya que cuenta con más información temporal, lo que permite obtener imágenes satelitales más antiguas en comparación con proyectos más recientes como las imágenes de Sentinel2 de Copernicus. El primer paso de esta fase es obtener las imágenes y filtrar las que pertenezcan al tier1 de LandSat, ya que son las que tienen alta calidad en los datos, poca cantidad de nubes y puntos de control en tierra, la descarga de la información se realiza por medio la herramienta Google Earth Engine, los valores de interés son los de reflectancia en la superficie, ya que este valor es el más representativo de las propiedades en tierra de la cobertura, finalmente con las imágenes disponibles se seleccionan las que tengan menor contenido de nubes y sombras mediante inspección visual.



**Figura 6. Proceso para generar compuesto de imágenes satelital de LandSat.**

Con las imágenes seleccionadas se realiza el preprocesamiento de la información y la generación del compuesto de la imagen para cada escenario, el objetivo del preprocesamiento es generar máscaras de las imágenes en los pixeles que contengan nubes, cirros, nubes dispersas o sombras, para descartar estos pixeles en la imagen final. La máscara se genera mediante el valor del campo QA\_PIXEL proporcionado por Google Earth Engine, el valor se calcula con el algoritmo FMask (Función de Mascara) propuesto



por (Zhu & Woodcock, 2012), el algoritmo permite detectar nubes, sombras, y nieve en imágenes desde LandSat 4 a 8 basado en información espectral y espacial de la imagen, las nubes son identificadas con probabilidades y umbrales dinámicos, las sombras de las nubes son ajustadas con base en la geometría y dependiendo de la posición del sensor y del sol (Zhu, 2017). Una vez la máscara fue generada se procede a multiplicarla por la imagen satelital eliminando así los píxeles no deseados.

En este punto se tienen las imágenes satelitales seleccionadas sin nubes y sin sombras, pero no cubren la totalidad del área de estudio, para esto se requiere generar un compuesto de las imágenes seleccionados por medio de la mediana de cada pixel, es decir, de las imágenes de alta calidad seleccionadas en los pasos anteriores se obtiene sólo una representada por la mediana de cada uno (1) de los píxeles.

### **3.2.1.3 Fase 3, clasificación de coberturas**

Para la clasificación de las coberturas se utiliza el algoritmo Random Forest como se ha mencionado anteriormente, se parte de las imágenes obtenidas en la fase anterior, de ahí se procede a entrenar y calibrar el modelo de clasificación, con el modelo calibrado se evalúa la clasificación y por último se realiza un posprocesamiento para manejar los errores que no se pudieron manejar mediante el algoritmo de clasificación. A continuación, se realiza una descripción de cómo funciona el algoritmo de clasificación, posteriormente se realiza una descripción del proceso de calibración y validación de la clasificación.

#### **3.2.1.3.1 Random Forest**

Random Forest es un algoritmo de *machine learning* no paramétrico, supervisado y ensamblado, desarrollado por Breiman, (2001), este algoritmo ha sido utilizado en variedad de problemas ambientales, como en el manejo de recursos hídricos y gestión del riesgo, además, resalta su facilidad para manejar distintos tipos de datos (datos numéricos, categóricos e imágenes satelitales) (Abdullah et al., 2019; Talukdar, Singha, Mahato, Shahfahad, et al., 2020). El algoritmo Random Forest consiste básicamente en el ensamble de varios árboles de decisión mediante una modificación sustancial de la técnica de *bagging*

construyendo una gran colección de árboles de decisión no correlacionados, la técnica de *baggin* consiste en promediar varios modelos con alta varianza, pero con poco sesgo, permitiendo así reducir la varianza, en este sentido, el algoritmo Random Forest es el promedio de varios árboles de decisión (Hastie et al., 2009).

### 3.2.1.3.2 Calibración

La calibración es el proceso en el que se ajustan los parámetros del modelo para la aplicación específica, en este caso la clasificación de imágenes, el término es casi idéntico a estimación de parámetros y está fuertemente relacionado con la modelación inversa (Holzbecher, 2012). En términos prácticos la calibración es un proceso iterativo mediante el cual se comparan los resultados obtenidos del modelo con los valores reales esperados, en caso de obtener un modelo no satisfactorio, se ajusta uno (1) o más parámetros esperando ajustar mejor el modelo, el proceso se repite hasta obtener un ajuste del modelo satisfactorio. Para saber si el ajuste es satisfactorio o no se utilizan métricas de evaluación, en este caso se utilizó el coeficiente kappa para identificar la precisión de la clasificación, puede variar entre 0 y 1, un valor de uno (1) representa una clasificación perfecta, mientras que un valor de cero indica ningún tipo de ajuste en la clasificación (Cohen, 1960), el coeficiente es representado en la ecuación (1), en donde,  $\text{Pr}(a)$  es el acuerdo observado relativo entre los observadores, y  $\text{Pr}(e)$  es la probabilidad hipotética de acuerdo por azar,

$$k = \left[ \frac{\text{Pr}(a) - \text{Pr}(e)}{1 - \text{Pr}(e)} \right] \quad (1)$$

### 3.2.1.3.3 Validación

La validación es el proceso mediante el cual se busca determinar que el modelo de clasificación o el mapa obtenido sí representa de forma adecuada la realidad. Para validar que la clasificación de las imágenes si representan de forma adecuada la cobertura de la tierra se utiliza la matriz de confusión y métricas estadísticas como: el coeficiente kappa, precisión, recall y f1-score, también se realiza validación de forma visual para verificar que la clasificación se realice de forma adecuada. A continuación, se describen las métricas utilizadas.

**Matriz de confusión:** Es una tabla en la que se cruza el número de ocurrencias entre los valores reales y los valores predichos por el modelo de clasificación, cómo muestra la Figura 7. Las clases son organizadas en el mismo orden tanto en las filas como en las columnas, de esta forma los elementos clasificados correctamente se sitúan en la diagonal desde la celda superior izquierda hacia la celda inferior derecha indicando el número de veces en que la clasificación se hizo de forma correcta.

		PREDICTED		Total
		Positive (1)	Negative (0)	
ACTUAL	Positive (1)	TP = 20	FN = 5	25
	Negative (0)	FP = 10	TN = 15	25
Total		30	20	50

Figura 7. Ejemplo de matriz de confusión. Tomada de (Yacouby & Axman, 2020)

**Precisión:** es definida como el número de verdaderos positivos (Tp) sobre el número de verdaderos positivos más los falsos positivos (Fp), la precisión expresa la proporción de clasificaciones hechas por el modelo cómo positivas y que son realmente positivas, en otras palabras, la precisión indica que tan podemos confiar en el modelo de clasificación cuando la predicción en particular es positiva

$$P = \frac{Tp}{Tp + Fp} \quad (2)$$

**Recall:** se define como el número de verdaderos positivos (Tp) sobre el número de verdaderos positivos más el número de falsos negativos (Fn). Es una medida de la capacidad del modelo para clasificar de forma adecuada los casos positivos.

$$R = \frac{Tp}{Tp + Fn} \quad (3)$$

**F1-Score:** es la media armónica de la precisión y el recall, ayuda a medir la contribución relativa de las dos (2) métricas anteriores para encontrar el punto de equilibrio entre las dos.

$$F1 = \frac{P * R}{P + R} \quad (4)$$

### **3.2.2 Objetivo 2: Conceptualizar y estimar la recarga potencial directa por un modelo hidrológico en mínimo tres (3) escenarios asociados al cambio de las coberturas de la tierra**

La metodología para alcanzar el objetivo específico dos (2) se muestra en la Figura 8. El primer paso consiste en la elección del modelo que cumpla con los requisitos necesarios para la estimación de la RPD en la zona de estudio. El modelo seleccionado además de representar adecuadamente el sistema hidrológico debe ser espacialmente distribuido para poder identificar los efectos espaciales de los cambios de la cobertura de la tierra en la RPD. También, los tiempos de ejecución deben ser inferiores a un día para la resolución espacial y temporal establecida, esto se persigue con el propósito de poder ejecutar el modelo a lo largo de los 30 años de modelación, abarcando los cuatro (4) escenarios, además, permite realizar un análisis de sensibilidad del modelo.

Con el modelo seleccionado se identifican los datos de entrada requeridos, los datos se obtienen de instituciones o fuentes como el Instituto Geográfico Agustín Codazzi (IGAC), el Servicio Geológico Colombiano (SGC), el Área Metropolitana del Valle de Aburrá (AMVA), el Instituto de Hidrología, Meteorología y Estudios Ambientales (IDEAM), el Sistema de Alerta Temprana del valle de Aburrá SIATA y universidades. Se realiza un análisis y procesamiento de datos con el objetivo de verificar la calidad de la información y prepararla para el modelo hidrológico.

Para obtener resultados robustos y confiables, el modelo es parametrizado, validado y se le realiza un análisis de sensibilidad, lo anterior se realiza entendiendo que no se cuenta con mediciones directas de la RDP, sin embargo, el sistema es observable y se cuenta con

mediciones de caudales y niveles piezométricos que están relacionadas directamente con el comportamiento del sistema hidrológico, lo anterior permite verificar que el modelo represente adecuadamente el sistema modelado.

Con el modelo debidamente parametrizado y validado, se realizan ejecuciones del modelo en los cuatro (4) escenarios de cobertura de la tierra obtenidos en el objetivo anterior. Como resultado de este proceso, se obtiene la recarga potencial directa en cuatro (4) escenarios, lo que permite realizar comparaciones respecto a los impactos de los cambios en la cobertura de la tierra. En la Figura 8 se resume la metodología empleada para alcanzar este objetivo.

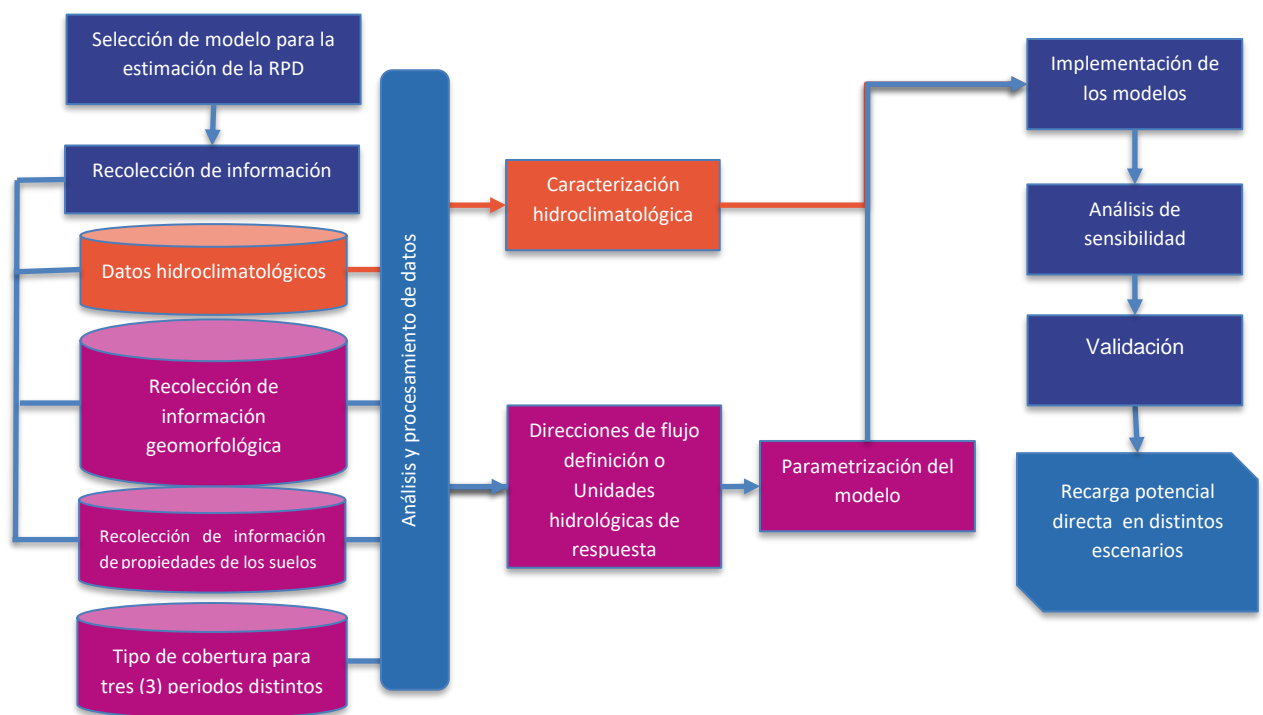


Figura 8. Metodología para alcanzar el segundo objetivo específico

### **3.2.2.1 Selección del modelo para calcular la RPD**

Existen distintos modelos para la estimación de la recarga potencial directa y la influencia los cambios de las coberturas tienen en ella, algunos de los modelos utilizados han sido WetSpass (Ghimire et al., 2021; Siddik et al., 2022), SWAT (Adhikari et al., 2020), HSPF (Hydrological Simulation Program FORTRAN) (Ouyang et al., 2019) y SWB( Bremer et al., 2021). Para el alcance de esta investigación se selecciona el modelo SWB en su versión 2.0 , ya que se ha probado en distintos zonas de estudio en Colombia (Bastidas, 2019; Oviedo Aleman, 2020; Patiño Rojas & Jaramillo, 2022), es un modelo distribuido y además permite la estimación de la recarga en tiempos inferiores a un día para la resolución espacial y temporal definida, lo que permite tener estimaciones representativas de la RPD tanto en tiempo cómo en espacio, logrando comparar los resultados de los distintos escenarios. A continuación, se realiza una descripción del funcionamiento del modelo.

#### **3.2.2.1.1 SWB 2.0**

El modelo SWB se fundamenta en el método de Balance de Humedad en el Suelo (SWB en inglés), y ha sido implementado y aplicado por el Servicio Geológico de los Estados Unidos (USGS, por sus siglas en inglés). En líneas generales, los métodos basados en el balance de humedad en el suelo posibilitan la estimación de la recarga potencial directa o recarga por infiltración de precipitación, utilizando la zona no saturada como volumen de control. La versión 2.0 del modelo SWB extiende las capacidades de la versión 1.0, las mejoras se dan en nuevas opciones para representar procesos físicos y capacidades para el manejo de los datos de entrada y salida, estas mejoras se ven reflejadas en mejor rendimiento computacional del modelo y la inclusión de nuevos métodos para la estimación de la interceptación de los doseles de las coberturas vegetales, métodos para la estimación de la demanda de agua de los cultivos que permite calcular riegos y capacidad para ingresar variables de entrada en distintas resoluciones que disminuye los remuestreos de variables de entrada requeridas por el modelo (J. A. Westenbroek et al., 2018).

El modelo SWB surge a partir de la migración del modelo desarrollado por Dripps y Bradbury (2007), en su primera versión el modelo realiza el balance de humedad en el suelo por el método modificado de Thornthwaite-Mather (Thornthwaite, 1948; Thornthwaite & Mather, 1957), la principal salida del modelo es la infiltración neta la cual puede ser asumida como la RPD. El modelo se discretiza mediante celdas horizontales que

representan tanques de espesor variables, el volumen de control es conceptualizado como la zona vadosa que se aproxima a la profundidad de las raíces, el balance de humedad en el suelo se realiza en cada celda o tanque y el agua es movida de acuerdo con el modelo de direcciones de flujo ingresado. La primera versión del modelo fue llamada SWB 1.0 (M. S. Westenbroek et al., 2010), posteriormente se realiza la publicación de la versión 2.0 descrita por J. A. Westenbroek et al., (2018)

La ecuación de balance de humedad en el suelo utilizada por el modelo SWB y que es común para la mayoría de los modelos de este tipo corresponde a las ecuaciones (5) y (6), en donde: RPD es la Recarga Potencial Directa, P es la precipitación, IF es el influjo desde otras celdas, Inp es la interceptación en el follaje, ETR es la evapotranspiración real, ED es la escorrentía superficial directa,  $\Delta H$  es la variación de humedad en el suelo.

$$RPD = Entradas - Salidas - Variación en el almacenamiento \quad (5)$$

$$RPD = (P + IF) - (Inp + ETR + ED) - \Delta H \quad (6)$$

En Figura 9 se muestra un representación del volumen de control del modelo con las principales variables que se incluyen en el balance de humedad en el suelo, es importante aclarar que el modelo también incluye otras variables en el sistema como el agua proveniente del derretimiento de la nieve o distintas capacidad de interceptación dependiendo de la época del año, pero para el alcance de esta investigación no fueron utilizados estos módulos, por lo que no son descritos.

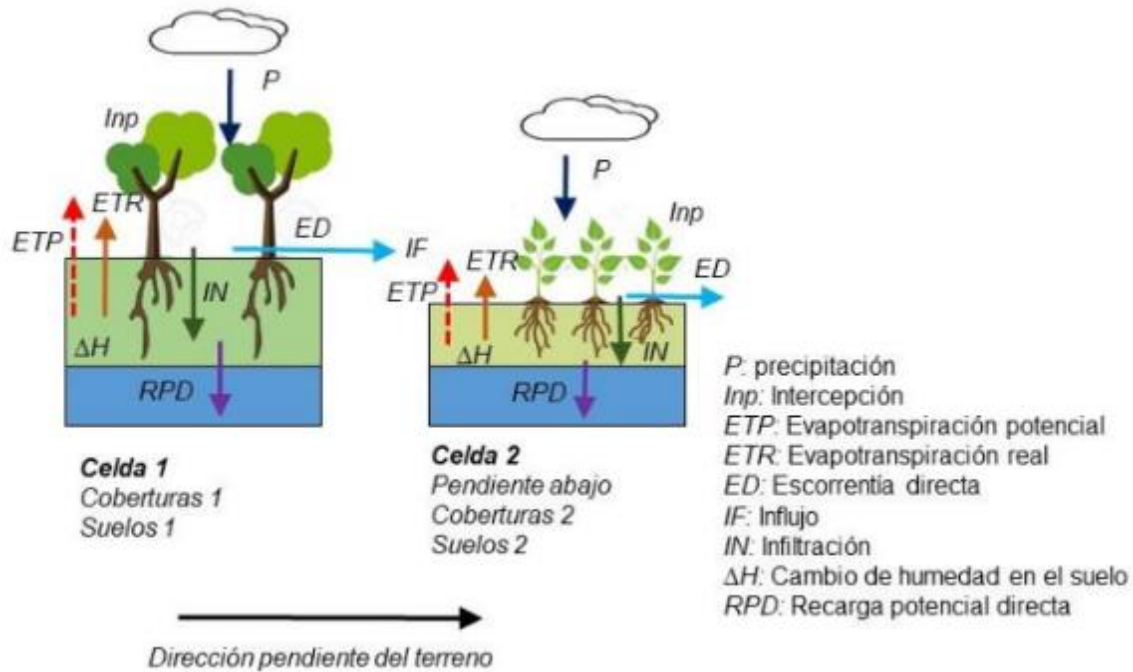


Figura 9. Esquema de representación del volumen de control Suelo – Planta, celda a celda en el dominio del del modelo SWB y los elementos del balance de humedad en el suelo que intervienen para la estimación de la recarga potencial directa y la evapotranspiración real. Tomado de (Bastidas, 2019).

Cada una de las variables descritas en la ecuación (6) es manejada por módulos en el modelo SWB (J. A. Westenbroek et al., 2018), los componentes son mencionados brevemente a continuación:

**Precipitación (P):** Los datos de precipitación se ingresan como datos diarios, ya sea en formato de series de tiempo de estaciones o en formato de cuadrícula (Oviedo Aleman, 2020; S. M. Westenbroek et al., 2010).

**Influjo (IF):** El influjo desde otras celdas se calcula mediante el uso de una cuadrícula de dirección de flujo derivada de un modelo de elevación digital para conducir la escorrentía superficial a las celdas adyacentes pendiente abajo (Oviedo Aleman, 2020; S. M. Westenbroek et al., 2010).

**Intercepción en el follaje (Inp):** La intercepción se maneja mediante un modelo de cubeta, donde se supone que la cantidad de lluvia que especifica el usuario queda atrapada y utilizada por la vegetación y se evapora o transpira desde las superficies de las plantas,



los valores diarios de precipitación deben exceder la cantidad de interceptación especificada por el usuario para que se considere que el agua llega a la superficie del suelo, los valores de interceptación deben ser especificados para cada tipo de suelo y cobertura (Oviedo Aleman, 2020; S. M. Westenbroek et al., 2010). La versión SWB 2.0 además del método de la cubeta incluye los métodos de GASH y HORTON para la estimación de la interceptación (J. A. Westenbroek et al., 2018).

**Evapotranspiración Potencial (ETP):** El método SWB 2.0 puede utilizar los siguientes tres (3) métodos para la estimación de la evapotranspiración potencial: a) Thornthwaite-Mather (1957), b) Jensen-Haise (1963), y c) ráster mensuales con la evapotranspiración potencial calculada de forma externa al modelo. El método de Jensen-Haise (1963) fue desarrollado usando datos de evaporación en diversos tipos de coberturas en el occidente de Estados Unidos y no fue calibrado para un tipo particular de cobertura, por lo que es recomendado su uso sólo para esta zona en particular (J. A. Westenbroek et al., 2018). El método de Hargreaves –Samani, realiza una estimación de la evapotranspiración potencial en toda la cuadrícula del modelo, puede producir una estimación espacialmente distribuida de la ETP si se suministran mapas espacialmente distribuidos de la temperatura máxima y mínima del aire para un paso de tiempo diario.

En el presente trabajo se seleccionó el método de Hargreaves & Samani, ya que el método de Jensen-Haise sólo es recomendado para las zonas y las coberturas para las que fue calibrado, además, no se realizó una espacialización de la evapotranspiración potencial por un método externo al modelo SWB, por lo que la mejor opción fue método de Hargreaves –Samani que permite una estimación espacialmente distribuida con sólo los datos de temperatura máxima y mínima.

**Estimación y tránsito de la escorrentía superficial directa (ED):** La escorrentía superficial directa es estimada como un subproceso del modelo SWB, en la versión 2.0 se encuentran disponibles dos (2) métodos, el método del número de curva y el método de índices de escorrentía basado en cálculos externos para cuantificar la relación lluvia escorrentía para un conjunto de zonas de escorrentía definidas por el usuario (J. A. Westenbroek et al., 2018),

En esta investigación se utiliza el método basado en número de curva, el método fue desarrollado en 1960 por el Servicio de Conservación de los Recursos Naturales de los Estados Unidos (NRCS, por sus siglas en inglés) para clasificar el potencial de escorrentía para diferentes combinaciones de suelo y cobertura del suelo (Bradbury & Dripps, 2000). El método de número de curva define la escorrentía como la diferencia entre la precipitación y un término de “abstracción inicial”, el término de abstracción inicial representa la suma de los procesos que podrían reducir la escorrentía, como la intercepción de las plantas y hojas caídas, la infiltración, entre otros. La ecuación (7) se utiliza para calcular los volúmenes de escorrentía (Oviedo Aleman, 2020; S. M. Westenbroek et al., 2010).

$$ED = \frac{(P - I_a)^2}{(P + [S_{max} + I_a])} \quad P > I_a \quad (7)$$

Donde ED es escorrentía, P es precipitación diaria,  $S_{max}$  es capacidad máxima de retención de humedad del suelo,  $I_a$  se refiere a la abstracción inicial definida en la ecuación (8) como cantidad de precipitación que debe caer antes de que se genere cualquier escorrentía. Este término de abstracción inicial está relacionado con la capacidad de almacenamiento máximo  $S_{max}$  y  $\alpha$  es el parámetro de abstracción inicial que puede tomar valores entre 0,05 y 0,2, de esta forma (Oviedo Aleman, 2020; S. M. Westenbroek et al., 2010).

$$I_a = \alpha S_{max} \quad (8)$$

El término de almacenamiento máximo se define por el número de curva para el tipo de cobertura en consideración:

$$\alpha S_{max} = \left( \frac{25400}{CN} \right) - 254 \quad (9)$$

Los números de curva oscilan entre 0 a 100 y son función de la textura de los suelos, la cobertura y las condiciones antecedentes de humedad del suelo. Cuando es menor el número de curva, menor es el potencial de escorrentía. Para asignar un número de curva a una celda de la cuadrícula, el tipo de suelo de la celda es primero asignado a uno (1) de los cuatro (4) tipos de grupos hidrológicos (A, B, C y D) (Bradbury & Dripps, 2000; Oviedo Aleman, 2020). Otra variable importante que influye en el número de curva es el área impermeable de la zona, ya que esta promueve la escorrentía y disminuye la infiltración, para áreas con porcentajes de impermeabilización significativos los números de curva son por lo general mayores a 90 (Ebrahimian et al., 2018).

La humedad antecedente afecta el potencial de escorrentía, cuanto más húmedas sean las condiciones antecedentes, mayor será el potencial de escorrentía (Bradbury & Dripps, 2000). Los números de las curvas se ajustan hacia arriba o hacia abajo según la cantidad de precipitación que se haya producido en el período anterior de cinco días para describir las condiciones de humedad del suelo; se definen tres (3) clases de condiciones de humedad y se denominan condiciones de escorrentía antecedente I, II y III.

Cuando los suelos están casi saturados, como en la condición de escorrentía antecedente III, el número de curva para una celda se ajusta hacia arriba desde la condición de escorrentía antecedente II, en este caso las cantidades de escorrentía generalmente son las más altas observadas debido a que la lluvia cae en suelo saturado (S. M. Westenbroek et al., 2010).

$$CN_{ARC(III)} = \frac{CN_{ARC(II)}}{(0,427 - 0,00573 * CN_{ARC(II)}} \quad (10)$$

Por el contrario, cuando los suelos están secos como en la condición de escorrentía antecedente I, los números de curva I se ajustan hacia abajo desde la condición de escorrentía antecedente II en un intento de reflejar el aumento de las tasas de infiltración de los suelos secos (S. M. Westenbroek et al., 2010).

$$CN_{ARC(I)} = \frac{CN_{ARC(II)}}{(2,281 - 0,01281 * CN_{ARC(II)})} \quad (11)$$

Entre condiciones secas y casi saturadas está la condición de escorrentía antecedente II, que representa una relación promedio de lluvia-escorrentía para condiciones moderadas de humedad del suelo.

**Variación en la humedad del suelo ( $\Delta H$ ):** El término humedad del suelo representa la cantidad de agua retenida en el almacenamiento del suelo para una celda de la cuadrícula. La humedad tiene un límite superior que corresponde a la capacidad máxima de retención de agua del suelo (aproximadamente equivalente a la capacidad de campo) y un límite inferior que corresponde a la capacidad de marchitamiento del suelo. Para realizar un seguimiento del cambio en la humedad del suelo se calculan varios valores intermedios, dentro de los cuales se encuentran la precipitación menos la evapotranspiración potencial (P-ETP), la pérdida potencial acumulada de agua (APWL, por sus siglas en inglés), la evapotranspiración real, el exceso y el déficit de humedad del suelo (Oviedo Aleman, 2020; S. M. Westenbroek et al., 2010).

### 3.2.2.2 Datos de entrada

Los datos de entrada requeridos por el modelo se pueden clasificar en tres (3) conjuntos: información sobre suelos y coberturas de tierra, datos hidrometeorológicos y datos geomorfológicos, es crucial destacar que todos estos datos deben estar distribuidos espacialmente. Los datos geomorfológicos son estáticos, lo que significa que no experimentan variaciones en el tiempo, en cambio, los datos hidrometeorológicos son variables temporalmente y definen el dominio temporal de la modelación, abarcando desde 1990 hasta 2020. estos últimos se introducen mediante mapas raster diarios que representan la precipitación y las temperaturas máxima y mínima. Por su lado, los datos de las coberturas de los suelos si bien se pueden considerar estáticos dentro de un modelo, estos varían para cada escenario, es decir, se utilizan los mapas de cobertura generados en el objetivo anterior para cada escenario modelado.

### 3.2.2.2.1 Datos hidrometeorológicos

Los datos hidrometeorológicos esenciales para el modelo incluyen la precipitación, que constituye la variable principal del modelo, a partir de esta, se calculan otras variables cruciales, como la interceptación y la escorrentía, esta dependencia destaca la notable sensibilidad del modelo a la variabilidad de la precipitación. Los datos de temperatura máxima y mínima son utilizados para la estimación de la evapotranspiración potencial por el método de Hargreaves & Samani, tanto los datos de precipitación como los de temperatura fueron obtenidos de estaciones del IDEAM ya que son las únicas que cuentan con disponibilidad para todo el periodo de modelación.

En la Figura 10 se muestran las estaciones de precipitación y temperatura utilizadas para generar los datos de entrada del modelo SWB, en la Tabla 1 se muestra el periodo para el que se tiene información de precipitación para cada una de las estaciones, así como el porcentaje de datos faltantes. En la Tabla 2 se muestra la información para las estaciones de temperatura, las estaciones de precipitación seleccionadas fueron las que cuentan con menos de 10% de información faltante, para las estaciones de temperatura se cuenta con mayor porcentaje de datos faltantes por lo que se optimizó el uso de los datos al máximo.

**Tabla 1. Estaciones de precipitación del IDEAM utilizadas para generar las superficies de precipitación.**

Código	Nombre	Longitud	Latitud	Inicio	Final	Porcentaje de datos faltantes
23080640	MARINILLA [23080640]	6,171	-75,000	1973-06-02	2022-09-18	1%
23080740	CONCEPCION [23080740]	6,397	-75,000	1975-05-24	2022-09-18	0%
23080760	SAN ROQUE [23080760]	6,488	-75,017	1975-05-28	2022-09-18	2%
23085030	ALEJANDRIA [23085030]	6,376	-75,000	1988-09-02	2022-09-18	0%
23085110	PENOL EL [23085110]	6,214	-75,241	1973-06-02	2022-09-18	7%
23085160	CORRIENTES [23085160]	6,312	-75,000	1975-09-02	2022-08-31	9%
26180200	MONTEBELLO [26180200]	5,951	-75,537	1970-10-09	2022-08-31	2%
26200120	OTRAMINA [26200120]	6,073	-75,795	1970-10-28	2022-08-31	2%
26200140	ARMENIA [26200140]	6,158	-76,000	1975-04-02	2022-08-31	5%
26200150	FREDONIA [26200150]	5,937	-76,000	1975-05-02	2022-09-18	2%
26205080	ALDEA LA [26205080]	6,341	-76,000	1990-10-13	2022-09-18	1%
26210090	ANZA [26210090]	6,303	-75,859	1970-11-02	2022-09-18	0%
26230180	LLANOS DE SAN JUAN [26230180]	6,427	-76,000	1990-12-16	2022-07-31	6%
27010770	CHUSCAL EL [27010770]	6,178	-75,705	1970-08-25	2022-07-12	1%
27010800	MESETA LA SN PEDRO [27010800]	6,400	-76,000	1970-08-30	2022-09-18	4%
27010810	SANTA HELENA [27010810]	6,197	-76,000	1970-09-02	2022-08-04	4%
27010820	CUCHILLA LA [27010820]	6,368	-75,000	1970-08-27	2022-09-18	0%

Código	Nombre	Longitud	Latitud	Inicio	Final	Porcentaje de datos faltantes
27010830	SAN ISIDRO [27010830]	6,563	-76,000	1970-08-30	2022-09-18	1%
27010840	SAN PABLO [27010840]	6,602	-75,000	1970-10-21	2022-07-31	5%
27010900	GOMEZ PLATA [27010900]	6,678	-75,000	1970-10-21	2022-09-18	1%
27011110	ASTILLEROS [27011110]	6,257	-76,000	1991-01-02	2022-08-31	0%
27011120	IGUANA LA [27011120]	6,316	-76,000	1990-10-12	2022-09-18	0%
27011230	SAN ANTONIO [27011230]	6,621	-75,152	1999-10-02	2021-11-30	1%
27011270	LAURELES-MEDELLIN [27011270]	6,246	-76,000	2011-06-02	2022-09-18	0%
27015150	PROGRESO EL HACIENDA [27015150]	6,447	-75,000	1973-05-02	2017-12-10	9%
27015190	GUAYABITO [27015190]	6,540	-75,000	1970-05-04	2022-06-30	2%
27015260	SALADA LA [27015260]	6,048	-76,000	1984-08-10	2022-09-18	2%
27015330	OLAYA HERRERA - AUT [27015330]	6,220	-76,000	1941-01-02	2022-09-18	5%

**Tabla 2. Estaciones de temperatura máxima y mínima del IDEAM utilizadas para generar las superficies de temperatura.**

Código	Nombre	Longitud	Latitud	Tipo	Inicio	Final	Porcentaje de datos faltantes
23085030	ALEJANDRIA [23085030]	-75,143	6,376	Máxima	1990-03-03	2022-09-18	20%
23085110	PENOL EL [23085110]	-75,241	6,214	Máxima	1978-01-02	2022-09-18	13%
23085160	CORRIENTES [23085160]	-75,254	6,312	Máxima	1978-01-02	2022-05-31	54%
23085260	LA SELVA - AUT [23085260]	-75,415	6,132	Máxima	1979-01-02	2014-01-31	21%
23085270	AEROPUERTO J.M. CORDOVA - AUT [23085270]	-75,430	6,170	Máxima	1978-02-02	2022-07-31	16%
27015090	TULIO OSPINA [27015090]	-75,553	6,320	Máxima	1978-12-02	2022-09-18	19%
27015150	PROGRESO EL HACIENDA [27015150]	-75,397	6,447	Máxima	1978-02-02	2017-05-31	51%
27015190	GUAYABITO [27015190]	-75,147	6,540	Máxima	1979-01-02	2022-06-30	14%
27015260	SALADA LA [27015260]	-75,625	6,048	Máxima	1984-08-12	2022-09-18	18%
27015330	OLAYA HERRERA - AUT [27015330]	-75,590	6,220	Máxima	1967-04-21	2022-01-31	18%
23085030	ALEJANDRIA [23085030]	-75,143	6,376	Mínima	1990-02-23	2022-09-19	5%
23085110	PENOL EL [23085110]	-75,241	6,214	Mínima	1978-01-02	2022-09-19	28%
23085160	CORRIENTES [23085160]	-75,254	6,312	Mínima	1978-01-02	2022-05-31	22%
23085260	LA SELVA - AUT [23085260]	-75,415	6,132	Mínima	1979-01-02	2014-01-31	6%
23085270	AEROPUERTO J.M. CORDOVA - AUT [23085270]	-75,430	6,170	Mínima	1978-02-02	2022-07-31	13%
27015090	TULIO OSPINA [27015090]	-75,553	6,320	Mínima	1978-12-02	2022-09-19	17%
27015150	PROGRESO EL HACIENDA [27015150]	-75,397	6,447	Mínima	1978-02-02	2017-05-31	36%
27015190	GUAYABITO [27015190]	-75,147	6,540	Mínima	1979-01-02	2022-06-30	11%
27015260	SALADA LA [27015260]	-75,625	6,048	Mínima	1984-08-12	2022-09-19	31%
27015330	OLAYA HERRERA - AUT [27015330]	-75,590	6,220	Mínima	1967-04-21	2022-01-31	17%

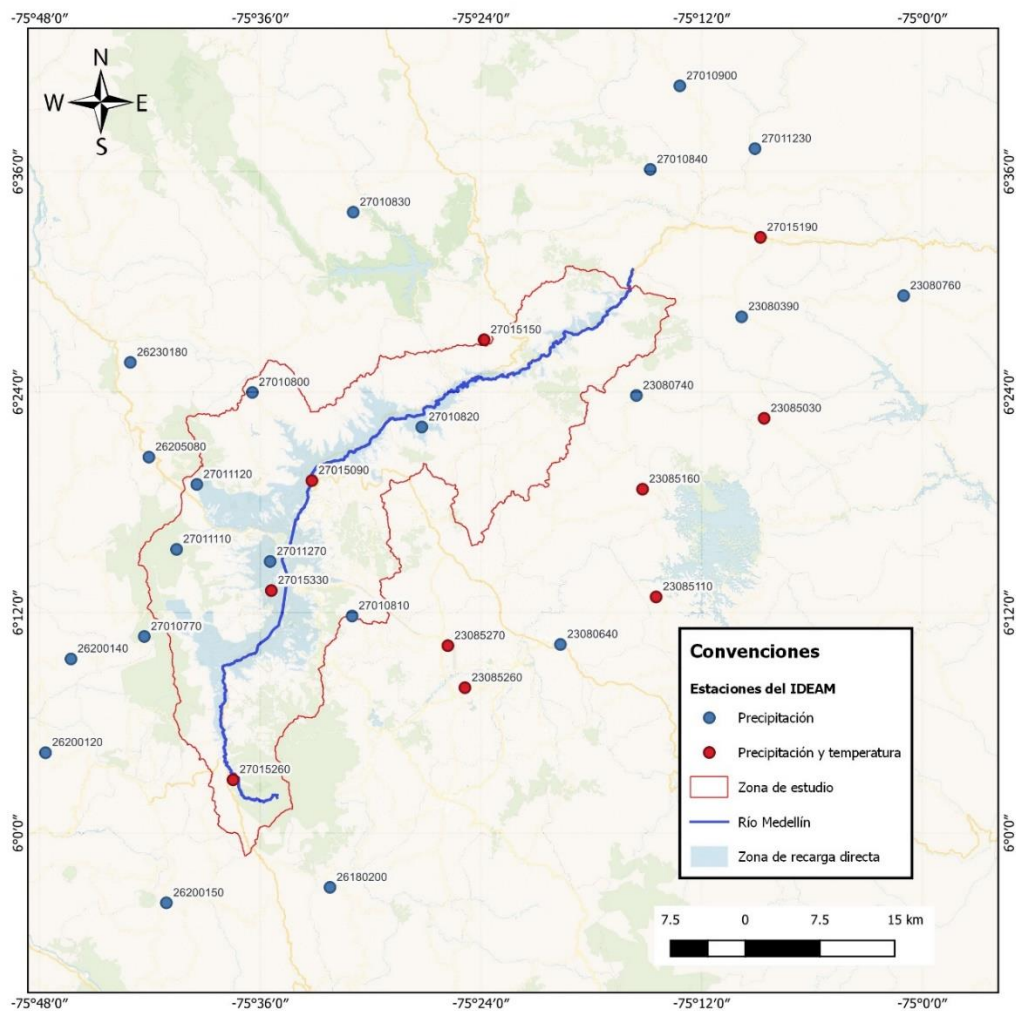


Figura 10. Estaciones del IDEAM utilizadas para la generación de superficies de precipitación y temperatura.

### 3.2.2.2 Información de suelos

Los datos de entrada asociados a los suelos necesarios para el modelo SWB son el grupo hidrológico y la capacidad de agua disponible en el suelo (AWC por sus siglas en inglés), esta última se define como la diferencia entre la capacidad de campo y el punto de marchitez permanente (Barrera-De-Calderón et al., 2022). Para esta investigación se realizó un análisis de sensibilidad en el cual se logró identificar que una buena aproximación para el parámetro AWC es la capacidad de campo, por lo que se trabaja con este valor.

La información de los parámetros de los suelos se obtiene de dos (2) fuentes de información principales, por un lado, el Estudio General de Suelos y Zonificación de Tierras del Departamento de Antioquia (IGAC & GOBERNACIÓN DE ANTIOQUIA, 2007) en el cual se definen las unidades de suelos para la zona de estudio y proporciona análisis texturales de suelo y mediciones de capacidad de campo (CC). También, se consulta el estudio para la determinación y protección de las potenciales zonas de recarga en el norte del Valle de Aburrá (AMVA & UdeA, 2013), en donde se presentan distintas pruebas de infiltración realizadas por el AMVA, la UdeA y EPM que ayudan a la parametrización del modelo utilizado en esta investigación.

Utilizando la información recopilada de los perfiles de suelo en la zona de estudio, se lleva a cabo una ponderación tanto en área como en profundidad para asignarle una granulometría promedio a las unidades de suelo. El primer paso de la ponderación es asignar un valor de granulometría para cada perfil, ya que se tienen distintas secciones con muestras en profundidad por perfil, dependiendo del espesor que tiene cada sección y del espesor total del perfil se ponderan los valores de las granulometrías de cada sección y se obtiene un valor ponderado por perfil, posteriormente con los valores ponderados de los perfiles se toma la representación en área que tiene cada perfil en las unidades de suelos y se realiza nuevamente una ponderación, de esta forma se obtiene la granulometría de los suelos para cada unidad. Con las granulometrías obtenidas para todas las unidades de suelo se le aplica la clasificación por medio del método del triángulo de texturas universalmente aceptado del Departamento de Agricultura de los Estados Unidos (USDA por sus siglas en inglés).

Los grupos hidrológicos requeridos por el modelo SWB se obtienen a partir de la clasificación propuesta por el Servicio de Conservación de Recursos Naturales de los Estados Unidos (NRCS por sus siglas en inglés), la cual se basa en la capacidad de infiltración de los suelos, que a su vez está relacionada con la textura. Los grupos hidrológicos propuestos son cuatro, A, B, C y D, siendo el grupo A el de mayor capacidad de infiltración y está relacionado con las texturas más gruesas y el grupo D es el de menor capacidad de infiltración y está relacionado con las texturas más finas (Bastidas, 2019). Para esta investigación los grupos hidrológicos se asignaron basados en la Tabla 3, en donde se muestra la relación entre categorías texturales definidas por la clasificación USDA y los grupos hidrológicos.



**Tabla 3. Categorías texturales de los suelos con su respectivo Grupo Hidrológico. (Tomado de (Bastidas, 2019) donde fue adaptada de (Bradbury & Dripps, 2000)**

Texture Class	Textura según clasificación USDA	Leyenda	Conductividad hidráulica de referencia (m/día)	Grupo hidrológico NRCS
Sand	Arena	A	5,04	A
Loamy Sand	Arena franca	AF	1,4664	A
Sandy Loam	Franco arenoso	FA	0,6216	A
Medium Loam	Franco	F	0,3168	A
Silty Loam	Franco limoso	FL	0,1632	B
Silt	Limo	L	0,1332	B
Sandy Clay Loam	Franco arcillo arenoso	FArA	0,1032	B
Silty Clay Loam	Franco arcillo limoso	FArL	0,036	C
Clay Loam	Franco arcilloso	Far	0,0324	C
Sandy Clay	Arcillo arenoso	ArA	0,0288	C
Silty Clay	Arcillo limoso	ArL	0,0216	D
Clay	Arcillas	Ar	0,0144	D

No fue posible encontrar mediciones directas de la capacidad de campo (CC) para todas las unidades de suelo, por fortuna si se cuenta con la información de las texturas para todos los perfiles de suelo disponibles y para todas las unidades de suelo, por lo que se pudo utilizar funciones de pedotransferencia para complementar la información de la capacidad de campo en las unidades en las que no se contaban con medidas directas. Las funciones de pedotransferencia permiten correlacionar la capacidad de campo del suelo con su textura o granulometría a partir de ecuaciones de regresión, la regresión utilizada se muestra en la ecuación (12) y es descrita por Bastidas (2019), si bien esta función fue regionalizada para la zona del Urabá colombiano, la ecuación mostro un buen ajuste para la zona de estudio actual. El procedimiento para asignar los valores de capacidad de campo fue en primera instancia ponderar en profundidad y en área los valores de capacidad de campo para las unidades que cuentan con información disponible, posteriormente para las unidades sin información disponible se asignó el valor de acuerdo con la función de pedotransferencias.

$$CC = 36,9141 - 0,287053 * A + 0,23193 * Ar \quad (12)$$

La Tabla 4 proporciona un resumen de las propiedades de los suelos, incluyendo la granulometría promedio para cada una de las unidades suelos, el porcentaje de materia orgánica (%MO), la textura según la clasificación de la USDA, el grupo hidrológico de

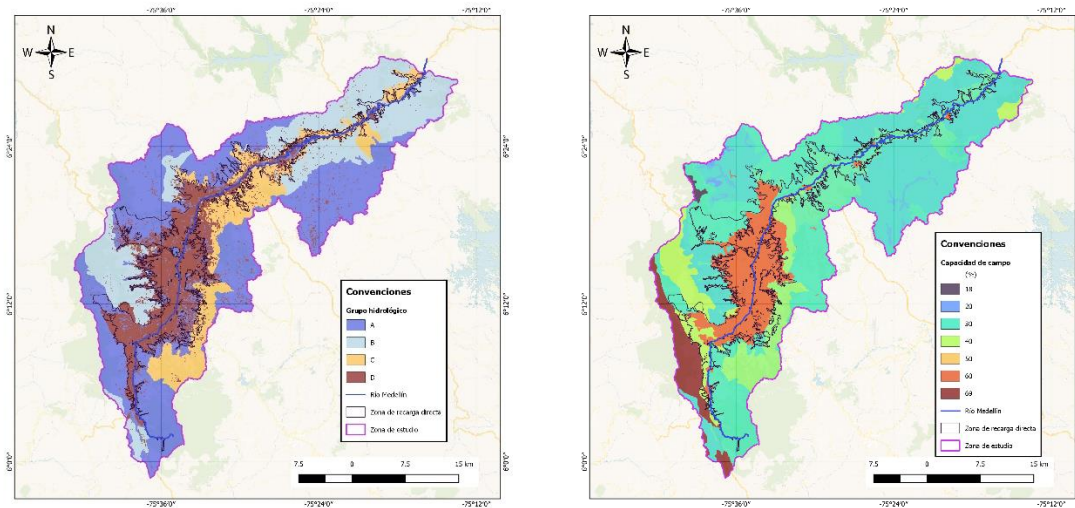
acuerdo con la clasificación de la Tabla 3 y la capacidad de campo, en la Figura 11 se muestra la distribución espacial de los grupos hidrológicos y la capacidad de campo.

Con el objetivo de representar el efecto de los cambios de las coberturas de la tierra, en las zonas urbanas y territorios artificializados se asigna el grupo hidrológico D, ya que es el que presenta la menor capacidad de infiltración, esto tiene sentido, ya que en estas zonas ha aumentado la impermeabilización, por ende, disminuye la capacidad de infiltración de los suelos. La asignación de los grupos hidrológicos se realiza para los cuatro (4) escenarios analizados para representar el cambio en el tiempo de esta variable.

En cuanto a la capacidad de campo, se asigna un valor elevado a las zonas urbanas, este enfoque se fundamenta en investigaciones previas que han demostrado que los procesos de compactación y urbanización en los suelos tienden a incrementar la capacidad de campo. Lo anterior se atribuye a la degradación de la microporosidad y a la reducción de los espacios entre los granos, resultando en un aumento de la retención de agua en el suelo (Aschonitis et al., 2013; Batey, 2009; Shi et al., 2016).

**Tabla 4. Propiedades de los suelos para cada unidad en la zona de estudio.**

UCS	% Arenas	% Limos	% Arcillas	% MO	Textura	USDA	Grupo hidrológico	CC %
GS	49,6	33,5	16,8	2,1	Franco	F	A	32
GD	63,8	19,6	16,6	5,3	Franco arenoso	FA	A	28
ZL	49,6	21,0	29,5	3,1	Franco arcillo arenoso	FArA	B	41
AE	34,9	31,9	33,2	2,4	Franco arcilloso	Far	C	35
AG	42,2	24,5	33,3	2,7	Franco arcilloso	Far	C	32
TE	60,6	24,6	14,8	7,8	Franco arenoso	FA	A	31
PO	41,6	27,8	30,6	2,1	Franco arcilloso	Far	C	32
YA	52,1	25,6	22,3	3,7	Franco arcillo arenoso	FArA	B	28
LL	73,2	14,9	11,9	33,2	Franco arenoso	FA	A	19
HB	40,3	34,0	25,7	6,1	Franco	F	A	69
LP	54,8	30,6	14,7	7,8	Franco arenoso	FA	A	25
NQ	28,0	33,4	38,6	6,2	Franco arcilloso	Far	C	38
RN	61,7	29,8	8,5	10,2	Franco arenoso	FA	A	21
SA	21,3	34,0	44,7	2,6	Arcillas	Ar	D	41
ZU	61,7	29,8	8,5	10,2	Franco arenoso	FA	D	60
CA	61,7	29,8	8,5	10,2	Franco arenoso	FA	A	60



a) Grupo hidrológico

b) Capacidad de campo

**Figura 11. Distribución espacial de las propiedades de los suelos, a) grupo hidrológico en el escenario de 2020, b) capacidad de campo.**

### 3.2.2.2.3 Datos geomorfológicos

Los datos geomorfológicos están vinculados a la topografía, las cuencas y las direcciones del flujo superficial, para generar el mapa de direcciones del flujo, es necesario corregir el modelo de elevación digital eliminando sumideros y zonas planas. Posteriormente, se asigna a cada celda una anotación que indica la dirección del flujo superficial. En este estudio, se empleó la convención D8 de ArcGIS (O'Callaghan & Mark, 1984), los datos del modelo de elevación digital se obtuvieron del proyecto satélite ALOS, con el sensor PALSAR (Phased Array Type L-band Synthetic Aperture Radar), que cuenta con una resolución espacial de 12,5 x 12,5 metros. En la Figura 12 se ilustran las direcciones del flujo en la zona de estudio, dependiendo del valor asignado a cada celda, el modelo SWB 2.0 dirige el flujo superficial hacia la celda indicada como se muestra en la Figura 13.

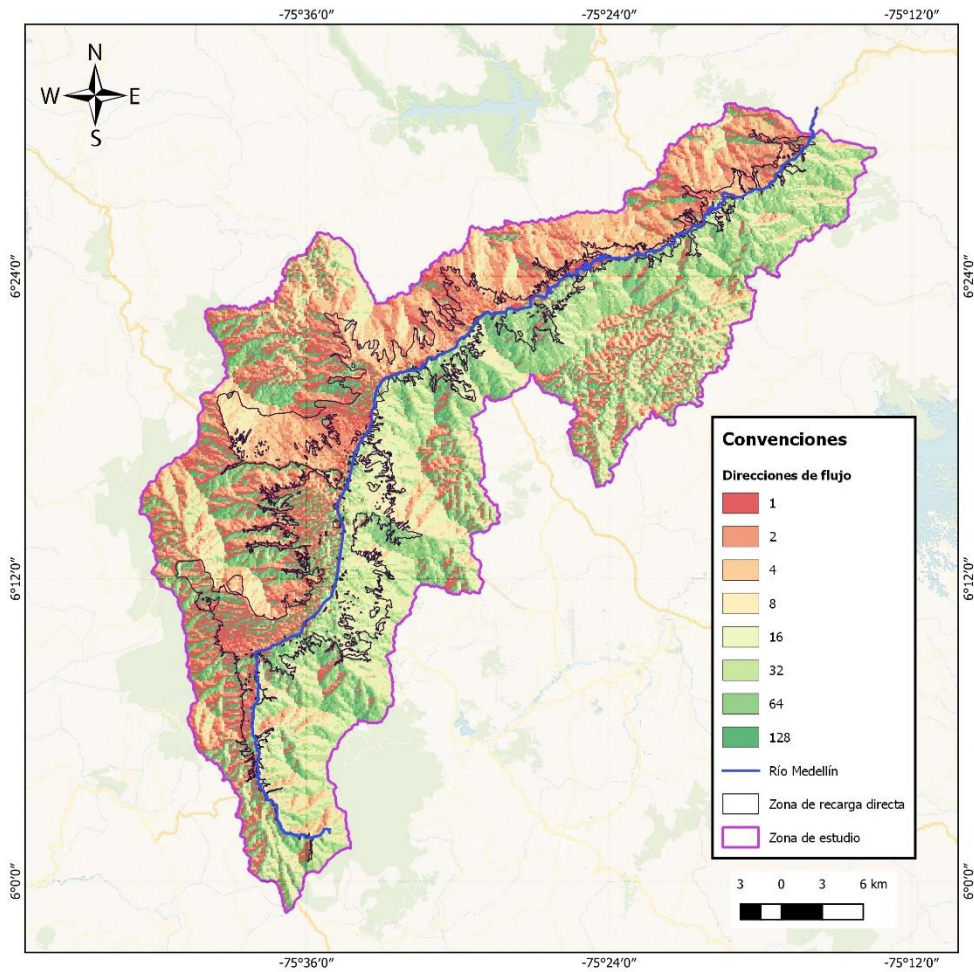


Figura 12. Direcciones de flujo en la zona de estudio.

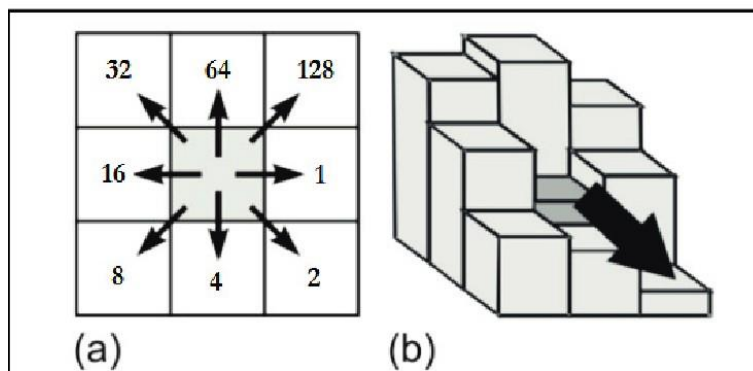


Figura 13. Ilustración del funcionamiento de las direcciones de flujo para la metodología empleada. Tomada de (Siqueira et al., 2016)

### **3.2.2.3 Parametrización:**

Para el modelo hidrológico se prefirió el uso del término “parametrización, en lugar de “calibración”, ya que no se cuentan con mediciones directas de la RDP que permitan comparar los valores modelados con los observados. La parametrización del modelo se realizó mediante la asignación de valores representativos de la realidad a cada uno (1) de los variables del modelo cómo son: la capacidad de campo, el número de curva, la capacidad máxima de infiltración, la interceptación y la profundidad de las raíces.

La parametrización de la capacidad de campo fue descrita en la sección 3.2.2.2. En cuanto a la parametrización de las coberturas de tierra, se lleva a cabo utilizando los valores definidos en la literatura científica para coberturas clasificadas con la metodología Corine Land Cover (Bastidas, 2019). Los mapas resultantes de la clasificación de imágenes satelitales para cada escenario (1990, 2000, 2010, 2020) se cruzan con los mapas obtenidos a partir de información secundaria clasificada con la metodología Corine Land Cover. El cruce de mapas permite ponderar los valores de las variables, obteniendo así una combinación de ambos conjuntos de datos para las coberturas de tierra. El procedimiento se lleva a cabo para proporcionar parámetros representativos en el modelo, y se detalla en la sección de resultados

### **3.2.2.4 Análisis de sensibilidad**

El análisis de sensibilidad investiga cómo la variación en las salidas de un modelo puede ser atribuidas a las variables de entrada, en modelación ambiental un análisis de sensibilidad puede realizarse con distintos propósitos, como la evaluación de la incertidumbre, calibración de modelos, diagnóstico y análisis de la robustes para la toma de decisiones (Pianosi et al., 2016). En esta investigación el análisis de sensibilidad se realiza con el objetivo de evaluar la robustes del modelo para la toma de decisiones y a su vez suplir las dificultades en la calibración del modelo debido a la falta de una medición directa de la RPD.

Existen diversos enfoques para llevar a cabo análisis de sensibilidad, y la elección entre ellos depende de la complejidad del modelo, su dominio y los objetivos del análisis. Dada la complejidad del modelo SWB, que cuenta con alta resolución espacial y temporal, este

trabajo opta por un enfoque local de sensibilidad. En este enfoque, no se analiza todo el dominio de las variables de entrada, sino más bien el rango considerado factible para cada tipo de cobertura o suelo.

Como no se dispone de mediciones directas de la PRD, el análisis de sensibilidad se lleva a cabo de manera semicuantitativa, empleando gráficas y estadísticas para evaluar la sensibilidad del modelo. En este sentido, el enfoque del análisis de sensibilidad se basa en la varianza, que considera que la varianza de las variables de salida es un buen indicador de la incertidumbre del modelo, además, su contribución a las variables de salida del modelo, dada una entrada específica, se utiliza como una medida representativa de la sensibilidad. (Pianosi et al., 2016). Los pasos del procedimiento empleado para el análisis de sensibilidad se describen a continuación.

1. Se seleccionan las variables de entrada a las que se les va a realizar el análisis de sensibilidad  $X_{1,2,\dots,m}$ , y la variable de respuesta  $Y$ .
2. Definir el rango en que cada variable de entrada  $X_i$  puede tomar valores.
3. Generar valores aleatorios para las variables de entrada  $X_i$  siguiendo una función de distribución de probabilidad uniforme dentro del rango definido en el paso 2.
4. Ejecutar el modelo  $N$  veces con los valores aleatorios generados para la variable  $X_i$ , dejando las demás variables de entrada constantes. Se repite el procedimiento hasta  $X_m$ , nótese que al final se tiene  $N * m$  modelos ejecutados
5. Representar gráficamente las variables de entrada  $X_i$  y contra la variable de respuesta  $Y$  mediante diagramas de cajas y calcular métricas como la varianza y el coeficiente de variación. Esto permitirá analizar cómo las variaciones aleatorias en las variables de entrada afectan a la variable de respuesta

### **3.2.2.5 Validación**

La validación busca confirmar que un modelo y sus resultados son “correctos” para un uso o propósito específico. Existen distintos enfoques para la validación de los modelos, en la Tabla 5 se resumen los enfoques para la validación de modelos propuesto por Sargent, (2015), esta metodología es tomada como base para la validación de modelo hidrológico utilizado en esta investigación.

Para la zona de estudio no se tienen mediciones directas de la RPD, sin embargo, se cuentan con mediciones de caudales y de niveles piezométricos que están estrechamente relacionados con la recarga y el comportamiento del sistema hidrológico, por lo que el sistema es observable, entendiendo como un sistema observable aquel en el que se puede recopilar datos sobre el comportamiento del sistema modelado. Además de estos tipos de validación, es crucial contar con una validación conceptual del modelo, esta busca asegurar que las teorías y supuestos subyacentes al modelo conceptual sean correctas, y que la representación del sistema por parte del modelo exhiba estructura, lógica, matemática y relaciones causales "razonables" para el propósito del modelo (Sargent, 2015).

**Tabla 5. Distintos enfoques para la validación de modelos. Tomada de (Sargent, 2015)**

<b>Enfoques /observables</b>	<b>Sistemas observables</b>	<b>Sistemas no observables</b>
<b>Enfoque subjetivo</b>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Comparación mediante gráficos</li> <li>• Explorar el comportamiento del modelo</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Explorar el comportamiento del modelo</li> <li>• Comparación con otros modelos</li> </ul>
<b>Enfoque objetivo</b>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Comparación utilizando pruebas y procedimientos estadísticos</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Comparación con otro modelo utilizando pruebas estadísticas.</li> </ul>

Teniendo en cuenta lo anterior, para la validación del modelo se complementan el enfoque subjetivo y objetivos. La validación se realiza primero verificando mediante gráficas y métricas de evaluación el cumplimiento del balance hidrológico de largo plazo, comparando las estimaciones de caudal obtenidas mediante el modelo y los caudales medidos por las estaciones de la zona de estudio. También se valida la relación tanto en tiempo como en espacio de los niveles piezométricos con la precipitación y la RPD, para esto se utilizan gráficas de series, mapas y cálculo de estadísticos como correlaciones con rezago y tendencias. La validación tiene como objetivo verificar que el modelo SWB utilizado y sus resultados representen de forma adecuada la recarga y su relación con los cambios de las coberturas de los suelos.

### **3.2.3 Objetivo 3: Analizar a partir de los resultados las implicaciones del cambio de la cobertura de la tierra en la recarga potencial directa**

Para lograr el tercer objetivo específico, se inicia con el posprocesamiento de la información derivada de los pasos previos. Utilizando los resultados obtenidos, se lleva a cabo una comparación entre los diversos escenarios mediante un análisis centrado en comprender las variaciones en magnitud, distribución espacial y temporal de la recarga potencial directa frente a modificaciones en la cobertura de la tierra.

Este análisis implica la generación de mapas que facilitan la comparación de los resultados entre diferentes escenarios. Se realizan comparaciones gráficas para las distintas fases del ENSO, para evaluar la variación interanual de la RPD en la zona de estudio, también, se calculan porcentajes de cambio entre el escenario base y otros escenarios, y se efectúa un análisis discretizado en las diferentes zonas de estudio (ZRD, ZRI, cuenca, zona norte, centro y sur). También, Se representan gráficamente las tendencias para las distintas variables de respuesta en los diferentes escenarios y se comparan con las tendencias resultantes de las modificaciones en la cobertura de la tierra.

## **4 Resultados**

### **4.1 Coberturas de la tierra**

#### **4.1.1 Fase 1, recolección de información**

En la primera fase se seleccionan los tipos de cobertura a trabajar, para esto se realizó una revisión sistemática de investigaciones similares identificando el tipo de coberturas analizadas y cuáles se pueden aplicar a la zona de estudio, esta revisión permitió diferenciar cuatro (4) tipos de coberturas: territorios artificializados, coberturas arbóreas, coberturas arbustivas y herbáceas, y cuerpos de agua, coberturas similares son analizadas



por Ghimire et al., (2021); Minnig et al., (2018) y Siddik) et al., (2022); este tipo de coberturas son fácilmente diferenciables y presentan características notablemente distintas que impactan el proceso de recarga, los territorios artificializados se caracterizan por la impermeabilización del suelo e impedir la recarga directa por precipitación, por su lado, las coberturas arbustivas y herbáceas presentan raíces poco profundas y poca interceptación de la lluvia, mientras que las coberturas arbóreas presentan raíces profundas y doseles amplios que facilitan la interceptación de la lluvia.

La información cartográfica de las coberturas de la tierra en la zona de estudio se presenta de manera resumida en la Tabla 6. Esta información se concreta en mapas de cobertura de la tierra clasificados según la metodología Corine Land Cover, así como en cartografía que documenta el crecimiento urbano del Valle de Aburrá desde 1948 hasta 2007. Además, se incluyen bases de datos catastrales con información sobre las construcciones de los municipios del Valle de Aburrá. Todo este conjunto de cartografía sirve como base para llevar a cabo la calibración y la validación de los mapas de cobertura generados mediante la clasificación de imágenes satelitales.

**Tabla 6. Resumen de la información cartográfica recopilada de coberturas de la tierra en la zona e estudio.**

Estudio	Descripción	Institución
Mapa Nacional de Coberturas de la Tierra de Colombia para el año 2018	Mapas de cobertura de la tierra clasificados con la metodología Corine Land Cover en escala 1:100.000	IDEAM
POMCA del río Aburrá (AMVA & Universidad Nacional de Colombia, 2017)	Mapas de cobertura de la tierra clasificados con la metodología Corine Land Cover en escala 1:25.000	AMVA, Universidad Nacional de Colombia
estudio de la forma y crecimiento urbano de la región metropolitana (Universidad Pontificia Bolivariana & AMVA, 2007)	Área urbana del Valle de Aburrá para los años 1948, 1970, 1985 y 1995 en escala 1:10.000	AMVA, Universidad Pontificia Bolivariana
Catastros municipales	Catastros municipales de los municipios pertenecientes al área metropolitana en escala 1:10.000	AMVA

Para la clasificación de imágenes satelitales, se establecieron los años 1990, 2000, 2010 y 2020, con el propósito de analizar períodos uniformes y observar los cambios en las coberturas a lo largo de cada década. Para la adquisición de esta información, se emplearon distintos satélites de Landsat, dependiendo del periodo en cuestión.

Específicamente, para los escenarios de los años 1990, 2000 y 2010, se utilizó la información del satélite Landsat 5, mientras que para el año 2020 se recurrió a las imágenes del Landsat 8. Todas las imágenes obtenidas pertenecen al Tier 1, ya que estas son las que presentan la mejor calidad y menor contenido de nubes, en la Tabla 7 y Tabla 8 se muestran las bandas descargadas con la longitud de onda y el tamaño de pixel para los satélites Landsat 5 y Landsat 8 respectivamente.

**Tabla 7. Descripción de las bandas del satélite Landsat 5**

Banda	Nombre	Longitud de onda	Tamaño del pixel
Banda 1	Azul visible	0,45 - 0,52 $\mu\text{m}$	30 m
Banda 2	Verde visible	0,52 - 0,60 $\mu\text{m}$	30 m
Banda 3	Rojo visible	0,63 - 0,69 $\mu\text{m}$	30 m
Banda 4	Infrarojo cercano	0,76 - 0,90 $\mu\text{m}$	30 m
Banda 5	SWIR 1	1,55 - 1,75 $\mu\text{m}$	30 m
Banda 6	Termico	10,40 - 12,50 $\mu\text{m}$	120 m
Banda 7	SWIR 2	2,08 - 2,35 $\mu\text{m}$	30 m

**Tabla 8. Descripción de las bandas del satélite Landsat 8**

Banda	Nombre	Longitud de onda	Tamaño del pixel
Banda 1	Aerosol costero	0,43 - 0,45 $\mu\text{m}$	30 m
Banda 2	Azul visible	0,450 - 0,51 $\mu\text{m}$	30 m
Banda 3	Verde visible	0,53 - 0,59 $\mu\text{m}$	30 m
Banda 4	Rojo visible	0,64 - 0,67 $\mu\text{m}$	30 m
Banda 5	Infrarojo cercano	0,85 - 0,88 $\mu\text{m}$	30 m
Banda 6	SWIR 1	1,57 - 1,65 $\mu\text{m}$	30 m
Banda 7	SWIR 2	2,11 - 2,29 $\mu\text{m}$	30 m
Banda 8	Pancromatico	0,50 - 0,68 $\mu\text{m}$	15 m
Banda 9	Cirros	1,36 - 1,38 $\mu\text{m}$	30 m

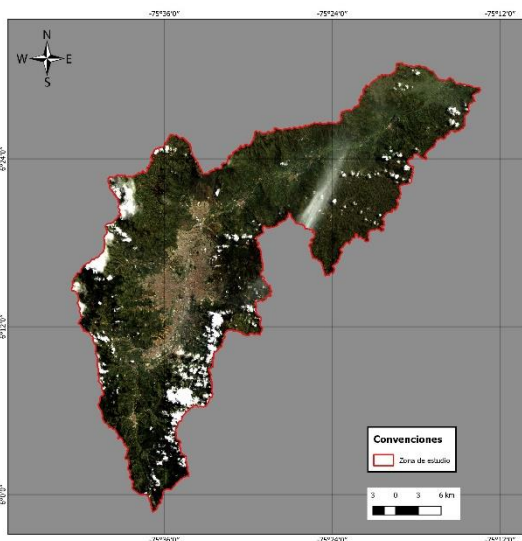
#### 4.1.2 Fase 2, generación del compuesto de la imagen

Con las imágenes satelitales descargadas se seleccionan de forma manual las que tienen menor contenido de nubes para la zona, se aclara que el año que representa el escenario es un escenario base, pero dado la dificultad para encontrar varias imágenes satelitales de buena calidad para un año es necesario recurrir a años cercanos al escenario para obtener una buena representación en todas las zonas, en la Tabla 9 se enumeran las fechas de las imágenes satelitales que fueron utilizadas en los escenarios.

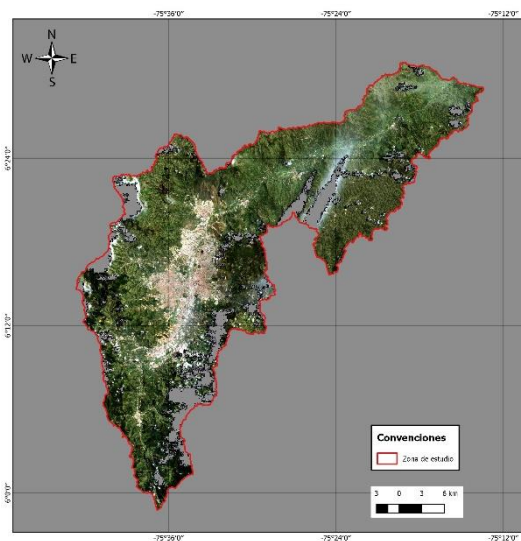
**Tabla 9. Fecha de imágenes satelitales usadas para la clasificación de coberturas.**

Escenario	Satélite	Fecha de las imágenes
1990	LandSat5	1987/01/30 - 1987/07/25 - 1989/12/21 - 1991/03/30 - 1991/08/21
2000	LandSat5	1997/07/20 - 1997/10/24 - 1997/09/06 - 1999/07/10 - 2000/07/12
2010	LandSat5	2008/06/16 - 2011/05/24
2020	LandSat8	2020/01/09 - 2020/01/25 - 2020/02/10 - 2020/07/19 - 2020/09/05 - 2021/04/17 - 2021/05/19 - 2021/07/06 - 2021/12/13 - 2022/01/30 - 2022/07/09

A todas las imágenes seleccionadas en la Tabla 9 se les retira los píxeles que representan nubes y sombras mediante la capa de calidad QA\_PIXEL proporcionado por Google Earth Engine, en la Figura 14 se muestra el ejemplo de una imagen a la que se le retiran los píxeles no deseados mediante la máscara de QA\_PIXEL. Después de procesar todas las imágenes mediante las máscaras de calidad se genera un compuesto de las imágenes para cada uno (1) de los escenarios mediante la mediana, obteniendo así una sola imagen satelital representativa para cada uno (1) de los escenarios, se selecciona la mediana para la agregación de los píxeles ya que este métrica es menos sensible a los valores extremos en comparación con la media.



*A) Imagen con nubes*



*c) Imagen sin nubes.*

**Figura 14. Ejemplo de eliminación de píxeles con nubes o sombras.**

### 4.1.3 Clasificación de imágenes

El primer paso para la clasificación de imágenes fue el análisis exploratorio de datos, en la Figura 15 se presenta un gráfico de dispersión entre las bandas analizadas para el proyecto Landsat 5 y los tipos de cobertura a clasificar. Se optó por no incluir la banda térmica, dado que su contribución para diferenciar las coberturas es limitada. Los valores de reflectancia superficial se han normalizado entre 0 y 1 para mejorar la interpretación visual.

En la Figura 15, las áreas urbanizadas se representan en azul, las coberturas arbustivas y herbáceas en verde, y las arbóreas en rojo. La diagonal principal exhibe la distribución para cada una de las bandas, mientras que en las demás imágenes se presentan diagramas de dispersión entre dos (2) bandas. El propósito fundamental de este gráfico es identificar las zonas o rangos de reflectancia en los que un tipo de cobertura se distribuye con mayor probabilidad. Estas áreas son esenciales para que el algoritmo de clasificación pueda diferenciar eficazmente entre los diversos tipos de cobertura.

Por ejemplo, las coberturas arbóreas al tener mayor profundidad de raíces y mayores doseles en general se observan como vegetación más vigorosa en comparación con las coberturas arbustivas y herbáceas que presentan menor profundidad de raíces y menores doseles, por lo que no pueden obtener agua a grandes profundidades. Por lo tanto, las coberturas arbóreas presentan menores valores de reflectancia en el infrarrojo de onda corta 2 (SWIR 2) y mayores valores en el infrarrojo cercano, esta tendencia puede verse claramente en la diagonal principal.

Por su parte, las construcciones presentan mayores reflectancias en el rango visible y en el SWIR 2 y menores valores en el infrarrojo cercano, esto se evidencia en que las tres (3) primeras filas, en donde los puntos azules que representan los territorios artificializados siempre están en la parte superior de los gráficos, mientras que las coberturas vegetales están en la parte inferior.

En general los territorios artificializados son claramente diferenciables de las coberturas vegetales, mientras que las coberturas arbóreas comparten zonas en los diagramas de dispersión con las coberturas arbustivas y herbáceas, como consecuencia para el algoritmo de clasificación será más complicado diferenciar entre estas dos (2) últimas clases.

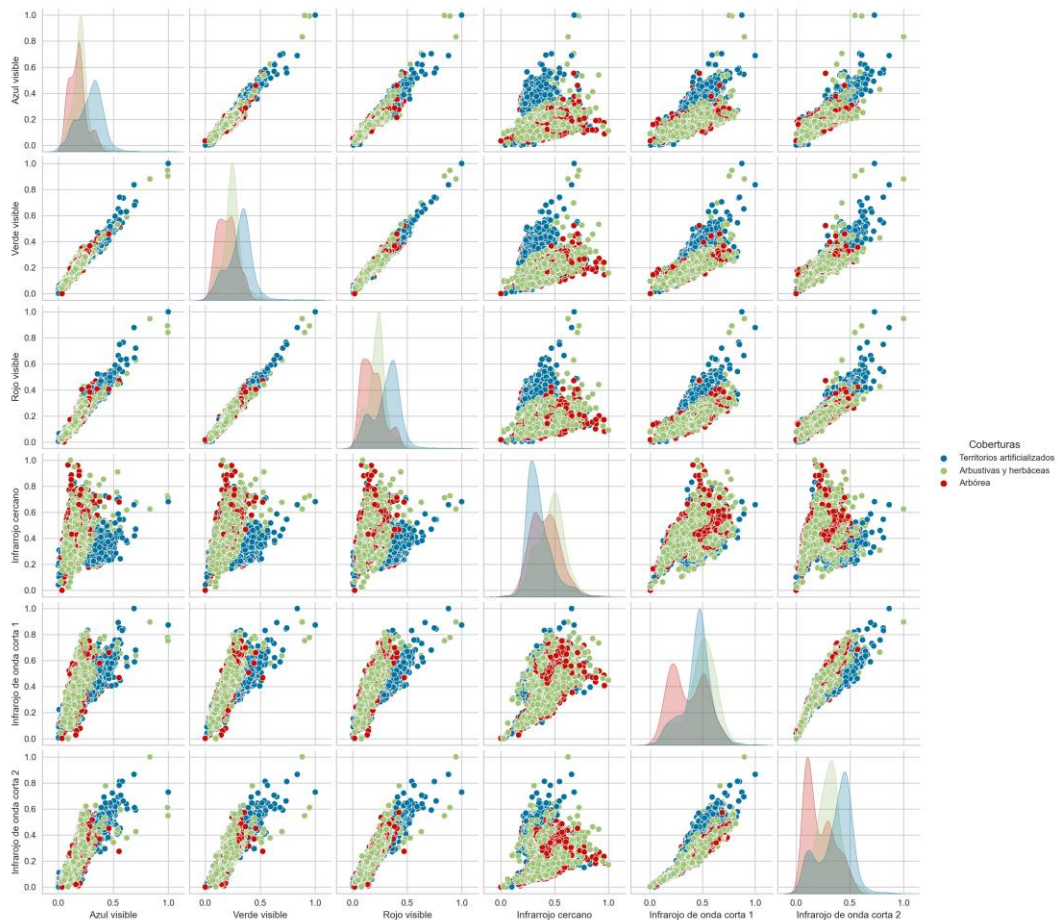


Figura 15. Relación entre las distintas bandas analizadas y las clases a clasificar.

#### 4.1.4 Calibración

La calibración del algoritmo Random Forest se realiza generando curvas de calibración, en la Figura 16 se muestran las curvas de calibración empleadas para el escenario 1990, en

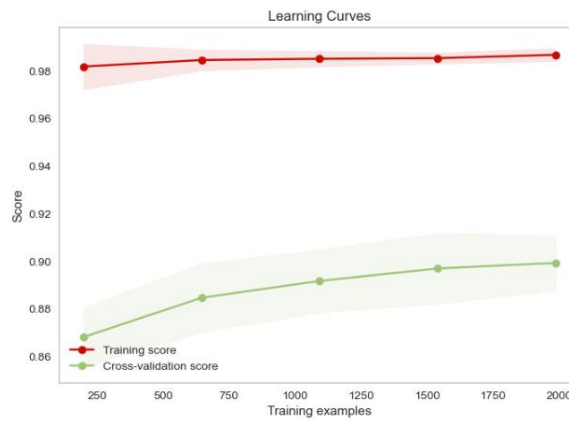
Figura 51 del Anexo A se muestran las curvas para los demás escenarios. Los datos utilizados para la calibración y la validación del modelo fueron seleccionados de forma manual mediante la interpretación de las imágenes satelitales disponibles y la información secundaria. Como las coberturas cambian en cada escenario, los datos de calibración de cada escenario fueron distintos, es decir, se generaron datos de calibración y validación para cada escenario (1990,2000,2010 y 2020), se utiliza un 80% de los datos generados para la calibración y un 20% de los datos generados para la validación.

El primer paso de la calibración fue validar que, si se cuenta con los suficientes datos de entrenamiento para obtener una buena calibración, una forma de verificar lo anterior es realizar curvas de aprendizaje. En las curvas de aprendizaje, se pretende evaluar el desempeño del modelo a medida que se incrementa el tamaño del conjunto de entrenamiento. El propósito es determinar si el modelo obtiene beneficios sustanciales al aumentar la cantidad de datos de entrenamiento, en la Figura 16 (a), se observa un comportamiento asintótico, lo que sugiere que no es necesario incrementar más los datos de entrenamiento, ya que el rendimiento del modelo ha alcanzado su límite de mejora significativa.

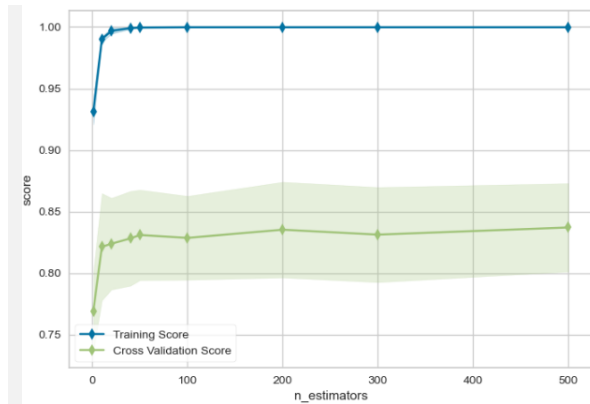
Para los demás parámetros que utiliza el algoritmo se crearon curvas de calibración para identificar el rango óptimo en el que se obtienen las mejores métricas de evaluación. Lo anterior se logra identificando el rango en donde los valores de las métricas de *training score* y *cross-validation-score* son altos, lo anterior permite determinar que el modelo está lo suficientemente ajustado pero no sobre ajustado.

los valores óptimos de los parámetros seleccionados mediante las curvas de validación fueron los siguientes: para el número de estimadores se selecciona un valor de 200 (Figura 16 ,b), para máxima profundidad de los árboles de decisión se selecciona un valor de 30 (Figura 16 ,c), para el número mínimo de muestras necesarias para dividir un nodo interno se selecciona un valor de 2 (Figura 16 , d), y para el número mínimo de muestras necesarias para estar en un nodo de la hoja se selecciona un valor de 2 (Figura 16 ,e). Los mismos valores fueron seleccionados para los demás escenarios, ya que después de realizar el mismo procedimiento con los datos de calibración de cada escenario se pudo validar que presentan comportamientos similares

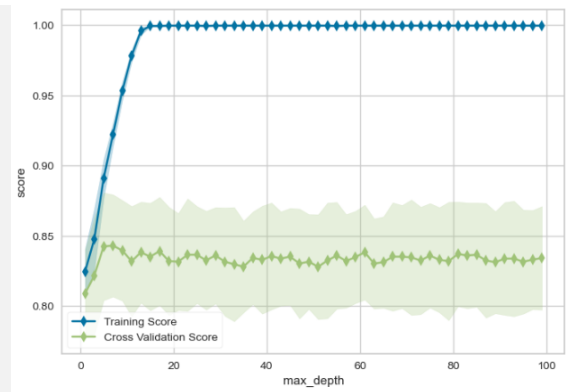
Además de lo anterior, el algoritmo es parametrizado para ajustar automáticamente los pesos de manera inversamente proporcional a las frecuencias de las clases de los datos de entrada para balancear la importancia relativa de estos. Lo anterior garantiza que el modelo le va a dar igual importancia a tres (3) coberturas que se van a clasificar.



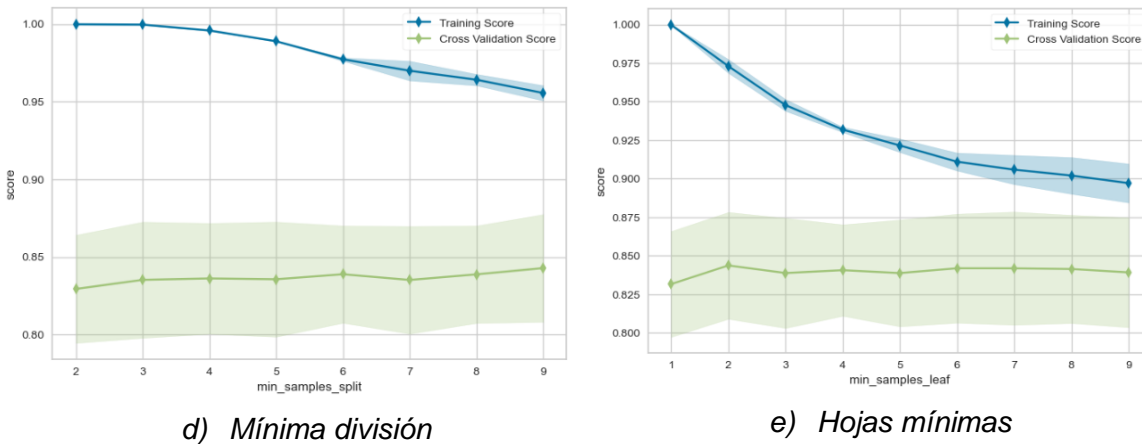
a) Curva de aprendizaje



b) Número de estimadores



c) Máxima profundidad

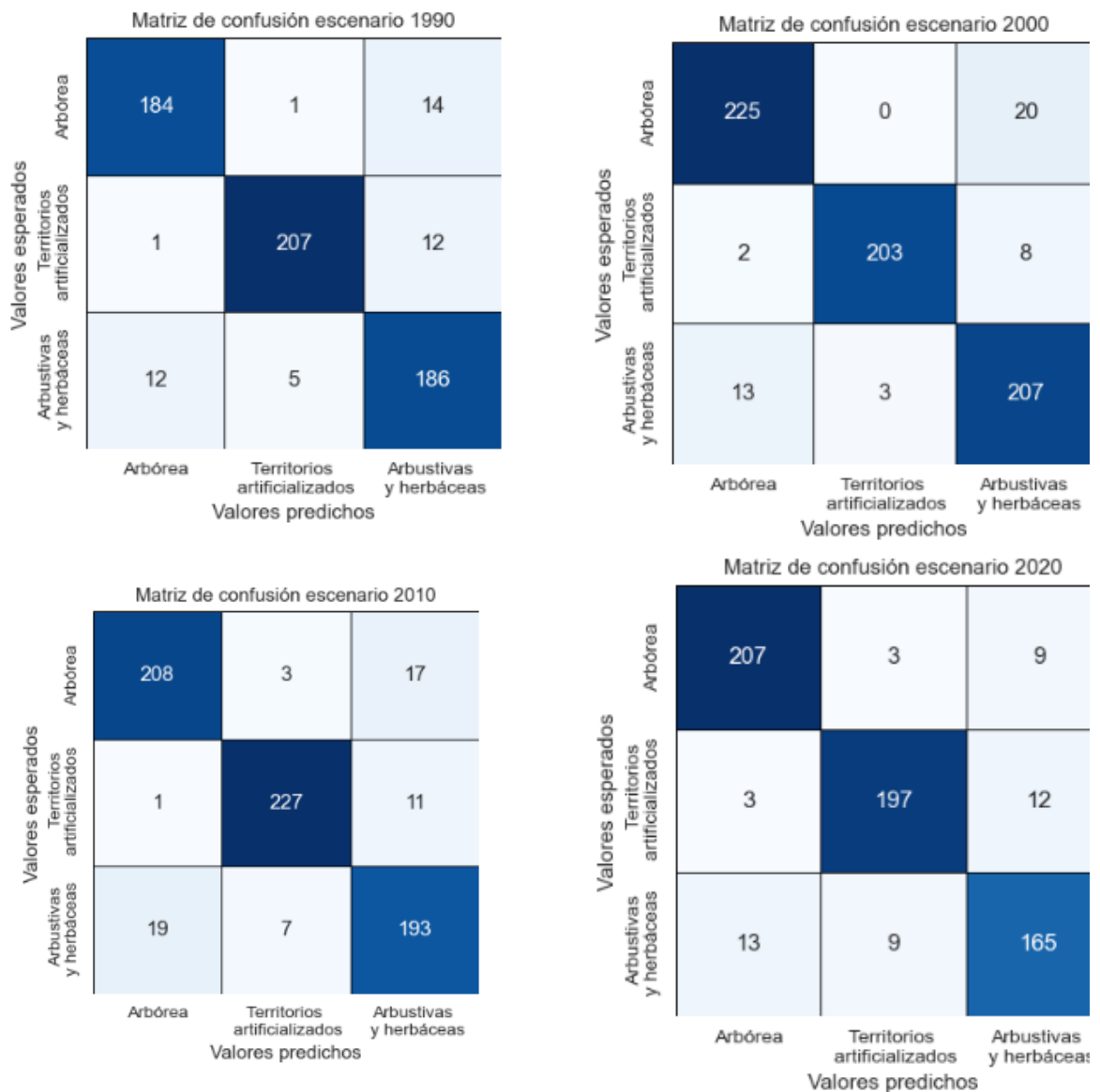


**Figura 16. Gráficas utilizadas para la calibración del modelo Random Forest, para la clasificación de imágenes satelitales del escenario 1990**

#### 4.1.5 Validación

Como se expuso anteriormente la validación del modelo de clasificación se realizó con un conjunto de datos diferente a los datos de entramiento, con el objetivo de evitar sobre entramiento en la clasificación y sesgo en la evaluación. En Figura 16 se muestran las matrices de confusión para los cuatro (4) modelos de los cuatro (4) escenarios estudiados, se puede observar que la menor cantidad de errores de clasificación se da entre las coberturas arbóreas y los territorios artificializados, esto se puede explicar en las diferencias significativas que tienen las huellas espectrales de estos dos (2) tipos de coberturas. Por otro lado, las mayores confusiones se dan entre las coberturas arbóreas y las coberturas arbustivas y herbáceas, este tipo de coberturas tiene huellas espectrales más similares entre sí, además en la escala trabajada se puede tener coberturas difíciles de diferencias como mosaicos de coberturas vegetales naturales, pastos enmalezados, vegetación en transición, cultivos, etc. En menor medida se presenta errores de clasificación entre territorios artificializados y coberturas arbustivas y herbáceas, las principales fuentes de confusión para estas clasificaciones son zonas con tejidos urbanos discontinuos, instalaciones recreativas o parcelaciones en las que a pesar de existir construcciones se tienen coberturas vegetales en la misma zona.





**Figura 17. Matrices de confusión de los modelos de clasificación para los cuatro (4) escenarios.**

En la Tabla 10 se presentan las métricas de evaluación para los cuatro (4) escenarios. En todos ellos, el coeficiente de Kappa es mayor a 0.88, lo que refleja un buen grado de concordancia entre los valores reales y los clasificados por el modelo. Asimismo, la exactitud supera el 92%, indicando que en más del 92% de los casos, los elementos han sido clasificados correctamente.

Los coeficientes promedio de precisión y recall son mayores a 0.91, el F1-score al ser la media armónica de las otras dos (2) métricas también presenta valores superiores a 0.91 para todos los escenarios, los valores de las métricas indican de manera concluyente que el modelo clasifica de manera satisfactoria las coberturas seleccionadas para el área de estudio. El equilibrio entre las tres (3) métricas sugiere que las clasificaciones de los tres (3) tipos de coberturas están balanceadas, señalando un rendimiento sólido, robusto y confiable del modelo de clasificación.

**Tabla 10. métricas de evaluación de los modelos de clasificación para los 4 escenarios.**

Escenario	kappa	Exactitud	Cobertura	Precisión	recall	F1-score	Soporte
1990	0,89	0,93	Árborea	0,93	0,92	0,93	199
			Arbustivas y herbáceas	0,88	0,92	0,9	203
			Territorios artificializados	0,97	0,94	0,96	220
			Promedio	0,93	0,93	0,93	622
			Promedio ponderado	0,93	0,93	0,93	622
2000	0,9	0,93	Árborea	0,94	0,92	0,93	245
			Arbustivas y herbáceas	0,88	0,93	0,9	223
			Territorios artificializados	0,99	0,95	0,97	213
			Promedio	0,93	0,93	0,93	681
			Promedio ponderado	0,93	0,93	0,93	681
2010	0,87	0,92	Árborea	0,91	0,91	0,91	228
			Arbustivas y herbáceas	0,87	0,88	0,88	219
			Territorios artificializados	0,96	0,95	0,95	239
			Promedio	0,91	0,91	0,91	686
			Promedio ponderado	0,92	0,92	0,92	686
2020	0,88	0,92	Árborea	0,93	0,95	0,94	219
			Arbustivas y herbáceas	0,89	0,88	0,88	187
			Territorios artificializados	0,94	0,93	0,94	212
			Promedio	0,92	0,92	0,92	618
			Promedio ponderado	0,92	0,92	0,92	618

Para validar los resultados obtenidos también se cruzó el mapa de coberturas obtenido mediante el modelo de clasificación para el año 2020 y las coberturas Corine Land Cover para el año 2018, la comparación se presenta por medio de porcentajes de representación entre los dos (2) mapas de coberturas, los resultados de resumen en la Tabla 11. Los datos están representados mediante una escala de colores que va desde el verde hasta el rojo, en esta escala, los tonos verdes denotan un mayor porcentaje de correspondencia entre las dos (2) coberturas, mientras que los tonos rojos indican una menor correspondencia, por otro lado, los tonos amarillos y naranjas representan valores intermedios, y su proximidad al rojo o al verde está relacionada con el porcentaje de correspondencia.

Para las coberturas arbóreas las principales correspondencias se dan con las siguientes coberturas de Corine Land Cover: vegetación secundaria o en transición (26%); plantación forestal (15,6%); mosaico de cultivos, pastos y espacios naturales (14%); bosque denso (8,4%) y mosaico de pastos con espacios naturales (8,2%). Para las coberturas arbustivas y herbáceas la correspondencia se da principalmente con: pastos limpios (25%); mosaico de cultivos, pastos y espacios naturales (18,3%); mosaico de pastos y cultivos (16,2%); mosaico de pastos con espacios naturales (18,3%); vegetación secundaria o en transición (7,5%) y pastos enmalezados (6,3%). Para los territorios artificializados la correspondencia se da principalmente con: tejido urbano continuo (52,3%), tejido urbano discontinuo (8,3%), Instalaciones recreativas (7,4%) y zonas industriales o comerciales (7,0%). La comparación realizada facilita la validación del modelo de clasificación, evidenciando una correspondencia destacada entre los resultados obtenidos por el modelo y la cartografía oficial generada mediante otras técnicas..

**Tabla 11. Comparación entre las coberturas obtenidas por el modelo de clasificación para el escenario de 2020 y las coberturas corine land cover del año 2018**

Cobertura corine land Corine Land Cover/ Modelo de clasificación	Arbórea	Arbustivas y herbáceas	Territorios artificializados
1.1.1. Tejido urbano continuo	1,7%	1,1%	52,3%
1.1.2. Tejido urbano discontinuo	1,5%	2,6%	8,3%
1.2.1. Zonas industriales o comerciales	0,3%	0,6%	7,0%
1.2.2. Red vial, ferroviaria y terrenos asociados	0,0%	0,0%	0,4%
1.2.4. Aeropuertos	0,0%	0,0%	0,3%
1.2.5. Obras hidráulicas	0,0%	0,0%	0,1%
1.3.1. Zonas de extracción minera	0,1%	0,2%	1,6%
1.4.1. Zonas verdes urbanas	0,7%	0,7%	2,6%
1.4.2. Instalaciones recreativas	2,2%	6,1%	7,4%
2.2.1. Cultivos permanentes herbáceos	0,2%	0,1%	0,0%
2.2.2. Cultivos permanentes arbustivos	0,7%	0,2%	0,1%
2.3.1. Pastos limpios	5,8%	25,0%	5,1%
2.3.2. Pastos arbolados	0,1%	0,4%	0,1%
2.3.3. Pastos enmalezados	4,7%	6,3%	1,5%
2.4.1. Mosaico de cultivos	0,1%	0,3%	0,0%
2.4.2. Mosaico de pastos y cultivos	4,3%	16,2%	3,7%
2.4.3. Mosaico de cultivos, pastos y espacios naturales	14,0%	18,3%	4,0%
2.4.4. Mosaico de pastos con espacios naturales	8,2%	10,3%	2,7%
2.4.5. Mosaico de cultivos con espacios naturales	1,5%	0,9%	0,1%
3.1.1. Bosque denso	8,4%	0,4%	0,1%

Cobertura corine land Corine Land Cover/ Modelo de clasificación	Arbórea	Arbustivas y herbáceas	Territorios artificializados
3.1.3. Bosque fragmentado	1,0%	0,0%	0,0%
3.1.4. Bosque de galería y ripario	0,7%	0,8%	0,3%
3.1.5. Plantación forestal	15,6%	1,3%	0,5%
3.2.1. Herbazal	0,3%	0,1%	0,0%
3.2.2. Arbustal	1,9%	0,3%	0,0%
3.2.3. Vegetación secundaria o en transición	26,0%	7,5%	1,7%
3.3.3. Tierras desnudas y degradadas	0,0%	0,0%	0,1%
3.3.4. Zonas quemadas	0,0%	0,1%	0,0%
5.1.1. Ríos	0,0%	0,1%	0,1%
5.1.4. Cuerpos de agua artificiales	0,0%	0,0%	0,0%
Total general	100%	100%	100%

#### 4.1.6 Análisis de resultados

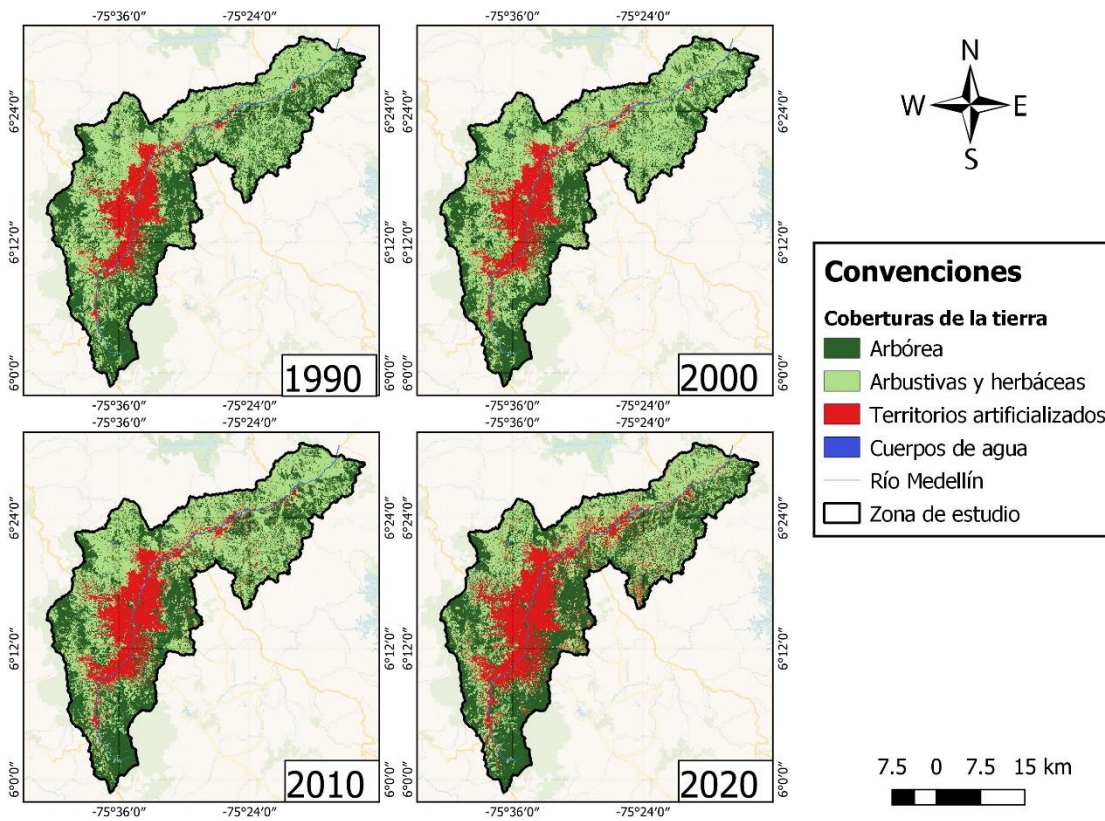
En la Tabla 12 se muestra el área en km<sup>2</sup> de cada cobertura, la representación porcentual de cada cobertura para los distintos escenarios y el cambio porcentual de cada cobertura respecto el escenario base de 1990, en la escala de colores utilizadas los colores más cercanos a verdes están relacionados con aumentos en ese tipo de cobertura, mientras que los colores más cercanos a rojos están relacionados con disminuciones, los tonos amarillos y naranjas indican valores intermedios. En la Figura 18 se muestra el resultado de la clasificación de las coberturas de la tierra en los escenarios seleccionados, las imágenes fueron corregidas para representar los cuerpos de agua de la zona de estudio y el aumento del área urbana, ya que los cuerpos de agua no fueron clasificados en cada escenario sino que se consideran invariantes de acuerdo con la cartografía oficial, por otro lado, se ajustan los resultados para que no se permita el cambio de territorio artificializado a cobertura vegetal en un escenario siguiente ya que se busca representar el aumento de estos tipos de coberturas. En la Figura 20 se presentan los diagramas de Sankey para las zonas de análisis, estos muestran los cambios en el tiempo de las coberturas de la tierra.

Los principales cambios evidenciados en el área de estudio son el aumento de los territorios artificializados directamente relacionado con las áreas impermeables y su impacto en la disminución de la RPD. Los cambios en las coberturas arbóreas, arbustivas y herbáceas además de impactar la RPD por las variaciones en los doseles de las plantas

y la profundidad de las raíces, también afecta la conectividad ecosistémica ecológica y la regulación hídrica del área de estudio.

**Tabla 12. Resumen de los cambios de cobertura en los distintos escenarios por zonas de análisis**

Zona	Cobertura	Área km <sup>2</sup>				Porcentaje de cobertura				Cambio porcentual entre los distintos escenarios			
		1990	2000	2010	2020	1990	2000	2010	2020	1990-2000	2000-2010	2010-2020	1990-2020 (Total)
Cuenca	Arbórea	450.4	397.2	430.7	464.7	40%	35%	38%	41%	-12%	8%	8%	3%
	Territorios artificializados	130.7	155.7	184.5	241.6	12%	14%	16%	21%	19%	18%	31%	85%
	Arbustivas y herbáceas	552.8	581	518.7	427.6	49%	51%	46%	38%	5%	-11%	-18%	-23%
Zona de recarga directa	Arbórea	37.4	24.6	30.5	31.1	16%	10%	13%	13%	-34%	24%	2%	-17%
	Territorios artificializados	97.9	112.1	123.5	143.6	41%	47%	52%	60%	15%	10%	16%	47%
	Arbustivas y herbáceas	103.3	101.8	84.6	63.8	43%	43%	35%	27%	-1%	-17%	-25%	-38%
Zona de recarga indirecta	Arbórea	412.6	372.2	399.8	433.1	46%	42%	45%	48%	-10%	7%	8%	5%
	Territorios artificializados	33.3	44.1	61.6	98.5	4%	5%	7%	11%	32%	40%	60%	196%
	Arbustivas y herbáceas	449.5	479	434	363.7	50%	54%	48%	41%	7%	-9%	-16%	-19%
Zona centro	Arbórea	23.1	15.5	19.8	20.3	15%	10%	13%	13%	-33%	28%	3%	-12%
	Territorios artificializados	83.6	93.4	100.1	109.2	54%	60%	65%	71%	12%	7%	9%	31%
	Arbustivas y herbáceas	47.7	45.6	34.5	25	31%	30%	22%	16%	-4%	-24%	-28%	-48%
Zona norte	Arbórea	12.2	8	8.5	8.8	17%	11%	12%	12%	-34%	6%	4%	-28%
	Territorios artificializados	11.2	15	19.1	28.8	15%	21%	26%	40%	34%	27%	51%	157%
	Arbustivas y herbáceas	49.3	49.7	45.1	35.1	68%	68%	62%	48%	1%	-9%	-22%	-29%
Zona sur	Arbórea	2.1	1.1	2.2	2	18%	10%	19%	18%	-48%	100%	-9%	-5%
	Territorios artificializados	2.7	3.4	4	5.4	24%	30%	35%	47%	26%	18%	35%	100%
	Arbustivas y herbáceas	6.5	6.8	5.2	3.9	57%	60%	46%	35%	5%	-24%	-25%	-40%



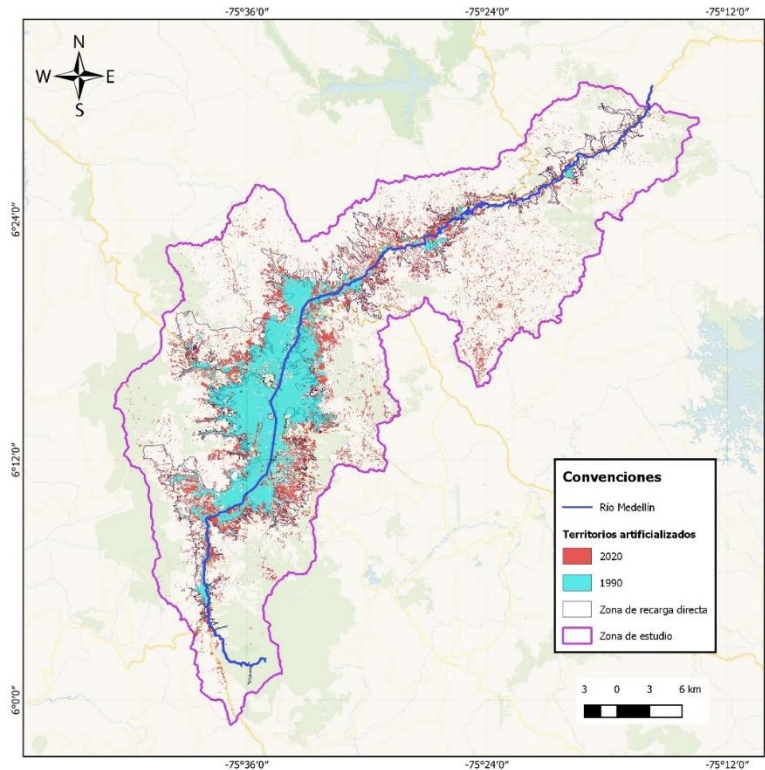
**Figura 18. Imágenes de la cobertura de la tierra en los cuatro (4) escenarios**

En la Figura 19 se muestra la diferencia en el área urbana entre el año 1990 y 2020, para la cuenca se da un aumento del 85% pasando de 130,7 km<sup>2</sup> a 241,61 km<sup>2</sup> entre los escenarios de 1990 y 2020. En las imágenes se evidencia una zona urbana principal que tiene como eje el río Medellín, esta zona se caracteriza por tener pendientes suaves, buen equipamiento, acceso a servicios públicos y ejes viales, en esta zona es donde se encuentra la mayor parte del área de recarga directa del Acuífero Libre del Valle de Aburrá, los territorios artificializados en esta zona han aumentaron en un 47%, este aumento surge debido a la pérdida de coberturas arbustivas y herbáceas en un 86%, y la disminución de coberturas arbóreas en un 14%.

A grandes rasgos el área urbana ha crecido desde la zona urbana hacia las laderas, estas zonas se encuentran tierras con pendientes altas, que fueron ocupadas tanto por proyecto inmobiliarios formales cómo por formas informales de autoconstrucción (Pérez Fonseca,

2018). El crecimiento también se da desde los centros poblados rurales hacia el centro, en las zonas rurales es evidente la fragmentación predial y la destinación del suelo para construcción de parcelaciones de vivienda campestre, lo anterior se ve reflejado en un aumento del 196% de los territorios artificializados para la zona de recarga indirecta, un 157% para la zona de recarga directa norte y un 100% para la zona sur.

El crecimiento de los territorios artificiosos se puede explicar desde diversos factores que ha variado a lo largo del tiempo, el fenómeno de conurbación se consolida entre 1985 y 1996 (Universidad Pontificia Bolivariana & AMVA, 2007), La infraestructura vial fomenta los proceso de artificialización del territorio, esta se consolida principalmente sobre el corredor del río como eje de la expansión urbana, un ejemplo claro es el impacto de la construcción de la doble calzada de la autopista norte la cual aumenta considerablemente los territorios artificializados de la zona norte entre los años 2010 y 2020 (24%) , en comparación con el periodo entre 1990 y 2000 (5%). El conflicto armado deriva en desplazamiento urbanos e intraurbanos, por el cual se da un poblamiento repentino en el área de estudio entre 1994 y 2012 debido al recrudecimiento del conflicto (Pérez Fonseca, 2018), además, el crecimiento inmobiliario se ha estimulado por acuerdos municipales que incentivan aún más el desarrollo sobre las laderas o sobre los centros poblados sin límites de aprovechamiento definidos (AMVA & Universidad Nacional de Colombia, 2017).



**Figura 19. Aumento del área impermeable entre los años 1990 y 2020.**

Respecto a las coberturas vegetales la zona de recarga directa tiene menos porcentaje de representación en comparación la zona de recarga indirecta, para la zona de recarga directa las coberturas arbóreas para el año 2020 representan un 13% y para las coberturas arbustivas y herbáceas un 27%, mientras que para la zona de recarga indirecta los valores son de 48% y 41% respectivamente. Respecto a la distribución espacial la zona centro tiene menor porcentaje de coberturas vegetales y mayor porcentaje de territorios artificializados en comparación con la zona norte y sur. Para la cuenca el porcentaje de cambio de las coberturas arbóreas es bajo, sólo de un 3% entre 1990 y 2020, sin embargo, para el área de recarga directa se evidencia una disminución del 17% para las coberturas arbóreas y de un 38% para las coberturas arbustivas y herbáceas. En la zona centro se presenta el mayor cambio de coberturas arbustivas y herbáceas con una disminución de 48% para el periodo de análisis.

En la Figura 20 los diagramas de Sankey resumen los cambios de las coberturas de la tierra entre los escenarios y las proporciones entre sí, el ancho de las líneas representa el



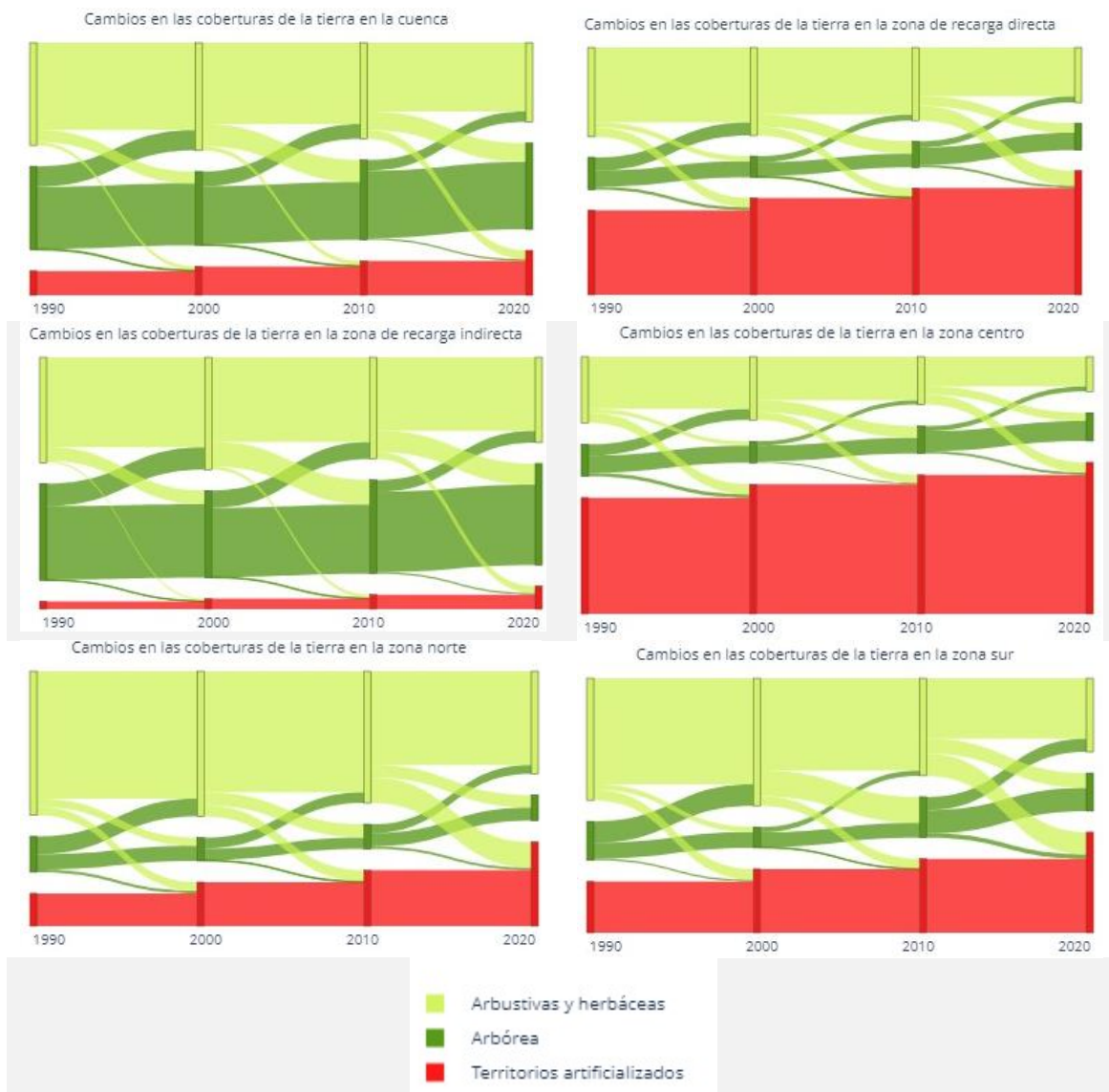
área que ocupa cada cobertura en las distintas zonas de análisis, por lo tanto, cuanto mayor sea la línea, mayor es el área de la cobertura, el nodo inicial y final son los escenarios de 1990 y 2020 respectivamente, los nodos intermedios son los escenarios de 2000 y 2010. En las imágenes se puede identificar claramente el aumento de los territorios artificializados se da principalmente como consecuencia de la pérdida de coberturas arbustivas y herbáceas y en segunda instancia de coberturas arbóreas.

A lo largo de los periodos de análisis se dan flujos en los que se pierde coberturas arbustivas y herbáceas que son remplazadas por coberturas arbóreas y viceversa. Entre los escenarios de 1990 y 2000 se observan disminuciones en las coberturas arbóreas, particularmente, en la zona de recarga indirecta las coberturas arbóreas disminuyen -10%, el cambio se da principalmente como una consecuencia del aumento de las coberturas arbustivas y herbáceas (7%). En la zona sur se presenta un comportamiento similar, con una disminución del -78%, atribuyéndose principalmente al aumento de las coberturas arbustivas y herbáceas (5%).

La tendencia se revierte en el escenario de 2000 a 2010 en donde aumentan las coberturas arbóreas en un 100% para la zona sur y en un 8% para cuenca en general. Entre los escenarios 2010 y 2020 para la cuenca se tiene ganancia de 8% de coberturas arbóreas y una disminución de -18% de coberturas arbustivas y herbáceas, en la única zona que no se presenta esta tendencia es en la zona sur en donde disminuyen tanto las coberturas arbóreas como las arbustivas y herbáceas -9% y -25% respectivamente. En resumen, para la cuenca se presentaron pérdidas de coberturas arbóreas para el periodo de 1990 a 2000, mientras que para el periodo de 2000 a 2020 se presentaron ganancias de este tipo de coberturas, las coberturas arbustivas y herbáceas presentan el comportamiento contrario.

Algunas de las zonas en las que se presentan ganancias de coberturas arbóreas, están ubicadas en áreas protección definidas por las autoridades ambientales de la región como por ejemplo el parque Arví en el en el corregimiento de Santa Elena del municipio de Medellín, donde se ha buscado la regeneración de las coberturas, también se presentan áreas grandes de plantaciones forestales principalmente de coníferas que aumentan las áreas con coberturas arbóreas. En la zona de estudio también se presentan proyecto como Jardín Circunvalar, que consiste en frenar el crecimiento difuso y espontáneo de las

periferias con una línea divisoria entre el área rural y urbana por medio de reforestación (Pérez Fonseca, 2018). Otro factor que puede influir en el aumento de las coberturas arbóreas son las áreas donde se presentan pastos enmalezados y que presentan cierto grado de sucesión vegetal, esto hace evidente la pérdida de sistemas productivos asociados al agro, cómo se ha presentado en el suelo rural metropolitano, por el avance de otras fuentes de producción como es la renta de la propiedad raíz (AMVA & Universidad Nacional de Colombia, 2017).



**Figura 20. Diagramas de Sankey para la representación de los cambios de la cobertura de la tierra en los distintos escenarios para las zonas de análisis**

## 4.2 Modelo hidrológico

### 4.2.1 Configuración del modelo

En la Tabla 13 se presenta la configuración del modelo SWB para la estimación de la RPD en el acuífero libre del Valle de Aburrá, el cual tiene como dominio de modelación la cuenca del río Aburrá. La resolución temporal del modelo se ha establecido como diaria para evitar posibles sesgos en los resultados que podrían surgir al utilizar escalas mensuales o anuales. En cuanto a la resolución espacial, se ha fijado en 120 x 120 metros, tomando en consideración que las imágenes satelitales empleadas para generar los mapas de cobertura tienen una resolución de 30x30 metros. El dominio espacial del modelo está definido por la cuenca del río Aburrá, con el extremo norte del Acuífero Libre del Valle de Aburrá como punto de cierre. El modelo consta de 450 filas y 492 columnas, donde las celdas fuera de la cuenca se consideran como celdas inactivas.

El periodo de modelación empleado fue de 1989 a 2019, utilizando el primer año como año de calentamiento, el periodo de modelación coincide con el seleccionado para la generación de los escenarios de las coberturas para obtener una representación más cercana a la realidad, además, en este periodo se tienen fases neutras, El Niño y La Niña del fenómeno del ENSO para poder evaluar adecuadamente la variabilidad interanual de la RPD.

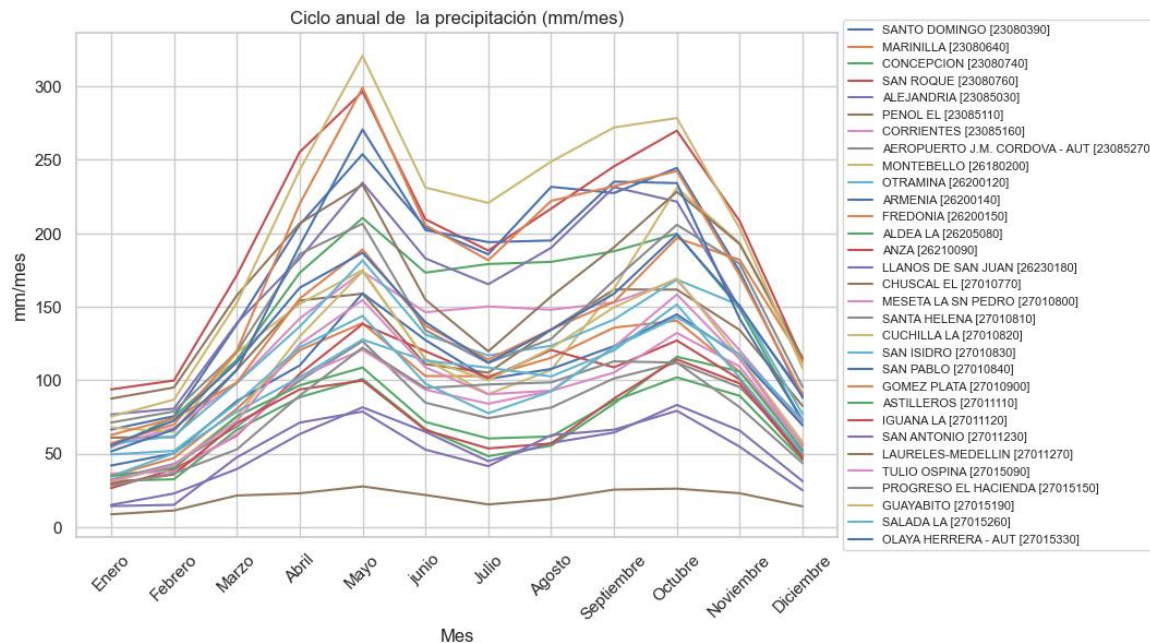
**Tabla 13. Configuración del modelo SWB para la cuenca del Valle de Aburrá**

Sistema de coordenadas	- MAGNA-SIRGAS / Origen-Nacional (EPSG:9377)	Unidades de operación del modelo	Pulgadas (in) y grados Fahrenheit (°F)
Dominio del modelo	Xmin: 4'700.187	Número de final	450
	Ymin: 2'219.370	Número de columna	492
	Xmax: 4'754.187	Unidades dominio del modelo	Metros
	Ymax: 2'278.410	Resolución espacial	120 x 120 m
Período de simulación	1989 a 2019	Resolución temporal	Diaria
Temperatura y precipitación	Distribuida	Parámetro de abstracción inicial	0,05
Humedad inicial en el suelo	A capacidad de campo (100%)	Método de evapotranspiración	Hargreaves & Samani

## 4.2.2 Datos de entrada

### 4.2.2.1 Datos hidrometeorológicos

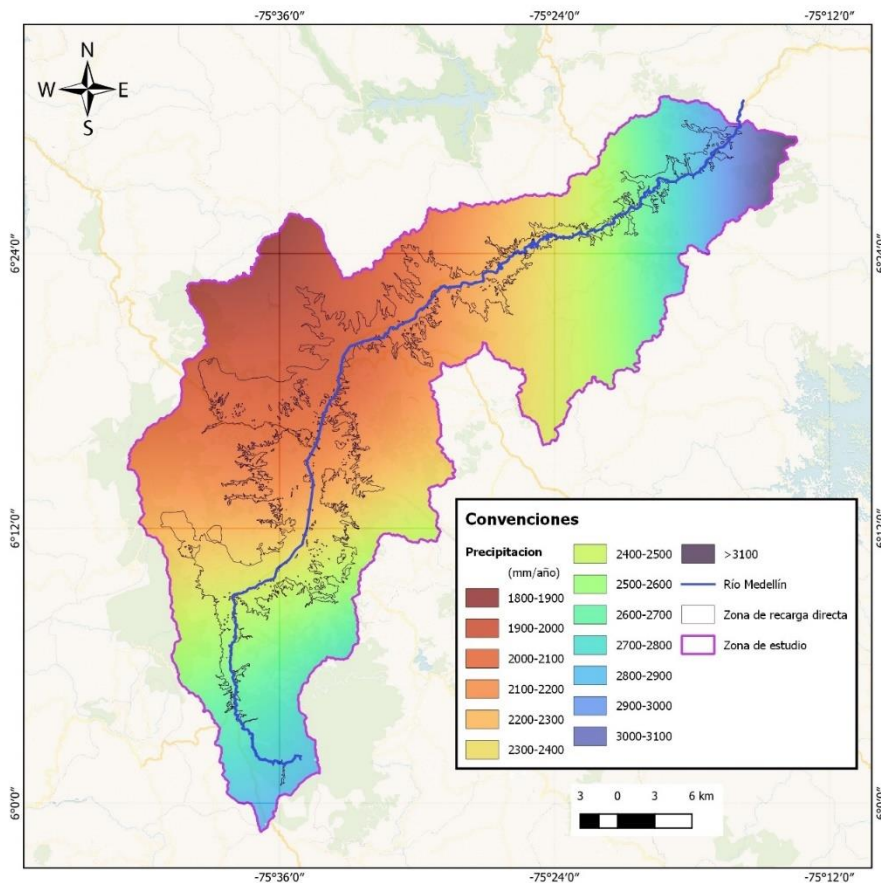
La distribución temporal de la precipitación a lo largo del año presenta un comportamiento bimodal con dos (2) estaciones lluviosas (Figura 21), la primera entre comienzos de marzo a finales de junio y la segunda de mediados de septiembre a finales de noviembre, en el intermedio de los dos (2) periodos húmedos se intercalan periodos secos. La climatología de la zona de estudio está marcada en primera instancia por el movimiento de la Zona de Convergencia Intertropical (ZCIT) sobre la zona ecuatorial y en segunda instancia por los sistemas convectivos locales que originan lluvias de carácter orográfico especialmente en las zonas altas de la cuenca y sus afluentes principales (AMVA, 2018).



**Figura 21. Ciclo anual de la precipitación de las estaciones del IDEAM.**

Para la generación de las superficies diarias de precipitación se utilizó el método de interpolación radial Spline de Placa Delgada (SPD) definido y programado en el paquete Fields de R (Nychka et al., 2016), se utiliza este método debido a sus buenos resultados probados para representar la precipitación, así como su rendimiento para interpolar superficie con alta resolución espacial y temporal. En la Figura 22 se muestra la distribución espacial de la precipitación obtenida de la agregación de los 30 años de superficies diarias

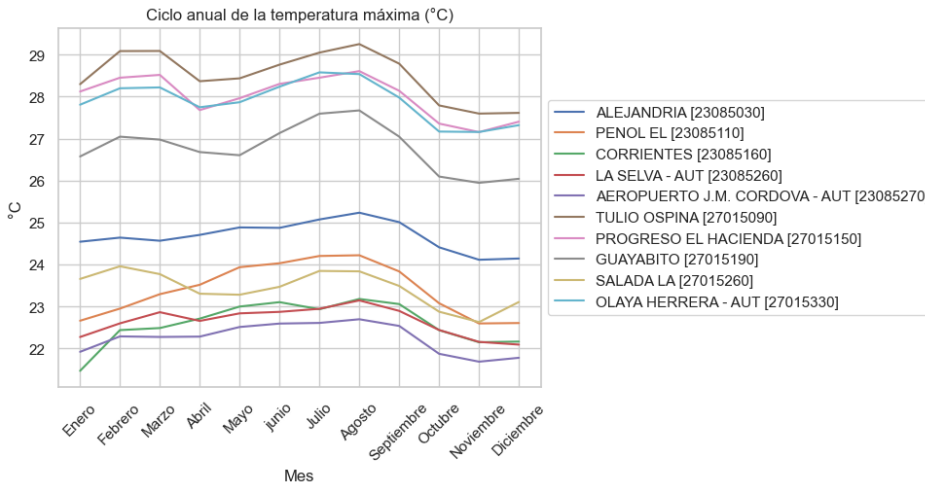
obtenidas mediante el método de interpolación SPD, en la Figura 48 de los anexos se muestra la variación espacial de la precipitación para cada uno (1) de los meses del año, en promedio la precipitación en la zona de estudio para el periodo de análisis oscila entre los 3.000 y 1.800 mm/año, la precipitación es más alta en la zona sur de la cuenca y disminuye gradualmente hacia el norte y occidente, para luego incrementarse nuevamente hacia el norte de la zona de estudio, en promedio la precipitación en la zona de estudio es de cerca de 2.300 mm/año.



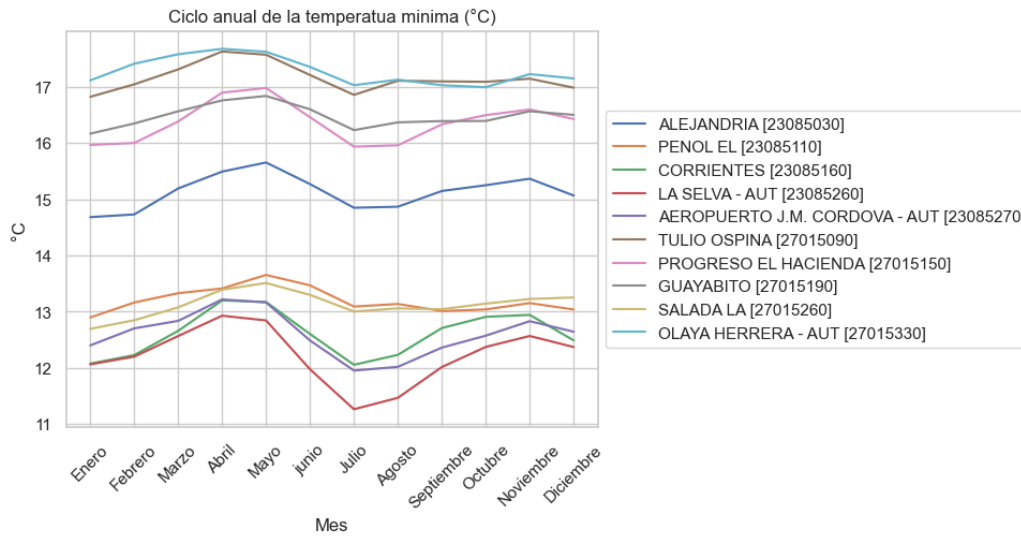
**Figura 22. Distribución espacial de la precipitación.**

En las Figura 23 y Figura 24 se muestra respectivamente el ciclo anual de las estaciones de temperatura máxima y mínima utilizadas para esta investigación. Las variaciones de la

temperatura máxima en la zona de estudio van desde valores máximos de 29°C en la estación Tulio Ospina y valores mínimos de temperatura máxima de 21°C en la estación corrientes, en general para todas las estaciones las variaciones de temperatura máxima entre los meses más cálidos y fríos no superan los 2°C. Por el lado de la temperatura mínima, la máxima temperatura mínima se registra en la estación Olaya Herrera con un valor de 17°C, mientras que la mínima temperatura mínima se da en la estación la Selva, de igual forma la variación entre los meses no supera los 2°C entre el mes con el registro más alto y bajo.



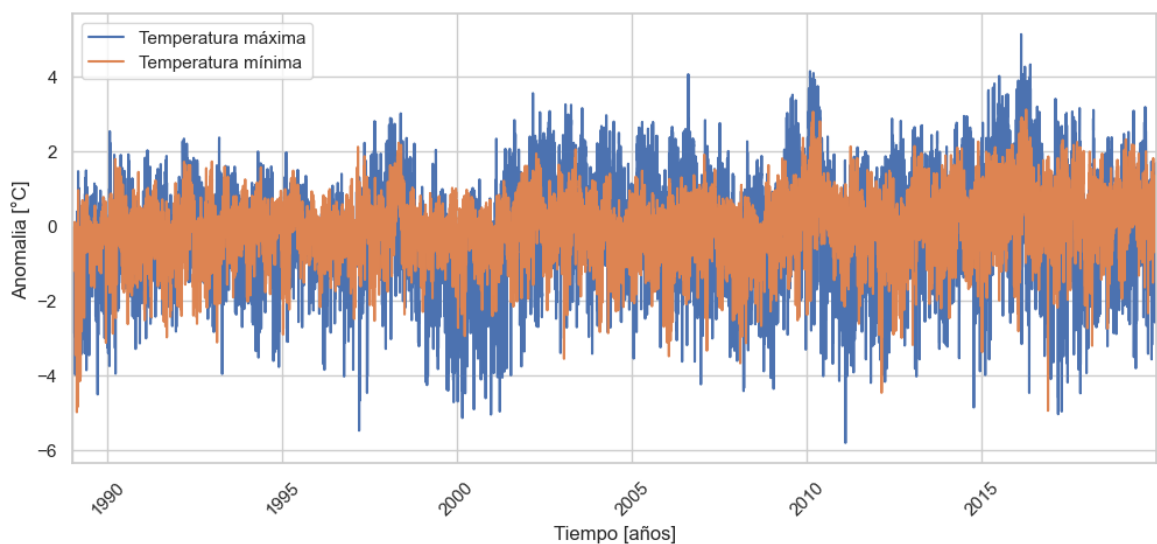
**Figura 23. Ciclo anual de la temperatura máxima de las estaciones del IDEAM**



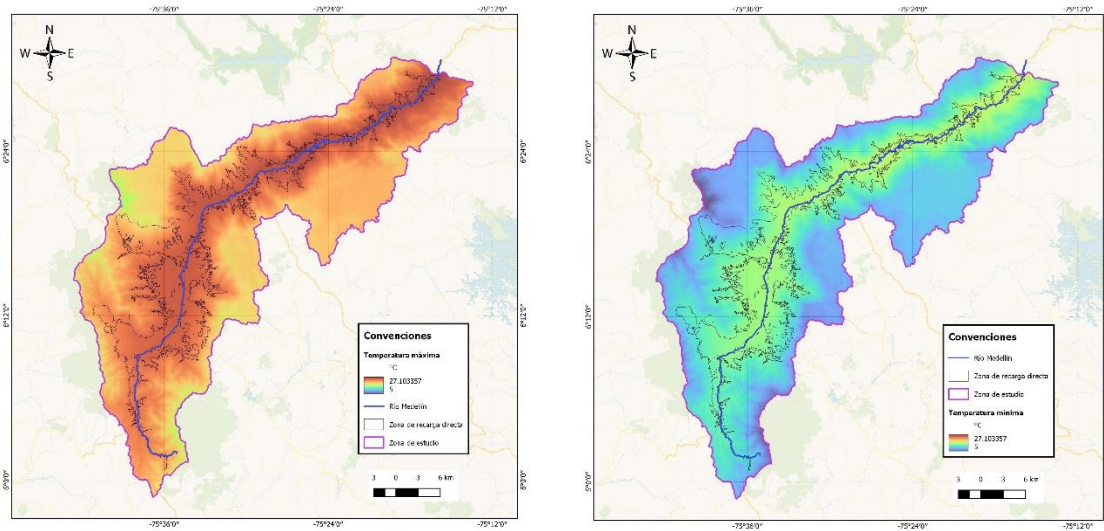
**Figura 24. Ciclo anual de la temperatura mínima de las estaciones del IDEAM**

Para generar las superficies diarias de temperatura máxima y mínima se utilizaron las regresiones definidas por el método de Cenicafé (Chaves Córdoba, B.; Jaramillo Robledo, 1998), estas regresiones relacionan la temperatura con la elevación sobre el nivel del mar de la topografía, para agregar la variabilidad temporal se genera una serie de anomalías de temperatura ponderadas, las cuales se obtienen de restar al promedio de largo plazo la temperatura máxima o mínima registrada en el día, de esta forma se tienen las anomalías de temperatura diarias que son restadas a la superficie de temperatura que es obtenida mediante el método de Cenicafé.

En la Figura 26 se muestra la distribución espacial de la temperatura máxima y mínima de la zona de estudio, en la Figura 49 y Figura 50 de los anexos se muestra la distribución espacial mes a mes de la temperatura máxima y mínima en la zona de estudio, dada la probada relación entre la temperatura y la elevación se observa esta tendencia espacial en las superficies generadas, coincidiendo con mayores temperatura en la zona de recarga directa donde se encuentran las zonas más bajas del área de estudio y la zona de recarga indirecta con temperaturas más elevadas al presentar mayores altitudes.



**Figura 25. Anomalías de temperatura máxima y mínima ponderadas en la zona de estudio.**

a) *Temperatura máxima*b) *Temperatura mínima*

**Figura 26. Distribución espacial de la temperatura en la zona de estudio, a) Temperatura máxima, b) Temperatura mínima**

### 4.2.3 Parametrización

La parametrización de los suelos se realizó en el apartado de materiales y métodos, en esta sección se describe la parametrización de las propiedades asociadas a las coberturas de la tierra ya que se realizó a partir de los resultados obtenidos en el objetivo específico uno. La parametrización de las coberturas de los suelos toma como base la Tabla 11, de la cual se obtienen los porcentajes de área correspondientes entre la metodología Corine Land Cover y los resultados obtenidos de la clasificación de imágenes satelitales, con esta correspondencia se realiza una ponderación para los parámetros reportados por Bastidas (2019), donde se detallan los parámetros esenciales para la ejecución del modelo SWB cuando las coberturas del suelo están definidas según Corine Land Cover

En la Tabla 14 se presentan los resultados de la parametrización para las variables asociadas a las coberturas de suelos, organizadas por grupo hidrológico. La parametrización se realizó de acuerdo con la ponderación establecida en la Tabla 11, los valores fueron ajustados de acuerdo con valores revisados en la literatura científica para guardar coherencia con la conceptualización del sistema. Por ejemplo, los valores de número de curva son menores para las coberturas arbóreas, un valor intermedio para las coberturas arbustivas y herbáceas y mayores para los territorios artificializados, esto



teniendo en cuenta los terrenos impermeabilizados de los territorios artificializados que favorecen la escorrentía.

De forma similar la interceptación y la profundidad de las raíces es mayor para las coberturas arbóreas, un valor intermedio para las coberturas arbustivas y herbáceas, y un valor menor para los territorios artificializados ya que estos cuentan con menor porcentaje de coberturas vegetales que pueden interceptar lluvia y con pocas zonas verdes que tengan plantas con raíces que pueden obtener agua del suelo, la máxima recarga es un parámetro de control que evita que los valores de recarga se desborden por lo que se considera igual para todas las coberturas.

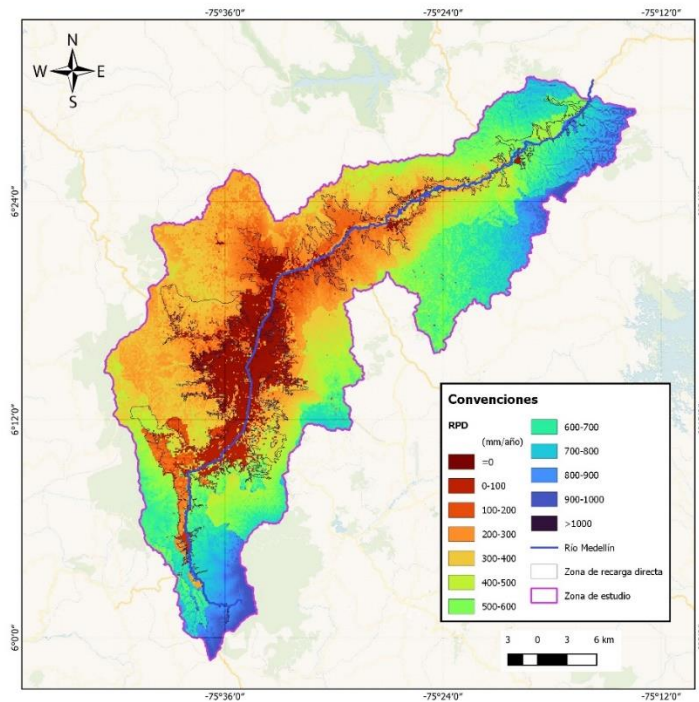
**Tabla 14. Parametrización de las variables asociadas a las coberturas de los suelos por grupo hidrológico**

Descripción	AMC II				Máxima recarga (mm/día)				Interceptación (mm/día)	Profundidad de las raíces (m)			
	1	2	3	4	1	2	3	4		1	2	3	4
<b>Grupo hidrológico</b>													
<b>Arbórea</b>	51	69	79	84	51	16	15	6	1,78	2,2	1,7	1,5	1,6
<b>Arbustivas y herbáceas</b>	62	76	83	87	51	16	15	6	1,27	1,1	1,1	1,0	1,2
<b>Territorios artificializados</b>	70	81	87	95	51	15	15	6	0,03	0,2	0,2	0,2	0,2
<b>Cuerpos de agua</b>	100	100	100	100	51	15	15	6	0,00	0,0	0,0	0,0	0,0

## 4.2.4 Resultados

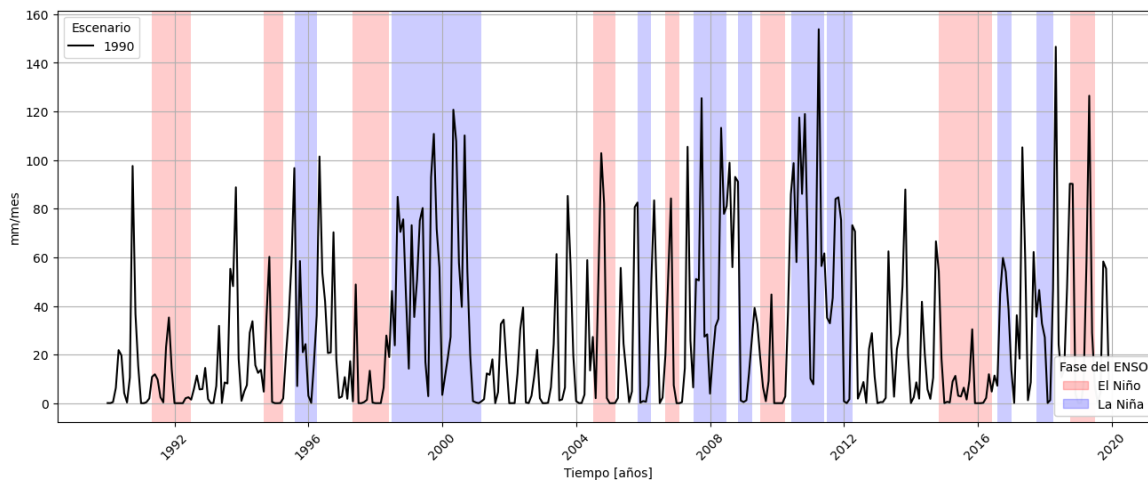
### 4.2.4.1 Resultados escenario base.

El escenario de cobertura de la tierra base es el escenario 1990 y es descrito en esta sección en términos de variación espacial e interanual de la RPD. En la Figura 27 se muestra la distribución espacial de la RPD para el escenario base en la zona de estudio, la RPD muestra la correlación espacial con la precipitación, teniendo mayores tasas de RPD en el sur y norte y disminuyendo de oriente a occidente; las mayores tasas de RPD se dan en la zona norte y sur con valores por encima de los 1.100 mm/año, las menores tasas se dan en las zonas donde se encuentran los territorios artificializados con tasas de recarga entre 30 y 100 mm/año.

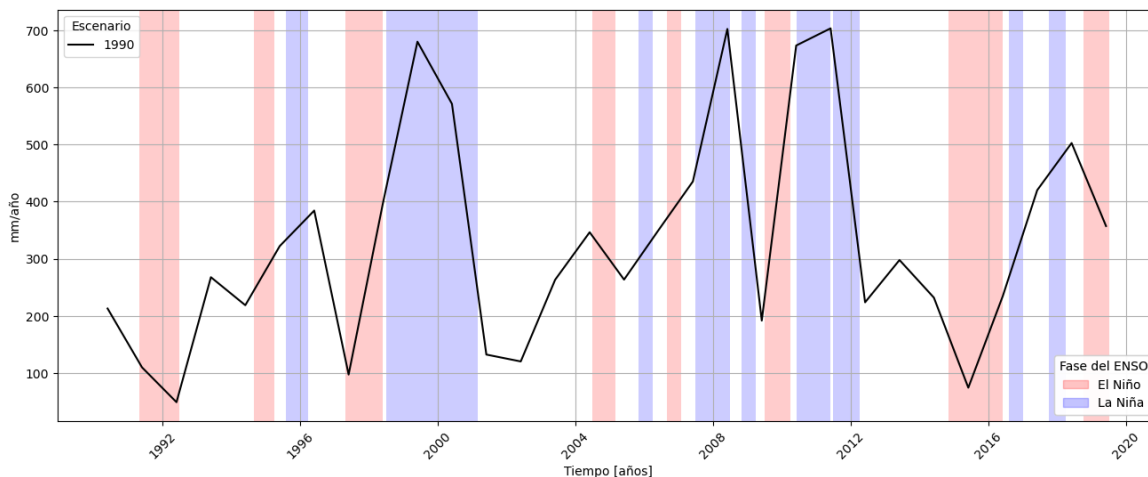


**Figura 27. Distribución espacial de la RPD en la zona de estudio para el escenario base.**

En la Figura 28 se muestra la serie mensual de la RPD para el escenario base, la cual está discretizada en las diferentes fases del ENSO, abarcando los 30 años modelados en la zona de recarga directa, por su parte, en la Figura 29 se presenta la serie anual de la RPD para el escenario base, considerando los 30 años modelados en la misma zona de recarga directa. En promedio la RPD en la zona de recarga directa es de 328 mm/año, los valores máximos de la RPD anual se presentaron en la fase La Niña del ENSO en los años de 1990, 2008, 2010 y 2011, para todos estos años los valores de la RPD fueron superiores a 600 mm/año, mientras que los valores más bajos de la RPD se presentaron durante la fase El Niño del ENSO en los años de 1992, 1997 y 2015, para todos estos años los valores de la RPD anual fue menor a 100 mm/año. Es relevante destacar que, en algunos enero y febrero, durante la fase El Niño del ENSO la recarga total de la zona de recarga directa es igual a cero, mostrando el déficit hídrico que se puede alcanzar durante estos periodos específicos.



**Figura 28. Serie mensual de la RPD del escenarios base discretizada en las distintas fases del ENSO para los 30 años modelados, en la zona de recarga directa.**



**Figura 29. Serie anual de la RPD del escenario base para los 30 años modelados, en la zona de recarga directa**

En la Tabla 15 se resume la RPD en las fases del ENSO y el promedio de los 30 años de modelación en mm/año y Hm<sup>3</sup>/año, los resultados en mm/año son un promedio para la zona de análisis y los resultados en Hm<sup>3</sup>/año es la cantidad de RPD o volumen de agua para cada zona, teniendo en cuenta el área de cada una, los colores rojos muestran los valores más bajos y los colores azules valores más altos. En términos de mm/año la zona de recarga indirecta exhibe el mayor promedio anual de RPD para los 30 años de modelación, alcanzando los 570 mm/año para el escenario base, esta cifra se atribuye principalmente al hecho de que solo el 4% de la superficie en esta zona está urbanizada,

lo que resulta en menos obstáculos para el proceso de recarga, en contraste con la zona de recarga directa, donde los territorios artificializados son del 41%.

Aunque la magnitud de la RPD en la zona de recarga indirecta es alta, no se puede garantizar que toda el agua infiltrada se convierta en recarga real, principalmente porque en esta zona no es posible la recarga por flujos verticales hacia el acuífero, por lo que la magnitud no constituye RPD. La zona con menor RPD en mm/año es la zona centro, esto se debe a que es la zona que tiene el mayor porcentaje de territorios artificializados (54% para el escenario base). El volumen promedio anual de la RPD en la zona de recarga directa para los 30 años modelados se estima en 78,2 Hm<sup>3</sup>/año, la zona con el mayor aporte en la recarga es la zona centro ya que ocupa un área mayor, seguida de la zona norte con 27,9 Hm<sup>3</sup>/año y por último la sur con 5,3 Hm<sup>3</sup>/año.

En la Tabla 16 se resumen las diferencias de las fases El Niño y La Niña respecto a la fase neutra del ENSO en mm/año y Hm<sup>3</sup>/año, en La Tabla 17 se resumen las diferencias porcentuales respecto a la fase neutral del ENSO, en estas tablas los colores rojos muestran los valores más bajos y los colores azules valores más altos. Los resultados obtenidos permiten concluir de manera clara que, durante el periodo de modelación de los 30 años, la RPD en promedio es menor en la Fase El Niño en comparación con la fase neutra, mientras que en la Fase La Niña es mayor en comparación con la fase neutra. Este patrón es consistente para todas las zonas de análisis definidas. Particularmente en la zona de recarga directa, se observa que la recarga promedio durante la fase neutra es de 280 mm/año, equivalente a un volumen de RPD de 66.7 Hm<sup>3</sup>/año. En la fase El Niño, se tiene en promedio un volumen de recarga de 190 Hm<sup>3</sup>/año, lo que representa un 33% menos en comparación con la fase neutra. Por otro lado, en la fase La Niña, el volumen de recarga promedio es de 145.1 Hm<sup>3</sup>/año, indicando un aumento del 97% en comparación con la fase neutra.

**Tabla 15. Resumen de la RPD en las fases del ENSO por zonas en mm/año y Hm<sup>3</sup>/año**

Fase del ENSO/Zona	RPD en mm/año						RPD en Hm <sup>3</sup> /año					
	Cuenca	ZRD	Norte	Centro	Sur	ZRI	Cuenca	ZRD	Norte	Centro	Sur	ZRI
Neutra	461	280	351	238	394	508	522,3	66,7	25,5	36,7	4,5	454,5
El Niño	308	190	228	166	268	339	349,7	45,4	16,6	25,7	3	303,6
La Niña	909	608	655	569	842	987	1030,8	145,1	47,6	87,8	9,6	884
Promedio 30 años	520	328	383	292	464	570	589,4	78,2	27,9	45,1	5,3	510

**Tabla 16. Resumen de diferencias de la RPD en los escenarios por zonas respecto a la fase neutra del ENSO en mm/año y Hm<sup>3</sup>/año**

Fase del ENSO/Zona	Diferencias en la RPD respecto a la fase neutra del ENSO (mm/año)						Diferencias en la RPD respecto a la fase neutra del ENSO (Hm <sup>3</sup> /año)					
	Cuenca	ZRD	Norte	Centro	Sur	ZRI	Cuenca	ZRD	Norte	Centro	Sur	ZRI
El Niño	-152	-90	-123	-71	-126	-169	-172,6	-21,4	-8,9	-11,0	-1,4	-150,9
La Niña	448	328	304	331	448	480	508,5	78,3	22,1	51,1	5,1	429,5

**Tabla 17. Diferencias porcentuales por zona respecto a la fase neutral del ENSO**

Fase del ENSO/Zona	Cuenca	ZRD	Norte	Centro	Sur	ZRI
El Niño	-33%	-32%	-35%	-30%	-32%	-33%
La Niña	97%	117%	87%	139%	114%	94%

En la Figura 30 se muestra el ciclo anual de la RPD espacialmente distribuido, los mapas son obtenidos mediante el promedio mensual multianual de la RPD en los 30 años de modelación. En la Figura 31 se muestra el ciclo anual de la RPD clasificados bajo la fase del ENSO a la izquierda (a) y ciclo anual de las variaciones relativas (anomalías) de la RPD en las fases El Niño y La Niña respecto a la fase normal del ENSO a la derecha (b). De manera similar a la precipitación, la RPD exhibe un ciclo anual bimodal, con valores menores a 15 mm/año durante los meses de diciembre a marzo y valores entre 15 y 30 mm/año durante los meses de junio a agosto. En cuanto a las anomalías, se observa que los valores más altos se registran durante la fase La Niña durante los meses de febrero, marzo y abril, llegando incluso a superar el 500% en el mes de febrero. Este fenómeno se debe a que, en la fase normal del ENSO, los valores de RPD en la época seca son cercanos a cero, por lo tanto, los aumentos en la RPD durante la fase La Niña implican una variación relativa significativa. Todos los meses siguen el mismo patrón, mostrando valores positivos para la fase La Niña y valores negativos para la fase El Niño, con la excepción de noviembre durante la fase El Niño, que presenta un valor positivo en comparación con la fase normal

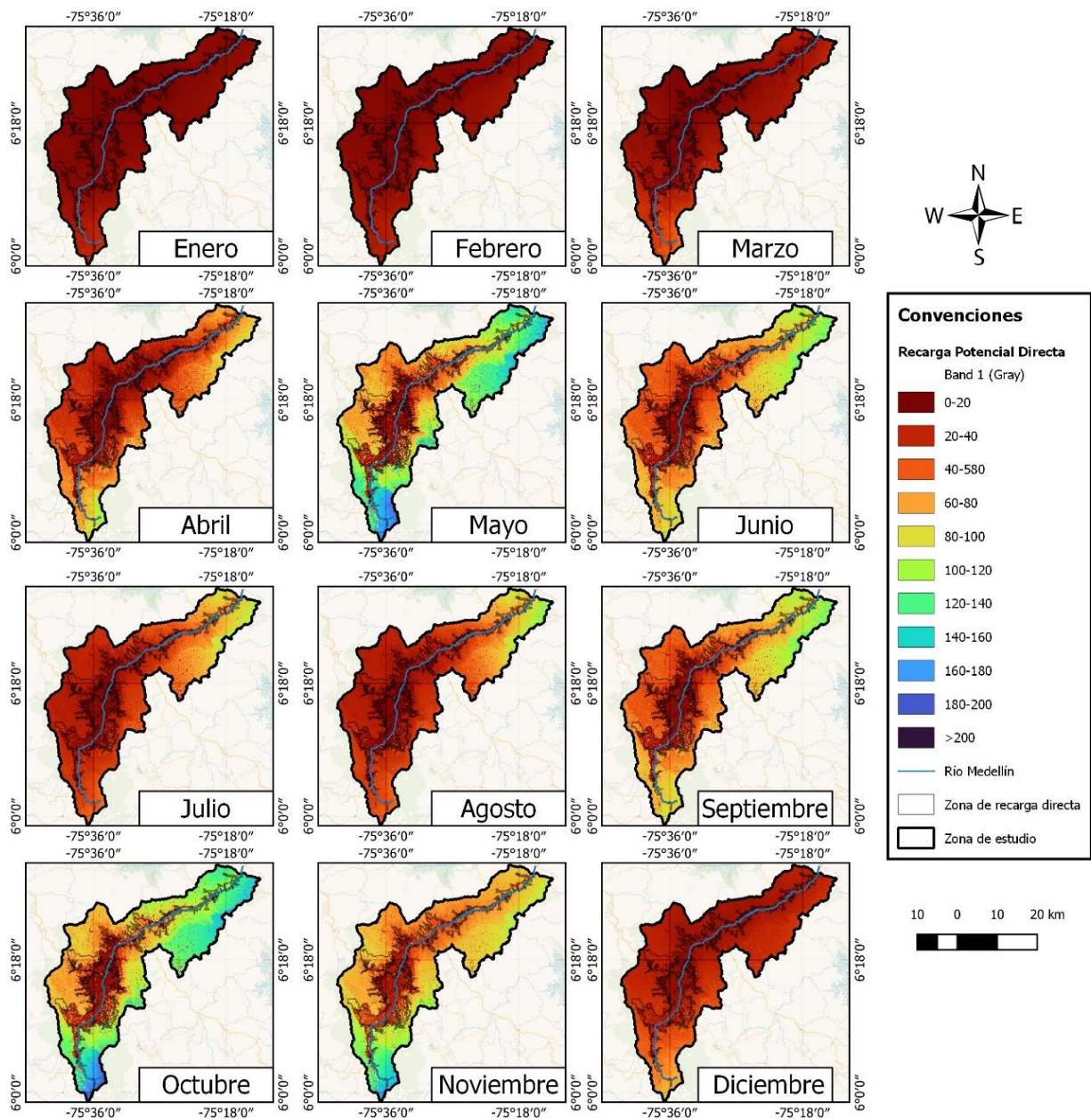
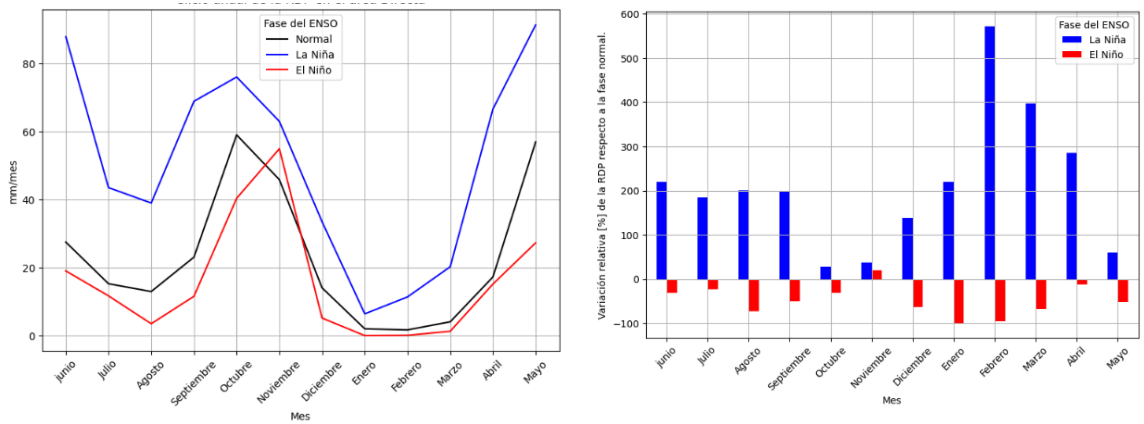


Figura 30. Ciclo anual de la RPD espacialmente distribuido.



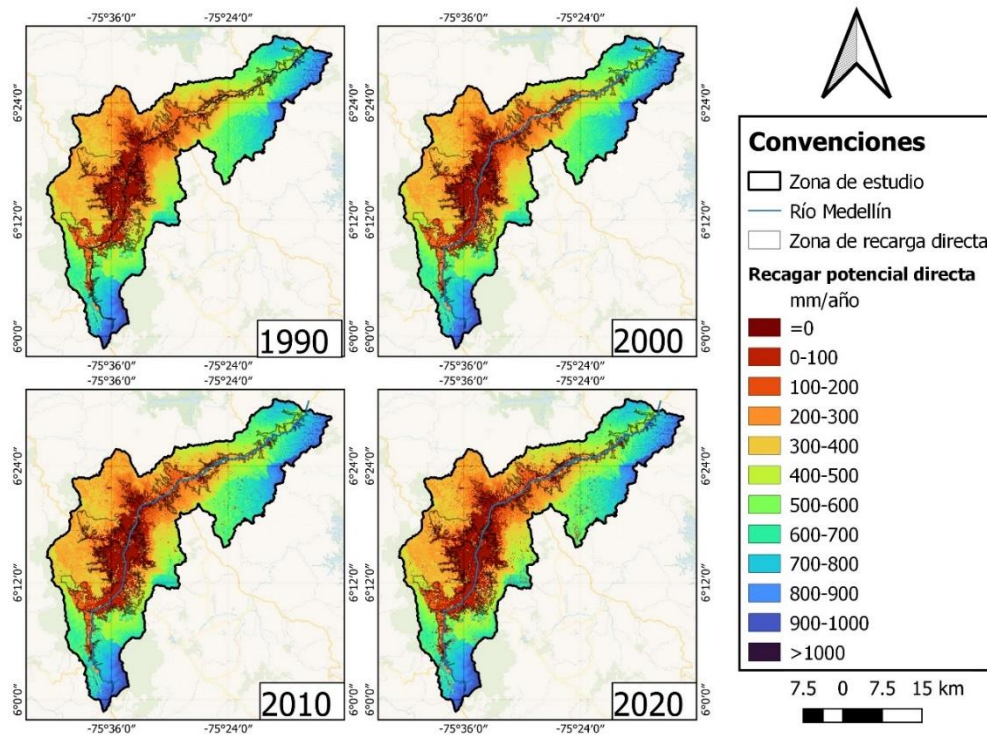
a) Ciclo anual de la RPD clasificados bajo la fase del ENSO

b) Ciclo anual de las variaciones relativas (anomalías) de la RPD en las fases El Niño y La Niña respecto a la fase normal del ENSO

Figura 31. Ciclo anual de la RPD y su relación con el ENSO.

#### 4.2.4.2 Efectos de los cambios de la cobertura de la tierra en la RPD

El modelo parametrizado se ejecutó en los cuatro (4) escenarios generados a partir de la clasificación de imágenes satelitales. En la Figura 34 se muestra la distribución espacial del promedio anual de la RPD para los 30 años modelados en los cuatro (4) escenarios. En cuanto a la variabilidad espacial de los cambios en la RPD resulta la disminución de la RPD desde la zona urbana hacia las laderas, siguiendo los patrones de urbanización del territorio, también se observan celdas dispersas en la zona de recarga directa en donde ha disminuido la RPD, la disminución es gradual, es decir en cada escenario va aumentando las zonas en las que la RPD es menor a 100 mm/año.



**Figura 32. Distribución espacial de la RDP promedio anual de en los cuatro (4) escenarios modelos.**

En la Tabla 18 se resumen por zonas los resultados de la RDP en los cuatro (4) escenarios en mm/año y Hm<sup>3</sup>/año, en la Tabla 19 se muestran las diferencias en la RPD por zonas para los escenarios respecto al escenario de 1990 en mm/año y Hm<sup>3</sup>/año, los colores azules indican valores altos y los rojos valores bajos. En promedio las zonas con mayor disminución en la RPD es la zona sur con una disminución de -63 mm/año para el escenario 2020, seguido de la zona centro con una disminución de -47 mm/año y por último la zona norte con una disminución de -31,5 mm/año. Uno de los motivos por lo que la disminución en la zona sur es más alta, es porque en esta zona se tienen niveles más altos de precipitación y por ende mayor RPD, por lo que el valor de la disminución es mayor, sin embargo, como la zona sur es la de menor área sólo presenta un disminución en volumen de -0,7 Hm<sup>3</sup>/año, en comparación con la zona centro la cual presenta un disminución de -6,5 Hm<sup>3</sup>/año, en total para la zona de recarga directa la disminución en la RPD es de -9,5 Hm<sup>3</sup>/año comparando el escenario de 1990 y 2020, esto representa una disminución del 12% de la RPD en 30 años como se muestra en la Tabla 20.



En la zona de recarga indirecta se presenta un caso particular en el que la recarga aumenta un 0.4% entre el escenario de 1990 y 2010, para este periodo y en esta zona las coberturas vegetales arbustivas y herbáceas aumentan (7%) como consecuencia de la pérdida de coberturas arbóreas (-10%), además, en esta zona los territorios artificializados tienen poca representación en área (4% para el escenario de 1990). Lo anterior hace que no predominen los procesos de impermeabilización, por lo tanto, se pueden dar aumentos en la RPD.

**Tabla 18. Resumen de la RPD en los escenarios por zonas en mm/año y Hm<sup>3</sup>/año.**

Escenario/ Zona	RPD en los distintos escenarios (mm/año)						RPD en los distintos escenarios (Hm <sup>3</sup> /año)					
	Cuenca	ZRD	Norte	Centro	Sur	ZRI	Cuenca	ZRD	Norte	Centro	Sur	ZRI
1990	520	328	383	292	464	570	589,4	78,2	27,9	45,1	5,3	510,0
2000	519	318	381	279	447	572	588,9	75,8	27,7	43,0	5,1	511,9
2010	512	305	372	264	424	566	580,8	72,7	27,0	40,8	4,8	507,0
2020	501	288	352	250	401	556	568,1	68,7	25,6	38,6	4,6	498,2

**Tabla 19. Resumen de diferencias de la RPD en los escenarios por zonas respecto al escenario de 1990 en mm/año y Hm<sup>3</sup>/año**

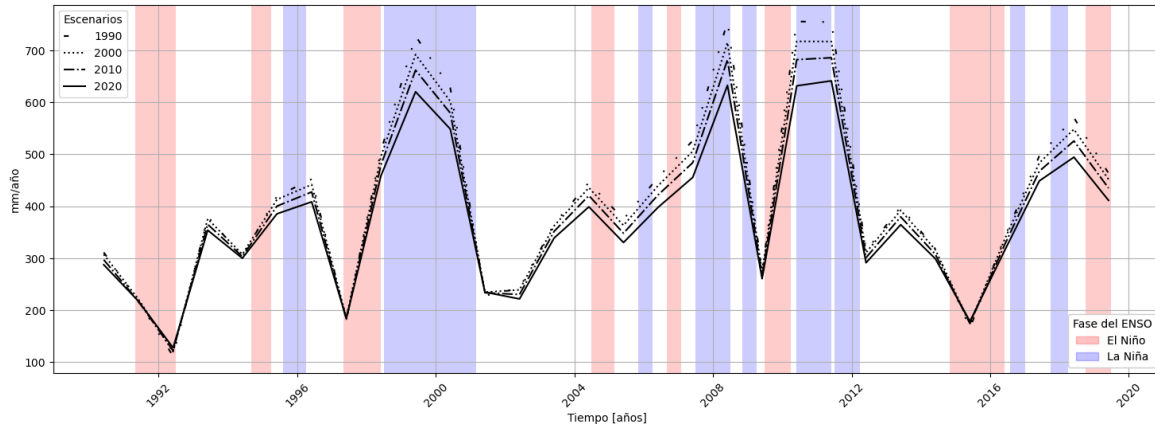
Escenario/ Zona	Diferencias en la RPD respecto al escenario de 1990 (mm/año)						Diferencias en la RPD respecto al escenario de 1990 (Hm <sup>3</sup> /año)					
	Cuenca	ZRD	Norte	Centro	Sur	ZRI	Cuenca	ZRD	Norte	Centro	Sur	ZRI
2000	-0,5	-10,0	-2,2	-13,2	-17,0	2,1	-0,5	-2,4	-0,2	-2,0	-0,2	1,9
2010	-7,5	-23,2	-11,4	-27,5	-40,1	-3,4	-8,5	-5,5	-0,8	-4,2	-0,5	-3,0
2020	-18,8	-39,8	-31,5	-41,9	-63,8	-13,2	-21,3	-9,5	-2,3	-6,5	-0,7	-11,8

**Tabla 20. Cambios porcentuales en la RPD en los escenarios por zonas respecto al escenario de 1990**

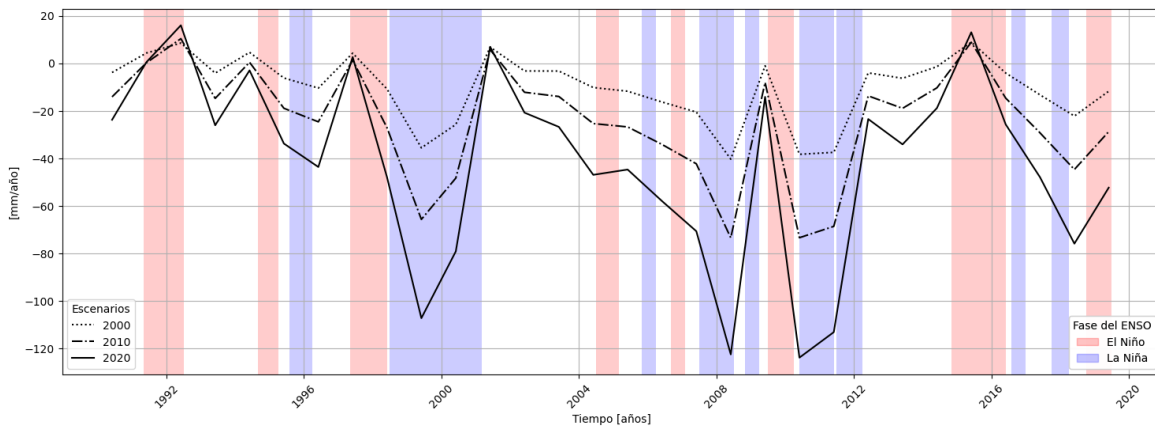
Escenario/ Zona	Cuenca	ZRD	Norte	Centro	Sur	ZRI
2000	-0,1%	-3,1%	-0,6%	-4,5%	-3,7%	0,4%
2010	-1,4%	-7,1%	-3,0%	-9,4%	-8,6%	-0,6%
2020	-3,6%	-12,1%	-8,2%	-14,3%	-13,7%	-2,3%

En la Figura 33 se muestran las series del promedio anual de la RPD para la zona de recarga directa, en Figura 35 se muestra la serie con las diferencias en la RPD anual en la zona de recarga directa respecto al escenario de 1990 en mm/año. En cuanto a la variabilidad temporal de los cambios en la RPD se puede observar que las diferencias entre escenarios son mayores cuando se tiene valores altos de RPD, y las diferencias se acercan a cero cuando los valores de la RPD son bajos. Lo anterior permite concluir que

se tiene mayores diferencias en la RPD en los años de la fase del ENSO La Niña, cuando se presentan precipitaciones superiores al promedio, por ejemplo, los años 2010, 2011, 2008 y 1999, con diferencias de hasta -120 mm/año.



**Figura 33. Serie anual de RPD en la zona de recarga directa en los cuatro (4) escenarios modelados**

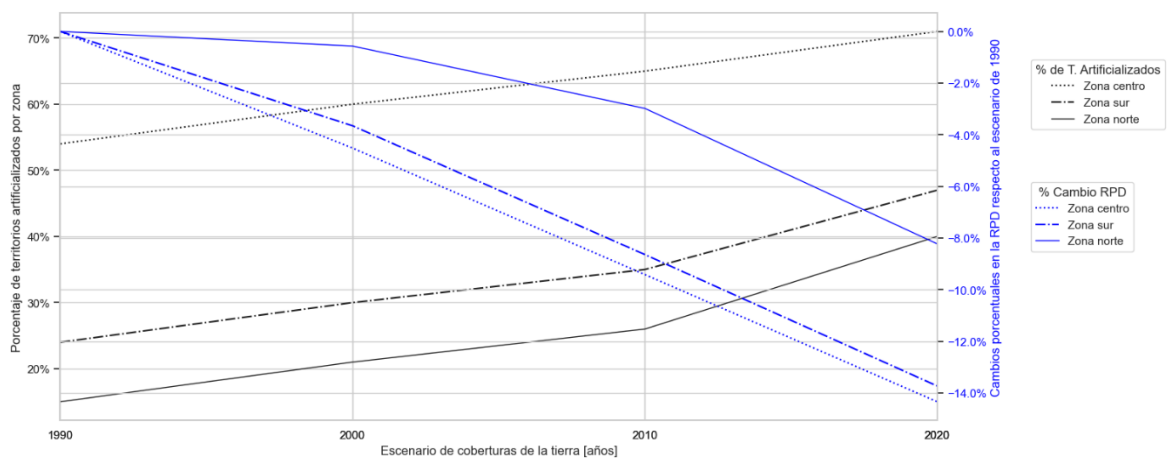


**Figura 34. Diferencia en la RPD anual en la zona de recarga directa respecto al escenario de 1990**

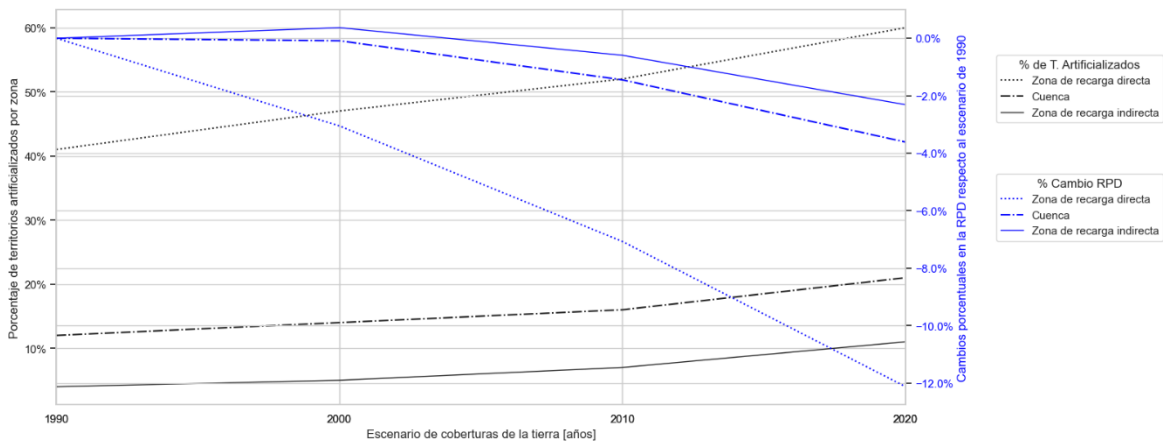
Como se ha expuesto anteriormente los efectos de los cambios de la cobertura de la tierra en la RPD son variados, para la zona de estudio los cambios de la cobertura predominantes son los del aumento de los territorios artificializados para toda la zona de estudio a cambio de la pérdida de coberturas vegetales, este efecto se puede notar en la Figura 35 y Figura 36 en donde se muestran los cambios porcentuales en los territorios

artificializados y la RPD en los distintos escenarios para la zonas de recarga directa, la cuenca y la zona de recarga indirecta.

La zona con el mayor porcentaje de territorios artificializados es la zona centro, con cerca de 55% para el escenario de 1990 y más de 70% para el escenario de 2020, esto se ve reflejado en el mayor porcentaje de disminución en la RPD alcanzando un -14% para el escenario de 2020 respecto al de 1990. La segunda zona con mayor porcentaje de territorios artificializados es la sur y por último la zona norte, siguiendo el mismo comportamiento en la RPD. Para la zona norte se puede notar un cambio en la tendencia del aumento de los territorios artificializados entre los escenarios de 2010 y 2020, pasando de 25% a 40% en 10 años, este cambio en la tendencia se ve reflejado en la disminución de la RPD, pasando de -3% a -8% la disminución respecto al escenario de 1990 en tan sólo 10 años.



**Figura 35. Cambios porcentuales en los territorios artificializados y en la RPD para las zonas de análisis de la zona de recarga directa del Acuífero libre del Valle de Aburrá.**



**Figura 36. Cambios porcentuales en los territorios artificializados y en la RPD para la Cuenca y la zona de recarga directa e indirecta del Acuífero Libre del Valle de Aburrá.**

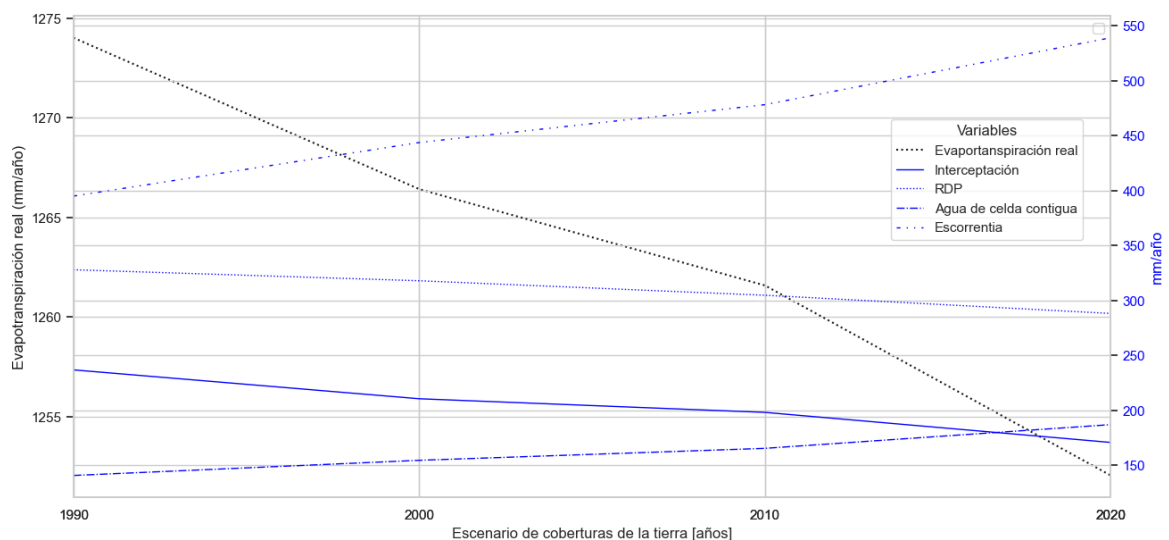
En la Figura 36 se muestra un comportamiento similar para la cuenca y la zona recarga directa e indirecta del Acuífero Libre del Valle de Aburrá, la zona de recarga directa es la que presenta el mayor porcentaje de territorios artificializados, seguido por la cuenca y por último la zona de recarga indirecta, las disminuciones en la RPD son de -2%, -4% y -12% respectivamente para estas zonas. Los valores más bajos en la cuenca y la zona de recarga indirecta se dan porque tienen mayores representaciones porcentuales de coberturas vegetales (arbóreas, arbustivas y herbáceas), los cambios entre estos tipos de coberturas tienen menor impacto en términos de magnitud de la RPD, esto se debe a que algunos cambios se ven compensados al aumentar y disminuir los valores de recarga en la misma zona por lo que en promedio el valor de la RPD de la zona sigue siendo similar

Los cambios entre coberturas vegetales tienen distintos efectos en la RPD, por ejemplo, el paso de una cobertura arbórea a arbustiva o herbácea conlleva la disminución de los doseles y por ende una disminución de la interceptación favoreciendo la RPD, por otro lado, el número de curva aumenta favoreciendo la escorrentía y disminuyendo la RPD, la profundidad de la raíces también disminuye, por lo que las plantas tendrán menor capacidad de obtener agua de zonas profundas del suelo por lo que la evapotranspiración real tiende a disminuir. En este sentido, un mismo cambio de cobertura tiene efectos distintos en cada una de las variables utilizadas por el modelo hidrológico, porque los valores finales en la RPD pueden verse compensados o camuflados, esto sin tener en

cuenta las variables climáticas y geomorfológicas que también influyen en la RPD y cambian en las distintas zonas de estudio.

Aunque los cambios de las coberturas de la tierra vegetales pueden variar y camuflar su respuesta en la RPD, para la zona de estudio el cambio de la cobertura de la tierra predominante es el aumento de los territorios artificializados y es el que más influye en la RPD, en la Figura 37 se resume el comportamiento de las principales variables del modelo SWB en los escenarios analizados para la zona de recarga directa, no se tiene en cuenta las variables como el derretimiento de la nieve o el riego ya que estas no son utilizadas en el modelo o no presentan cambios significantes en los distintos escenarios.

Se puede observar una disminución en la evapotranspiración real de 20 mm/año entre los escenarios de 1990 y 2020, la disminución se puede explicar por menores profundidades de las raíces debido al aumento de los territorios artificializados y coberturas arbustivas y herbáceas, así como la disminución de la humedad en el suelo por el aumento de la escorrentía. La interceptación también disminuye, esto se puede explicar por la disminución de coberturas arbóreas y el aumento de los territorios artificializados. Por otro lado, la escorrentía y el agua proveniente de celdas contiguas aumenta, esto se debe al aumento de los territorios artificializados que favorecen la escorrentía. Por último, como consecuencia de los cambios anterior se tiene una disminución de la RPD en todos los escenarios.



**Figura 37. Comportamiento de las principales variables del modelo en los distintos escenarios en la zona de recarga directa del acuífero.**

En cuanto a la distribución espacial de los cambios de la RPD en la Figura 38 se muestra la distribución espacial de las diferencias en la RPD entre los escenarios de 1990 y 2020, se puede observar que las mayores disminuciones en la RPD se han dado en las laderas de la zona de estudio, en donde se ha concentrado el crecimiento urbano en el periodo de análisis, las zonas con disminuciones mayores a 300mm/año se dan principalmente en la ladera sur oriental del municipio de Medellín en el sector del Poblado, en las laderas orientales de los municipios de Envigado, Sabaneta y en los municipios de Caldas y La Estrella, en estas zonas se ha presentado un crecimiento urbano acelerado que aumenta las zonas impermeables y al ser las regiones de la zona de estudio donde se presentan las mayores precipitaciones, los cambios en la RPD son más altos en comparación con otras regiones en donde los valores de precipitación son más bajos.

En la zona norte también se evidencian disminuciones significativas en la RPD, en esta zona el aumento de las zonas impermeables se ha acelerado por la construcción de obras como la autopista norte que favorece el crecimiento urbano y la creación de fincas de recreo, se evidencia aumento de zonas industriales con bodegas con áreas significativas en el municipio de Girardota, también, se evidencian canteras o minas que modifican el comportamiento normal de la RPD. Otros focos importantes de aumento de los territorios artificializados son los centros poblados rurales, es el caso de San Antonio de Prado el cual presenta un crecimiento importante del área construida, además, presenta conurbación con el municipio de Itagüí mostrando altas tasas de disminución en la RPD para esta zona.

En la zona de estudio también se presentan aumento de la RPD, los cuales son debidos a los cambios en coberturas vegetales, es decir cambios de coberturas arbóreas a arbustivas y herbáceas o viceversa, sin embargo, estos cambios se encuentran más dispersos en la zona de estudio y tienen menor representación en área en comparación con el aumento de los territorios artificializados. Como se ha expuesto anteriormente este tipo de cambios puede tener efectos distintos en las variables del modelo SWB, mostrando tanto aumento como disminuciones de la RPD para un mismo cambio de cobertura, sin embargo, estas

coberturas son de gran importancia en el ciclo hidrológico y requieren estudios de mayor detalle ya que pueden influir en la regulación hídrica o en la prestación de servicios ecosistémicos (García-Leoz et al., 2018).

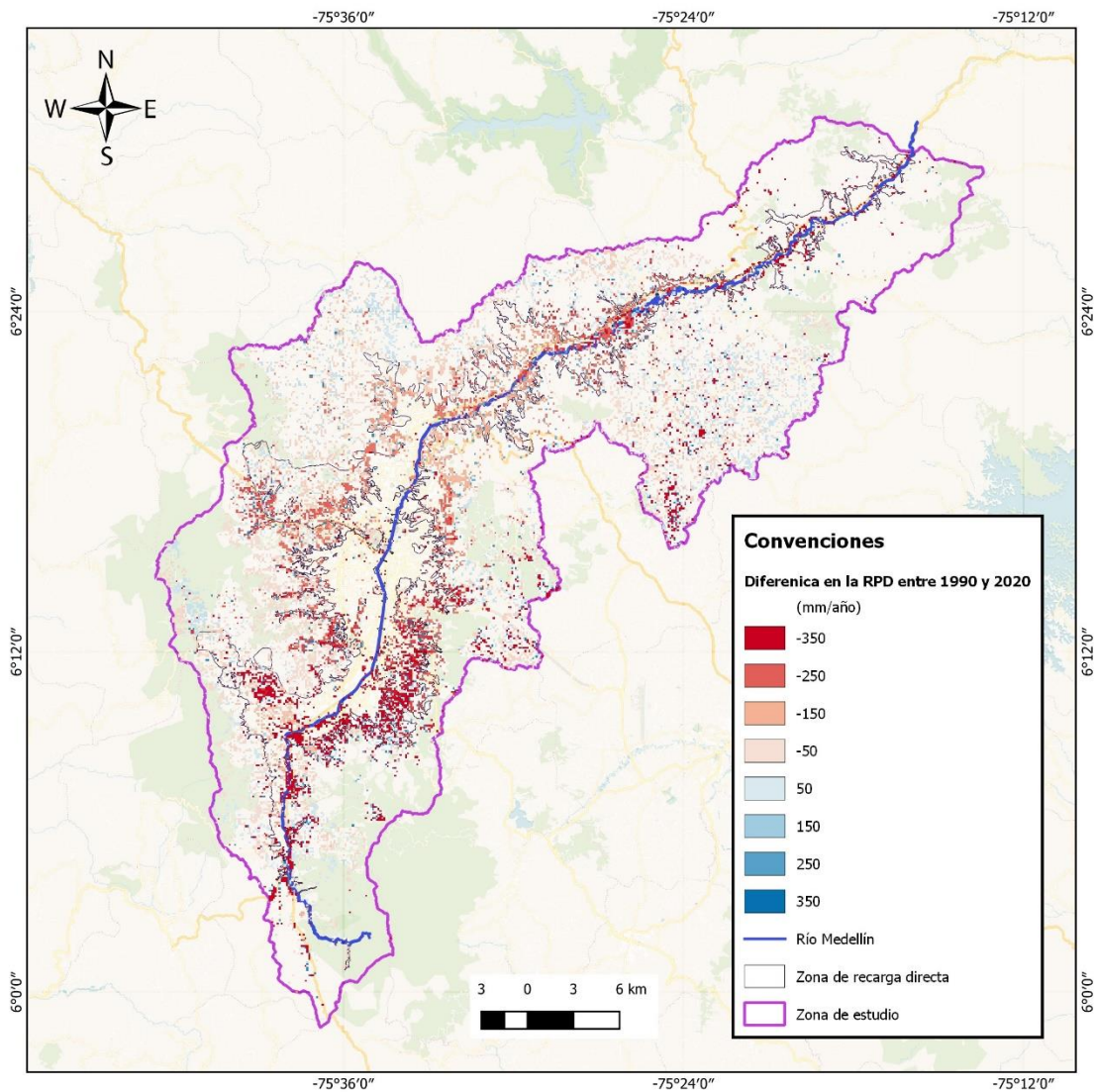


Figura 38. Distribución espacial de las diferencias en la RPD entre el escenario de 1990 y 2020

#### 4.2.5 Análisis de sensibilidad

Como se explicó anteriormente, debido a la complejidad del modelo y su alta resolución espacial y temporal, lo que se traduce en largos tiempos de procesamiento, el análisis de sensibilidad se llevó a cabo de manera local, semicuantitativa y basada en la varianza, a continuación, se describe el procedimiento realizado y sus resultados.

El primer paso de este procedimiento implicó la selección de las variables de entrada del modelo. Se eligieron variables de análisis aquellas inherentes al sistema que no experimentan variaciones temporales, por ende, se excluyeron del análisis de sensibilidad las variables hidrometeorológicas. En este contexto, se identificaron como variables intrínsecas al sistema suelo-cobertura de la tierra: el número de curva, la infiltración, la profundidad de las raíces y la capacidad de campo. Dado que se generaría un elevado número de combinaciones al considerar la discretización de las variables con el cruce de las coberturas de la tierra y el grupo hidrológico, se optó por realizar el análisis de forma agrupada. La variable de salida seleccionada para este análisis fue la RPD total del año 2013, la elección de este año se fundamenta en que es un año hidrológico neutro.

El rango representativo del sistema, donde las variables de entrada pueden asumir valores, se define en la Tabla 21, que presenta los límites inferiores de las variables asociadas a la cobertura de la tierra, asimismo, en la Tabla 22 se encuentran los límites superiores correspondientes, para la capacidad de campo el rango se define en la Tabla 23. Con los rangos definidos se procede a generar los valores aleatorios de las variables siguiendo una distribución uniforme, y se ejecuta 30 veces el modelo para cada variable, dejando en cada ejecución las demás variables del modelo constantes siguiendo el procedimiento descrito en la sección 3.2.2.4. La automatización de todo el análisis de sensibilidad se realizó mediante scripts en Python.

**Tabla 21. Valores mínimos de las variables de entrada de las coberturas de la tierra utilizados para el análisis de sensibilidad.**

Descripción Grupo hidrológico	AMC II				Interceptación (mm/día)	Profundidad de las raíces (m)			
	1	2	3	4		1	2	3	4
<b>Arbórea</b>	48	66	76	81	1,27	1,3	0,8	0,6	0,7
<b>Arbustivas y herbáceas</b>	59	73	80	84	0,76	0,2	0,1	0,1	0,3
<b>Territorios artificializados</b>	67	78	84	92	0,01	0,0	0,0	0,0	0,0
<b>Cuerpos de agua</b>	100	100	100	100	0,00	0,0	0,0	0,0	0,0



**Tabla 22. Valores máximos de las variables de entrada de las coberturas de la tierra utilizados para el análisis de sensibilidad.**

Descripción Grupo hidrológico	AMC II				Interceptación (mm/día)	Profundidad de las raíces (m)			
	1	2	3	4		1	2	3	4
Arbórea	54	72	82	87	2.29	3.2	2.6	2.4	2.5
Arbustivas y herbáceas	65	79	86	90	1.78	2.1	2.0	1.9	2.1
Territorios artificializados	73	84	90	98	0.04	0.3	0.3	0.3	0.3
Cuerpos de agua	100	100	100	100	0.00	0.0	0.0	0.0	0.0

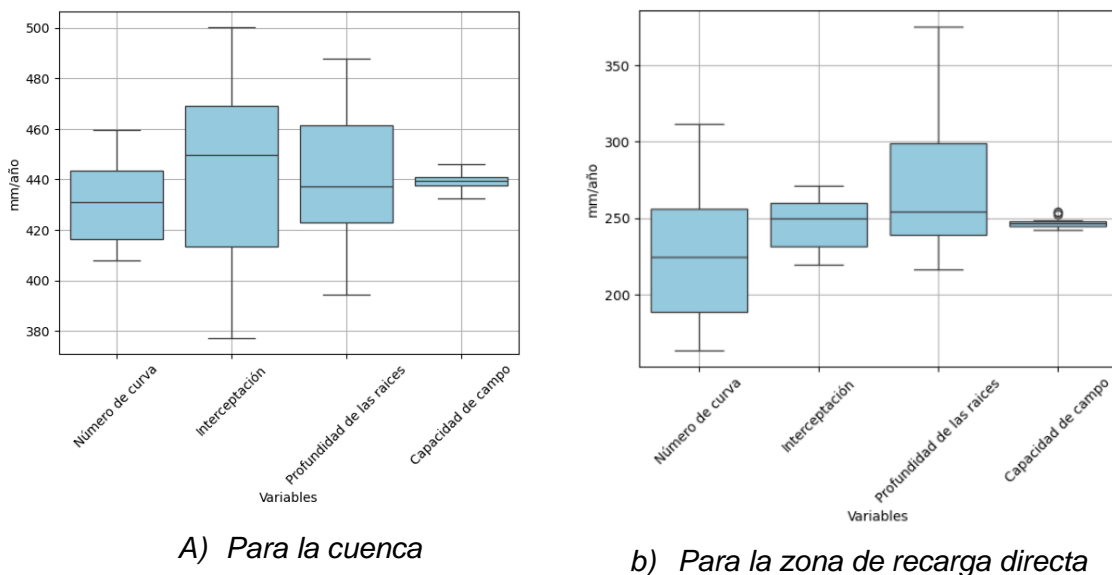
**Tabla 23. Valores máximos y mínimos de la capacidad de campo utilizados en el análisis de sensibilidad**

UCS	CC mínima (%)	CC media (%)	CC máxima (%)
GS	27	32	37
HB	64	69	74
GD	23	28	33
ZL	36	41	46
YA	23	28	33
TE	26	31	36
SA	36	41	46
PO	27	32	37
NQ	33	38	43
AE	30	35	40
AG	27	32	37
LP	20	25	30
RN	16	21	26
LL	14	19	24
ZU	55	60	65
CA	55	60	65

Con el objetivo de mejorar el análisis de resultados, la variable de salida seleccionada (RPD total para el año 2013) se examina en las zonas definidas para el análisis en toda la investigación. En la Figura 39 se muestran los diagramas de cajas con los resultados de las variables de entrada y de salida del análisis para la zona de recarga directa y para la cuenca. Cuando observamos que las variables de entrada exhiben un rango intercuartílico amplio y un extenso rango entre los bigotes en el diagrama de caja de la variable de salida, esto sugiere que los cambios en esas variables tienen un impacto significativo en la modificación de la variable de respuesta. En consecuencia, se interpreta como una mayor sensibilidad, ya que las variaciones en estas variables están asociadas con una variabilidad más pronunciada en la variable de respuesta.

Basándonos en lo anterior, podemos inferir que, en la zona de recarga directa, las variables que muestran una mayor sensibilidad son el número de curva y la profundidad de las

raíces. En contraste, la capacidad de campo presenta una menor sensibilidad, indicando que los cambios en esta variable tienen un impacto relativamente menor en la variable de respuesta en esa área específica. Por otro lado, para la cuenca las variables de mayor sensibilidad son la interceptación seguido de la profundidad de las raíces, nuevamente la de menor sensibilidad es la capacidad de campo. Para la cuenca debido a las variaciones en la interceptación se puede observar una respuesta en la RPD en un rango intercuartílico de 415 y 470 mm/año, para la zona de recarga directa debido a las variaciones del número de curva se puede observar una respuesta en la RPD en un rango intercuartílico de 190 a 255 mm/año, para las demás variables de entrada se observan menores sensibilidades en respuesta de la RPD.



**Figura 39. Diagramas de cajas del análisis de sensibilidad para la cuenca (a) y la zona de recarga directa (b)**

Para llevar a cabo un análisis cuantitativo de la sensibilidad, se emplea el coeficiente de variación, obtenido al dividir la desviación estándar entre la media del conjunto de datos. Este coeficiente proporciona una medida de la dispersión de los datos, permitiendo así evaluar la sensibilidad de las variables de entrada. En la Tabla 24 se presentan los coeficientes de variación para las variables y zonas analizadas, los valores resaltados en rojo indican los coeficientes de variación más altos, reflejando mayor sensibilidad en las variables correspondientes, por otro lado, los colores verdes indican variables con coeficientes de variación más bajos, denotando menor sensibilidad, los tonos amarillos y

naranjas indican valores intermedios. En la zona centro, el número de curva y la profundidad de las raíces exhiben los mayores valores del coeficiente de variación, la sensibilidad de estas variables en esta área puede atribuirse a la notable representación porcentual de territorios artificializados, alcanzando un 71% para el escenario de 2020. Dado que la escorrentía es el proceso predominante en este tipo de coberturas, la alta sensibilidad al número de curva en esta zona puede explicarse de manera coherente. En cuanto a la zona de estudio en general, los coeficientes de variación se sitúan por debajo del 10%, lo que indica la robustez del modelo en su conjunto.

**Tabla 24. Coeficientes de variación por variable de entrada y por zona como resultado del análisis de sensibilidad**

Variable / Zona	Cuenca	ZRI	Norte	Centro	Sur	ZRD
Número de curva	4%	2%	9%	33%	17%	22%
Interceptación	8%	9%	9%	6%	7%	7%
Profundidad de las raíces	6%	4%	11%	25%	10%	18%
Capacidad de campo	1%	1%	2%	2%	1%	1%

## 4.2.6 Validación

El proceso de validación busca evidenciar que el modelo utilizado represente de forma correcta el sistema de análisis, la validación se realiza tanto en tiempo como en espacio y para esto se busca verificar el cumplimiento del balance hidrológico de largo plazo y analizar las relaciones entre los niveles piezométricos, la precipitación y la RPD.

### 4.2.6.1 Balance hidrológico de largo plazo

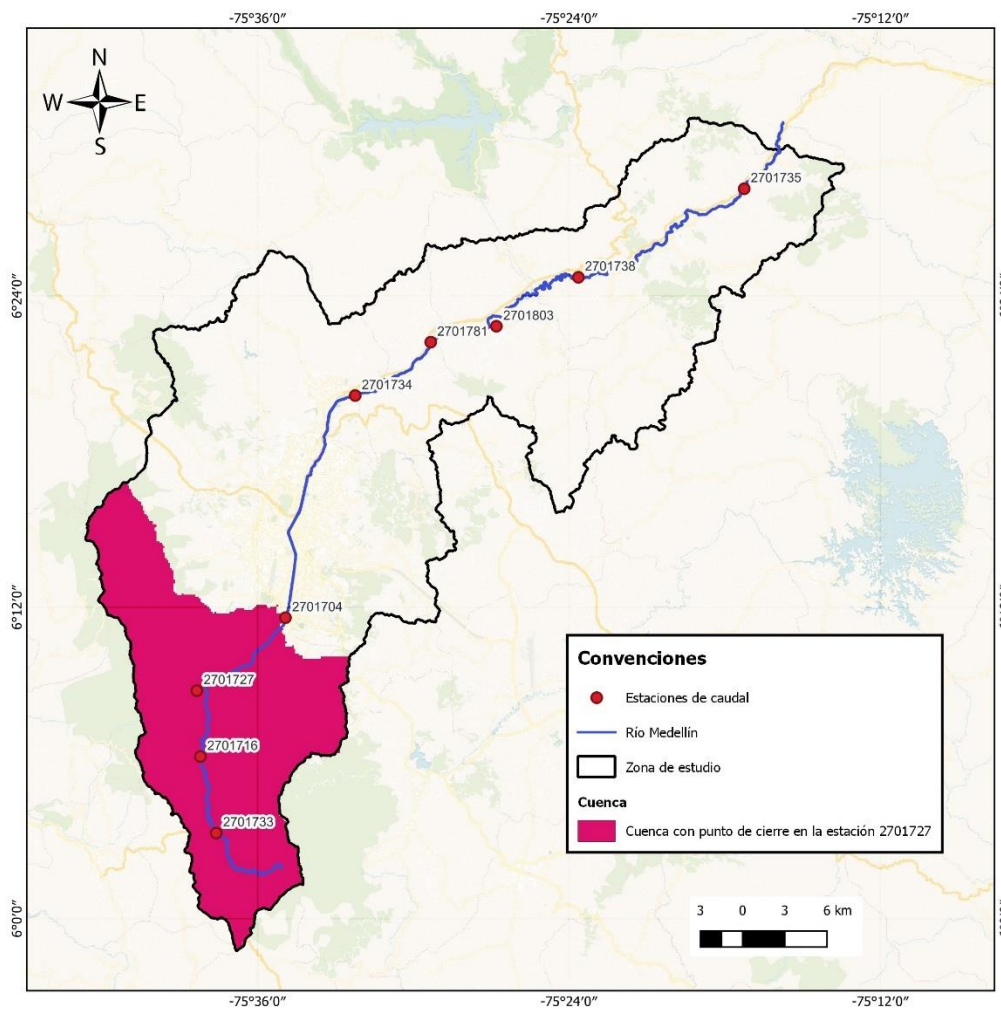
Los resultados del modelo SWB 2.0 se verifican realizando una validación cruzada entre: mediciones de caudal obtenidas en estaciones ubicadas en la zona de estudio, contra estimaciones de caudal del modelo SWB 2.0 obtenidas mediante balance hidrológico de largo plazo. Este enfoque permite establecer una relación entre los valores reales y los estimados, evaluando la representación del sistema hidrológico mediante métricas cuantitativas. De esta manera, se busca determinar la capacidad del modelo SWB 2.0 para captar y reflejar de manera fiel el comportamiento del sistema hidrológico. La estimación del balance hidrológico a largo plazo se lleva a cabo mediante la utilización de la precipitación interpolada y la evapotranspiración real estimada por el modelo a través del

método de Thornthwaite & Mather. En este método, la evapotranspiración real guarda una estrecha relación con el contenido de humedad en el suelo, por lo tanto, al validar la precisión de su estimación, se obtiene una inferencia de la calidad de la estimación de la RPD.

El balance hidrológico de largo plazo es descrito en la ecuación (13), en donde  $R$  es la escorrentía superficial promedio que sale de la columna de suelo,  $P$  y  $ER$  son los promedio espaciotemporales de precipitación y evapotranspiración real, respectivamente (Vélez, 2001), al tener en cuenta el área la escorrentía se puede transformar en caudal, por lo que los valores de caudal medido en estaciones pueden ser comparados con los valores de obtenidos por el modelo mediante la ETR estimada y la precipitación interpolada. Es importante aclarar que el balance hidrológico de largo plazo se cumple bajo los siguientes supuestos: (i) los bordes inferiores y perimetrales del volumen de control son impermeables, (ii) la precipitación y la evapotranspiración real se promedian sobre el área de la interfaz suelo-atmósfera y durante un intervalo temporal de gran duración y (iii) la única salida de agua en forma de escorrentía que se produce desde la columna de suelo es superficial (Velez, 2001). Para la zona de estudio todos los supuestos no se cumplen completamente, ya que a la cuenca ingresa aguas provenientes de otras cuencas por medio de los sistemas de acueducto (UPB & AMVA, 2015).

$$R = P - ER \quad (13)$$

En la Figura 40 se muestran las estaciones del IDEAM utilizadas para la validación del balance hidrológico de largo plazo, en el mapa se muestran la cuenca con punto de cierre en la estación 2701704, de forma similar las áreas de las cuencas fueron calculadas para todas las estaciones para poder realizar las estimaciones del caudal. Los valores de caudal de largo plazo fueron obtenidos del Plan de Ordenamiento del Recurso Hídrico (PORH) del Río Aburrá (UdeA, 2018), en ese estudio se realizó el correspondiente análisis de homogeneidad y consistencia de los datos, además, las estaciones se encuentran distribuidos por toda la cuenca permitiendo validar tantos caudales altos como bajos.



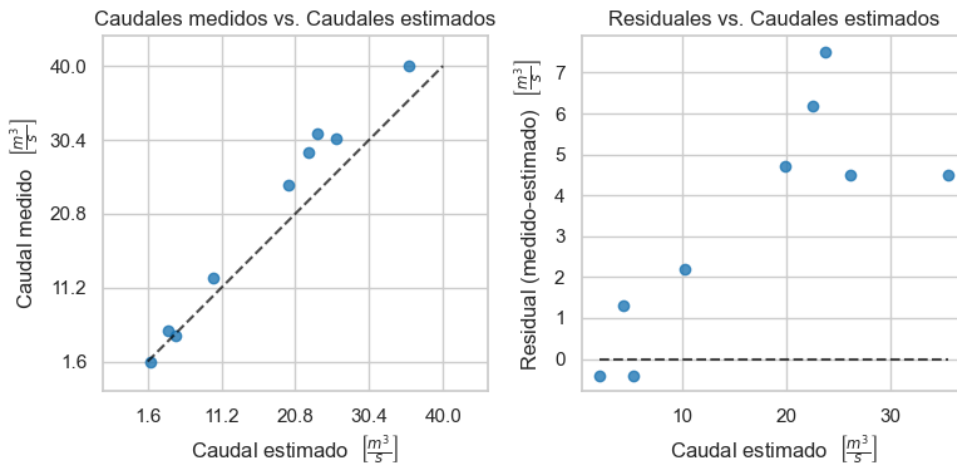
**Figura 40. Estaciones de caudal del IDEAM utilizadas para la validación del balance hidrológico de largo plazo.**

En la Tabla 25 se muestran los promedios de largo plazo para los caudales de las estaciones del IDEAM con información disponible y el caudal estimado para la estación mediante el modelo SWB 2.0, en la Figura 41 se muestra la correspondencia de forma gráfica, y en la Figura 42 se muestra la distribución espacial de los residuales. Los resultados muestran la mayoría de los residuales positivos, a excepción de las estaciones 2701733 y 2701727 ubicadas en la parte alta de la cuenca, los residuales positivos indican que el valor medido es mayor al valor estimado por el modelo. Una posible hipótesis para

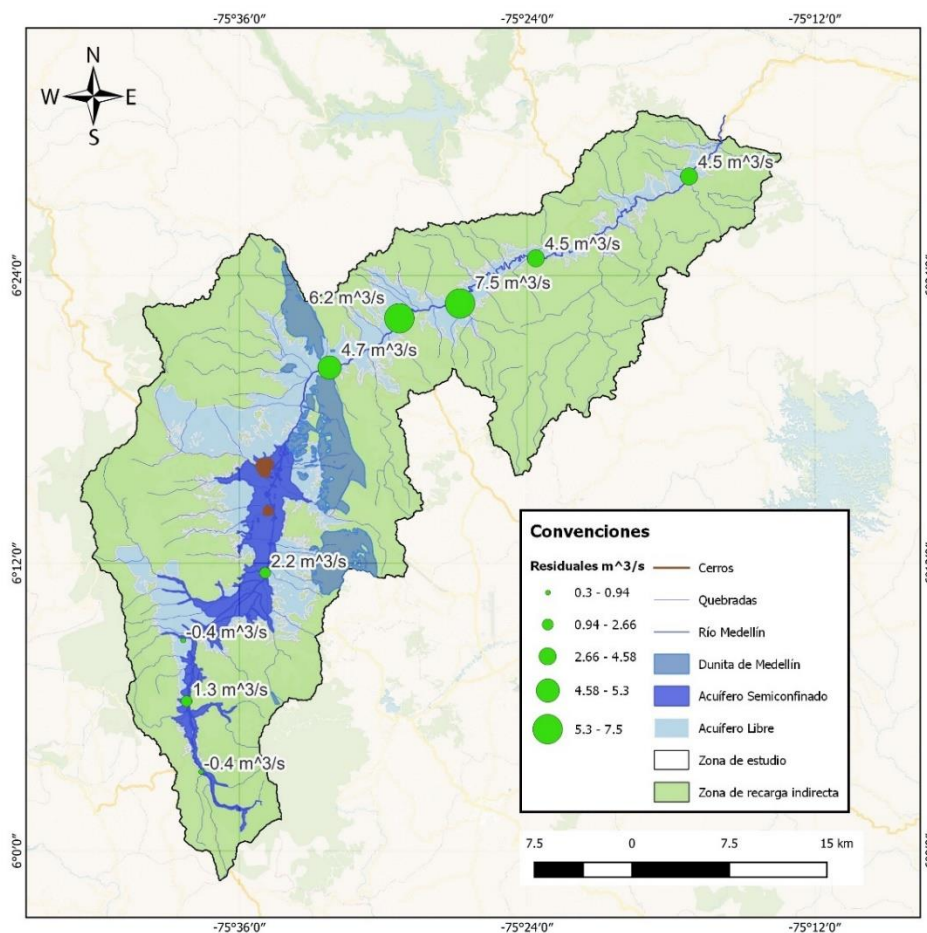
explicar este comportamiento puede ser el agua proveniente de otras cuencas como el Embalse de la Fe, el Embalse río Grande II y el Embalse de Piedras Blancas que en promedio ingresan a la cuenta 6 m<sup>3</sup>/s (UPB & AMVA, 2015) pudiendo explicar los altos valores de los caudales medidos. En promedio se tiene un residual de 5,7 m<sup>3</sup>/s para las estaciones de la zona norte estudio. Los caudales medidos y estimado muestran un Error Cuadrático Medio (RMSE por sus siglas en ingles) de 4,3 m<sup>3</sup>/s y un Error Cuadrático Medio Normalizado (NRMSE por sus siglas en ingles) de 25%, mostrando una buena correspondencia entre los valores medidos y estimados permitiendo la validación del modelo por medio del balance hidrológico de largo plazo.

**Tabla 25. Caudales estimados y medidos para las estaciones del IDEAM con información disponible**

Estaciones	Nombre de la estación	Caudal estimado modelo SWB (m <sup>3</sup> /s)	Caudal medido (m <sup>3</sup> /s)	Residual (m <sup>3</sup> /s)	% de error
2701733	SALADA_LA_RMS_11	2	1,6	-0,4	25%
2701727	ANCÓN_SUR_RMS_17	5,3	4,9	-0,4	8%
2701716	CALDAS_RM_16	4,3	5,6	1,3	-23%
2701704	AGUACATALA_LA_RMS1	10,2	12,4	2,2	-18%
2701734	MACHADO_RMS.12	19,9	24,6	4,7	-19%
2701781	ANCON_NORTE_RMS_2	22,5	28,7	6,2	-22%
2701738	HATILLO_EL_RMS.13	26,1	30,6	4,5	-15%
2701803	GIRARDOTA	23,7	31,2	7,5	-24%
2701735	YARUMITO_RMS_14	35,5	40	4,5	-11%



**Figura 41. Validación cruzada entre los caudales medidos y estimados en las estaciones con información disponible.**



**Figura 42. Distribución espacial de los residuales de los caudales medidos y estimados mediante el balance hidrológico de largo plazo**

#### 4.2.6.2 Análisis de niveles piezométricos

Para llevar a cabo el análisis de los niveles piezométricos, se emplean los datos disponibles en la red de monitoreo piezométrico del Valle de Aburrá (RedRio). En este análisis, se excluyen los niveles dinámicos, centrándose únicamente en los puntos de agua que cuentan con información de al menos tres (3) años de datos piezométricos estáticos, abarcando desde 2011 hasta 2019 con mediciones mensuales discontinuas de los niveles piezométricos de los puntos de monitoreo. Este enfoque garantiza una representación temporal sólida.

La primera etapa del procedimiento consistió en realizar un análisis de tendencias con el objetivo de identificar aquellos puntos en los que los niveles piezométricos experimentan incrementos, se mantienen estables o disminuyen. Este comportamiento puede asociarse a cambios en la recarga o en otros componentes de entrada o salida del acuífero, como extracciones mediante bombeo, también, pérdidas a través del sistema de acueducto o alcantarillado

La segunda fase del análisis tiene como propósito evidenciar las relaciones existentes entre los niveles piezométricos, la precipitación y la Recarga Potencial Directa (RPD). Esta exploración se lleva a cabo mediante representaciones gráficas y el cálculo de correlaciones con rezagos

#### **4.2.6.2.1 Análisis de tendencias de los niveles piezométricos**

Para llevar a cabo el análisis de tendencias, se emplea la prueba no paramétrica de Mann-Kendall, ampliamente utilizada en la evaluación de tendencias estadísticamente significativas en series hidrológicas y climatológicas. Esta prueba asume que la serie analizada es estable, independiente y aleatoria, y no requiere una distribución normal (Ribeiro et al., 2015). En la Tabla 26 se resumen los p-value obtenido mediante la prueba de Mann-Kendall y las pendientes obtenidas mediante una regresión lineal, en la Figura 43 se muestra la distribución espacial de las tendencias.

Los resultados son divididos en tendencia creciente, decreciente o no significativas estadísticamente. Las tendencias estadísticamente significativas muestran una tendencia a incrementos en los niveles piezométricos en la zona central del acuífero, las tasas de aumento en los niveles piezométricos en esta zona llegan a ser hasta 19 cm/año, mientras que, en las laderas, principalmente en el occidente, se observan tendencias de disminución en los niveles piezométricos, con tasas de hasta de -81 cm/año.

Las tendencias crecientes en el centro del Acuífero Libre podrían sugerir una disminución en la extracción de aguas subterráneas. Esta posible reducción podría vincularse con la migración de actividades industriales hacia el sector de servicios, contribuyendo así a la disminución de la demanda en el acuífero. Lo anterior es coherente con las estimaciones



realizadas en donde ha observado disminución de la demanda de aguas subterránea en el Acuífero Libre del Valle de Aburrá (UdeA & AMVA, 2018).

Las disminuciones en los niveles piezométricos se dan principalmente en la ladera occidental y en el sur del acuífero, coincidiendo con las zonas en donde se ha presentado altas tasas de disminución de la RPD, en este sentido, la disminución de los niveles piezométricos puede estar relacionada con la disminución de la RPD, así como los abatimientos de las edificaciones en sótanos, ambos procesos están estrechamente asociados con el aumento de la urbanización. Los abatimientos al nivel freático y las construcciones subterráneas realizadas en zonas de alta pendiente generan mayor impacto en los niveles piezométricos, en comparación con las realizadas en zonas de bajo gradiente, lo anterior refuerza esta hipótesis (Attard et al., 2017).

**Tabla 26. Resumen de las tendencias en los niveles piezométricos medidos en los puntos de agua de la red de monitoreo RedRio**

Códigos	P-value	Pendiente (cm/año)	Tendencia	Longitud	Latitud
Me_GEO_0108	0,000	95	Creciente	-75,590	6,235
Gi_GEO_0041	0,002	82	Creciente	-75,442	6,392
Me_A_186	0,288	-6	No significativa	-75,564	6,281
Me_P_284	0,020	62	Creciente	-75,578	6,226
Me_A_228	0,302	-7	No significativa	-75,585	6,201
Me_A_036	0,841	1	No significativa	-75,572	6,228
Es_P_024	0,000	166	Creciente	-75,636	6,157
Me_A_310	0,905	2	No significativa	-75,585	6,227
Me_P_197	0,003	22	Creciente	-75,583	6,219
Ba_A_001	0,049	-3	Creciente	-75,335	6,440
Me_A_056	0,193	0	No significativa	-75,553	6,216
Be_A_022	0,001	-6	Creciente	-75,555	6,310
Me_A_223	0,797	0	No significativa	-75,587	6,198
Ba_GEO_0070	0,797	3	No significativa	-75,326	6,431
Me_A_365	0,001	23	Creciente	-75,581	6,232
Me_A_350	0,001	-7	Creciente	-75,603	6,255
Me_A_044	0,448	4	No significativa	-75,569	6,217
PZ_04	0,007	-10	Creciente	-75,669	6,184
PZ_03	0,734	6	No significativa	-75,668	6,179
Me_A_387	0,690	-1	No significativa	-75,586	6,248
Me_A_024	0,001	6	Creciente	-75,570	6,221
It_A_102	0,976	1	No significativa	-75,594	6,191
Ba_GEO_0069	0,648	2	No significativa	-75,406	6,410
Es_A_012	0,014	-4	Creciente	-75,633	6,152
Es_GEO_0016	0,000	-19	Creciente	-75,638	6,162

Códigos	P-value	Pendiente (cm/año)	Tendencia	Longitud	Latitud
Me_A_369	0,010	-3	Creciente	-75,599	6,232
Be_A_030	0,644	-2	No significativa	-75,549	6,336
It_A_103	0,566	6	No significativa	-75,592	6,193
Me_A_406	0,031	-7	Creciente	-75,584	6,253
Me_A_343	0,647	-3	No significativa	-75,610	6,239
Co_A_014	0,455	6	No significativa	-75,530	6,336
Me_A_340	0,022	-7	Creciente	-75,624	6,246
Me_A_328	0,080	-1	No significativa	-75,618	6,235
Me_A_327	0,580	0	No significativa	-75,613	6,234
Me_P_248	0,000	25	Creciente	-75,583	6,213
Co_GEO_0032	0,535	3	No significativa	-75,522	6,340
It_A_040	0,878	1	No significativa	-75,617	6,167
Co_A_012	0,142	-3	No significativa	-75,518	6,351
PZ_05	0,600	-7	No significativa	-75,298	6,466

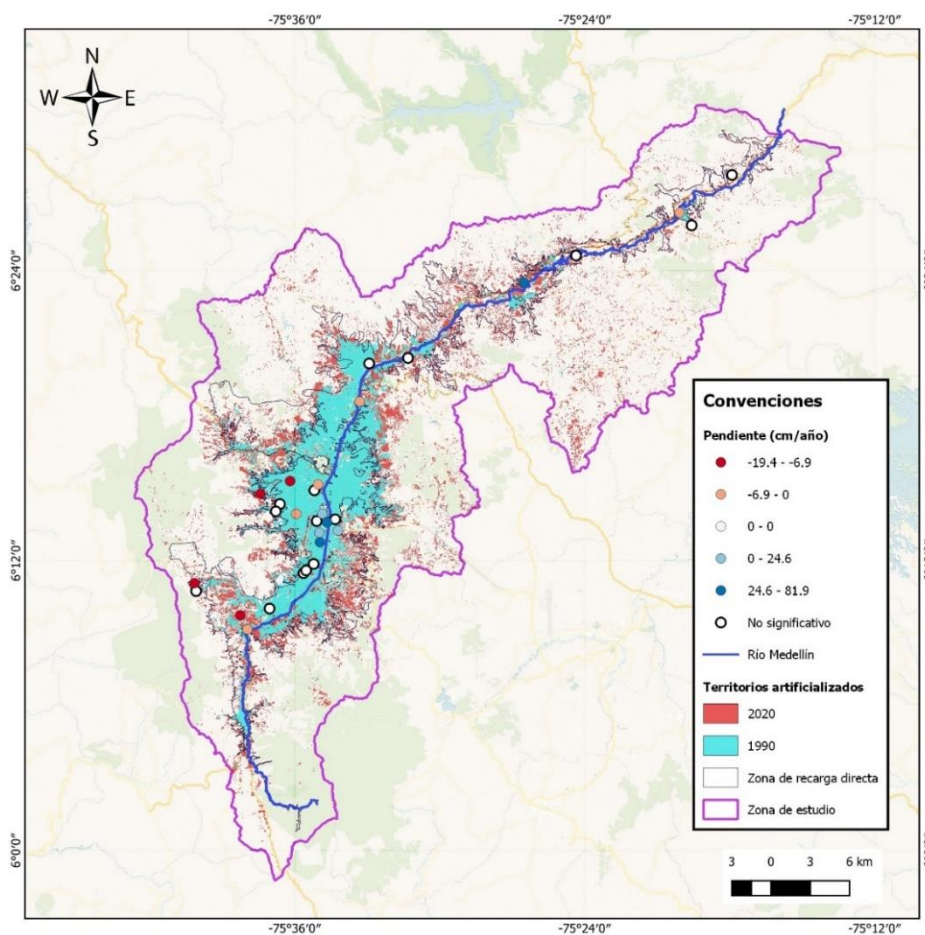


Figura 43. Distribución espacial de las tendencias en los niveles piezométricos en la zona de estudio.

#### **4.2.6.2.2 Relación de los niveles piezométricos con la precipitación y la RPD**

Para validar el modelo hidrológico se espera que la relación en tiempo y en espacio entre la precipitación y los niveles piezométricos sea similar a la relación entre la RPD y los niveles piezométricos. Para esto se analizan la coherencia entre los ciclos anuales y los coeficientes de correlación de Pearson para distintos periodos de rezago; como las mediciones de la red de monitoreo piezométrica se realizan para una fecha específica, la precipitación o la RPD se acumula con distintos periodos de rezago y se calculan los coeficientes de correlación con la piezometría. En la Figura 44 se muestran los coeficientes de correlación para distintos periodos de precipitación y RPD acumulada a la izquierda (a) y derecha (b) respectivamente, los colores rojos muestran correlaciones positivas, los colores azules correlaciones negativas y los colores blanco correlaciones estadísticamente no significativas. En la Figura 45 se muestra la distribución espacial de los coeficientes de correlación entre la piezometría, la precipitación y la RPD acumulado por 60 días a la izquierda (a) y derecha (b) respectivamente. En la Figura 47 se muestra la relación entre el ciclo anual de la piezometría y la precipitación a la izquierda, y de la piezometría y la RPD a la derecha.

Los valores más altos de correlación entre la precipitación y los niveles piezométricos, alcanzando hasta 0.8, se observan en los puntos Me\_A\_340, Me\_A\_350 y Me\_A\_356, Estos puntos están situados en las laderas de la zona, donde se ha experimentado un rápido proceso de urbanización y donde se encuentra la transición entre la zona urbana y las áreas con cobertura vegetal, la proximidad a extensas zonas de cobertura vegetal favorece esta correlación. En contraste, los demás puntos ubicados en áreas urbanizadas muestran coeficientes de correlación más bajos, la artificialización del territorio en estas zonas altera los procesos de recarga, lo que disminuye la correlación entre la precipitación y los niveles piezométricos.

En la Figura 44 se observa en términos de rezagos comportamientos similares de las correlaciones tanto con la precipitación, como con la RPD, sin embargo, los valores de correlación son más bajos para la RPD. Para los puntos estadísticamente significativos la correlación con 60 días de rezago es en promedio 0.4 para la RPD, mientras que para la precipitación es de 0.45. La menor correlación para la RPD se explica por las no

linealidades que le agrega el modelo SWB 2.0 a la RPD, principalmente en los territorios artificializados, en donde se ubican la mayor parte de los puntos de monitoreo. Puntos de monitoreo como el Me\_A\_056 ubicado en la ladera oriental de la zona de estudio, y los Ba\_Geo\_069 y Ba\_Geo\_070 ubicado en el norte de la zona de estudio, donde no predominan los territorios artificializados muestran altos coeficientes de correlación, 0,73, 0,56 y 0,51 respectivamente. Lo anterior indica que el modelo representa el comportamiento esperado del sistema tanto para territorios artificializados como para coberturas vegetales.

El rango en el que se dan los valores más altos de correlación es distinto para la RPD y para la precipitación. Para la RPD el rango se da entre los 20 y 60 días, mientras que para la precipitación se da entre los 40 y 80 días, este comportamiento es evidente nuevamente en los puntos Me\_A\_056, Ba\_GEO\_0070 y Ba\_GEO\_0069, ubicados en la ladera oriental y el norte de la zona de estudio, en la Figura 44 se muestran estos rangos con un color más rojo para los puntos mencionados, particularmente en la Figura 47 se resalta el comportamiento para el punto Me\_A\_056. Una hipótesis para explicar este comportamiento pueden ser flujos de recarga regionales e intermedios provenientes de las rocas encajantes del sistema (Ossa et al., 2021; S. M. Patiño et al., 2021) que pueden tener tiempos de tránsito mayores que no son representados por el modelo SWB, ya que este sólo modela la RPD provenientes directamente vertical desde la superficie.

Respecto a los ciclos anuales de mediano plazo (8 años) se presenta coherencia entre la precipitación y la RPD con los niveles piezométricos principalmente en las laderas y la zona norte, como en los puntos Me\_A\_056, Ba\_GEO\_0070 y Ba\_GEO\_0069, en la Figura 46 se muestra un ejemplo de la correspondencia entre los ciclos anuales para el punto Me\_A\_056. Resumiendo se logra identificar correspondencia entre la RPD y la precipitación con la piezometría principalmente en los puntos ubicados en la ladera y en la zona norte, en las zonas donde el tipo de cobertura predominante son los territorios artificializados las correlaciones con los niveles piezométricos son menores a 0.3 o en su defecto no significativa, en este sentido, se guarda coherencia con el sistema modelado, ya que se espera correlaciones altas con los niveles piezométricos en las coberturas naturales y correlaciones bajas para las coberturas artificializadas.

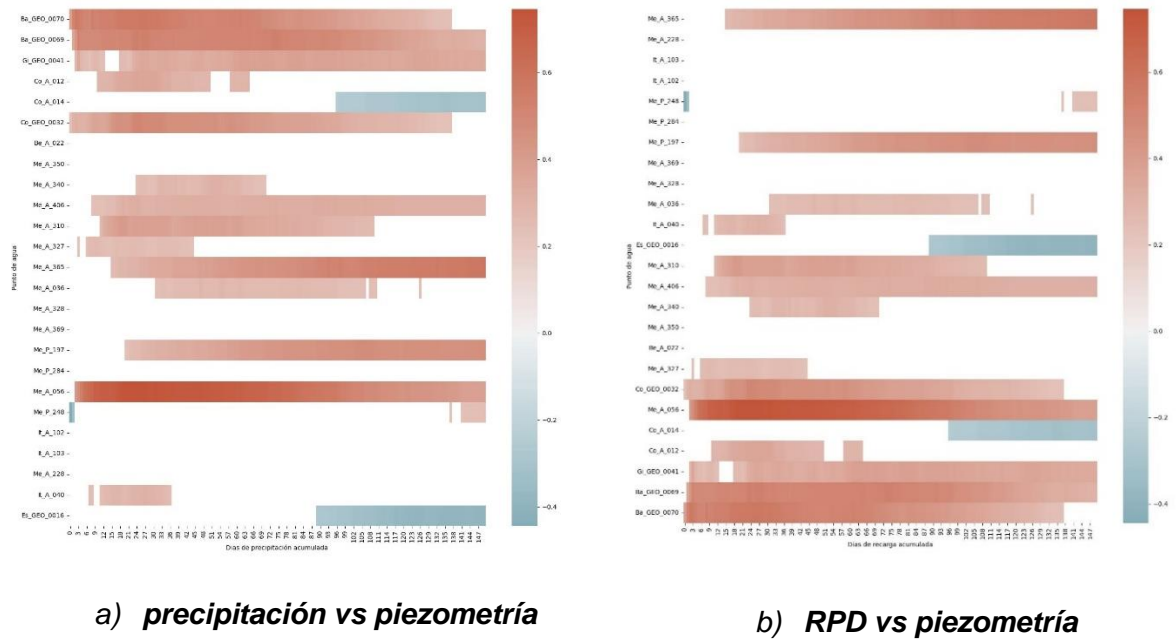
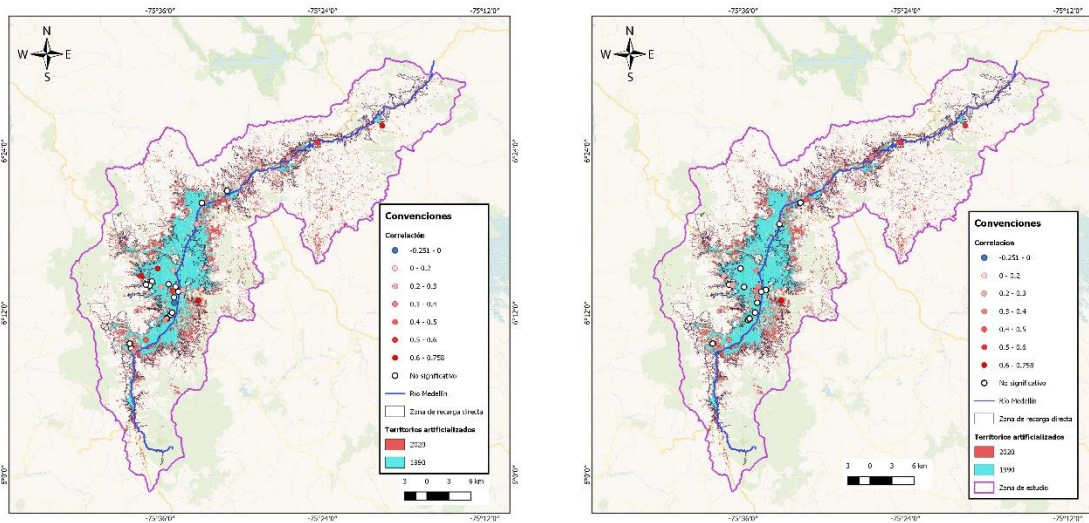
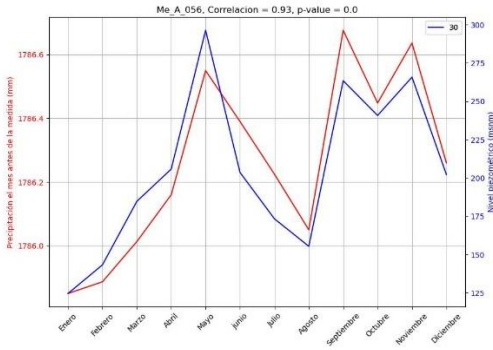


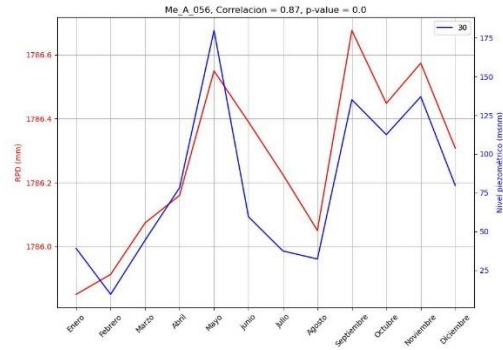
Figura 44. Correlaciones con rezagos entre la piezometría y la precipitación acumulada a la (a) y RPD acumulada (b).



**Figura 45. Distribución espacial de los coeficientes de correlación, a) entre la piezometría y la precipitación acumulada de 60 días antes de la medición, b) entre la piezometría y la RPD acumulada 60 días antes de la medición.**

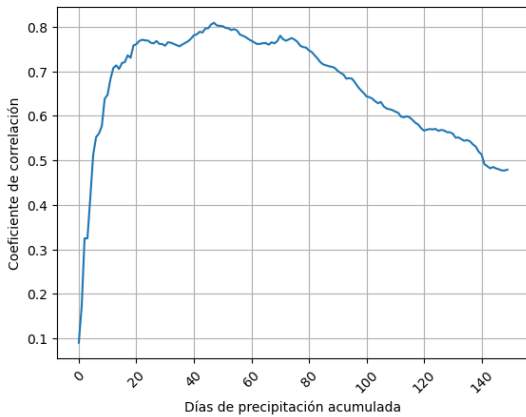


a) Ciclo anual de la precipitación y la piezometría

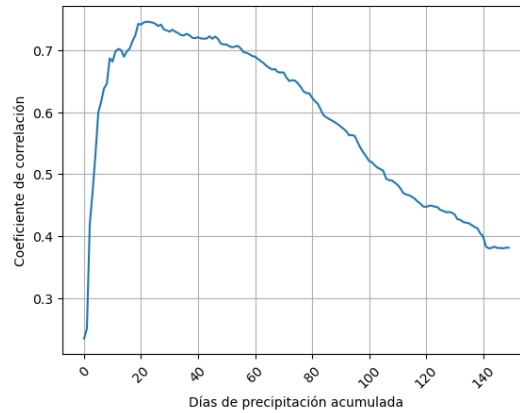


b) Ciclo anual de la precipitación y la RPD

**Figura 46. Coherencia del ciclo anual en el punto de monitoreo Me\_A\_056, entre los niveles piezométricos y la precipitación a la izquierda, entre los niveles piezométricos y la RPD a la derecha**



a) Precipitación



b) RPD

**Figura 47. Coeficientes de correlación para los niveles piezométricos en el punto Me\_A\_056 con niveles días de precipitación acumulada a la izquierda y de RPD acumulada a la derecha.**

## 5 Conclusiones y trabajo futuro

Se ha utilizado un modelo de balance de humedad en el suelo SWB 2.0 con el objetivo de identificar los efectos de los cambios de la cobertura de la tierra en la RPD, el modelo se implementó para el periodo entre los años 1990 y 2020, con una resolución espacial de 120m y una resolución temporal diaria. A partir de clasificación de imágenes satelitales, se generaron mapas de coberturas de la tierra representativos de los años 1990, 2000, 2010 y 2020. La modelación hidrológica en los cuatro (4) escenarios facilitó la evaluación de los efectos en la RPD como consecuencia de los cambios en las coberturas de la tierra. Este enfoque es útil y novedoso para la gestión del recurso hídrico subterráneo por parte de las autoridades ambientales y entes territoriales de la región, ya que brinda una herramienta para cuantificar en espacio y en tiempo los efectos que tiene principalmente la urbanización en la RPD.

Para la zona de recarga directa se estimó un aumento de los territorios artificializados de un 47% entre los años 1990 y 2020, el crecimiento se dio principalmente desde la zona urbana hacia las laderas y desde los centros rurales hacia el centro. El incremento de los territorios artificializados en la zona de recarga directa surge debido a la pérdida de coberturas arbustivas y herbáceas en un 86%, y la disminución de coberturas arbóreas en un 14%. Por otro lado, para la cuenca se presentaron pérdidas de coberturas arbóreas para el periodo de 1990 a 2000, mientras que para el periodo de 2000 a 2020 se presentaron ganancias de este tipo de coberturas, las coberturas arbustivas y herbáceas presentan el comportamiento contrario.

Según la revisión bibliográfica realiza, este estudio es el primero que realiza la implementación del modelo SWB en su versión 2.0 en Colombia, la mejora significativa en el rendimiento computacional del modelo permitió evaluar las variaciones interanuales de la RPD en la zona de estudio, evidenciando los efectos que tiene el ENSO en la RPD de la región. Para las tres (3) fases del ENSO normal, El Niño y La Niña, los volúmenes de RPD para la zona de recarga directa en promedio fueron de 100 Hm<sup>3</sup>/año, 66 Hm<sup>3</sup>/año y 200 Hm<sup>3</sup>/año respectivamente. Lo anterior muestra que en la fase El Niño la RPD en la

zona es cerca de la mitad en comparación con la fase normal, mientras que en la fase La Niña la RPD puede ser el doble, esto implica que los cambios en la RPD debido a los cambios de la cobertura de la tierra tienen mayor magnitud en la fase La Niña en comparación con la Fase normal y El Niño.

Los volúmenes promedio multianuales de RPD obtenidos para la línea base, año 1990, fueron los siguientes: 78,2. Hm<sup>3</sup>/año para la zona de recarga directa, 27,9 Hm<sup>3</sup>/año para la zona norte, 45,1 Hm<sup>3</sup>/año para la zona centro y 5,3 Hm<sup>3</sup>/año para la zona sur. Tomando cómo línea base el escenario de 1990 se presenta disminución para todos los escenarios siguientes (2000, 2010 y 2020), la disminución es progresiva y aumenta conforme aumentan los territorios artificializados en la zona de estudio, para la zona de recarga directa se presenta una disminución respecto al escenario base de -3%, -7% y -12% para los escenarios 2000, 2010 y 2020 respectivamente, esto equivale a disminuciones de -2,4, -5,5 y -9,5 Hm<sup>3</sup>/año respectivamente.

Al modelo SWB 2.0 se le realizó un análisis de sensibilidad semicuantitativo y basado en varianza, las variables de mayor sensibilidad en la zona de recarga directa fueron el número de curva seguido de la profundidad de las raíces, por su parte, para la cuenca las variables de mayor sensibilidad fueron la interceptación seguido de la profundidad de las raíces. Lo anterior resalta la predominancia de la escorrentía en la zona de recarga directa debido a las áreas impermeables, por su lado, en la cuenca los procesos hidrológicos están más balanceados por las coberturas vegetales. Además, el análisis de sensibilidad permitió demostrar la robustez del modelo para la toma de decisión.

Se logra realizar una validación del modelo hidrológico mediante el balance hidrológico de largo plazo, obteniendo un RMSE de 4,3 m<sup>3</sup>/s entre los caudales modelados y estimados. La relación entre los niveles piezométricos, la precipitación y la RPD muestra el comportamiento esperado: correlaciones bajas en las zonas donde predominan los territorios artificializados, y correlaciones altas donde predominan las coberturas vegetales. Por otro lado, las tendencias en los niveles piezométricos muestran disminuciones en las laderas de la zona de estudio, donde se ha presentado fuertes procesos de urbanización, esta disminución en los niveles piezométricos podría estar asociada a la disminución de la RPD, así como a los abatimientos de las edificaciones en sótanos, ambos procesos están



estrechamente asociados al aumento de la urbanización. Esto significa, claramente, que la recarga real está siendo drásticamente afectada por la urbanización

La clasificación de imágenes y el modelo SWB implementado permitió identificar las zonas en las que se ha dado el mayor crecimiento de los territorios artificializados y su consecuente disminución en la RPD. Se identifican como focos en los que se ha tenido disminuciones considerables de RPD la zona norte en donde se ha dado crecimiento de fincas de recreo, urbanización e industrialización impulsada por proyectos de infraestructura como la autopista norte. La ladera sur oriental de Medellín, las laderas orientales de los municipios de Envigado y Sabaneta, así como el municipio de Caldas presentan los valores más altos de disminución en la RPD, el aumento de la impermeabilización en estas zonas se da por la acelerada urbanización y al presentar valores altos de precipitación las disminuciones en la RPD presentan valores más altos en comparación con otras zonas. Además del aumento de los territorios artificializados en las laderas de la zona urbana también se presenta crecimiento de las zonas impermeables desde los centros poblados rurales como San Antonio de Prado hacia la zona urbana, en estas zonas también se presentan disminuciones importantes en la RPD.

Con la configuración del modelo SWB 2.0 para la zona de estudio y los escenarios de los cambios de la cobertura de la tierra, se logró identificar para el periodo de 1990 a 2020 disminución en la RPD, la evapotranspiración real, y la interceptación, por otro lado, se muestra aumento en la escorrentía. Los resultados son acordes a lo esperado en un territorio en donde ha aumentado el área impermeable disminuyendo la recarga y aumentando la escorrentía, de esta forma el modelo implementado es una herramienta para los tomadores de decisiones para la gestión no sólo de la RPD sino también de otros componentes del ciclo hidrológico.

En el presente trabajo se abordó una problemática que ha sido estudiada por diversos autores previamente en otros países, cuya información ha sido usada como referencia en este trabajo, al contrastar los resultados se observa consistencia en la relación entre el aumento de los territorios artificializados con su consecuente aumento de áreas impermeables trayendo cómo consecuencia la disminución de la RPD. Sin embargo, para

los cambios en las coberturas vegetales se tienen resultados que pueden ser discutidos, por lo que no existe consenso en los efectos que estos cambios de las coberturas vegetales tienen en la RPD, es necesario la realización de estudios puntuales que permitan determinar localmente los efectos que los cambios de este tipo de coberturas tienen en la RPD para cada zona en particular, además, la clasificación realizada agrupa distintos tipos de coberturas en una misma clase, por lo que se requiere profundizar en los efectos de estos cambios de cobertura no sólo en la RPD si no en otras variables del ciclo hidrológico.

Se recomienda para trabajos futuros realizar estimaciones de la recarga proveniente de flujos regionales y unidades adyacentes ya que se ha probado su importancia mediante análisis hidrogeoquímicos, isotópicos y estructurales (Ossa et al., 2021; S. M. Patiño et al., 2021). También al tratarse de un acuífero en un contexto urbano la recarga proveniente de los sistemas de acueductos y alcantarillados pueden representar magnitudes importantes (Bastidas et al., 2021)

La clasificación de imágenes satelitales realizada en este estudio dio como resultados imágenes de coberturas clasificadas con una resolución de 30m, sin embargo, debido a los altos tiempos de procesamiento del modelo SWB 2.0 se trabajó con celdas de 120m. En trabajos futuros se puede utilizar una resolución espacial más alta para el modelo, integrando cartografía disponible en los distintos entes territoriales, también, se puede integrar información hidrológica del Sistema de Alerta Temprana del valle de Aburrá (SIATA), en esta investigación no se utilizó ya que sólo se cuenta con información disponible a partir del año 2011.

La estimación de la evapotranspiración potencial se puede mejorar aprovechando las bondades del modelo SWB 2.0 agregando de forma externa estimaciones de evapotranspiración potencial realizada por otros métodos no disponibles en el modelo. Finalmente, trabajos futuros pueden explorar la posibilidad de utilizar los porcentajes de área impermeables realizando modelos localizados en los que se puede estimar con precisión estos porcentajes.

## 6 Bibliografía

- Abdullah, A. Y. M., Masrur, A., Gani Adnan, M. S., Al Baky, M. A., Hassan, Q. K., & Dewan, A. (2019). Spatio-temporal patterns of land use/land cover change in the heterogeneous coastal region of Bangladesh between 1990 and 2017. *Remote Sensing*, 11(7). <https://doi.org/10.3390/rs11070790>
- Adhikari, R. K., Mohanasundaram, S., & Shrestha, S. (2020). Impacts of land-use changes on the groundwater recharge in the Ho Chi Minh city, Vietnam. *Environmental Research*, 185(February), 109440. <https://doi.org/10.1016/j.envres.2020.109440>
- Ahmed, S. A., & N, H. (2023). Land use and land cover classification using machine learning algorithms in google earth engine. *Earth Science Informatics*, 1–17.
- Al Atawneh, D., Cartwright, N., & Bertone, E. (2021). Climate change and its impact on the projected values of groundwater recharge: A review. *Journal of Hydrology*, 601, 126602.
- AMVA. (2018). *Actualización del Plan de Ordenación y Manejo de la Cuenca Hidrográfica el Río Aburrá*.
- AMVA, & UdeA. (2013). *Determinación y protección de las potenciales zonas de recarga en el norte del Valle de Aburrá*. 295.
- AMVA, & Universidad Nacional de Colombia. (2017). *Proyecto Planación Estratégica para el Área Metropolitana del Valle de Aburrá*. 56–200.
- AMVA, & UPB. (2007). *Estudio de la forma y el crecimiento urbano de la Región Metropolitana*.
- Aschonitis, V. G., Antonopoulos, V. Z., Lekakis, E. H., Litskas, V. D., Kotsopoulos, S. A., & Karamouzis, D. N. (2013). Estimation of field capacity for aggregated soils using changes of the water retention curve under the effects of compaction. *European Journal of Soil Science*, 64(5), 688–698. <https://doi.org/10.1111/ejss.12058>
- Attard, G., Rossier, Y., Winiarski, T., & Eisenlohr, L. (2017). Urban underground development confronted by the challenges of groundwater resources: Guidelines dedicated to the construction of underground structures in urban aquifers. *Land Use Policy*, 64, 461–469. <https://doi.org/10.1016/j.landusepol.2017.03.015>
- Barrera-De-Calderón, M. L., Garfias, J., Martel, R., & Salas-García, J. (2022). Estimation of spatiotemporal groundwater recharge distribution in humid regions with tropical

- climate. In *Tecnología y Ciencias del Agua* (Vol. 13, Issue 2). <https://doi.org/10.24850/J-TYCA-2022-02-07>
- Barua, S., Cartwright, I., Evan Dresel, P., & Daly, E. (2021). Using multiple methods to investigate the effects of land-use changes on groundwater recharge in a semi-arid area. *Hydrology and Earth System Sciences*, 25(1), 89–104. <https://doi.org/10.5194/hess-25-89-2021>
- Bastidas, B. (2019). *Modelo Conceptual de la Recarga de Aguas Subterráneas en el Nivel Somero del Sistema Hidrogeológico Golfo de Urabá, Evaluando su Magnitud y Variabilidad Espacio – Temporal*. 198.
- Bastidas, B., Betancur, T., Vélez, M. V., Londoño, R., & Dulce, K. (2021). Aproximación al balance hídrico de un acuífero en un ambiente urbano: acuífero libre del valle de Aburrá. *XXIV Seminario Nacional de Hidráulica e Hidrología, September, 22–39*.
- Batey, T. (2009). Soil compaction and soil management - A review. *Soil Use and Management*, 25(4), 335–345. <https://doi.org/10.1111/j.1475-2743.2009.00236.x>
- Beegam, S., & Arulraj, P. (2018). A REVIEW ARTICLE ON IMPACT OF URBANIZATION ON HYDROLOGICAL PARAMETERS. *International Journal of Civil Engineering and Technology*, 9(12), 199–208.
- Betancur, T., Bocanegra, E., Custodio, E., Manzano, M., & Cardoso da Silva, G. (2016). Estado y factores de cambio de los servicios ecosistémicos de aprovisionamiento en humedales relacionados con aguas subterráneas en Iberoamérica y España. *Biota Colombiana*, 16(3), 106–119. <https://doi.org/10.21068/c2016s01a06>
- Betancur-Vargas, T., Martínez-Uribe, C., García-Aristizábal, E. F., & Escobar-Martínez, J. F. (2017). Identification and characterization of regional water flows contributing to the recharge of an unconfined aquifer. *Revista Facultad de Ingeniería*, 85, 70–85. <https://doi.org/10.17533/udea.redin.n85a07>
- Bradbury, K., & Dripps, W. (2000). *Groundwater recharge rates*.
- Breiman, L. (2001). Random forests. *Machine Learning*, 45, 5–32.
- Bremer, L. L., Elshall, A. S., Wada, C. A., Brewington, L., Delevaux, J. M. S., El-Kadi, A. I., Voss, C. I., & Burnett, K. M. (2021). Effects of land-cover and watershed protection futures on sustainable groundwater management in a heavily utilized aquifer in Hawai'i (USA). *Hydrogeology Journal*, 29(5), 1749–1765. <https://doi.org/10.1007/s10040-021-02310-6>
- Bresciani, E., Cranswick, R. H., Banks, E. W., Batlle-Aguilar, J., Cook, P. G., & Batelaan, O. (2018). Using hydraulic head, chloride and electrical conductivity data to distinguish between mountain-front and mountain-block recharge to basin aquifers. *Hydrology*

- and Earth System Sciences*, 22(2), 1629–1648. <https://doi.org/10.5194/hess-22-1629-2018>
- Campillo, A., Taupin, J. D., Patris, N., & Betancur, T. (2015). Uso de la geoquímica y de los isótopos estables del agua en el estudio de un sistema acuífero superficial en el complejo urbanizado andino (Valle de Aburrá, Colombia). *Revista Peruana Geo Atmosférica*, 4(4), 62–79.
- Carrera-Hernández, J. J., & Gaskin, S. J. (2008). Spatio-temporal analysis of potential aquifer recharge: Application to the Basin of Mexico. *Journal of Hydrology*, 353(3–4), 228–246. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2008.02.012>
- Censi, A. M., Ienco, D., Gbodjo, Y. J. E., Pensa, R. G., Interdonato, R., & Gaetano, R. (2021a). Attentive Spatial Temporal Graph CNN for Land Cover Mapping from Multi Temporal Remote Sensing Data. *IEEE Access*, 9, 23070–23082. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2021.3055554>
- Censi, A. M., Ienco, D., Gbodjo, Y. J. E., Pensa, R. G., Interdonato, R., & Gaetano, R. (2021b). Attentive Spatial Temporal Graph CNN for Land Cover Mapping from Multi Temporal Remote Sensing Data. *IEEE Access*, 9, 23070–23082. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2021.3055554>
- Chai, B., & Li, P. (2023). An ensemble method for monitoring land cover changes in urban areas using dense Landsat time series data. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 195, 29–42.
- Chaves Córdoba, B.; Jaramillo Robledo, A. (1998). Regionalización de la temperatura del aire en Colombia. In *Cenicafé (Colombia)* (Vol. 49, pp. 224–230).
- Cheng, Y., Ogden, F. L. and Z., & Jianting. (2017). Earthworms and tree roots: A model study of the effect of preferential flow paths on runoff generation and groundwater recharge in steep, saprolitic, tropical lowland catchments. *Water Resources Research*, 53(7), 5400–5419. <https://doi.org/10.1111/j.1752-1688.1969.tb04897.x>
- Chuvieco, E. (1995). *Fundamentos De Teledeteccion Espacial* (EDICIONES & SA. RIALP, Eds.; Segunda).
- Clerici, N., Cote-Navarro, F., Escobedo, F. J., Rubiano, K., & Villegas, J. C. (2019). Spatio-temporal and cumulative effects of land use-land cover and climate change on two ecosystem services in the Colombian Andes. *Science of the Total Environment*, 685, 1181–1192. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2019.06.275>
- Cohen, J. (1960). A coefficient of agreement for nominal scales. *Educational and Psychological Measurement*, 20(1), 37–46.

- Dripps, W. R., & Bradbury, K. R. (2007). *A simple daily soil-water balance model for estimating the spatial and temporal distribution of groundwater recharge in temperate humid areas* (p. 15). Springer-Verlag, P.O. Box 2485 Secaucus NJ 07096-2485 USA, [mailto:orders@springer-ny.com], [URL:http://www.springer-ny.com/].
- Ebrahimian, A., Gulliver, J. S., & Wilson, B. N. (2018). Estimating effective impervious area in urban watersheds using land cover, soil character and asymptotic curve number. *Hydrological Sciences Journal*, 63(4), 513–526. <https://doi.org/10.1080/02626667.2018.1440562>
- Escobar, J., Betancur, T., García, E., Martínez, C., & Palacio, P. (2017). Análisis jerárquico ponderado aplicado a la identificación de recarga y flujos regionales en acuíferos. *Revista Politécnica*, 13(24), 37–48.
- García-Leoz, V., Villegas, J. C., Suescún, D., Flórez, C. P., Merino-Martín, L., Betancur, T., & León, J. D. (2018). Land cover effects on water balance partitioning in the Colombian Andes: improved water availability in early stages of natural vegetation recovery. *Regional Environmental Change*, 18(4), 1117–1129. <https://doi.org/10.1007/s10113-017-1249-7>
- Ghimire, U., Shrestha, S., Neupane, S., Mohanasundaram, S., & Lorphensri, O. (2021). Climate and land-use change impacts on spatiotemporal variations in groundwater recharge: A case study of the Bangkok Area, Thailand. *Science of the Total Environment*, 792, 148370. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2021.148370>
- Gómez-Moncada, R. A., Mora, A., Jaramillo, M., Mayorga, H., Martínez, A., Parra, M., Suárez, D., Sandoval, J., Sandoval, J., Caballero, V. M., Jiménez, M., Bueno, R., & Saylor, J. E. (2022). Decoding of Groundwater Recharge in Deep Aquifers of Foreland Basins Using Stable Isotopes ( $\Delta^{18}\text{O}$  and  $\Delta^{\text{d}}$ ) And Anion-Cation Analysis: A Case Study in the Southern Llanos Basin, Colombia. *SSRN Electronic Journal*, 1–54. <https://doi.org/10.2139/ssrn.4093802>
- González-Ortigoza, S., Hernández-Espriú, A., & Arciniega-Esparza, S. (2023). Regional modeling of groundwater recharge in the Basin of Mexico: new insights from satellite observations and global data sources. *Hydrogeology Journal*, 31(7), 1971–1990. <https://doi.org/10.1007/s10040-023-02667-w>
- Hastie, T., Tibshirani, R., Friedman, J. H., & Friedman, J. H. (2009). *The elements of statistical learning: data mining, inference, and prediction* (Vol. 2). Springer.
- Healy, R. W. (2010). *Estimating Groundwater Recharge* (C. university Press, Ed.). Cambridge university press.
- Healy, R. W., & Cook, P. G. (2002). Using groundwater levels to estimate recharge. *Hydrogeology Journal*, 10(1), 91–109. <https://doi.org/10.1007/s10040-001-0178-0>

- Hoffmann, J. (2005). The future of satellite remote sensing in hydrogeology. *Hydrogeology Journal*, 13, 247–250.
- Holzbecher, E. (2012). *Environmental modeling: using MATLAB*. Springer Science & Business Media.
- Horbath, J. E. (2016). Tendencias y proyecciones de la población del área metropolitana del Valle de Aburrá en Colombia, 2010-2030. *Notas de Población*, 43(102), 37–65. <https://doi.org/10.18356/9d3ffa22-es>
- Huang, T., Pang, Z., Yang, S., & Yin, L. (2020). Impact of Afforestation on Atmospheric Recharge to Groundwater in a Semiarid Area. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 125(9), 1–19. <https://doi.org/10.1029/2019JD032185>
- IGAC, & GOBERNACIÓN DE ANTIOQUIA. (2007). *Estudio General de Suelos y Zonificación de Tierras del Departamento de Antioquia*.
- Ingeniería, C., AMVA, CORNARE, & CORANTIOQUIA. (2015). *Plan de Ordenación y Manejo de la Cuenca del Río Aburrá*.
- Jaramillo-Llorente, M. F., Rengifo, R., & Retrepo, I. (2021). PRZ index for identifying potential areas of recharge in alluvial aquifers and for land use planning. *Ingeniería Y Competitividad*, 24(1). <https://doi.org/10.25100/iyv.v24i1.11001>
- Kovačič, G., Petrič, M., & Ravbar, N. (2020). Evaluation and quantification of the effects of climate and vegetation cover change on karst water sources: Case studies of two springs in south-western slovenia. *Water (Switzerland)*, 12(11), 1–20. <https://doi.org/10.3390/w12113087>
- Lall, U., Josset, L., & Russo, T. (2020). A snapshot of the world's groundwater challenges. *Annual Review of Environment and Resources*, 45, 171–194.
- Lamichhane, S., & Shakya, N. M. (2019). Alteration of groundwater recharge areas due to land use/cover change in Kathmandu Valley, Nepal. *Journal of Hydrology: Regional Studies*, 26(October 2019), 100635. <https://doi.org/10.1016/j.ejrh.2019.100635>
- Lerner, D. (2002). Identifying and quantifying urban recharge: a review. In *Hydrogeology Journal* (Vol. 10, pp. 143–152).
- Lerner, D. N. (1990). *Groundwater recharge in urban areas*.
- Li, H., Wan, W., Fang, Y., Zhu, S., Chen, X., Liu, B., & Hong, Y. (2019). A Google Earth Engine-enabled software for efficiently generating high-quality user-ready Landsat mosaic images. *Environmental Modelling and Software*, 112(March 2018), 16–22. <https://doi.org/10.1016/j.envsoft.2018.11.004>

- Mariño-Martínez, J. E., & Martínez-Sánchez, A. (2018). Analysis of precipitation and recharge of aquifers in Tota and Ibagué (Colombia) from stable isotopes ( $^{18}\text{O}$  and  $^2\text{H}$ ). *Revista Facultad de Ingeniería*, 27(47), 61–71. <https://doi.org/10.19053/01211129.v27.n47.2018.7752>
- Mattos, T. S., de Oliveira, P. T. S., Lucas, M. C., & Wendland, E. (2019). Groundwater recharge decrease replacing pasture by Eucalyptus plantation. *Water (Switzerland)*, 11(6), 1–13. <https://doi.org/10.3390/w11061213>
- Mensah, J. K., Ofosu, E. A., Yidana, S. M., Akpoti, K., & Kabo-bah, A. T. (2022). Integrated modeling of hydrological processes and groundwater recharge based on land use land cover, and climate changes: A systematic review. *Environmental Advances*, 8(March), 100224. <https://doi.org/10.1016/j.envadv.2022.100224>
- Minnig, M., Moeck, C., Radny, D., & Schirmer, M. (2018). Impact of urbanization on groundwater recharge rates in Dübendorf, Switzerland. *Journal of Hydrology*, 563, 1135–1146. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2017.09.058>
- Moeck, C., Grech-Cumbo, N., Podgorski, J., Bretzler, A., Gurdak, J. J., Berg, M., & Schirmer, M. (2020). A global-scale dataset of direct natural groundwater recharge rates: A review of variables, processes and relationships. *Science of the Total Environment*, 717, 137042. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2020.137042>
- Nychka, D., Furrer, R., Paige, J., & Sain, S. (2016). *Tools for Spatial Data*.
- O'Callaghan, J. F., & Mark, D. M. (1984). The extraction of drainage networks from digital elevation data. *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*, 28(3), 323–344.
- Ossa, J., Campillo, A. K., Omar, C., & Betancur, T. (2021). Recharge área maps from precipitation isoscapes. Case study: Aburrá valley, colombia. *Boletín Geológico y Minero*, 132(1–2), 65–75. <https://doi.org/10.21701/bolgeomin.132.1-2.007>
- Ouyang, Y., Jin, W., Grace, J. M., Obalum, S. E., Zipperer, W. C., & Huang, X. (2019). Estimating impact of forest land on groundwater recharge in a humid subtropical watershed of the Lower Mississippi River Alluvial Valley. *Journal of Hydrology: Regional Studies*, 26(October), 100631. <https://doi.org/10.1016/j.ejrh.2019.100631>
- Oviedo Aleman, L. M. (2020). *Variaciones de la recarga de agua subterránea bajo escenarios de cambio climático en el nivel somero del sistema acuífero bajo cauca antioqueño*. Universidad Nacional de Colombia.
- Patiño, D. (2018). *Respuesta hidrológica ante los cambios de uso y cobertura del suelo en la cuenca del río Chinchiná*. Universidad Nacional de Colombia.
- Patiño, D. A. (2018). *Respuesta hidrológica ante los cambios de uso y cobertura del suelo en la cuenca del río Chinchiná*. Universidad Nacional de Colombia.



- Patiño Rojas, S. M., & Jaramillo, M. (2022). Estimación espaciotemporal de la recarga potencial en un sistema pseudokárstico tropical. *Revista de La Academia Colombiana de Ciencias Exactas, Físicas y Naturales*, 46(178), 261–278. <https://doi.org/10.18257/raccefyn.1512>
- Patiño, S. M., Jaramillo, M., Espinosa-Espinosa, C., & Arias-Lopez, M. F. (2021). Preferential groundwater flow directions in a pseudokarst system in Colombia, South America. *Journal of South American Earth Sciences*, 112(September). <https://doi.org/10.1016/j.jsames.2021.103572>
- Pérez Fonseca, A. L. (2018). Las periferias en disputa. Procesos de poblamiento urbano popular en Medellín. *Estudios Políticos (Medellín)*, 53, 148–170. <https://doi.org/10.17533/udea.espo.n53a07>
- Pianosi, F., Beven, K., Freer, J., Hall, J. W., Rougier, J., Stephenson, D. B., & Wagener, T. (2016). Sensitivity analysis of environmental models: A systematic review with practical workflow. *Environmental Modelling and Software*, 79, 214–232. <https://doi.org/10.1016/j.envsoft.2016.02.008>
- Posada-Marín, J. A., & Salazar, J. F. (2022). River flow response to deforestation: Contrasting results from different models. *Water Security*, 15(March). <https://doi.org/10.1016/j.wasec.2022.100115>
- Ribeiro, L., Kretschmer, N., Nascimento, J., Buxo, A., Rötting, T., Soto, G., Señoret, M., Oyarzún, J., Maturana, H., & Oyarzún, R. (2015). Evaluating piezometric trends using the Mann-Kendall test on the alluvial aquifers of the Elqui River basin, Chile. *Hydrological Sciences Journal*, 60(10), 1840–1852.
- Rios Rivera, M. A. (2019). *Upscaling of point-scale groundwater recharge measurements using machine learning: A case study in New Zealand and Colombia (Doctoral dissertation, Lincoln University)*.
- Rodríguez-Campero, C., Garfias, J., Martel, R., & Navarro-de León, I. (2023). Estimación espacio-temporal de la distribución de la recarga potencial en el Valle de Toluca. *Boletín de La Sociedad Geológica Mexicana*, 75(2), A080523. <https://doi.org/10.18268/bsgm2023v75n2a080523>
- Sargemt, R. (2015). Modeling and Simulation in the Systems Engineering. In *Modeling and Simulation in the Systems Engineering* (Vol. 1, pp. 52–58). [https://doi.org/10.1007/978-1-4615-0863-2\\_17](https://doi.org/10.1007/978-1-4615-0863-2_17)
- Scanlon, B. R., Jolly, I., Sophocleous, M., & Zhang, L. (2007). Global impacts of conversions from natural to agricultural ecosystems on water resources: Quantity

- versus quality. *Water Resources Research*, 43(3).  
<https://doi.org/10.1029/2006WR005486>
- Scanlon, B. R., Kelley, E. K., Alan, L. F., & Lorraine, E. F. (2006). Global synthesis of groundwater recharge in semiarid and arid regions. *Hydrological Processes: An International Journal*, 20, 3335–3370. <https://doi.org/10.1002/hyp>
- Scanlon, B. R., Reedy, R. C., Stonestrom, D. A., Prudic, D. E., & Dennehy, K. F. (2005). Impact of land use and land cover change on groundwater recharge and quality in the southwestern US. *Global Change Biology*, 11(10), 1577–1593. <https://doi.org/10.1111/j.1365-2486.2005.01026.x>
- Shahfahad, Kumari, B., Tayyab, M., Hang, H. T., Khan, M. F., & Rahman, A. (2019). Assessment of public open spaces (POS) and landscape quality based on per capita POS index in Delhi, India. *SN Applied Sciences*, 1, 1–13.
- Shi, D., Wang, W., Jiang, G., Peng, X., Yu, Y., Li, Y., & Ding, W. (2016). Effects of disturbed landforms on the soil water retention function during urbanization process in the Three Gorges Reservoir Region, China. *Catena*, 144, 84–93. <https://doi.org/10.1016/j.catena.2016.04.010>
- Sicard, P., Coulibaly, F., Lameiro, M., Araminiene, V., De Marco, A., Sorrentino, B., Anav, A., Manzini, J., Hoshika, Y., & Moura, B. B. (2023). Object-based classification of urban plant species from very high-resolution satellite imagery. *Urban Forestry & Urban Greening*, 81, 127866.
- Siddik, M. S., Tulip, S. S., Rahman, A., Islam, M. N., Haghghi, A. T., & Mustafa, S. M. T. (2022). The impact of land use and land cover change on groundwater recharge in northwestern Bangladesh. *Journal of Environmental Management*, 315, 115–130.
- Siqueira, V. A., Fleischmann, A., Jardim, P. F., Fan, F. M., & Collischonn, W. (2016). IPH-Hydro Tools: a GIS coupled tool for watershed topology acquisition in an open-source environment. *Rbrh*, 21, 274–287.
- Stocker, O., & Le Bris, A. (2020). Can Spot-6/7 Cnn Semantic Segmentation Improve Sentinel-2 Based Land Cover Products? Sensor Assessment and Fusion. *ISPRS Annals of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 5(2), 557–564. <https://doi.org/10.5194/isprs-annals-V-2-2020-557-2020>
- Talukdar, S., Singha, P., Mahato, S., Pal, S., Liou, Y.-A., & Rahman, A. (2020). Land-use land-cover classification by machine learning classifiers for satellite observations—A review. *Remote Sensing*, 12(7), 1135.
- Talukdar, S., Singha, P., Mahato, S., Shahfahad, Pal, S., Liou, Y. A., & Rahman, A. (2020). Land-use land-cover classification by machine learning classifiers for satellite observations-A review. *Remote Sensing*, 12(7). <https://doi.org/10.3390/rs12071135>

- Thornthwaite, C. W. (1948). An approach toward a rational classification of climate. *Geographical Review*, 38, 55–94.
- Thornthwaite, C. W., & Mather, J. R. (1957). *Instructions and tables for computing potential evapotranspiration and the water balance*. Centerton.
- UdeA. (2018). *AUNAR ESFUERZOS PARA LA APROPIACIÓN TECNOLÓGICA Y DEL CONOCIMIENTO PARA LA GESTIÓN INTEGRAL DEL RECURSO HÍDRICO SUPERFICIAL Y SUBTERRÁNEO, EN EL CONTEXTO DE LA OPERACIÓN DE LA RED DE MONITOREO AMBIENTAL EN LA CUENCA HIDROGRÁFICA DEL RÍO ABURRÁ-MEDELLIN Y*.
- UdeA, & AMVA. (2018). *FORMULACIÓN DEL PLAN DE MANEJO AMBIENTAL DE ACUÍFERO DEL VALLE DE ABURRÁ*.
- Universidad Pontificia Bolivariana, & AMVA. (2007). *Estudio de la forma y el crecimiento urbano de la región metropolitana*.
- UPB, & AMVA. (2015). *Política Pública de Construcción Sostenible. Línea Base*.
- Velez, J. (2001). *DESARROLLO DE UN MODELO DISTRIBUIDO DE PREDICCIÓN EN TIEMPO REAL PARA EVENTOS DE CRECIDAS* (Issue January) [UNIVERSIDAD POLITÉCNICA DE VALENCIA]. <https://doi.org/10.13140/2.1.4996.1288>
- Vélez, M. V., Botero, V., Salazar, J. F., & Gómez, J. (2005). Estimación de la recarga en una región colombiana mediante un modelo iterativo. *Ingeniería Hidráulica En Mexico*, 20(2), 61–77.
- Wakode, H. B., Baier, K., Jha, R., & Azzam, R. (2018). Impact of urbanization on groundwater recharge and urban water balance for the city of Hyderabad, India. *International Soil and Water Conservation Research*, 6(1), 51–62. <https://doi.org/10.1016/j.iswcr.2017.10.003>
- Westenbroek, J. A., Stephen, M., Engott, V. A., Kelson, & Hunt, R. J. (2018). *Water Availability and Use Science Program National Water Quality Program SWB Version 2.0-A Soil-Water-Balance Code for Estimating Net Infiltration and Other Water-Budget Components Book 6, Modeling Techniques*. <https://pubs.usgs.gov/tm/06/a59/tm6a59.pdf>
- Westenbroek, M. S., Kelson, V. a., Dripps, W. R., Hunt, R. J., & Bradbury, K. R. (2010). SWB — A Modified Thornthwaite-Mather Soil-Water- Balance Code for Estimating Groundwater Recharge. *U.S. Geological Survey Techniques and Methods 6-A31*, 60.
- Westenbroek, S. M., Kelson, V. A., Dripps, W. R., Hunt, R. J., & Bradbury, K. R. (2010). *SWB--a modified Thornthwaite-Mather Soil-Water-Balance Code for estimating*

*groundwater recharge*. US Department of the Interior, US Geological Survey, Ground Resources ....

- White, J. C., Wulder, M. A., Hobart, G. W., Luther, J. E., Hermosilla, T., Griffiths, P., Coops, N. C., Hall, R. J., Hostert, P., Dyk, A., & Guindon, L. (2014). Pixel-based image compositing for large-area dense time series applications and science. *Canadian Journal of Remote Sensing*, 40(3), 192–212. <https://doi.org/10.1080/07038992.2014.945827>
- Wu, N., Crusiol, L. G. T., Liu, G., Wuyun, D., & Han, G. (2023). Comparing machine learning algorithms for pixel/object-based classifications of semi-arid grassland in northern China using multisource medium resolution imageries. *Remote Sensing*, 15(3), 750.
- Yacouby, R., & Axman, D. (2020). Probabilistic extension of precision, recall, and f1 score for more thorough evaluation of classification models. *Proceedings of the First Workshop on Evaluation and Comparison of NLP Systems*, 79–91.
- Yan, C., Fan, X., Fan, J., Yu, L., Wang, N., Chen, L., & Li, X. (2023). HyFormer: Hybrid Transformer and CNN for Pixel-Level Multispectral Image Land Cover Classification. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 20(4), 3059. <https://doi.org/10.3390/ijerph20043059>
- Yang, Y., Lerner, D. N., Barrett, M. H., & Tellam, J. H. (1999). Quantification of groundwater recharge in the city of Nottingham, UK. *Environmental Geology*, 38(3), 183–198. <https://doi.org/10.1007/s002540050414>
- Zerrouki, N., & Bouchaffra, D. (2014). Pixel-based or object-based: Which approach is more appropriate for remote sensing image classification? *2014 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics (SMC)*, 864–869.
- Zhang, X., Han, L., Han, L., & Zhu, L. (2020). How well do deep learning-based methods for land cover classification and object detection perform on high resolution remote sensing imagery? *Remote Sensing*, 12(3), 1–29. <https://doi.org/10.3390/rs12030417>
- Zhu, Z. (2017). Change detection using landsat time series: A review of frequencies, preprocessing, algorithms, and applications. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 130, 370–384.
- Zhu, Z., & Woodcock, C. E. (2012). Object-based cloud and cloud shadow detection in Landsat imagery. *Remote Sensing of Environment*, 118, 83–94.

## A. Anexo: Datos de entrada modelo de recarga

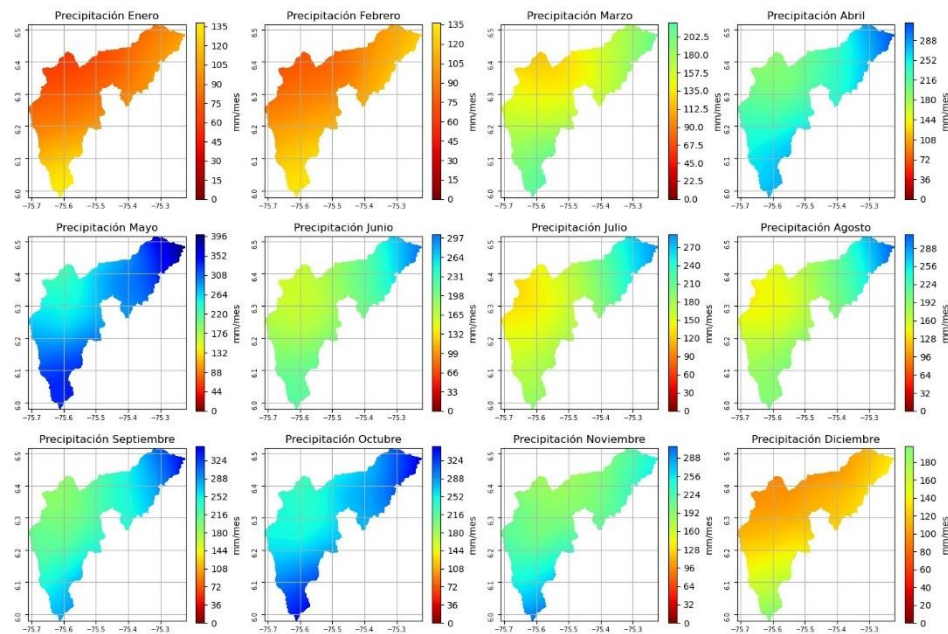


Figura 48. Ciclo anual de la precipitación espacialmente distribuido.

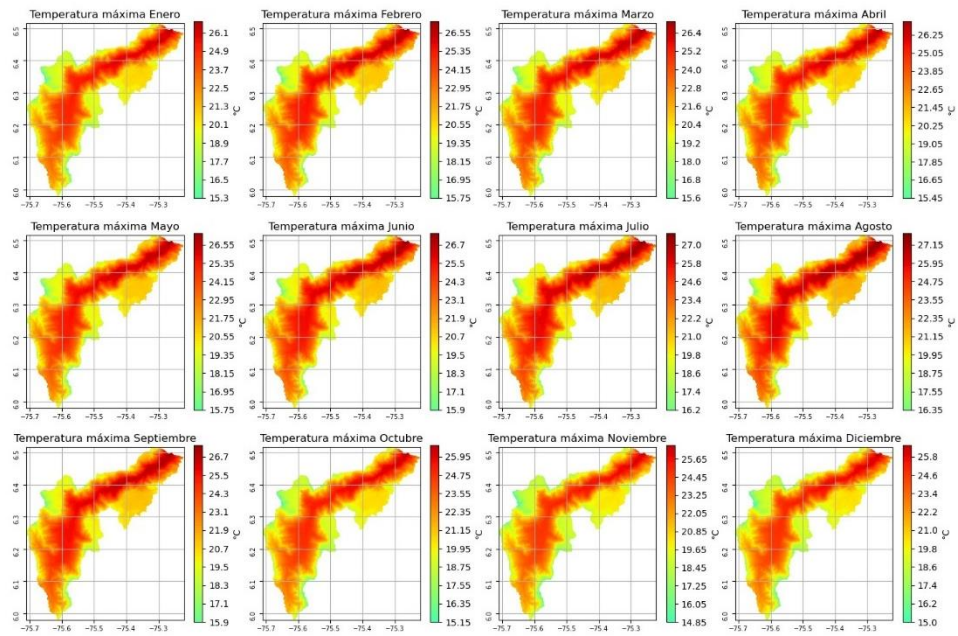


Figura 49. Ciclo anual de la temperatura máxima espacialmente distribuido.

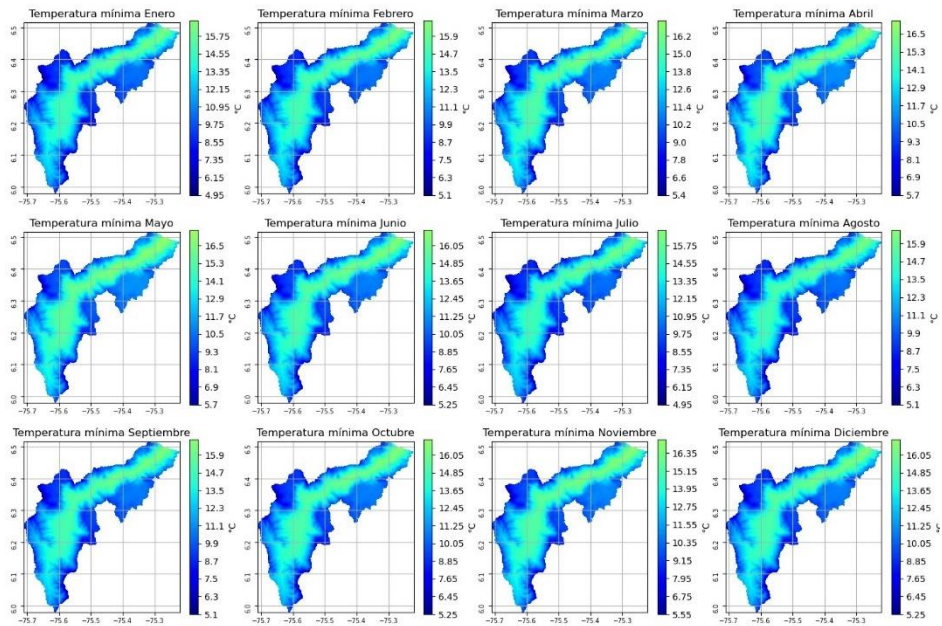
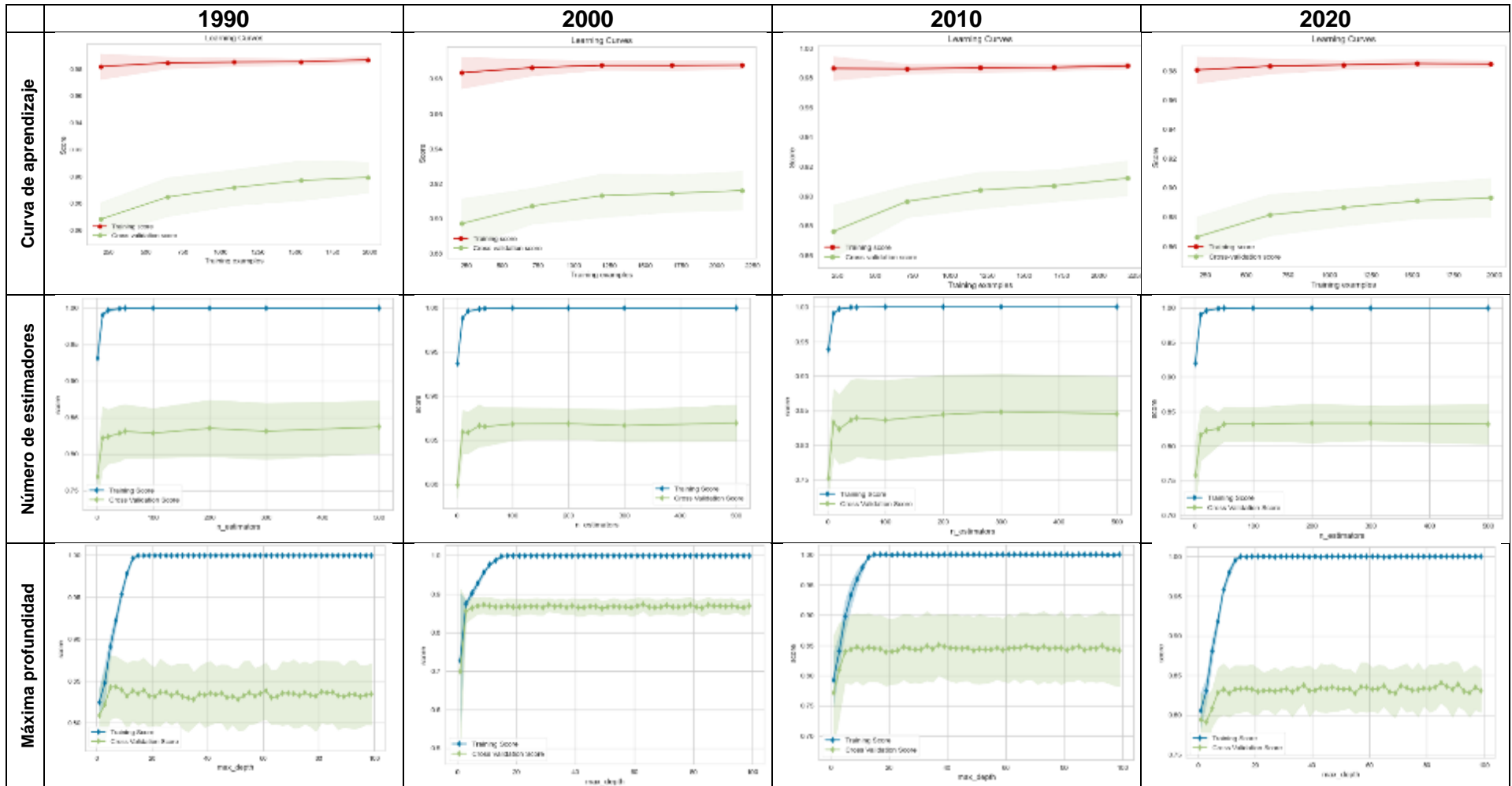


Figura 50. Ciclo anual de la temperatura mínima espacialmente distribuido

## **B. Anexo: Modelo de clasificación.**







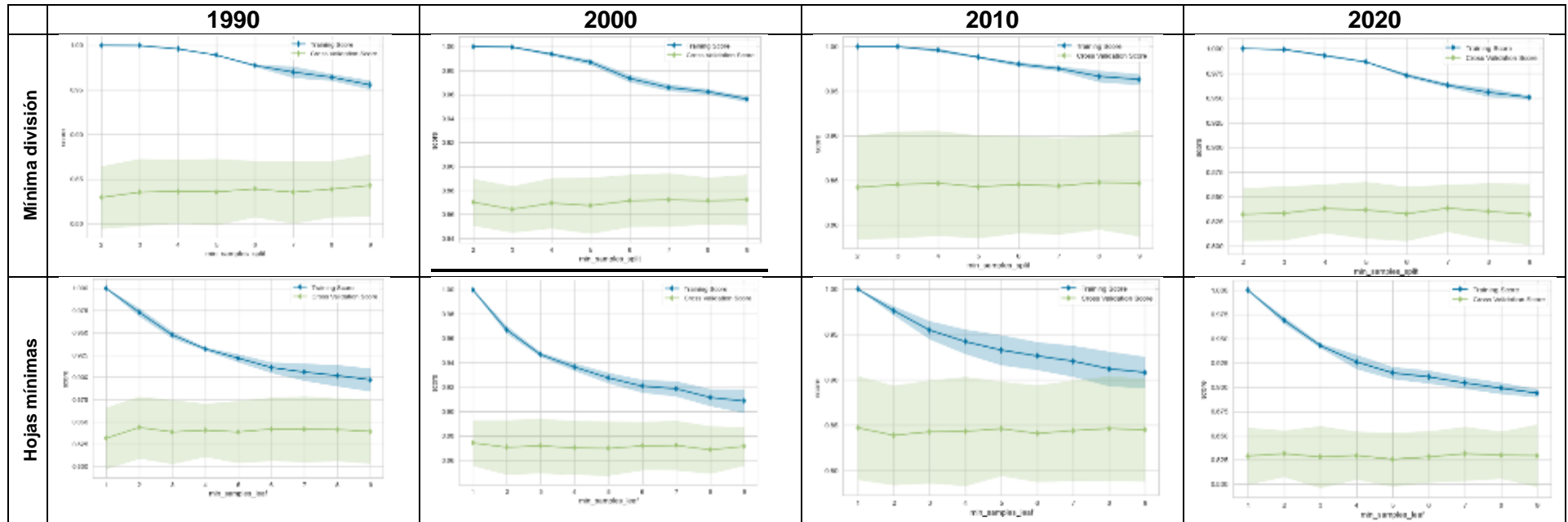


Figura 51. Curvas de calibración para el algoritmo de clasificación

