



UNIVERSIDAD AUTÓNOMA METROPOLITANA

UNIDAD IZTAPALAPA

DIVISIÓN DE CIENCIAS BÁSICAS E INGENIERÍA

POSGRADO EN ENERGÍA Y MEDIO AMBIENTE

“EVALUACIÓN DE LA TENDENCIA RECIENTE Y PERSISTENCIA A LARGO PLAZO DE LOS CUERPOS DE AGUA DE LA CUENCA DEL RÍO GRIJALVA, MEDIANTE EL USO DE IMÁGENES DE RADAR”

PARA OBTENER EL GRADO DE

MAESTRA EN CIENCIAS (ENERGÍA Y MEDIO AMBIENTE)

CLAUDIA LARIZA SERRA ORTEGA

MATRÍCULA: 2193801948

larizaserrao@gmail.com

NÚMERO DE ORCID: 0009-0009-0482-246X

DIRECTOR: DR. FELIPE OMAR TAPIA SILVA

JURADO:

PRESIDENTE: DR. ANTONIO ZOILO MARQUEZ GARCÍA

VOCAL: DR. JUAN MANUEL NUÑEZ HERNANDEZ

SECRETARIA: DRA. ELVIA MARTÍNEZ VIVEROS

IZTAPALAPA, CDMX A 16 DE FEBRERO DE 2023

Tesis de Maestría en Energía y Medio Ambiente
**Evaluación de la tendencia reciente y persistencia a largo
plazo de los cuerpos de agua de la Cuenca del río
Grijalva, mediante el uso de imágenes de radar**

Por

Serra Ortega Claudia Lariza

Vo. Bo. Director



Dr. Felipe Omar Tapia Silva

Ciudad de México, 2022

Agradecimientos académicos

Este proyecto fue realizado gracias al Posgrado en Energía y Medio Ambiente de la Universidad Autónoma Metropolitana.

Al Laboratorio de Geomática Aplicada a Recursos Naturales de la Universidad Autónoma Metropolitana.

Al apoyo económico para la realización de mis estudios de maestría del Consejo Nacional de Ciencias y Tecnología (CONACyT)

A los insumos otorgados por el Proyecto FORDECYT-2018-10, “Análisis y Monitoreo del Crecimiento del Medio Urbano y del Comportamiento de CA desde un Enfoque de Sustentabilidad; Casos de Estudio: Corredor Metropolitano Centro País y Cuenca del Grijalva”.

Al Dr. Felipe Omar Tapia Silva, quien fue un tutor ejemplar. Gracias por compartirme tanto conocimiento, por su tiempo y apoyo.

Al Dr. Gustavo Jiménez Velázquez por su asesoría para la realización de los análisis estadísticos.

Agradecimientos personales

A mis padres y a mi hermana por sostenerme en los momentos más difíciles y ayudarme a salir adelante.

A mi familia Serra y Ortega por siempre estar presentes.

ÍNDICE

1. Introducción.....	10
1.1. Justificación.....	10
1.2. Objetivos.....	12
1.2.1. Objetivo general.....	12
1.2.2. Objetivos particulares.....	13
2. Marco Teórico.....	14
2.1. Conceptos fundamentales.....	14
2.2. Importancia los cuerpos de agua.....	14
2.3. Alteraciones y tendencia de cambio en los cuerpos de agua.....	16
2.3.1. Alteraciones antropológicas.....	16
2.3.2. Alteraciones naturales.....	17
2.3.3. Tendencias.....	18
2.3.3.1. Tendencias a escala mundial.....	18
2.3.3.2. Tendencias en México.....	19
2.3.3.3. Problemática hídrica en la Cuenca del río Grijalva.....	19
2.4. Gestión Ambiental.....	21
2.4.1. Gestión de cuencas.....	21
2.4.2. Generación de información.....	21
2.5. Indicadores.....	22
2.5.1. Indicadores morfológicos.....	23
2.5.1.1. Área.....	23
2.5.1.2. Perímetro.....	23
2.5.1.3. Dimensión fractal.....	23
2.5.1.4. Índice de desarrollo de costa.....	24
2.5.2. Indicadores de persistencia.....	25
2.5.2.1. Capa base multitemporal.....	26
2.6. Percepción Remota.....	26
2.6.1. Principios de Percepción Remota.....	26
2.6.2. Detección usando Imágenes radar.....	29

2.6.3.	Detección usando Imágenes Sentinel 1.....	30
3.	Metodología.....	32
3.1.	Área de estudio.....	32
3.2.	Recursos de información.....	35
3.2.1.	Generación de capa base.....	35
3.2.2.	Máscaras binarias agua no agua.....	41
3.3.	Generación de Indicadores.....	42
3.3.1.	Análisis de coincidencia espacial y generación de indicadores.....	42
3.3.2.	Análisis geo visual.....	49
3.3.3.	Análisis estadístico.....	49
3.3.3.1.	Análisis de indicadores.....	49
3.3.3.2.	Análisis de series tiempo.....	51
4.	Resultados.....	53
4.1.1.	Análisis geo visual de CA particulares.....	53
4.1.2.	Análisis geo visual de los indicadores morfológicos con valores referidos a la capa base.....	59
4.1.3.	Análisis estadístico.....	78
4.1.3.1.	Análisis de indicadores.....	78
4.1.3.2.	Análisis de series tiempo.....	97
4.1.4.	Comparación entre indicadores generados con los de Tapia-Silva <i>et al.</i> 2022.....	118
5.	Discusión.....	120
6.	Conclusiones.....	137
7.	Bibliografía.....	142
8.	Anexo I.....	150

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1. Fase de adquisición de datos. Elaboración propia.....	27
Figura 2. Localización de la Cuenca Río Grijalva.....	33
Figura 3. Comparación de los distintos rangos de porcentajes de frecuencia de presencia de agua para la clasificación de CP. a) Frecuencia del >70%; b) Frecuencia del >60%; c) Frecuencia del >50%.....	37
Figura 4. Comparación de los distintos rangos de porcentajes de frecuencia de presencia de agua para la clasificación de CT. a) Frecuencia del 15-50%; b) Frecuencia del 20-50%.....	38
Figura 5. Diagrama de flujo de la metodología utilizada para la generación de la CB.....	40
Figura 6. Diagrama de flujo de la metodología utilizada para la importación y uso de las máscaras binarias agua/no agua.....	42
Figura 7. Diagrama de flujo de la metodología utilizada para el análisis de coincidencia espacial y generación de indicadores.....	44
Figura 8. Diagrama de flujo de la metodología utilizada para unir capas mensuales con indicadores calculados.....	45
Figura 9. Diagrama de flujo de la metodología utilizada para unir las capas de los tres tipos de CA con información de la CB con el cálculo de indicadores por mes.....	46
Figura 10. Diagrama de flujo de la metodología utilizada para la obtención de inundaciones extraordinarias.....	47
Figura 11. Diagrama de flujo de la síntesis de la metodología utilizada para la obtención de insumos.....	48
Figura 12. Diagrama de flujo de la síntesis de la metodología utilizada para para el análisis geo visual y estadístico.....	52
Figura 13. Acercamiento de la cuenca Grijalva con nombres de CA de interés por sus cambios detectados respecto a la CB a través de los años 2016 a 2018.....	53
Figura 14. Seguimiento mensual del 2016 de los cambios en extensión de CA e inundaciones extraordinarias de la zona con mayor concentración de CA de la cuenca Grijalva.....	55
Figura 15. Seguimiento mensual del 2017 de los cambios en extensión de CA e inundaciones extraordinarias de la zona con mayor concentración de CA de la cuenca Grijalva.....	56
Figura 16. Seguimiento mensual del 2018 de los cambios en extensión de CA e inundaciones extraordinarias de la zona con mayor concentración de CA de la cuenca Grijalva.....	57

Figura 17. Seguimiento por temporada de 2016 a 2018 de los cambios en extensión de CA e inundaciones extraordinarias de la zona con mayor concentración de CA de la Cuenca Grijalva.....	58
Figura 18. Seguimiento mensual del 2016 del área de los CA respecto a la CB, en la zona con mayor concentración de CA de la cuenca Grijalva.....	60
Figura 19. Seguimiento mensual del 2017 del área de los CA respecto a la CB, en la zona con mayor concentración de CA de la cuenca Grijalva.....	61
Figura 20. Seguimiento mensual del 2018 del área de los CA respecto a la CB, en la zona con mayor concentración de CA de la cuenca Grijalva.....	62
Figura 21. Porcentaje promedio del área de los CP de los años 2016 a 2018 con respecto a la CB....	63
Figura 22. Porcentaje promedio del área de los CT de los años 2016 a 2018 con respecto a la CB....	64
Figura 23. Porcentaje promedio del área de los CE de los años 2016 a 2018 con respecto a la CB....	65
Figura 24. Seguimiento mensual del 2016 del perímetro de los CA respecto a la CB, en la zona con mayor concentración de CA de la cuenca Grijalva.....	67
Figura 25. Seguimiento mensual del 2017 del perímetro de los CA respecto a la CB, en la zona con mayor concentración de CA de la cuenca Grijalva.....	68
Figura 26. Seguimiento mensual del 2018 del perímetro de los CA respecto a la CB, en la zona con mayor concentración de CA de la cuenca Grijalva.....	69
Figura 27. Seguimiento mensual del 2016 de la DF de los CA respecto a la CB, en la zona con mayor concentración de CA de la cuenca Grijalva.....	71
Figura 28. Seguimiento mensual del 2017 de la DF de los CA respecto a la CB, en la zona con mayor concentración de CA de la cuenca Grijalva.....	72
Figura 29. Seguimiento mensual del 2018 de DF de los CA respecto a la CB, en la zona con mayor concentración de CA de la cuenca Grijalva.....	73
Figura 30. Seguimiento mensual del 2016 del DLC de los CA respecto a la CB, en la zona con mayor concentración de CA de la cuenca Grijalva.....	75
Figura 31. Seguimiento mensual del 2017 del DLC de los CA respecto a la CB, en la zona con mayor concentración de CA de la cuenca Grijalva.....	76
Figura 32. Seguimiento mensual del 2018 del DLC de los CA respecto a la CB, en la zona con mayor concentración de CA de la cuenca Grijalva.....	77
Figura 33. Promedio mensual del área de los CA durante los años 2016-2018 vs el promedio total del área de los CA en la CB. Líneas punteadas de tendencia en color azul. a) CA chicos, b) CA medianos y c) CA grandes.....	79

Figura 34. Graficas de caja y bigote de la distribución de los promedios mensuales del área de los CA chicos durante los años 2016, 2017 y 2018. a) CP Chicos, b) CT Chicos y c) CE Chicos.....	80
Figura 35. Graficas de caja y bigote de la distribución de los promedios mensuales del área de los CA medianos y grandes durante los años 2016, 2017 y 2018.....	81
Figura 36. Promedio mensual del perímetro de los CA durante los años 2016-2018 vs el promedio total del perímetro de los CA en la CB. Líneas punteadas de tendencia en color azul. a) CA chicos, b) CA medianos y c) CA grandes.....	83
Figura 37. Graficas de caja y bigote de la distribución de los promedios mensuales del perímetro de los CA chicos durante los años 2016, 2017 y 2018. a) CP Chicos, b) CT Chicos y c) CE Chicos.....	84
Figura 38. Graficas de caja y bigote de la distribución de los promedios mensuales del perímetro de los CA medianos y grandes durante los años 2016, 2017 y 2018.....	84
Figura 39. Promedio mensual de la DF de los CA durante los años 2016-2018 vs el promedio total de la DF de los CA en la CB. Líneas punteadas de tendencia en color azul. a) CA chicos, b) CA medianos y c) CA grandes.....	86
Figura 40. Graficas de caja y bigote de la distribución de los promedios mensuales de la DF de los CA chicos durante los años 2016, 2017 y 2018. a) CP Chicos, b) CT Chicos y c) CE Chicos.....	87
Figura 41. Graficas de caja y bigote de la distribución de los promedios mensuales de la DF de los CA medianos y grandes durante los años 2016, 2017 y 2018.....	87
Figura 42. Promedio mensual del DLC de los CA durante los años 2016-2018 vs el promedio total del DLC de los CA en la CB. Líneas punteadas de tendencia en color azul. a) CA chicos, b) CA medianos y c) CA grandes.....	89
Figura 43. Graficas de caja y bigote de la distribución de los promedios mensuales del DLC de los CA chicos durante los años 2016, 2017 y 2018. a) CP Chicos, b) CT Chicos y c) CE Chicos.....	90
Figura 44. Graficas de caja y bigote de la distribución de los promedios mensuales del DLC de los CA medianos y grandes durante los años 2016, 2017 y 2018.....	90
Figura 45. Graficas de caja y bigote de la distribución de los promedios mensuales del área de los CA chicos, medianos y grandes durante las estaciones del año estiaje, lluvias tropicales, lluvias de invierno y Lluvias tropicales/ invernales.....	93
Figura 46. Graficas de caja y bigote de la distribución de los promedios mensuales del perímetro de los CA chicos, medianos y grandes durante las estaciones del año estiaje, lluvias tropicales, lluvias de invierno y Lluvias tropicales/ invernales.....	94
Figura 47. Graficas de caja y bigote de la distribución de los promedios mensuales de la DF de los CA chicos, medianos y grandes durante las estaciones del año estiaje, lluvias tropicales, lluvias de invierno y Lluvias tropicales/ invernales.....	95

Figura 48. Graficas de caja y bigote de la distribución de los promedios mensuales del DLC de los CA chicos, medianos y grandes durante las estaciones del año estiaje, lluvias tropicales, lluvias de invierno y Lluvias tropicales/ invernales.....	96
Figura 49. Series mensuales y diagrama de caja y bigote del promedio del área en porcentaje respecto a la CB en el periodo de 2016-2018 de los CA chicos.....	98
Figura 50. Series mensuales y diagrama de caja y bigote del promedio del área en porcentaje respecto a la CB en el periodo de 2016-2018 de los CA medianos.....	99
Figura 51. Series mensuales y diagrama de caja y bigote del promedio del área en porcentaje respecto a la CB en el periodo de 2016-2018 de los CA grandes.....	100
Figura 52. Series mensuales y diagrama de caja y bigote del promedio del perímetro en porcentaje respecto a la CB en el periodo de 2016-2018 de los CA chicos.....	102
Figura 53. Series mensuales y diagrama de caja y bigote del promedio del perímetro en porcentaje respecto a la CB en el periodo de 2016-2018 de los CA medianos.....	103
Figura 54. Series mensuales y diagrama de caja y bigote del promedio del perímetro en porcentaje respecto a la CB en el periodo de 2016-2018 de los CA grandes.....	104
Figura 55. Series mensuales y diagrama de caja y bigote del promedio de la DF en porcentaje respecto a la CB en el periodo de 2016-2018 de los CA chicos.....	106
Figura 56. Series mensuales y diagrama de caja y bigote del promedio de la DF en porcentaje respecto a la CB en el periodo de 2016-2018 de los CA medianos.....	107
Figura 57. Series mensuales y diagrama de caja y bigote del promedio de la DF en porcentaje respecto a la CB en el periodo de 2016-2018 de los CA grandes.....	108
Figura 58. Series mensuales y diagrama de caja y bigote del promedio del desarrollo de línea de costa en porcentaje respecto a la CB en el periodo de 2016-2018 de los CA chicos.....	110
Figura 59. Series mensuales y diagrama de caja y bigote del promedio del desarrollo de línea de costa en porcentaje respecto a la CB en el periodo de 2016-2018 de los CA medianos.....	111
Figura 60. Series mensuales y diagrama de caja y bigote del promedio del DLC en porcentaje respecto a la CB en el periodo de 2016-2018 de los CA grandes.....	112
Figura 61. Series mensuales del promedio del área de los CA chicos respecto a las CB vs. Lluvias registradas durante el periodo de 2016-2018.....	113
Figura 62. Correlograma: Coeficiente de correlación vs. rezago (Lag) para análisis de correlación de área promedio de todos los CA chicos respecto a la CB contra lluvia mensual registrada durante los años 2016 a 2018. A) CP chicos, B) CT chicos, C) CE chicos.....	114
Figura 63. Series mensuales del promedio del área de los CA medianos respecto a las CB vs. Lluvias registradas durante el periodo de 2016-2018.....	115

Figura 64. Correlograma: Coeficiente de correlación vs. rezago (Lag). Para análisis de correlación de área promedio de todos los CA respecto a la CB contra lluvia mensual registrada durante los años 2016 a 2018. A) CP medianos, B) CT medianos, C) CE medianos.....	116
Figura 65. Series mensuales del promedio del área de los CP grandes respecto a las CB vs. Lluvias registradas durante el periodo de 2016-2018.....	117
Figura 66. Correlograma: Coeficiente de correlación vs. rezago (Lag). Para análisis de correlación de área promedio de los CP grandes respecto a la CB contra lluvia mensual registrada durante los años 2016 a 2018.....	118

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1. Número de CA registrados.....	50
Tabla 2. Valores de p obtenidos en la prueba de Wilcoxon para evaluar la variación de los indicadores morfológicos de los CP chicos de acuerdo con la estacionalidad.....	91
Tabla 3. Valores de p obtenidos en la prueba de Wilcoxon para evaluar la variación de los indicadores morfológicos de los CT chicos de acuerdo con la estacionalidad.....	92
Tabla 4. Valores de p obtenidos en la prueba de Wilcoxon para evaluar la variación del indicador área de acuerdo con las diferentes categorías de CA.....	101
Tabla 5. Valores de p obtenidos en la prueba de Wilcoxon para evaluar la variación del indicador perímetro de acuerdo con las diferentes categorías de CA.....	105
Tabla 6. Valores de p obtenidos en la prueba de Wilcoxon para evaluar la variación del indicador dimensión fractal de acuerdo con las diferentes categorías de CA.....	109
Tabla 7. Valores de p obtenidos en la prueba de Wilcoxon para evaluar la variación del indicador desarrollo de línea de costa de acuerdo con las diferentes categorías de CA.....	112
Tabla 8. Indicadores promedio obtenidos por tipo de CA. Promedio de la suma total mensual del área y perímetro, y promedio de los promedios mensuales de DF y DLC.....	118
Tabla 9. Porcentaje promedio de los indicadores respecto a su capa base por tipo de CA.....	119

1. Introducción

1.1. Justificación

El crecimiento desordenado de la población ha provocado cambios significativos en la dinámica de los ecosistemas. Particularmente las cuencas hidrográficas han sufrido problemas de explotación de agua, contaminación, deterioro de los cauces y la invasión de lo que antes eran zonas lacustres. Esto da como resultado la degradación y pérdida de los cuerpos de agua (CA). Además de la urbanización, los efectos adversos del cambio climático, en especial la alteración en los patrones de precipitación y escurrimiento, favorecen la pérdida de los recursos hídricos (Karpatne *et al.*, 2016).

Los recursos hídricos son vitales para el hombre y fundamentales para la sustentabilidad de la vida humana y de los ecosistemas. Tiene un papel principal en aspectos sanitarios, alimenticios, en el desarrollo de actividades económicas y en la protección y sustento de los ecosistemas. El crecimiento de la población, el incremento en la actividad económica y la constante búsqueda de la mejora en la calidad de vida, han provocado que los recursos hídricos se encuentren bajo una creciente presión (Schuler & Cruz, 2020).

Ante esta problemática, es importante evaluar de manera cuantitativa el estado de conservación de los CA y comprender sus variaciones a lo largo del tiempo. Contar con información histórica de la ocurrencia y distribución de los CA, sus variaciones y tendencias a través del tiempo ayuda a la planeación y manejo del recurso (López-Caloca *et al.*, 2020; Zou *et al.* 2018) pues permite reconocer necesidades, limitaciones y metas que ayudan a redirigir la toma de decisiones y a generar nuevas políticas que permitan la mejora continua de la gestión de los recursos naturales.

Una forma de detección y análisis de recursos, de uso de suelo y en específico de CA, consiste en la interpretación de imágenes de satélite. La percepción remota, comparada con otras técnicas de monitoreo, es más eficiente pues tiene la habilidad de monitorear grandes extensiones de manera continua y a diferentes escalas, lo que resulta en información explícita y frecuente de los atributos de la tierra (Huang *et al.*, 2018).

Se han realizado numerosos trabajos de caracterización de CA mediante percepción remota. Entre los temas abordados está el reconocimiento de su superficie e identificación de cambios a través del tiempo. A escala mundial, Pekel *et al.*, (2016) presentaron un análisis de los cambios en las superficies cubiertas con agua de 1984 al 2015 utilizando imágenes de satélite Landsat; Donchyts *et al.*, (2016) evaluaron los cambios de CA durante el mismo periodo de tiempo utilizando una herramienta llamada *Aqua Monitor*; Zou *et al.*, (2018) analizaron la variación interanual y tendencias de los CA de los 48 estados de EE. UU., durante el periodo 1984-2016, usando imágenes Landsat 5, 7 y 8.

Para México, Estrada *et al.*, (2013) cuantificaron la cobertura de los humedales y sus cambios temporales en el municipio de Balacán, Tabasco mediante el análisis de imágenes de satélite LANDSAT. López- Caloca *et al.*, (2020) presentaron un análisis de un periodo de tres años de la variabilidad de los CA de la Cuenca del Río Grijalva, a partir de imágenes de radar de apertura sintética (SAR por sus siglas en inglés) Sentinel-1. A pesar de ser investigaciones que aportan información relevante para el manejo del recurso, el análisis de CA mediante imágenes de satélite es un enfoque que aún no ha sido bien explorada (Zou *et al.*, 2018).

El presente trabajo tiene la finalidad de contribuir en el monitoreo de tendencias recientes mediante un seguimiento mensual entre 2016 a 2018 de las variaciones de indicadores morfológicos de los CA a cielo abierto de la parte mexicana de la cuenca Grijalva. Adicionalmente, con esta base de información, se intenta contribuir a la evaluación de la persistencia de los CA tomando como referencia una capa multianual que define el estado esperable de los mismos para los últimos 30 años. Esta capa de referencia fue combinada con otros insumos como la capa de CA del Simulador de Flujos de Agua de Cuencas Hidrográficas (SIATL 3.2) de INEGI con la finalidad de asegurar su conectividad y de incluir la componente descriptiva de los datos espaciales. Los indicadores morfológicos fueron obtenidos a partir del análisis de imágenes SAR Sentinel 1 previamente procesadas. La intención del estudio es apoyar el proceso de generación de políticas para su conservación.

Este estudio se origina como continuación del Proyecto FORDECYT-2018-10, “Análisis y Monitoreo del Crecimiento del Medio Urbano y del Comportamiento de CA desde un Enfoque

de Sustentabilidad; Casos de Estudio: Corredor Metropolitano Centro País y Cuenca del Grijalva” (Martínez-Viveros, 2021).

En este trabajo no se utilizaron técnicas de percepción remota, se utilizaron las capas procesadas en el proyecto antecesor mencionado; se enfoca en la misma zona de estudio del proyecto mencionado y plantea evaluar las tendencias recientes y la persistencia de los CA mediante el mismo procedimiento de generación de indicadores morfológicos efectuado por Tapia-Silva *et al.* (2022).

Una de las diferencias de esta tesis con el Proyecto FORDECYT-2018-10 consiste en que anteriormente se ocupó una capa base (CB) multitemporal de referencia obtenida y procesada a partir de Yamazaki *et al.* (2015) y que en esta tesis se ocupó una CB obtenida a partir de información proveniente de Pekel *et al.* (2016). El uso de una CB distinta fue planteado en las conclusiones de Tapia-Silva *et al.* (2022) pues se considera importante comparar los resultados y el procedimiento, con una CB distinta pues complementa los resultados obtenidos y permite contrastar la información obtenida a partir de diferentes fuentes y metodologías y evaluar la veracidad de los datos y la eficiencia del procedimiento.

La segunda diferencia del trabajo fue que la categorización de los CA por tamaños, chicos (10,000,000.00), medianos (10,000,000.0 - 55,000,000.00) y grandes (55,000,000.0 - 460,000,000.00). Pues se esperaba que el tamaño tendría una influencia significativa en el comportamiento de los CA.

1.2. Objetivos

1.2.1. Objetivo general

Contribuir al análisis y monitoreo de los CA a cielo abierto de la Cuenca del río Grijalva, mediante el análisis de indicadores morfológicos y de permanencia de los CA utilizando una CB distinta a la empleada por Tapia-Silva *et al.* (2022) en el proyecto antecesor.

Para cumplir este objetivo, en esta tesis se utilizan las series de imágenes de radar previamente procesadas en el estudio FORDECYT 2018-10; así como los mismos indicadores morfológicos de área, perímetro, dimensión fractal e índice de desarrollo de costa; aplicados

en dicho estudio¹. En este marco los objetivos particulares de esta tesis se exponen en la siguiente sección:

1.2.2. Objetivos particulares

- Crear una nueva CB multitemporal que permita la generación de indicadores morfológicos comparables con los generados en el proyecto FORDECYT y reportados por Tapia-Silva et al (2022).
- Realizar una categorización por tamaños de los CA analizados.
- Analizar geovisualmente y mediante técnicas estadísticas los indicadores morfológicos de los CA para evaluar su persistencia, diferenciándolos en función de su tamaño.

¹ En el marco del Proyecto Fordecyt-2010-10 se realizó el estudio intitulado: “Análisis y monitoreo del medio urbano y del comportamiento de cuerpos de agua desde un enfoque de sustentabilidad”. Fue financiado por el Fondo Regional de Desarrollo de Ciencia y Tecnología del CONACYT. En su primera etapa se ilustró como estudio de caso el monitoreo de cuerpos de agua de la cuenca del Grijalva a partir del procesamiento de series de imágenes de radar Sentinel 1 de la Agencia Espacial Europea. Este procesamiento se realizó por la Dra. Alejandra López Caloca. Su resultado en términos de máscaras trimestrales y anuales de agua/no agua son autoría de esta investigadora del Centro de Investigación en Ciencias de Información Geoespacial. El desarrollo de la capa base y los indicadores se realizaron también en el marco de este estudio por el Dr. Omar Tapia de la UAM Iztapalapa.

2. Marco teórico

2.1. Conceptos fundamentales

Existen diversos conceptos y definiciones que buscan describir y clasificar a los CA, por ejemplo, se consideran ecosistemas acuáticos epicontinentales a todas aquellas aguas superficiales que se distribuyen en los continentes; pudiendo ser sistemas lóticos que llevan corriente, como los ríos o arroyos; o sistemas lénticos en donde las aguas se mueven de forma lenta y limitada, como los pantanos, estanques, lagos y los humedales. De manera más particular, un ecosistema acuático interior o humedal interior es toda planicie de inundación existente en las márgenes de lagos y estanques o depresión inundada aislada, rodeada por tierra; estos sistemas no tienen contacto directo con el mar y pueden ser tanto cuerpos naturales como lagos, lagunas, ríos, ciénegas; así como cuerpos artificiales, por ejemplo, los bordos y embalses (Cervantes, 2007).

De acuerdo con la definición de la Convención Ramsar (1971), un humedal es la extensión de marismas, pantanos, turberas o superficies cubiertas de agua naturales o artificiales, permanentes o temporales, estancadas o corrientes, dulces, salobres o saladas, incluyendo las extensiones de agua marina con profundidades en marea baja menores a los seis metros.

Para este trabajo, se toma el concepto de agua superficial a cielo abierto que se refiere a agua en la superficie de la Tierra ya sean ríos, lagos, arroyos, estanques, humedales o cuerpos pequeños de aguas saladas (Huang *et al.*, 2018; Zou *et al.*, 2018) sin cobertura superficial.

Los CA muestran diferentes características en hidrodinámica, ecosistemas y bio geoquímica (Yamazaky *et al.*, 2015), por lo que existen diferentes maneras de clasificar los CA. Una de ellas, es la diferenciación en función con su temporalidad, es decir, la existencia de CA permanentes (CP), temporales (CT) y efímeros (CE) (Martínez, 2018).

2.2. Importancia los cuerpos de agua

Los CA, principalmente los humedales, son ecosistemas sumamente valiosos desde el punto de vista biológico pues son altamente diversos y constituyen el hábitat y sitio de reproducción de una gran variedad de especies de flora y fauna incluidas muchas especies endémicas (Cervantes,

2007; Karpatne *et al.*, 2016). Su importancia se advierte además en su influencia en numerosos procesos fundamentales para el funcionamiento y equilibrio del medio ambiente. Los CA ofrecen muchos servicios para los seres humanos por lo que deben valorarse desde un enfoque antropológico, económico, social y cultural (Cervantes, 2007). Numerosas comunidades, en particular las que viven cerca de humedales, son altamente dependientes de sus servicios y se ven directamente afectadas por su degradación (MEA, 2005). Afortunadamente, aún Existen comunidades tradicionales que han gestionado estos sistemas de forma sostenible durante siglos o incluso milenios (Junk *et al.*, 2012).

Uno de los servicios ecosistémicos que proveen los CA a todas las comunidades del mundo es el de abastecimiento del recurso hídrico (Junk *et al.*, 2012), tanto para uso doméstico, riego, etc., como para alimento. La pesca es una de las principales fuentes de proteína animal tanto en comunidades rurales como en países desarrollados, por lo que también contribuyen a la economía local y nacional (MEA, 2005).

Dentro de los servicios de regulación se encuentra su influencia sobre el ciclo del agua, que a su vez juega un papel fundamental para el suministro de agua (MEA, 2005) y tiene influencia en la mayoría de los procesos atmosféricos de la Tierra (Karpatne *et al.*, 2016).

Una de las funciones más importantes de los humedales es la regulación del cambio climático pues aportan al secuestro de carbono. Por ejemplo, las turberas que solo cubren entre el 3% y el 4% de la superficie terrestre del mundo, contienen alrededor del 25-30% del carbono almacenado en la vegetación terrestre y los suelos (MEA, 2005) y el equivalente a la mitad del carbono de la atmósfera (IPCC, 2014). Los CA son fuentes de vertedero y transformación de múltiples materiales biológicos y químicos y tienen una gran capacidad de filtración y absorción de contaminantes (Junk *et al.*, 2012). Además de regular el cambio climático, aportan a su mitigación, pues pueden desempeñar un papel fundamental en la amortiguación física del clima, y al ser receptores de aguas son un control natural de las inundaciones y promueven la recarga de aguas subterráneas.

Por último, algunos de los servicios culturales son los beneficios estéticos, educativos, culturales, espirituales, de transporte, recreación, turismo basado en la naturaleza y espacio para vivir (Barbier, 1993).

2.3. Alteraciones y tendencia de cambio en los cuerpos de agua

Los CA son dinámicos, pueden reducirse, expandirse o cambiar su apariencia o curso debido a diferentes factores naturales o influenciados por actividades humanas (Karpatne *et al.*, 2016). Estas variaciones impactan en los recursos naturales, en el medio ambiente y en intereses humanos; por lo que es importante monitorear sus dinámicas y detectar su existencia, su extensión, su volumen y las diferentes alteraciones que se pueden presentar (Huang *et al.*, 2018).

2.3.1. Alteraciones antropológicas

Dentro de las transformaciones más radicales que ha vivido el mundo están el crecimiento demográfico y la urbanización, que provocan una alta demanda de alimentos y una fuerte presión sobre la tierra y sus bienes y servicios ambientales (Correa, 2002). Así mismo, la implementación de numerosas actividades productivas y de recreación provocan grave impacto a los ecosistemas. De acuerdo con el Informe de Evaluación de Ecosistemas del Milenio (MEA, 2005), las principales causantes de la degradación y pérdida de los CA son el desarrollo de infraestructura, el cambio de uso de suelo, la contaminación, la sobreexplotación del recurso y la introducción de especies exóticas invasoras. De manera similar, Xu *et al.*, (2019) realizaron un diagnóstico del estado y amenaza de los humedales en el mundo y estimaron que los factores de impacto más importantes son la contaminación que ocurrió en el 54% de los sitios evaluados, el uso de recursos biológicos (53%), la modificación del sistema natural (53%), la agricultura y acuicultura (42%), y los asentamientos humanos (34%).

En el mismo estudio, Xu *et al.*, (2019) estimaron que, en América del Norte, principalmente en las costas del suroeste de México, el 61% de los humedales han sido invadidos y modificados, 46% fueron utilizados para la agricultura o la acuicultura; el 48% fueron afectados por los asentamientos humanos, el 63% están afectados por contaminantes y el 56% de los humedales son explotados para el uso de recursos.

El uso excesivo de los recursos se refleja en la extracción de agua para su uso doméstico, industrial y agropecuario; y se da tanto en aguas superficiales como en aguas subterráneas (Moreno, 2008).

Existen muchas actividades que provocan la modificación del sistema natural, por ejemplo, el desecamiento para la construcción de infraestructura urbana, la construcción de infraestructura que altera o impide el flujo hidrológico, el dragado de humedales y canalización para el control de inundaciones (Moreno, 2008), y la construcción de presas y canales para almacenamiento de agua, riego, generación de energía, abastecimiento de agua y control de inundaciones, lo que provoca grandes alteraciones en el régimen hidrológico, en la carga de sedimentos y en la conectividad del sistema (Junk *et al.*, 2012).

Debido al cambio de uso de suelo para agricultura y la construcción de una red de drenaje como parte del sistema productivo, en algunos países tropicales se ha registrado una pérdida de hasta el 75% de manglares que han sido sustituidos por plantaciones durante los últimos 50 años; y numerosos ríos de Estados Unidos y Europa han sido drenados con fines agrícolas (Junk *et al.*, 2012). Además, alrededor del 70% del uso de agua en el mundo es para riego y el uso de nitrógeno y fósforo en fertilizantes ha provocado problemas de cantidad y calidad del agua y la disminución de algunas especies de peces (MEA. 2005).

Por último, es importante mencionar la introducción de especies invasoras como una práctica que provoca una gran alteración en la estructura y funcionamiento de los ecosistemas acuáticos (Moreno, 2008). De hecho, la introducción de especies exóticas invasoras se considera una de las principales causas de extinción de especies nativas de agua dulce (MEA. 2005).

2.3.2. Alteraciones naturales

Las amenazas naturales que afectan a los humedales son la erosión, los desastres geológicos y el cambio climático (Xu *et al.*, 2019). Este último es un fenómeno natural, pero se ve altamente influenciado por las actividades del hombre.

Las emisiones de gases de efecto invernadero son las principales causantes del calentamiento de la atmósfera y los océanos. El periodo de 1983 a 2012 ha sido el más

caliente de los últimos 1400 años en el hemisferio norte, dado que en promedio se calculó un calentamiento de 0.85 [0.65 a 1.06] °C (IPCC, 2014). El cambio climático desencadena fenómenos como incremento de intensidad y frecuencia de eventos hidrometeorológicos, inundaciones, sequías y el derretimiento de glaciares y del permafrost en las regiones de latitudes altas y en las regiones de gran altitud, afectando la escorrentía y los recursos hídricos río abajo y provocando el aumento del nivel del mar (IPCC, 2014).

Estos fenómenos provocan la alteración de la ocurrencia, estructura y funcionamiento de los CA pues se modifica su temperatura, hidrología, ciclos biogeoquímicos, evapotranspiración y la distribución de especies y estructura de las comunidades (Junk *et al.*, 2012). Por ejemplo, una disminución en la precipitación o un aumento en la evapotranspiración resultará en inundaciones menos frecuentes de los humedales existentes. Mientras que el incremento del patrón de precipitación aumentaría la longitud y la profundidad de las inundaciones de los humedales continentales.

2.3.3. Tendencias

2.3.3.1. Tendencias a escala mundial

Se estima que la extensión mundial de los humedales supera el 1,2 millón de kilómetros cuadrados (MEA, 2005), pero, a pesar de la dependencia del hombre y de los ecosistemas a estos elementos, su degradación y pérdida es una problemática mundial. Mitsch y Gosselink (1986) estimaron una pérdida del 53% de humedales en Estados Unidos, el 50% en Australia, 60% en China, y más del 90% en Nueva Zelanda y Europa. Davidson (2014) compiló 189 evaluaciones de humedales y estimó que en el siglo XX hubo una pérdida del 83.8% en Asia, 71% en Europa y del 36.5% en Norte América; y Xu *et al.*, (2019) estimaron que el 75% de los humedales de América del Sur y el 74% de América del Norte han sido alterados.

De acuerdo con la Secretaría del Convenio sobre la Diversidad Biológica (2014), la mayoría de los estudios que han medido los cambios en la extensión de los humedales señalan tasas de disminución en la extensión de los humedales del mundo de hasta el 1,5% anual. Además, se calculó un Índice de Extensión de los Humedales, el cual analizó

humedales marinos/costeros y continentales durante los años 1970 a 2015, en él se observó un descenso promedio del 35% de la extensión de los humedales en todo el mundo, siendo Latinoamérica el de mayor pérdida con el 59% (Gardner & Finlayson, 2018).

2.3.3.2. Tendencias en México

En México Landgrave y Moreno-Casasola (2012) estimaron una pérdida promedio del 62% de la cobertura de humedales del 2002 al 2008. Los mismos autores apuntan que más de la mitad de los estados que tienen humedales han perdido más del 50% de estos ecosistemas. Coahuila, Chihuahua, Nuevo León y Sonora (93%, 91%, 87%, 77%), son los estados con mayor pérdida, seguidos de Tabasco, Veracruz y Tamaulipas con 60%, 58% y 47% respectivamente (Landgrave y Moreno-Casasola, 2012).

2.3.3.3. Problemática hídrica en la Cuenca del río Grijalva

A pesar de que las cuencas de los ríos Grijalva y Usumacinta son las mayores reservas potenciales de agua en México (CONAGUA, 2011) y las de mayor biodiversidad, la cuenca baja del río Grijalva es la que más humedales ha perdido en Tabasco y en todo México (Landgrave y Moreno-Casasola, 2012). Se pueden enlistar numerosas actividades que desencadenaron tal degradación, pero lo más importante fue el establecimiento de la ciudad de Villahermosa en la porción baja de la cuenca del río Grijalva, que es el asentamiento humano más importante de Tabasco (Landgrave y Moreno-Casasola, 2012).

En un principio, la población local se había adaptado y limitaban sus actividades productivas y el aprovechamiento de recursos a las condiciones de la cuenca, pero la política gubernamental nacional visualizó a estas áreas como subutilizadas y susceptibles al desarrollo (Plascencia *et al.*, 2014). A principios del siglo XX se aplicaron programas de desarrollo económico que propiciaron el crecimiento demográfico y la urbanización de Villahermosa, lo que ocasionó la deforestación y la sustitución de humedales por infraestructura urbana. De 1993 al 2007 las selvas de las cuencas de los

ríos Grijalva y Usumacinta se redujeron del 36% al 9% (Kolb y Galicia, 2012). Sánchez-Munguía (2005) estimó que durante el periodo de 1950 al 2000, se perdieron aproximadamente 83.518 ha de humedales en las cuencas bajas de los ríos Grijalva y Usumacinta, a un ritmo de 3.341 ha en cada año.

A la par del cambio de uso de suelo para el establecimiento de la ciudad, se inició un plan para la protección contra las inundaciones del lugar basado en la modificación de la fisiografía del territorio. Se fragmentaron y rellenaron los humedales, y se transformó la red fluvial superficial de los ríos de la cuenca mediante la construcción de infraestructura hidráulica para almacenar y desviar agua. Esto provocó la desconexión hidráulica de humedales, pérdida de biodiversidad, afectaciones a las actividades urbanas y a la economía regional (de la Cruz *et al.*, 2017). En la segunda mitad del siglo XX se construyó el ferrocarril del Sureste y se dio una segunda transformación en la red hidrológica para la construcción de una red de carreteras, presas, bordos, drenes, cegamientos y reencauzamientos de cursos de ríos para la contención de agua y protección de la ciudad.

La expansión urbana impulsó actividades como la ganadería y agricultura principalmente plantaciones de plátano y cacao orientadas al mercado internacional. Posteriormente se descubrieron yacimientos petrolíferos en el sureste de México y comenzó la explotación de hidrocarburos en la cuenca Grijalva y mar adyacente. A partir de esta actividad a principios de los años setenta se dio la máxima tasa de crecimiento demográfico, y provocó mayor presión sobre el sistema natural debido a la construcción de zonas industriales, habitacionales y comerciales (de la Cruz *et al.*, 2017).

La deforestación, el cambio de uso de suelo, así como la intensificación en la explotación de recursos provocaron problemáticas como el aumento de riesgos de inundaciones, contaminación en tierra, agua y suelo, deslaves, disminución de fertilidad, erosión de suelos, azolvamiento de presas, etc. (Plascencia *et al.*, 2014).

2.4. Gestión Ambiental

De acuerdo con Dourojeonni (2001), la gestión territorial es la dirección del proceso de ordenamiento, habilitación y manejo de los recursos. El autor menciona que esta actividad busca la compatibilidad del desarrollo económico y social con los objetivos de preservación y uso sostenible de los recursos naturales. Dentro de este proceso se reconocen tres fases: la fase de ordenamiento, que comienza con la obtención de información relevante, se elaboran inventarios, evaluaciones o diagnósticos que identifican las necesidades del sitio y permiten el diseño de acciones y estrategias pertinentes; la fase de habilitación en la que se ejecuta el proyecto planificado; y la fase de manejo, la cual se encarga de la administración, operación y mantenimiento del proyecto (Dourojeonni, 2001).

2.4.1. Gestión de cuencas

El término cuenca hidrográfica se refiere al espacio territorial natural, que es independiente de las fronteras político-administrativas de un país o de fronteras internacionales (Núñez, 2011), pero que es reconocido como la unidad territorial más adecuada para la gestión integrada de los recursos hídricos, pues además de ser el sitio donde sucede el ciclo hidrológico, se le considera un sistema integrado que interconecta el espacio geográfico a través de flujos hídricos superficiales y subterráneos, por lo tanto, todo lo que suceda en el territorio repercutirá en la cantidad y calidad de los recursos hídricos (Brooks *et al.*, 2012; Dourojeanni *et al.*, 2002). En este contexto, los humedales están ligados a las cuencas pues de ellas reciben escurrimientos de agua, sólidos suspendidos y nutrientes (Moreno, 2008) por lo que la gestión de cuencas está íntimamente relacionada a la permanencia de los CA.

2.4.2. Generación de información

Para una buena gestión es necesario generar información que oriente la toma de decisiones y el diseño de estrategias (MEA, 2005). Por lo que se requiere de monitoreo y mecanismos de medición, ya sea de impactos ambientales de las actividades del hombre, el comportamiento y funcionamiento de los ecosistemas o información que aporte a conocer el estado y tendencia del sistema, identificar cambios, problemáticas y sus fuentes (García,

E., & Otto, M. 2015; López-Caloca *et al.*, 2020; Zou *et al.* 2018). Ante tal necesidad, es importante fomentar el desarrollo de proyectos de investigación científica relacionados con el monitoreo, la protección y la restauración de humedales (Xu *et al.*, 2019).

Existen diversas metodologías para llevar a cabo el monitoreo ambiental, los métodos tradicionales de levantamiento topográfico para delimitar humedales son muy costosos y requieren de mucho tiempo y esfuerzo, por lo que se han desarrollado tecnologías de teledetección, como la fotografía aérea o el uso de satélites que permiten la identificación y delimitación de la extensión espacial de un ecosistema en forma de imágenes de múltiples fechas y espectros (Das *et al.*, 2020; Huang *et al.*, 2018).

2.5. Indicadores

Un indicador es un parámetro o valor derivado de parámetros que busca proveer información acerca del estado de un fenómeno, ambiente o área y que tiene un significado más allá de las propiedades directamente asociadas a su valor (OECD, 1993). Pueden ser expresiones cuantitativas o cualitativas, y deben estar orientadas a evidenciar estructuras, procesos y relaciones entre los distintos componentes del objeto de estudio (García *et al.*, 2007).

El uso de indicadores simplifica la difusión de las propiedades evaluadas, y permite una mejor representación de las condiciones ambientales. Un indicador debe adaptarse a las necesidades de estudio, debe ser simple de interpretar, de mostrar tendencias en el tiempo, debe ser sensible a cambios en el ambiente y poder ser comparado y replicado en cualquier otro sitio, así mismo, debe estar teóricamente bien fundado en términos científicos y técnicos (OECD, 1993).

De acuerdo con la OECD (2003), existen diferentes tipos de indicadores dependiendo de las necesidades, problemática y el propósito. El primer tipo corresponde con los indicadores de presión ambiental, que describen las presiones generadas por actividades humanas al medio ambiente y a los recursos naturales. El segundo tipo refiere a los indicadores de condición ambiental, que representan cualitativa o cuantitativamente el estado y situación del medio ambiente y los recursos naturales y su desarrollo en el tiempo, y que pueden reflejar objetivos

para política ambiental. El último tipo lo conforman los indicadores de respuesta social, que miden el grado de reacción de la sociedad ante cambios y problemas ambientales (OECD, 2003).

2.5.1. Indicadores morfológicos

La morfometría de cuencas caracteriza los CA en cuanto a su forma y tamaño (Cole *et al.*, 2015). Conocer dichas características es importante pues junto con la geología y las características fisicoquímicas del lugar, influyen en la estructura y funcionamiento del sistema (Håkanson, 2005), por ejemplo, en su turbulencia, estratificación, sedimentación, re-suspensión y en la zona litoral de los humedales (Kalff, 2002).

2.5.1.1. Área

El área es la extensión en km² de un cuerpo de agua. Se trata de una unidad importante y muy común en estudios y descripción de CA, lo que permite realizar comparaciones significativas entre masas de agua de diferentes tamaños (Cole *et al.*, 2015). Además, puede dar información sobre la energía solar que recibe el cuerpo de agua, su estratificación y la composición de especies que puede llegar a tener (Kalff, 2002). Para este estudio, su uso está dirigido a identificar los posibles cambios de la extensión de los CA a través del tiempo.

2.5.1.2. Perímetro

El perímetro o longitud de costa es la longitud sobre un plano horizontal, que recorre la línea divisoria del cuerpo de agua y normalmente se expresa en metros o kilómetros o en alguna otra unidad lineal equivalente. El perímetro, es un indicador que puede aportar información sobre la forma de los CA y la medida de la interfaz entre un cuerpo de agua y la tierra circundante (Florida Lakewatch, 2001); además de ser utilizado para cuantificar otros indicadores como la dimensión fractal y el desarrollo de línea de costa.

2.5.1.3. Dimensión fractal

La geometría fractal fue desarrollada a partir de la necesidad de describir formas complejas que son irregulares o fragmentadas de elementos de la naturaleza como montañas, costas o nubes, las cuales no pueden ser descritas con líneas, círculos, elipses o cualquier otra forma geométrica (Mandelbrot & Mandelbrot, 1982). Esta geometría se ha usado para el reconocimiento de patrones y el procesamiento de imágenes de alta resolución espacial obtenidas a partir de percepción remota. A la misma, se le han dado diferentes aplicaciones, por ejemplo, la descripción de texturas, el estudio del comportamiento de diferentes zonas geográficas (Sun *et al.*, 2006). En el caso de la presente investigación se ocupa para medir la complejidad de los CA.

De acuerdo con Mandelbrot & Mandelbrot (1982), uno de los indicadores de la geometría fractal es la dimensión fractal (DF), denotada como D , se utiliza para medir la irregularidad de objetos complejos, cuando se trata de superficies toma valores en un rango de dos a tres (Mandelbrot & Mandelbrot, 1982). Cuando se trata de una curva puede tomar cualquier valor entre uno y dos dependiendo del grado de irregularidad, cuanto más retorcida es una línea, mayor es su dimensión, por lo tanto, la DF estará más cercana al uno cuando la superficie sea más plana y se acercará al dos cuando la superficie evaluada sea más irregular (Sun *et al.*, 2006).

Existen diferentes metodologías para calcular este indicador, se utiliza el perímetro y el área para cuantificar el grado de complejidad de las formas planas. La expresión matemática que él utiliza es $D = \log N_r / \log (1/r)$, donde N_r representa un objeto de N_r partes reducido en una proporción de r .

El perímetro del parche está relacionado con el área; mientras más complejo sea el polígono, el perímetro se vuelve más irregular y la DF mayor (Krummel *et al.*, 1987).

2.5.1.4. Índice de desarrollo de línea de costa

El índice de desarrollo de la línea de costa (DLC) mide el grado de irregularidad de un cuerpo de agua relacionando el perímetro con una circunferencia que tenga la misma

área que el cuerpo de agua, por lo que se define como $DL = P / 2 (\pi \text{ Área})^{0.5}$. De ser perfectamente circular, registraría un DL igual a 1 aunque en promedio tienen valores entre 1.5-2.5; si están ramificados o tienen forma irregular presentan valores entre 3-5, y en raras ocasiones se alcanzan valores superiores (Contreras, 2015).

Gravelius (1914) propuso una interpretación de los valores 1.00 a 1.25 una forma redonda a oval redonda; de 1.25 a 1.50 de oval redonda a oval oblonga; de 1.50 a 1.75 de oval oblonga a rectangular oblonga y de 1.75 en adelante, rectangular oblonga.

En términos de lo propuesto por Kalff, (2002), este indicador permite definir las formas de los CA: circular tendrá valores entre 1,04 y 1,15, elíptica entre 1,15 y 2,5 y sub-rectangular elongada entre 2,5 y 5. El indicador también permite relacionar los CA con la funcionalidad de los sistemas, por ejemplo, un alto DLC significa una zona litoral extensa y más bahías protegidas contra el viento lo que los hace más aptos para la colonización de macrófitas y más adecuados para la alimentación y la cría de aves acuáticas y peces (Kalff, 2002).

El indicador también permite la identificación de cambios morfológicos que pueden manifestarse en estos CA en cortos periodos de tiempo (Contreras, 2015). El contorno de un cuerpo de agua recién formado se deriva de los eventos que dieron lugar a él, pero con el tiempo la línea de la costa va cambiando; por un lado, las corrientes tienden a erosionar y reducir las irregularidades de la costa, y el DLC tiende a la reducción; por el contrario, en algunas ocasiones, la llegada de sedimentos a través de una corriente entrante podría provocar un delta que contribuya a más irregularidad a la costa y a un aumento del DLC (Cole *et al.*, 2015).

2.5.2. Indicadores de persistencia

Los indicadores de persistencia son indicadores de condición ambiental en el largo plazo (alrededor de 30 años), ya que evalúan los cambios de los CA en el tiempo y permite

identificar su permanencia. Se determinan a partir del análisis de los indicadores morfológicos en referencia a una capa de referencia multitemporal (Tapia *et al.*, 2022).

2.5.2.1. Capa base multitemporal

En el proceso de monitoreo ambiental es necesario contar con información de referencia y construir una línea base que permita describir la situación inicial o condición estable del objeto de investigación, que pueda compararse con mediciones posteriores (Burga, 2011), es decir, contar con una referencia sólida para definir variaciones que permitan derivar indicadores de los cambios, así como establecer objetivos y estrategias de respuesta (MEA, 2005).

2.6. Percepción Remota

2.6.1. Principios de Percepción Remota

La percepción remota es la ciencia que se encarga de obtener información acerca de un objeto, área o fenómeno, a partir del análisis de datos adquiridos por un dispositivo que no está en contacto con el objeto de investigación (Lillesand *et al.*, 2015). Comparado con otras técnicas de monitoreo, la percepción remota es más eficiente pues tiene la habilidad de monitorear grandes extensiones de manera continua y a diferentes escalas, lo que resulta en información explícita y frecuente de los atributos de la Tierra (Huang *et al.*, 2018); además de reducir costos y proveer información digitalizada de fácil obtención que puede ser integrada en un SIG (Ozesmi & Bauer, 2002).

La recolección remota de datos puede llevarse a cabo de diferentes maneras por ejemplo mediante sensores que adquieren información sobre la forma en que las superficies de la tierra emiten y reflejan energía electromagnética. Las fotografías aéreas fueron el primer producto de la percepción remota electromagnética, pero hoy en día existen otros métodos basados en el mismo fundamento, que pueden ser empleados como fuentes de datos espaciales dentro de un Sistema de Información Geográfica (SIG).

Durante la fase de adquisición de datos se identifican cinco elementos fundamentales: Una fuente de energía, un objeto o superficie que interaccione o emita energía, la presencia de la atmósfera por la cual se desplaza la radiación, un sensor y un receptor.

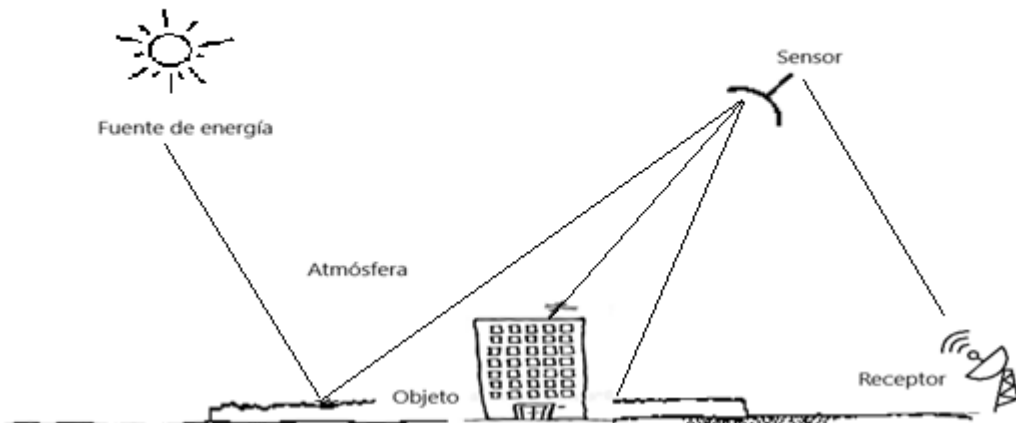


Figura 1. Fase de adquisición de datos. Elaboración propia.

La radiación electromagnética puede proceder de una fuente natural o artificial y se caracteriza por su longitud de onda y su frecuencia. Aunque la sucesión de valores de longitud de onda es continua, se han establecido rangos en donde la radiación electromagnética se comporta de manera similar y se han clasificado en bandas espectrales que conforman al espectro electromagnético (Chuvieco, 1996). Las bandas más utilizadas en percepción remota son el espectro visible, infrarrojo próximo, infrarrojo medio, infrarrojo lejano o térmico, y las microondas.

Cuando la radiación se encuentra con un objeto puede interactuar con él mediante los fenómenos indicados a continuación. En el caso de la absorción, el objeto toma la energía. Transmisión refiere al proceso que ocurre cuando la radiación atraviesa el objeto y continúa su trayectoria. Reflexión se presenta cuando la radiación rebota al llegar al objeto. El porcentaje reflejado por el objeto es el que proporciona la información necesaria para la generación de las imágenes (Olaya, 2014). Estos tres fenómenos se dan en diferente proporción en función de las características del objeto y de la radiación, es decir, para una longitud de onda dada, un porcentaje de la radiación será absorbido por el objeto, otro será transmitido a través de él y

otro será reflejado. Este comportamiento define las denominadas firmas espectrales particulares para tipo de objeto. (Olaya, 2014).

La firma espectral es la forma característica en la que un objeto interactúa con la radiación electromagnética, conocer dicha respuesta permite la identificación de objetos particulares por ejemplo CA, vegetación, construcciones, etc. SIG (Ozesmi & Bauer, 2002). Además de la interacción con los objetos, la radiación se desplaza e interactúa con la atmósfera por lo que esta última es una variable para considerar durante el procesamiento e interpretación de imágenes.

En cuanto al funcionamiento del sistema de Percepción Remota, una parte fundamental es el sensor, que se encarga de recibir la radiación electromagnética y registrar su intensidad. Existen dos tipos de sensores. Los pasivos recogen la radiación, proveniente de fuentes naturales existentes que es reflejada por los elementos del medio, o la que estos elementos emiten por sí mismos. En contraste, los sensores activos emiten su propia radiación. La plataforma contiene al sensor y puede situarse dentro de la atmósfera terrestres como aviones o globos aerostáticos, o fuera de la atmósfera como los satélites (Olaya, 2014). El subsistema receptor recibe la información transmitida por la plataforma y genera una imagen que en cada píxel contiene el valor del nivel de radiación detectado. En la fase de análisis de datos se utilizan distintos dispositivos de visualización e interpretación que ayudan a la extracción de información sobre el objeto de estudio. Durante esta etapa, se compila la información generada mediante mapas, tablas o capas espaciales en formato digital que podrán ser trabajadas en SIG. La información se presenta a los usuarios quienes le darán distintas aplicaciones. Por ejemplo, los mapas y bases de datos derivados de percepción remota pueden alimentar procesos de análisis del paisaje en SIG, como los destinados a evaluar el cambio en el uso del suelo mediante información secuencial de cobertura. Otros ejemplos son analizar el crecimiento de localidades urbanas, la pérdida de vegetación natural, o el progreso de transformación o degradación de los ecosistemas o los CA.

En el caso de las cuencas, los productos de imágenes satelitales pueden aplicarse para el modelamiento hidrológico (predicción del gasto, cálculo de probabilidad de avenidas), estimación del balance hídrico (Tapia-Silva, 2014), definición de zonas prioritarias para la

conservación del recurso (Bocco, 2004), o la descripción de la dinámica de los CA para entender la disponibilidad de agua y los procesos naturales que dan forma al almacenamiento de los recursos hídricos (Huang *et al.*, 2018; Karpatne *et al.*, 2016).

2.6.2. Detección usando Imágenes radar

El estudio de superficies de agua se ha realizado en gran medida con sensores ópticos pues además de delimitar los CA, aportan información mucho más detallada, por ejemplo, la turbidez o la profundidad del agua (Martinis *et al.*, 2015). Por estos beneficios, se han realizado numerosos monitoreos del recurso hídrico con sensores como Landsat (Das *et al.*, 2020; Sarkar & Jain, 2008) o MODIS (Guerschman *et al.*, 2011).

No obstante, uno de los más grandes obstáculos de los sensores ópticos es que se ven afectados por la iluminación y condiciones de nubosidad (Martinis *et al.*, 2015), lo que se vuelve muy problemático en zonas subhúmedas y húmedas en donde las lluvias e inundaciones son frecuentes (Muro *et al.*, 2016). Ya que los sensores radar emiten microondas y registran su reflexión al llegar a la superficie terrestre (Chuvieco, 1996), las microondas no se ven afectadas por la atmósfera como nubes, campos de lluvia, vapor de agua y capas de aerosol (Martinis *et al.*, 2015), por lo que puede abarcar áreas con eventos meteorológicos frecuentes, cubiertas de nubes y/o con poca luz y ofrecer datos complementarios y suplementarios a los sensores que operan en las bandas óptica y térmica (Henderson & Lewis, 2008).

Los factores que afectan a las microondas son la rugosidad y geometría del terreno, pero el uso de radares de apertura sintética (SAR), soluciona problemas como la distorsión geométrica (escala, escorzo y sombras causadas por relieve); interacciones de la señal del radar como el viento que aumenta la rugosidad de la superficie, la presencia de agua, humedad, sedimentos o vegetación; y la distorsión radiométrica (distorsión de la topografía en la retrodispersión) (López-Caloca *et al.*, 2020).

Dentro de las limitaciones del SAR están los altos costos de los datos y la complejidad de su procesamiento e interpretación por parte de usuarios no expertos (Amitrano *et al.*, 2014). Sin embargo, con el reciente lanzamiento del satélite Sentinel-1 de la ESA y el acceso

gratuito a sus productos, los métodos de detección de cambios basados en SAR ahora se pueden utilizar de manera más eficiente (Muro *et al.*, 2016), por lo que numerosos trabajos han explorado el potencial de Sentinel-1 para brindar información valiosa para la caracterización de CA y otras aplicaciones para el manejo del recurso hídrico (Amitrano *et al.*, 2014; Liang & Liu, 2020; López-Caloca, 2020; Muro *et al.* 2016; Pôssa & Maillard, 2018).

López-Caloca *et al* (2020) presentaron un análisis de un periodo de tres años de la superficie de los CA, sus variaciones estacionales y sus tendencias en la Cuenca del Río Grijalva a partir de imágenes mensuales Sentinel-1. Los autores comprobaron que los datos Sentinel-1 son lo suficientemente sensibles para detectar superficies de CA y describir sus características morfológicas a diferentes escalas (global, nacional, regional y local). Además, las imágenes Sentinel-1 proporcionan una alta resolución temporal por lo que son útiles para generar y evaluar series de tiempo y monitorear fluctuaciones (López-Caloca *et al.*, 2020).

Tapia-Silva *et al.*, 2022 evaluaron las tendencias recientes y la persistencia de los CA de la Cuenca del Río Grijalva durante los años 2016 a 2018 mediante el procesamiento de imágenes Sentinel-1; en esta tesis, se plantea la misma evaluación y procedimiento, además de que algunos de sus resultados se tomaron como insumos.

2.6.3. Detección usando Imágenes Sentinel 1

Sentinel-1 fue lanzada en 2014 como la primera de las cinco misiones espaciales que la Comisión Europea (CE) y la Agencia Espacial Europea (ESA) están desarrollando para la iniciativa Copernicus, la cual busca implementar servicios de información para el monitoreo del medio ambiente, la respuesta a emergencias y la seguridad.

La misión está compuesta por dos satélites, Sentinel-1A y Sentinel-1B, que comparten una misma órbita casi polar, sincrónica con el sol y a 693 km de altura. Cada satélite tiene un ciclo de repetición de 12 días y debido a que están separados por una fase orbital de 180 °, es posible mapear el mundo entero una vez cada 6 días (ESA, 2020). Sentinel-1 tiene una alta resolución espacial de 22.5m x 20 m (López-Caloca *et al.*, 2020), lo que permite un monitoreo efectivo de pequeños reservorios (Amitrano *et al.*, 2014).

Los satélites de Sentinel-1 utilizan un sistema de radar de apertura sintética (SAR) de banda C (ESA, 2020), por lo que operan en longitudes de onda en las que no se afectan con la nubosidad o la falta de iluminación, y se pueden adquirir datos a cualquier hora del día y en todo tipo de clima. Es importante mencionar que los equipados con banda C tienen una capacidad limitada de penetración con respecto a las copas de los árboles y está restringida a las capas superiores (ESA, 2020).

3. Metodología

3.1. Área de estudio

Este proyecto tiene como área de estudio la cuenca del Río Grijalva, la cual fue el área evaluada por Tapia-Silva *et al.* 2022.

La Región Hidrológica Grijalva-Usumacinta (RH30) es la de mayor importancia en nuestro país, se ubica en el sureste del país en la vertiente del Golfo de México y abarca porciones de los estados Campeche, Chiapas, Oaxaca, Tabasco y Veracruz, así como territorio guatemalteco, lo que la hace una región hidrológica de categoría internacional. Geográficamente está comprendida entre los paralelos 14°55' y 18°35' de latitud Norte y los meridianos 91° 20' y 94° 15' de longitud Oeste, está limitada al Norte por el Golfo de México; al Este por la República de Guatemala, al Noreste por la Región Hidrológica No. 31 Yucatán Oeste, al Sur por la Región Hidrológica No. 23 Costa de Chiapas y al Oeste por la Región Hidrológica No. 29 Coatzacoalcos (de la Federación, 2017).

La región tiene una extensión territorial de 102,465 km² y está subdividida en 83 cuencas hidrológicas, su precipitación normal anual de la cuenca es de 1,703 mm, y su escurrimiento natural medio superficial total es de 105,961 (hm³/año) (CONAGUA, 2018).

Dentro de la región hidrológica 30 se encuentran dos cuencas, la del Río Grijalva y la del Río Usumacinta, ambas son binacionales y abarcan territorios de México y Guatemala. Juntas, tomando en cuenta las partes mexicana y guatemalteca, tienen una extensión de 87,735.23 km² y albergan a 5,318,808 habitantes en 17,507 localidades (Cotler, 2010).

La Cuenca Río Grijalva en su parte mexicana (denominada como 30D) tiene una extensión de 56,895 km² y el 90.5 % se encuentra en territorio mexicano en Chiapas, Oaxaca y Tabasco (García, 2011) (Fig. 2). Sus coordenadas geográficas extremas son 94°14' y 91°22' de longitud oeste y 14°56' y 18°39' de latitud norte (Plascencia *et al.*, 2014).

La cuenca del río Grijalva es una de las más importantes en el nivel nacional por su caudal hídrico (Plascencia *et al.*, 2014). Sus escurrimientos se originan en las partes altas de

Guatemala, entran a la Depresión Central de Chiapas, que concentra el agua que fluye entre la Sierra Madre y la Altiplanicie, cruzan las Montañas del Norte de Chiapas y desaguan en la planicie de Tabasco, donde causan frecuentes inundaciones (Plascencia *et al.*, 2014).



Figura 2. Localización de la Cuenca Río Grijalva

Clima

Ya que la cuenca del río Grijalva se encuentra dentro de la zona intertropical, todo el año presenta altas temperaturas. Así mismo, presenta una amplia altitud longitudinal pues va desde el nivel del mar hasta más de 3800 msnm. Por lo que hay un gradiente de temperatura de acuerdo con su altitud; en la parte norte, presenta temperaturas medias anuales mayores a los 26°C, hasta alrededor de los 400-500 msnm en el sur en donde se registran temperaturas de 24°C (Plascencia *et al.*, 2014).

Debido a su complejidad topográfica, en la cuenca del Grijalva se presentan diversos tipos de climas. En la porción norte de la cuenca se presentan climas con lluvias todo el año; en la parte sur de la cuenca se distribuyen los climas subhúmedos cálidos con lluvias de mayo a octubre y una temporada seca de noviembre a abril, y en las partes más altas de la Sierra Madre, climas húmedos semi cálidos y templados con lluvias en verano (Plascencia *et al.*, 2014).

Geología

La cuenca se ubica en la confluencia de las placas tectónicas Norteamericana, de Cocos y del Caribe, además de que en ella se encuentran varias de las fallas geológicas como la Tuxtla-Malpaso, Polochic-Motagua y la Tuxtla-Socoltenango; en las que se mueven las placas, lo que ha provocado la compleja topografía de la cuenca y la alta sismicidad en la zona.

Dentro de la cuenca se encuentra el Arco Volcánico Chiapaneco, un conjunto de estructuras volcánicas, entre ellas el volcán más activo el Chichón. También se encuentra la Sierra Madre, la Altiplanicie Central, la Depresión Central y la Planicie Costera del Golfo que se localiza principalmente en Tabasco y una pequeña parte en Chiapas; la red de ríos que bajan de estas montañas da lugar a la formación del complejo deltaico Mezcalapa-Grijalva-Usumacinta (Plascencia *et al.*, 2014).

Suelos

Como resultado de las condiciones climáticas, su compleja historia geológica, su fisiografía y la presencia de distintos ecosistemas terrestres; la cuenca del Grijalva presenta 17 grupos distintos de suelos, los principales son los luvisoles y leptosoles, seguidos de gleysoles, regosoles y feozems, que juntos cubren más del 76% de la cuenca (Plascencia *et al.*, 2014).

Vegetación

En la cuenca del río Grijalva están presentes 17 tipos de vegetación. El 25.6% de la superficie de la cuenca está cubierto por vegetación arbórea, principalmente por bosques

de pino (2.8%), de pino-encino (4.8%), mesófilo de montaña (5.4%) y selva alta perennifolia (6.4%). La vegetación acuática o de áreas inundables y los manglares de la planicie costera de Tabasco, conforman una de las regiones de ecosistemas de humedales más extensa en todo el país. El manglar se extiende en las áreas pantanosas salobres cercanas al Golfo de México. Además, es importante considerar a la vegetación acuática que se encuentra, al menos durante algunos meses, en la superficie de muchos de los CA; el 17% está cubierto por vegetación secundaria de la cual el 48.9% corresponde a zonas agrícolas y pecuarias; por último, el 3.6% corresponde a CA, asentamientos humanos y superficies sin vegetación (Plascencia *et al.*, 2014).

La vegetación original de la cuenca ha sufrido una fuerte deforestación, especialmente en las últimas seis décadas, cuyos cambios de uso se han dado hacia sistemas ganaderos y agrícolas extensivos.

3.2. Recursos de información

3.2.1. Generación de capa base

Se buscó obtener una línea base de la extensión de los CA y a largo plazo de la presencia de los CA de la Cuenca del Río Grijalva, que fuera comparable con la capa G3WBM de Yamazaki *et al.* (2015) previamente trabajada por el Proyecto FORDECYT-2018-10, antes mencionado. Esta capa permitió clasificar los CA en CP, estacionales y suelos húmedos con vegetación acuática.

Uno de los insumos utilizados fue el conjunto de datos generado por Pekel *et al.* (2016) sobre la ubicación y distribución temporal del agua superficial y sus cambios durante los años 1984 a 2015, a partir del análisis de imágenes Landsat 5, 7 y 8, la clasificación de píxeles en agua / no agua y su recopilación en un historial mensual para la detección de cambios. Esta colección se obtuvo de la plataforma Google Earth Engine mediante el código presentado a continuación:

```
var dataset = ee.Image('JRC/GSWI_2/GlobalSurfaceWat'r');  
var visualization = {
```

```

bands:['occurren'e'],
min: 0.0,
max: 100.0,
palette:['ffff'f' 'ffbb'b' '0000'f']
});
Map.setCenter(-92.7,17.7,10);
Map.addLayer(dataset, visualization' 'Occurren'e');
var geometry = ee.Geometry.Rectangle([-94.0, 18.8, -91.5116, 15.0]);
Export.image.toDrive({
image: dataset.select('occurren'e'),
description" "JRC_occurrence_Grijal"a",
scale: 9036egiónon: geometry,
fileFormat" "GeoTI"F",
});

```

Las bandas obtenidas por Pekel *et al* (2016) fueron entre otras *Ocurrencia de Agua*, *Cambios en la Intensidad de la Ocurrencia de Agua*, *Estacionalidad y Recurrencia*. *Ocurrencia de Agua* proporciona un resumen de dónde y con qué frecuencia (representada en porcentaje) se encontró agua superficial, durante el período de tiempo entre marzo de 1984 y octubre de 2015. *Cambios en la Intensidad de la Ocurrencia de Agua* proporciona información sobre dónde la ocurrencia de agua superficial aumentó, disminuyó o se mantuvo durante los años 1984-1999 y 2000-2015. *Estacionalidad* provee información sobre el comportamiento intra anual del agua superficial durante el año 2014-2015, mostrando CP y estacionales y el número de meses que el agua estuvo presente. La banda de *Recurrencia* aporta información sobre la variabilidad interanual de la presencia de agua superficial y describe la frecuencia con la que esta agua regresa año con año.

La banda que se utilizó para la generación de la línea base fue la de *Ocurrencia de Agua* pues considera todos los años del periodo 1984 a 2015 lo que permite tener información de largo plazo. Una vez obtenida la banda de *Ocurrencia de Agua* de Google Earth Engine, su procesamiento fue realizado en Grass Gis.

Debido a que esta capa solo proporciona porcentajes de frecuencia de presencia de agua y no determina los tipos de CA, se realizó una clasificación de CP (> 50%), CT (15% - 50%) y CE (< 15%). El criterio que se utilizó para determinar los rangos de clasificación fue que la superficie de los CP y estacionales fuera lo más coincidente posible con la superficie de los

CA de la capa G3WBM de Yamazaki *et al.* 2015 (Fig. 3 y 4). Por el procedimiento de detección de información utilizado por Pekel *et al* (2016). De esta forma se detectan cuerpos a cielo abierto y sin vegetación por lo que no fue posible obtener información sobre la tercera categoría (suelos húmedos con vegetación acuática) considerada en la capa G3WBM de Yamazaki *et al.* (2015).

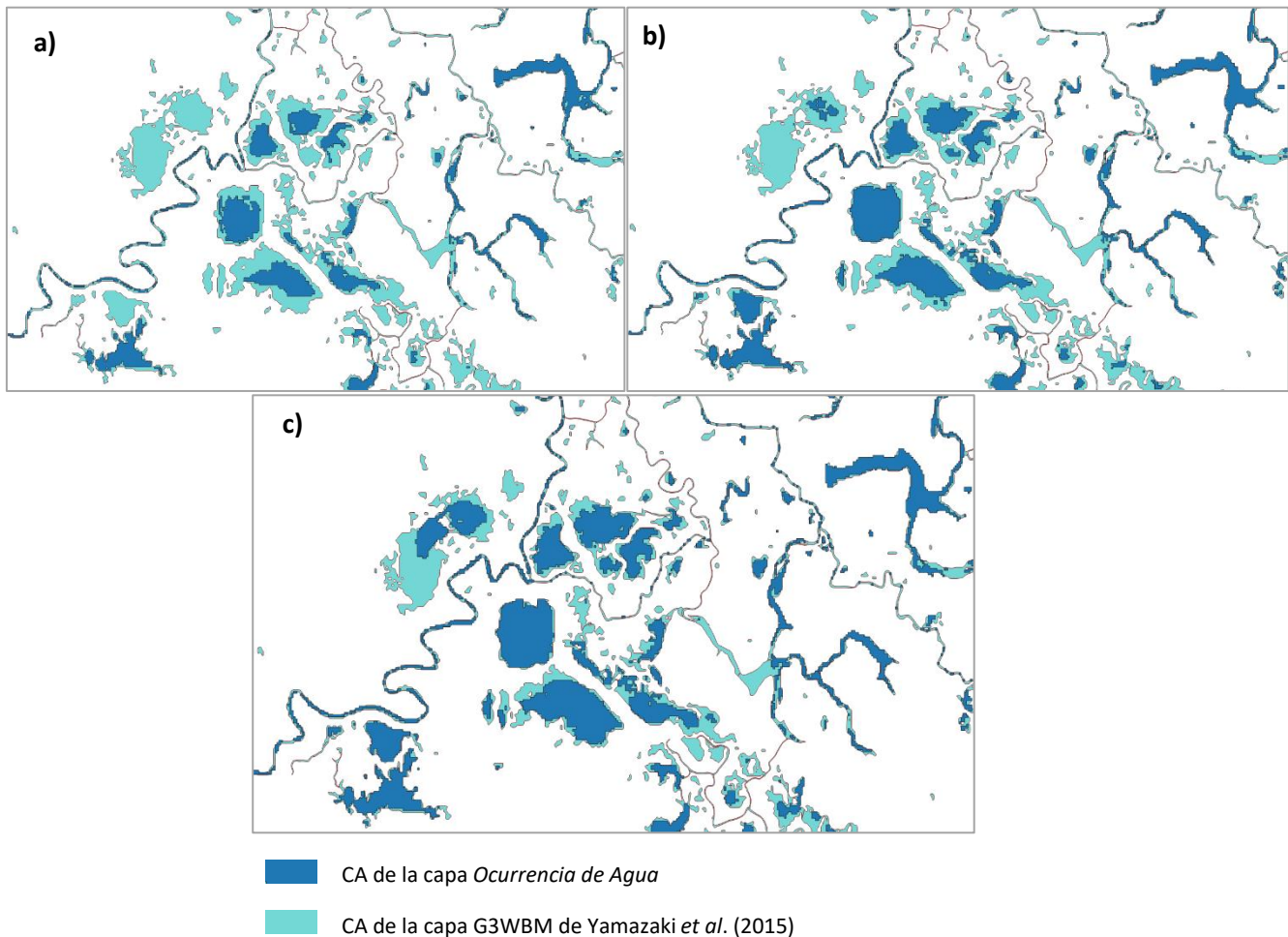


Figura 3. Comparación de los distintos rangos de porcentajes de frecuencia de presencia de agua para la clasificación de CP. a) Frecuencia del >70%; b) Frecuencia del >60%; c) Frecuencia del >50%.

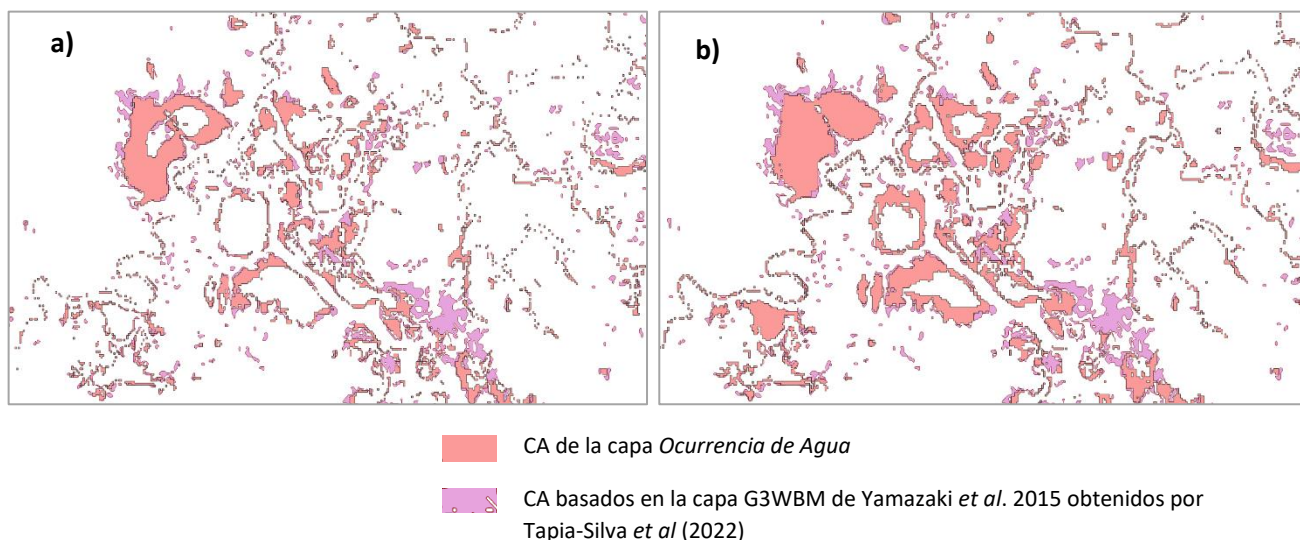


Figura 4. Comparación de los distintos rangos de porcentajes de frecuencia de presencia de agua para la clasificación de CT. a) Frecuencia del 15-50%; b) Frecuencia del 20-50%.

Se realizó la vectorización de la capa ráster y un doble suavizado de polígonos. Considerando la resolución espacial de las imágenes (30 x 30 m), se filtraron los polígonos con áreas menores a 9000 m². Para esto se agregó un campo a la tabla de atributos en el que se calculó el área de cada polígono y se extrajo una nueva capa con los polígonos mayores a 9,000 m².

Del procesamiento de esta capa sólo se obtuvieron CA no lineales, se integraron los ríos para dar conectividad a los CA. Para dicho procesamiento se utilizó la capa *G3WBM-Yamazaki2015* que contiene los polígonos de interés e información relevante previamente obtenida por Tapia-Silva *et al.* (2022) de la capa de CA del Simulador de Flujos de Agua de Cuencas Hidrográficas (SIATL 3.2) de INEGI.

Para integrar la información de los ríos, se seleccionaron los polígonos de CP de la capa en proceso que coinciden espacialmente con el curso de los ríos y que tienen un área menor a 500,000 m² (para evitar unir CA de mayor tamaño); se unieron ambas capas y se disolvieron los bordes. Tras este procesamiento los polígonos de los ríos resultantes ya no tienen los mismos límites de la capa *G3WBM-Yamazaki2015* (la CB que se usó antes de esta investigación) pues se consideró importante conservar los rasgos y extensión geográfica, así como los atributos obtenidos por Pekel *et al.* (2016). Una vez unidos los CP a los ríos, se

substrajeron los polígonos de la capa en proceso que interceptaban con la capa editada de ríos y se unieron ambas capas.

Además de contener los polígonos de los CA lineales, la capa *G3WBM-Yamazaki2015* contiene atributos de interés para esta investigación (TERMINO_GE, en el que se indica si se trata de un lago, laguna o ría, y el NOMBRE del CA). Para obtener dichos atributos se realizó una extracción de centroides de la capa *G3WBM-Yamazaki2015* y se unieron los atributos por coincidencia espacial a la capa en proceso.

Para delimitar los CA de estudio, se importó una capa de la Cuenca Grijalva con un buffer de 20 km y se extrajeron los polígonos que se encontraban dentro de este perímetro. Por último, se volvieron a filtrar los polígonos con área mayor a 9,000 m² y se exportó la capa resultante.

Con apoyo del programa QGis, se eliminaron manualmente los CA de la costa que eran remanentes del polígono de agua marina.

El procedimiento descrito se encuentra esquematizado en la figura 5.

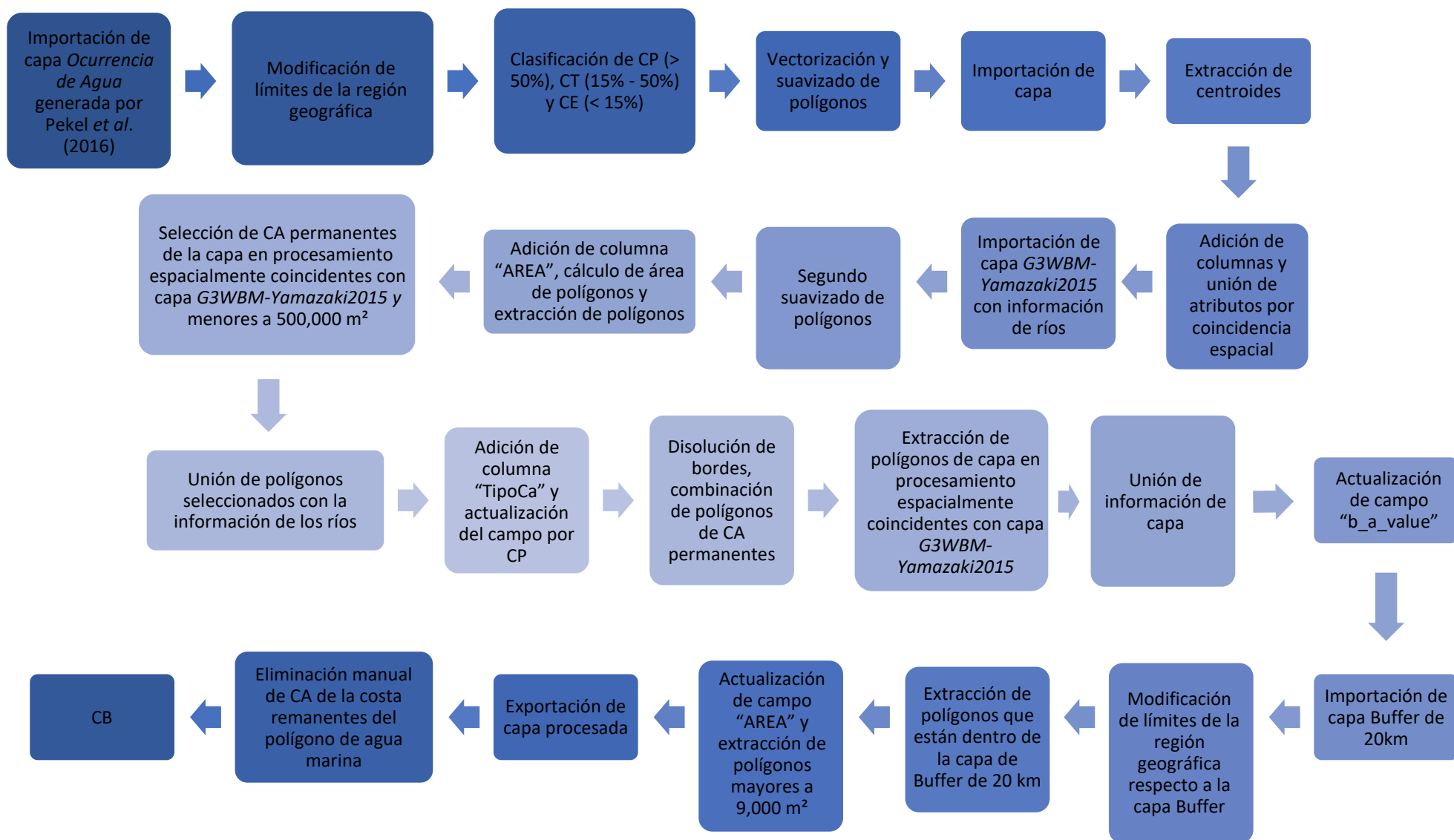


Figura 5. Diagrama de flujo de la metodología utilizada para la generación de la CB

3.2.2. Máscaras binarias agua no agua

Otro de los insumos utilizados fue un conjunto de imágenes Sentinel-1 obtenidas y procesadas previamente por López-Caloca *et al.*, (2020). Consistió en 36 capas, una por cada mes de cada año (2016, 2017 y 2018), a las que se les realizó una clasificación binaria agua / no agua; por lo que cada capa muestra los píxeles con información de presencia de agua.

López-Caloca *et al.* (2020) utilizaron técnicas de procesamiento SAR estándar. La etapa del preprocesamiento implicó la geocodificación del terreno utilizando un DEM, en este caso SRTM (30 m) para mejorar la calidad del SAR al disminuir las principales distorsiones geométricas causado por los efectos de la formación de imágenes de radar, y orientar la imagen con respecto al modelo geográfico del terreno, procedimiento conocido como corrección geométrica de terreno (GTC).

Para la clasificación de los datos de Sentinel-1 para obtener mapas binarios de agua / no agua se aplicó un análisis estadístico de las propiedades intrínsecas de texturas superficiales y un conjunto de descriptores estadísticos de la dependencia espacial de los valores de nivel de gris en la imagen. Se entrenó un algoritmo para la separación de clases agua / no agua mediante píxeles representativos de cada clase, se realizó la clasificación y la validación del proceso. Cada capa fue importada al programa Grass GIS, se ajustó la región y la resolución de la capa a 10m.

Todo el procedimiento descrito se encuentra esquematizado en la figura 6.

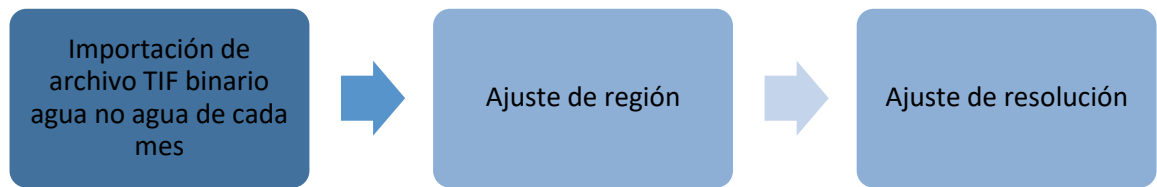


Figura 6. Diagrama de flujo de la metodología utilizada para la importación y uso de las máscaras binarias agua/no agua

3.3. Generación de Indicadores

3.3.1. Análisis de coincidencia espacial y generación de indicadores

Este procedimiento fue realizado en Grass Gis mediante modelos creados previamente por López-Caloca *et al.*, (2020). El único cambio realizado para estos modelos fueron las categorías de los CA pues en este estudio no se analizan los suelos húmedos y vegetación acuática, pero se consideran los CE.

Se rasterizó la CB desde su formato vectorial y se generaron tres capas, una de CP, una de CT y una de CE, en donde se extrajeron los diferentes tipos de CA a partir del campo *a_b_value* (CP=1, CT=2 y CE =3).

A continuación, se describe el modelo utilizado para el análisis de CP para cada uno de los 36 meses de periodo comprendido entre enero 2016 y diciembre de 2018.

Se realizó un análisis de coincidencia espacial pixel a pixel entre la CB y la máscara binaria agua/no agua del mes analizado, generando así una nueva capa de agua/no agua específica para CP detectados para ese mes (se inició con enero del año 2016). Si en la capa binaria del mes el pixel tenía el valor representativo de agua (agua=1, no agua=0), y en la CB correspondía a un CP, entonces el pixel marcaría agua, de lo contrario serían pixeles de no agua. Esto permitió filtrar los pixeles de cada mes correspondientes a agua, localizados sobre la superficie de CP definida en la CB.

La capa obtenida fue vectorizada y se le agregaron los campos vacíos para guardar los atributos perímetro, área, dimensión fractal e índice de desarrollo de costa. Luego se calcularon los indicadores de cada polígono, se exportaron los atributos como tabla separada por comas y se exportó la capa vectorial en formato GeoJSON.

A la tabla de atributos de la CB se le agregaron los campos vacíos perímetro, área, dimensión fractal, índice de desarrollo de costa, y los campos para calcular el porcentaje de los índices morfométricos de cada mes respecto a su valor en la CB (PerimPvsM, AreaPvsM, DfPvsM y DLCPvsM). Los campos fueron calculados para cada polígono (CA presente en la CB), este procedimiento fue efectuado una sola vez.

Se importó la tabla de atributos de la capa de CP del mes analizado y se realizó la unión (*join*) de dicha base de datos con la CB. Los campos utilizados para esta unión fueron cat para la CB y value para la capa mensual. Estos dos campos son identificadores de los polígonos y son coincidentes entre las dos capas, lo que permite que la unión de atributos se realice entre los mismos polígonos.

Se actualizaron los campos de los índices morfométricos respecto a la CB. Esta operación se hizo por CA (iniciando con los CP) y consistió en una división del valor de los indicadores morfométricos calculados para el mes analizado, entre los valores correspondientes registrados en la CB. Finalmente, se exportó como archivo GeoJSON la capa con los indicadores con respecto a la CB de todos los CA de un tipo particular (CP, CT o CE) para el mes analizado

Todo el procedimiento descrito se encuentra esquematizado en la figura 7.

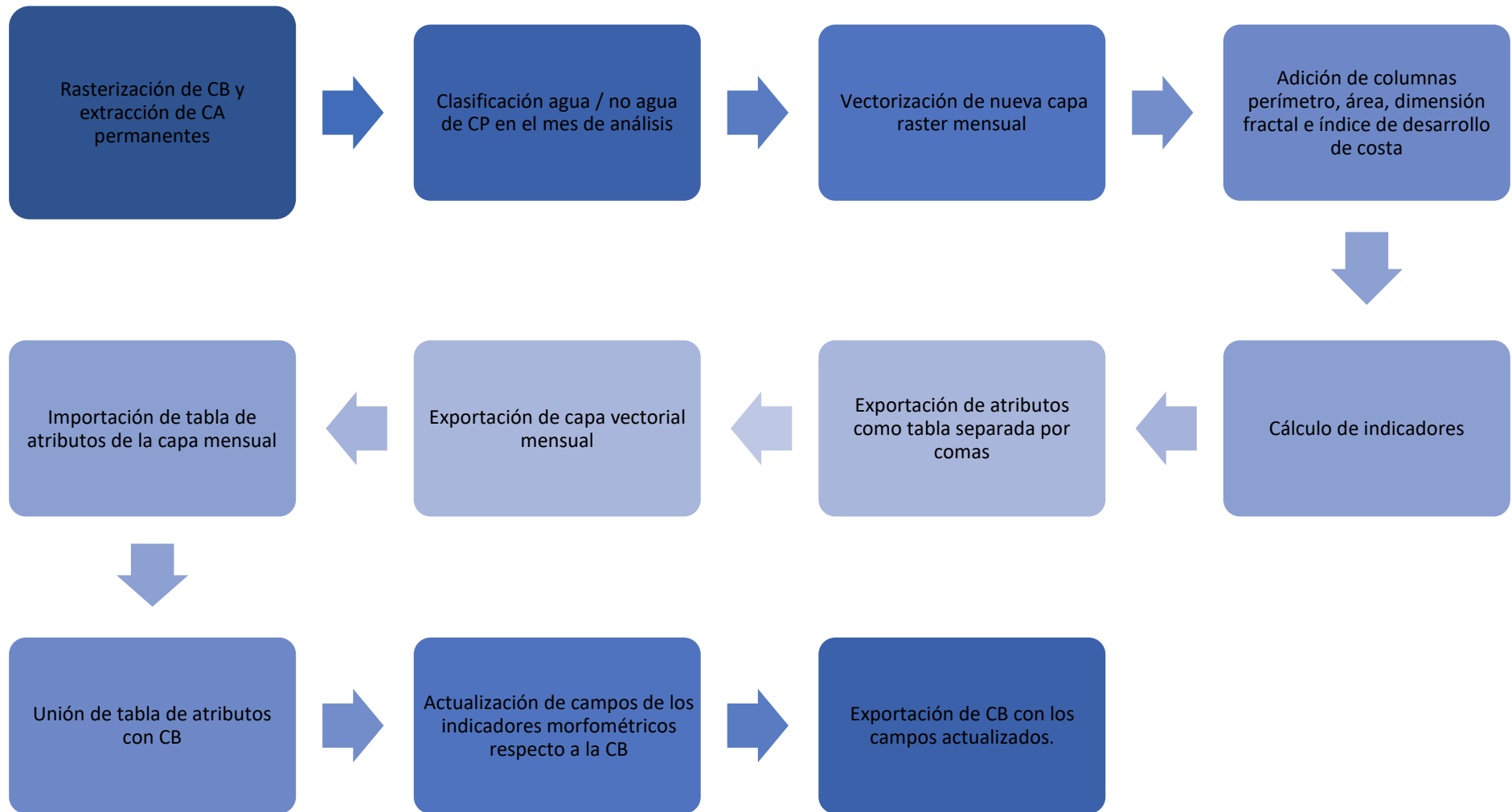


Figura 7. Diagrama de flujo de la metodología utilizada para el análisis de coincidencia espacial y generación de indicadores.

Preparación de capas para análisis posteriores

Mediante el procedimiento anterior se obtuvieron 36 capas de cada tipo de cuerpo de agua (108 capas) con los valores área, perímetro, dimensión fractal y desarrollo de línea de costa; así como 36 capas de cada tipo de cuerpo de agua (108 capas) con los indicadores calculados en referencia a la CB. Estos últimos contrastan los valores de la CB con los valores obtenidos mensualmente con las imágenes Sentinel-1.

Para preparar lo obtenido para análisis posteriores, las capas de los diferentes tipos de agua de cada mes se unieron mediante Grass Gis, obteniendo así 36 capas mensuales con los valores área, perímetro, dimensión fractal y desarrollo de línea de costa y 36 capas mensuales con los indicadores respecto a la CB.

Para las primeras 108 capas mensuales con los indicadores calculados para cada tipo de CA, se agregó a cada capa un campo que representaba el valor de su tipo de CA (CP=1, CT=2 y CE=3), para conservar esa información al momento de hacer la unión; posteriormente se utilizó el comando de GRASS GIS v.patch que se encarga de unir las capas vectoriales considerando también la tabla de atributos de cada capa; por último, se exportaron como archivo GeoJSON las 36 capas mensuales resultantes las cuales cuentan con la información de los tres tipos de CA. Este procedimiento se esquematiza en la figura 8.

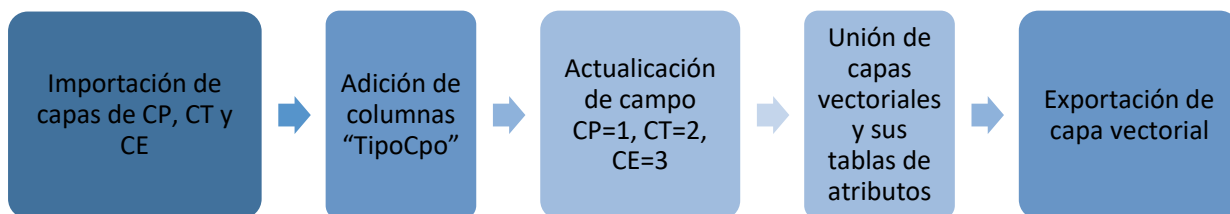


Figura 8. Diagrama de flujo de la metodología utilizada para unir capas mensuales con indicadores calculados.

Para las 108 capas con la información de la CB y el cálculo de indicadores respecto a la CB, no fue posible realizar la unión de los tres tipos de CA con el mismo procedimiento que las capas anteriores, pues cada capa contaba con su propia tabla de atributos, pero el tratarse de la CB contenían la información de los tres tipos de CA y al unirlos se triplicarían los datos. Para conservar únicamente la información de interés, se extrajeron en una nueva capa los CA que tuvieran el cálculo de indicadores, es decir los que fueron detectados para ese mes por tipo de CA; posteriormente se hizo la unión de las capas de los tres tipos de CA. Como resultado se obtuvieron 36 capas que se exportaron como archivo GeoJSON.

Por último, se unieron las 36 capas mensuales con los indicadores y todos los CA y se calculó el promedio de los indicadores. La unión fue realizada en QGis, mediante la función de uniones que ofrece el programa.

El procedimiento descrito se encuentra esquematizado en la figura 9.

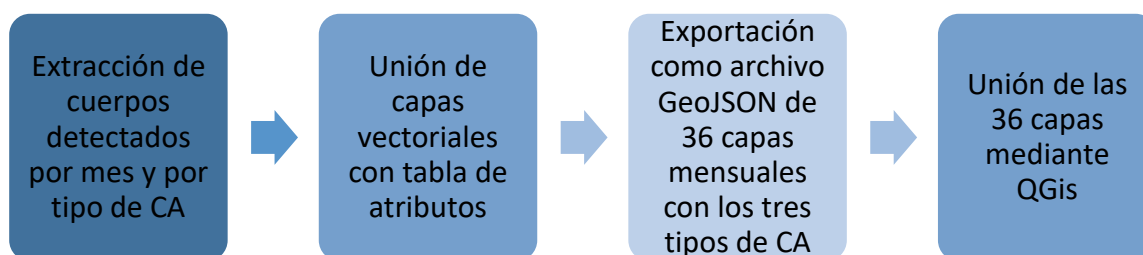


Figura 9. Diagrama de flujo de la metodología utilizada para unir las capas de los tres tipos de CA con información de la CB con el cálculo de indicadores por mes.

Obtención de inundaciones extraordinarias

Se considera inundación extraordinaria al excedente de los polígonos de las capas mensuales que no fue encontrado en la CB. Para identificarlas se rasterizó la CB que estaba en formato vectorial y mediante el comando de calculadora ráster (r.mapcalc) se realizó una comparación entre la CB rasterizada y la máscara binaria agua / no agua de cada mes, se

extrajeron en una nueva capa los CA que estaban presentes en el mes analizado pero no en la CB (Fig. 10).

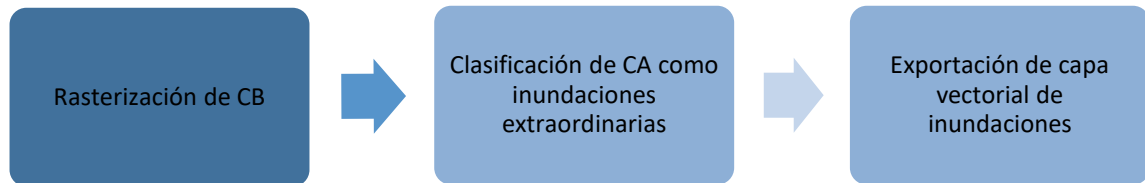


Figura 10. Diagrama de flujo de la metodología utilizada para la obtención de inundaciones extraordinarias.

En la figura 11 se muestra un diagrama de flujo con síntesis de la metodología utilizada para la obtención y procesamiento de la CA y los indicadores morfométricos. Además, en el Anexo I se presentan los códigos desarrollados de los modelos de Grass Gis utilizados para la obtención de los recursos de información.

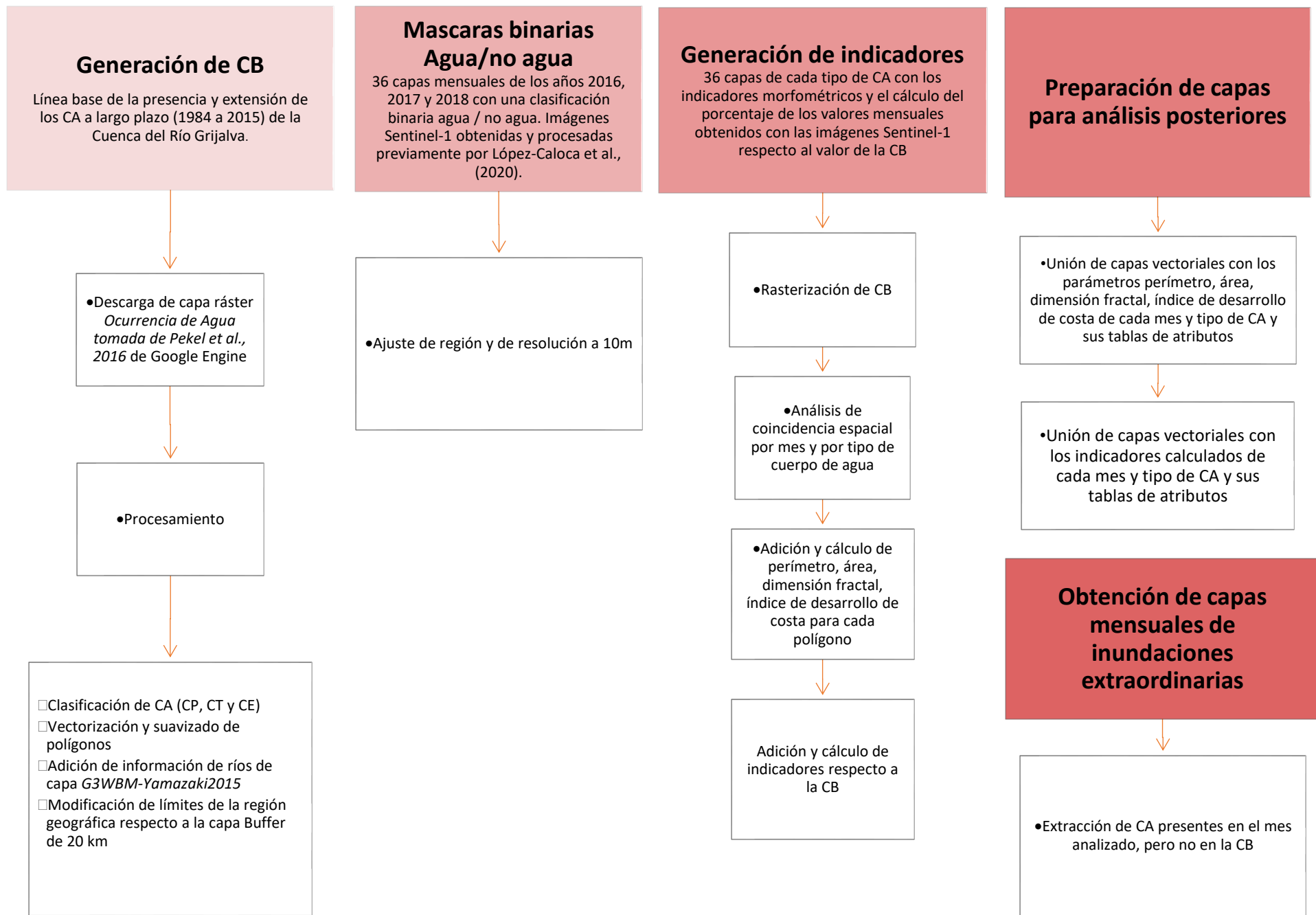


Figura 11. Diagrama de flujo de la síntesis de la metodología utilizada para la obtención de insumos.

3.3.2. Análisis geo visual

Para el análisis geo visual, se trabajó con el programa de Sistemas de Información Geográfica Qgis. Ocupando las capas mensuales con los tres tipos de cuerpo de agua y la CB, se realizó una comparación visual de la cobertura de los CA a través del tiempo y se analizaron casos representativos del comportamiento de los CA a lo largo del tiempo.

Como complemento, se utilizaron las capas de municipios de la cuenca del Grijalva, carreteras con dos o más carriles, localidades urbanas, las inundaciones extraordinarias de cada mes, y en algunos casos, la capa de Áreas Naturales Protegidas.

Se generaron análisis mensuales de cada indicador, así como análisis del comportamiento por estacionalidad, las temporadas lluvias de invierno (diciembre a febrero), estiaje (marzo y abril), lluvias tropicales (mayo a agosto) y lluvias de tropicales-invernales (septiembre a noviembre) de los tres años. Los periodos de las estaciones se establecieron de acuerdo con lo descrito para Tabasco por Arreguín *et al.* (2014)

Por último, se generaron mapas de las zonas con mayor cantidad de CA, en donde se refleja la información del promedio de los indicadores durante los tres años de evaluación.

3.3.3. Análisis estadístico

3.3.3.1.1. Análisis de indicadores

Se prepararon las bases de datos en Excel para que quedaran las columnas año, mes, estación, tipo de CA, y el valor de los indicadores área, perímetro, DF y DLC. Para las pruebas estadísticas se utilizaron los datos de cada polígono de cada tipo de CA registrado durante los 36 meses evaluados, y para la representación gráfica de los datos, se generaron bases con los promedios mensuales de los indicadores calculados mediante el complemento Group stats de Qgis.

Para los análisis estadísticos se utilizó RStudio. Se realizaron análisis exploratorios como una prueba de normalidad de Shapiro–Wilk a los valores de los indicadores, debido a que no presentaron una distribución normal se decidió usar análisis no paramétricos.

Dentro de los análisis exploratorios se realizaron histogramas para visualizar los datos de cada indicador, lo que reveló que el 75% de los CA está dentro de un rango de tamaño pequeño y el 25% restante tienen tamaños mucho mayores. Esta diferencia de extensión hizo evidente la necesidad de categorizar los datos para evitar y no perder de vista fenómenos importantes presentes en CA de menor tamaño y ausentes en los CA de grandes.

Se utilizó el modelo de agrupamiento de K-Medios para analizar los datos y clasificarlos de acuerdo con sus semejanzas. Con este modelo se agrupan los datos en K conjuntos definidos por un centroide, para definir la cantidad óptima de conjuntos, uno de los métodos más utilizados es el método del codo, el cual busca que el número de grupos explique la mayor parte de la varianza en los datos (Bruce *et al.*, 2022). Los CA fueron categorizados por su tamaño como chicos: – - 10,000,000.00, medianos: 10,000,000.0– - 55,000,000.00 y grandes: 55,000,000.0– - 460,000,000.00. En la tabla 1 se presenta el número de CA que se registraron en la CB, para cada año y en cada una de las categorías de tamaño.

Tabla 1. Número de CA registrados

Año	CA totales	Chicos	Medianos	Grandes
CB	292,956	292,716	192	48
2016	135,859	135,631	180	48
2017	131,566	131,352	169	45
2018	128,833	128,613	172	48

Para evaluar la diferencia entre los tres tipos de CA, la diferencia entre los años 2016, 2017 y 2018 y las diferencias entre las estaciones se realizaron pruebas de Kruskal Wallis para definir la significancia y la prueba de Wilcoxon para comparar entre grupos y definir cuál de ellos era el diferente. Para facilitar la visualización de los datos, se realizaron gráficas de líneas y diagramas de caja y bigote de los promedios mensuales de cada indicador por tipo y tamaño de CA, y unas más considerando la estacionalidad.

En las gráficas de líneas se añadieron líneas de tendencia, para definir si la tendencia de los indicadores era significativa se realizó un modelo lineal generalizado (GLM) y una regresión lineal ordinaria únicamente para visualizar la r^2 .

Para en análisis de la correlación entre el área y la precipitación, se realizaron gráficas de líneas y un análisis de autocorrelación con retardo para comparar las series de tiempo del promedio de área respecto a la CB de cada tipo y tamaño de CA vs. Las lluvias registradas.

El procedimiento descrito se encuentra esquematizado en la figura 12.

3.3.3.2. Análisis de series tiempo

Se prepararon las bases de datos en donde se incluyeron las columnas con los valores de los 4 indicadores respecto a la CB. Las bases fueron guardadas en archivos CSV de Excel y fueron analizadas con RStudio. Se realizaron gráficas de líneas del promedio mensual en porcentaje respecto a la CB de cada indicador durante los tres años analizados y por tipo y tamaño de CA, así como gráficas de caja y bigote que engloban los tres años (Fig. 12).

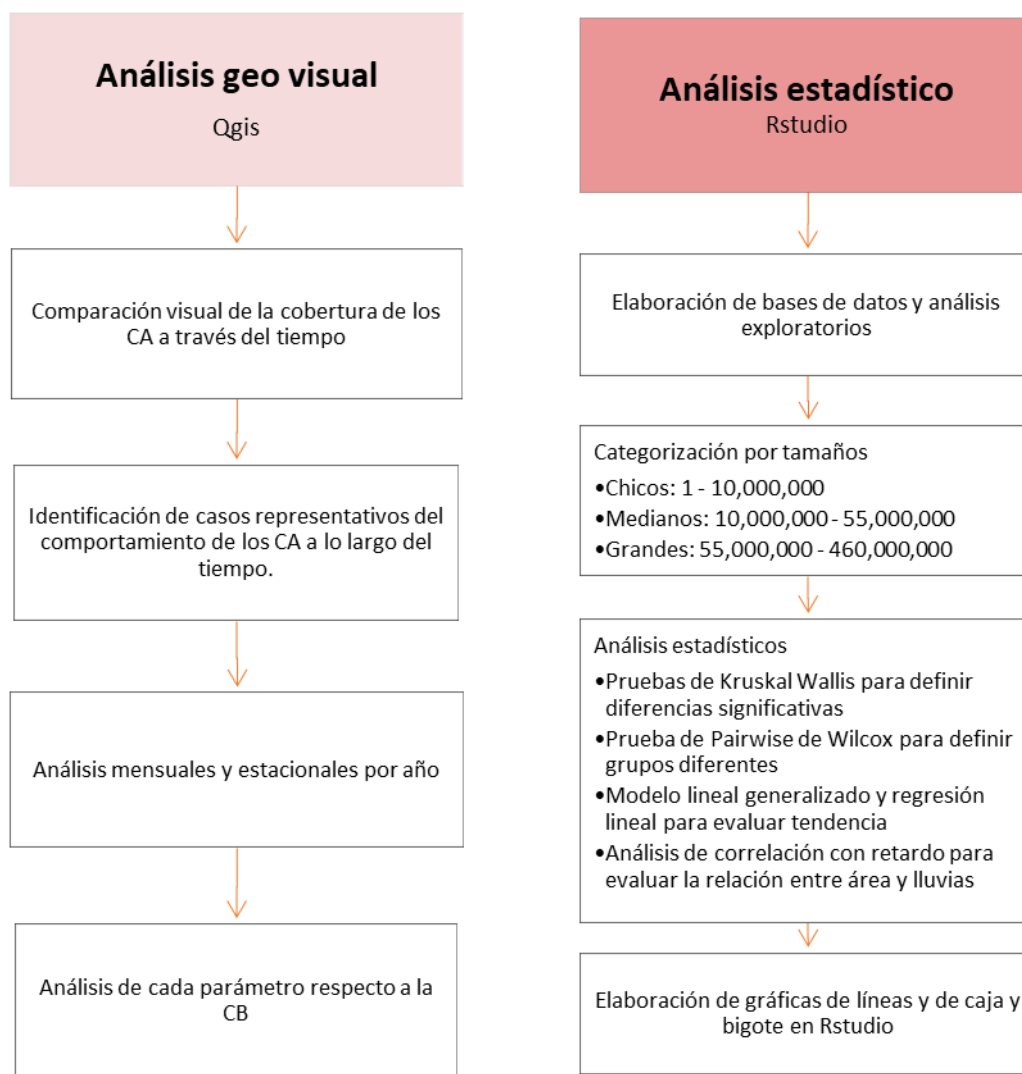


Figura 12. Diagrama de flujo de la síntesis de la metodología utilizada para para el análisis geo visual y estadístico.

4. Resultados

4.1.1. Análisis geo visual de CA particulares

En este apartado, se presentan los resultados de un análisis geo visual de la cobertura de algunos casos interesantes de CA durante el periodo de estudio de 2016 a 2018. Con la información obtenida, este tipo de análisis puede ser replicado para cualquier otro caso de interés. Con la finalidad de que sean fácilmente localizados los casos de CA en los que se detectaron cambios respecto a las CB durante los años evaluados, en la figura 13 se presenta un acercamiento de la zona con mayor número de CA de la cuenca Grijalva con los nombres de los CA de interés.

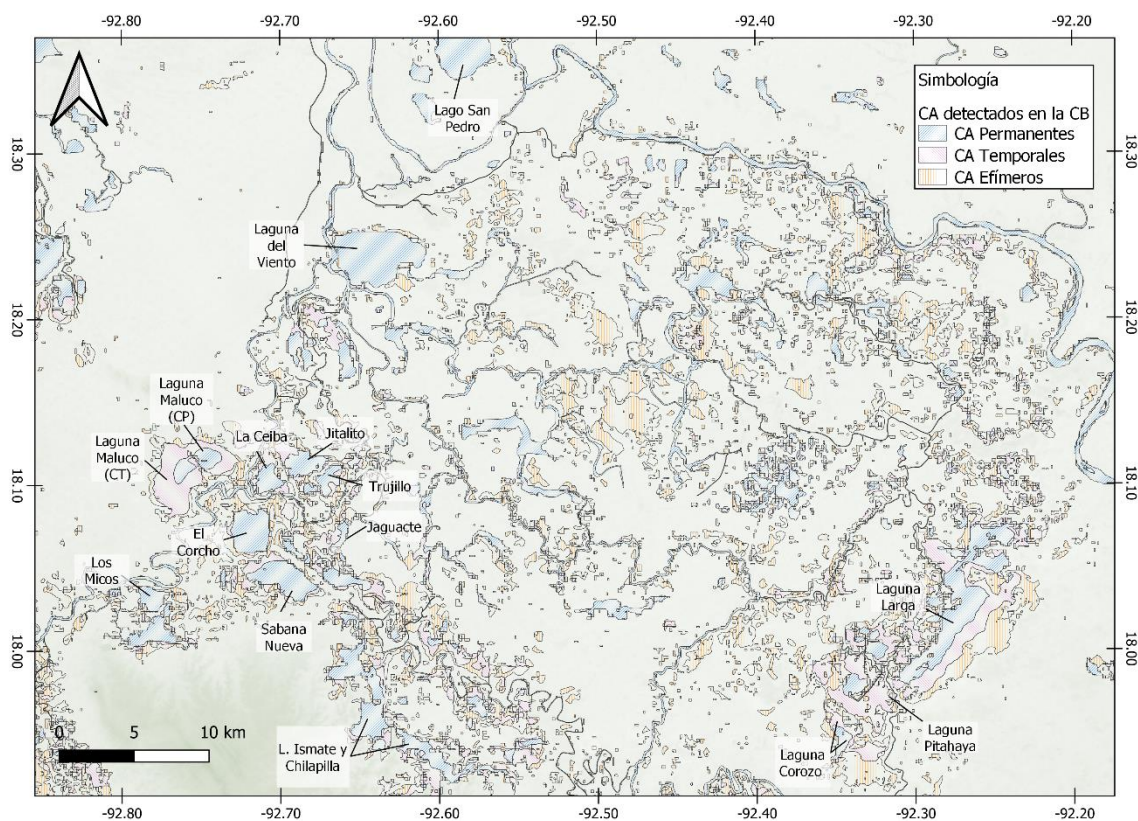


Figura 13. Acercamiento de la cuenca Grijalva con nombres de CA de interés por sus cambios detectados respecto a la CB a través de los años 2016 a 2018.

Los CA registrados durante los años 2016 a 2018 se presentan en las figuras 14 a 17 con los colores azul para los CP, rosa para CT y amarillo para los CE. Para lograr su comparación con la superficie que cada CA ocupa en la CB, se contrasta esta capa en los colores mencionados previamente para cada tipo de CA, pero con un patrón de líneas.

Para la serie analizada del año 2016 (Fig.14), la laguna Maluco es uno de los CA que cambia notablemente durante los distintos meses del año 2016. Este CA es un caso de interés ya que en la CB está considerada como CP, sin embargo, la superficie permanente se mantiene únicamente siete meses del año, durante cuatro meses desaparece en su totalidad y en el mes de diciembre se mantiene solo una parte.

Durante el 2016, a excepción de la laguna Maluco, todos los CP observables en la ventana de acercamiento de la figura 14, se mantienen presentes durante todos los meses. Se observan diversos CT alrededor de El Corcho y Jaguacte que están presentes durante todo el año. Solo una porción de los CT que rodean a la laguna Maluco se encuentra presente en los primeros seis meses del año, a partir de julio desaparecen por completo.

Solo en los primeros dos meses del año se observan pocos CE alrededor de la laguna el Corcho, pero prácticamente todos los CE registrados en la CB están ausentes en todo el año 2016. Se observan muy pocas y pequeñas zonas coloreadas en rojo las cuales representan las inundaciones extraordinarias.

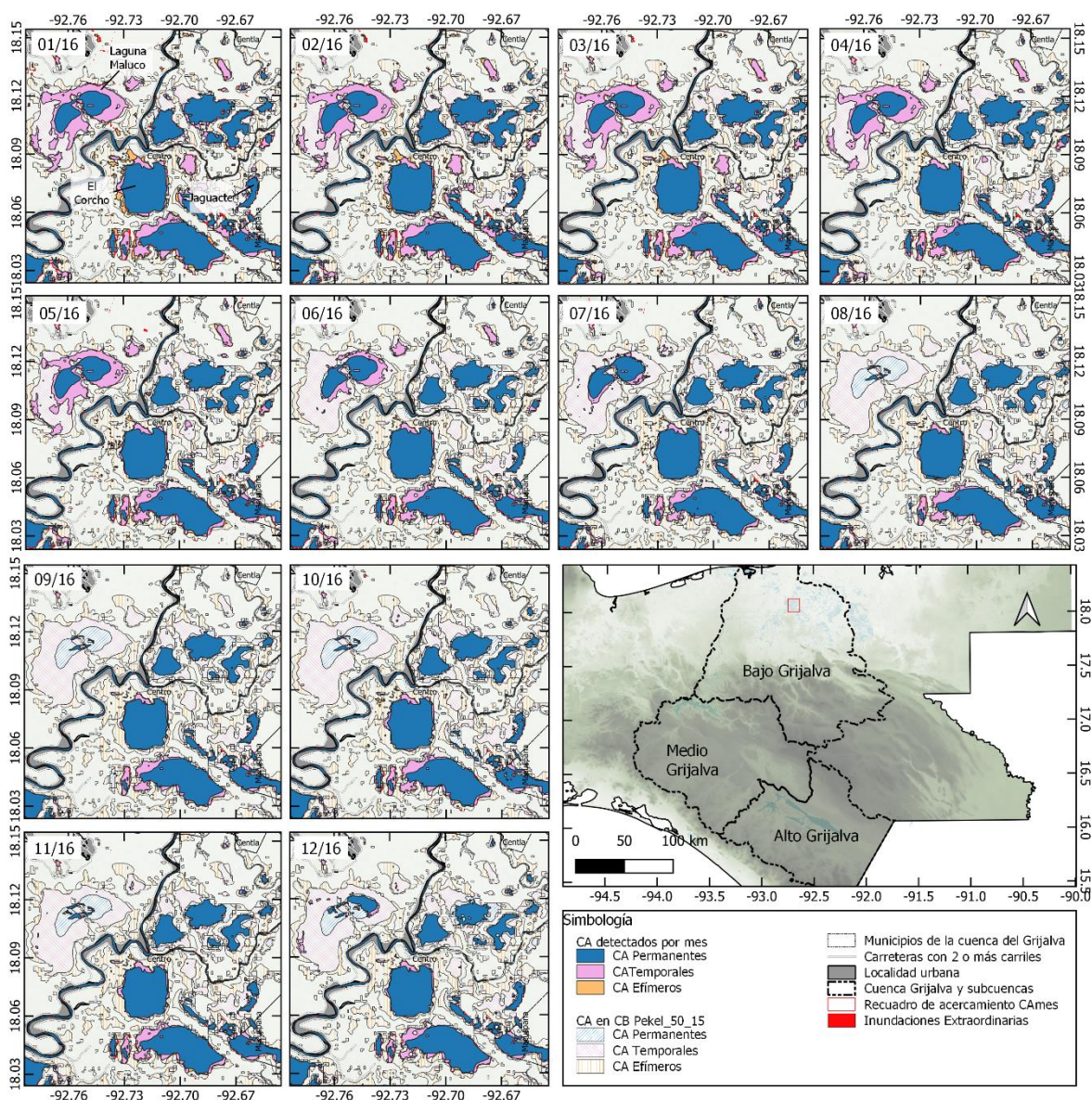


Figura 14. Seguimiento mensual del 2016 de los cambios en extensión de CA e inundaciones extraordinarias de la zona con mayor concentración de CA de la cuenca Grijalva.

Durante el año 2017 (Fig.15), la laguna Maluco fue aún menos estable que el año anterior. En ninguno de los meses cubre la superficie de la CB en su totalidad. En este año, la laguna Jitalito, laguna Los Micos, la laguna Trujillo y Jaguacte, que eran considerados CP y en el 2016 estuvieron presentes durante todos los meses, perdieron toda o parte de su superficie durante la mayoría de los meses. Los únicos CP que mantuvieron su cobertura durante todos los meses fueron en Corcho, La Ceiba y Sabana Nueva.

Los CT que se habían visualizado a los alrededores de Sabana Nueva, El Corcho y Jaguacte en algunos meses del 2016 ya no están presentes, y los CT que forman parte de la laguna Maluco no se presentan en ninguno de los meses. No se visualizan CE y hay muy pocos puntos rojos que señalan inundaciones extraordinarias.

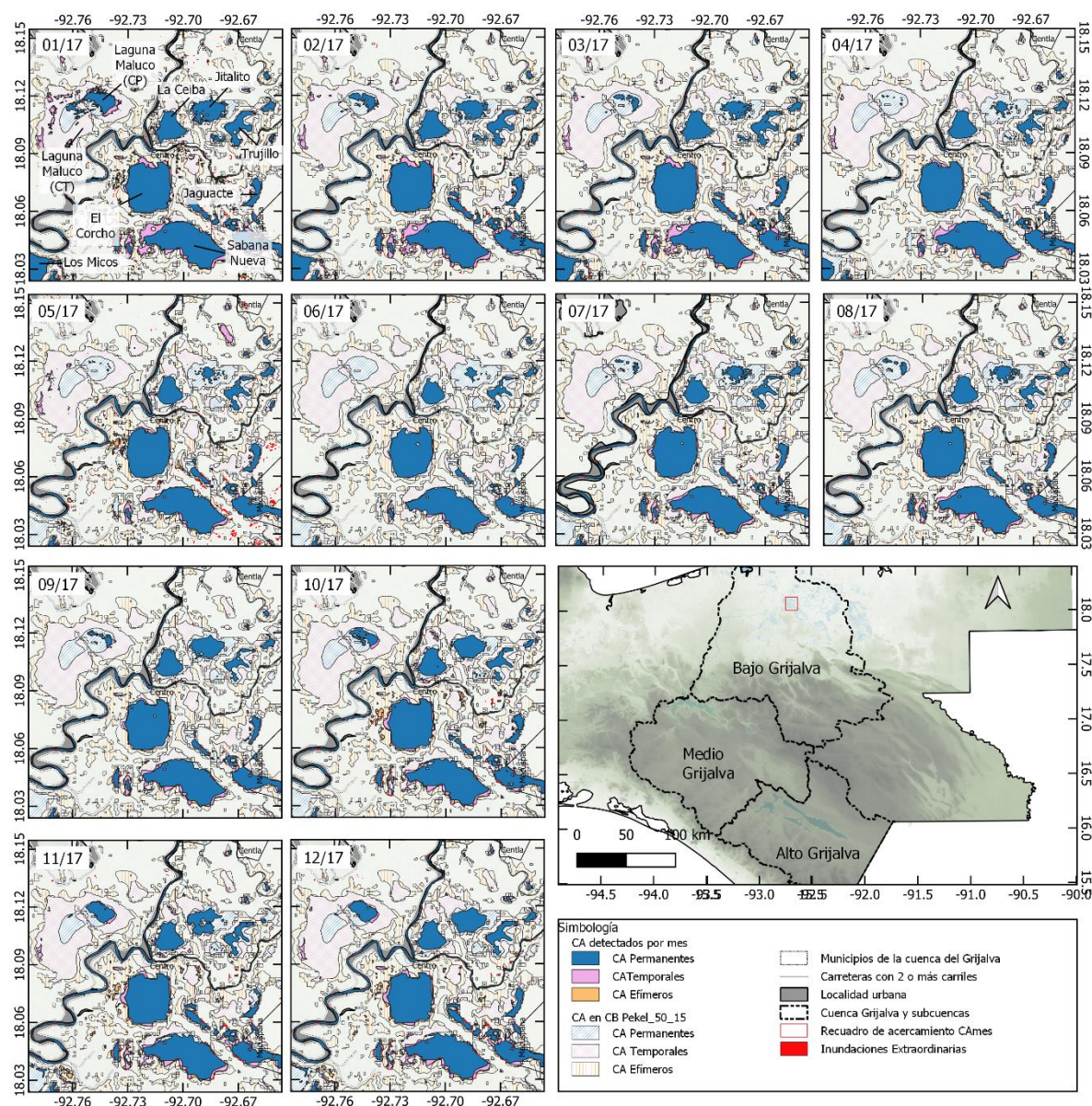
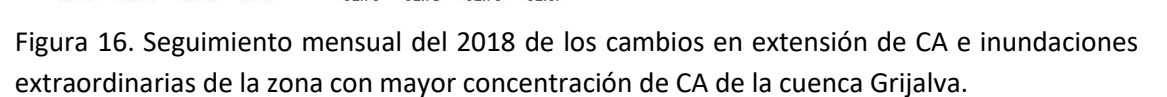


Figura 15. Seguimiento mensual del 2017 de los cambios en extensión de CA e inundaciones extraordinarias de la zona con mayor concentración de CA de la cuenca Grijalva.



Análisis por estaciones

En cuanto al análisis geo visual realizado para las diferentes estaciones del año, en la figura 17 se presentan los meses más representativos de las temporadas lluvias de invierno (diciembre a febrero), estiaje (marzo y abril), lluvias tropicales (mayo a agosto) y lluvias de tropicales-invernales (septiembre a noviembre) de los tres años. No se observa una relación visual de la estación con la presencia y tamaño de los polígonos de los CA. Por ejemplo, en la temporada de estiaje se esperaría observar la menor cantidad y extensión de CA, sin embargo, esta característica se observa hasta la siguiente temporada, lo que podría indicar un efecto retardado de los fenómenos meteorológicos en los CA. Este aspecto de la influencia retardada de las lluvias sobre el área de los CA se aborda en la sección correspondiente (pág. 106)

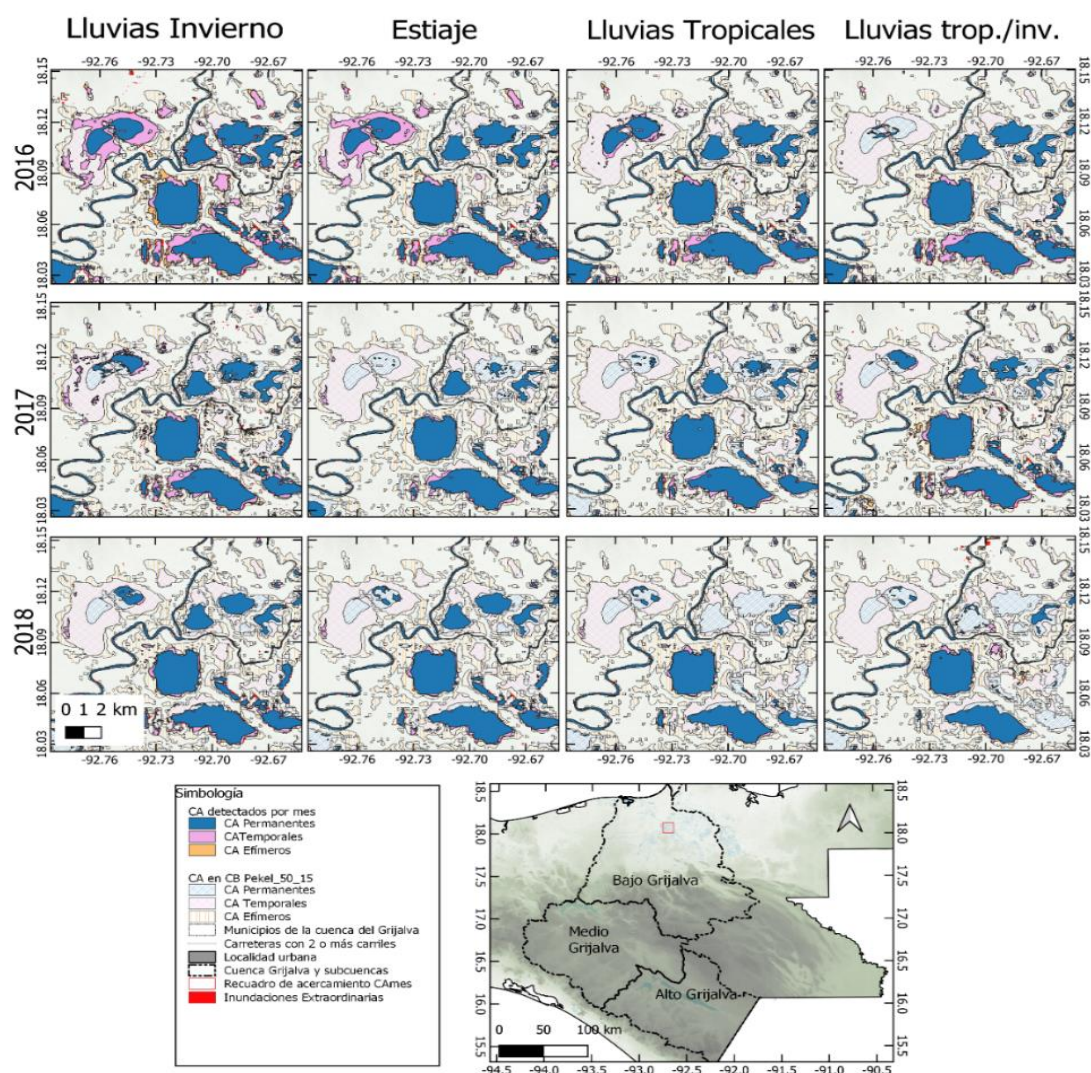


Figura 17. Seguimiento por temporada de 2016 a 2018 de los cambios en extensión de CA e inundaciones extraordinarias de la zona con mayor concentración de CA de la Cuenca Grijalva.

4.1.2. Análisis geo visual de los indicadores morfológicos con valores referidos a la capa base

Área

Se presentan los resultados del seguimiento mensual del porcentaje de los indicadores morfológicos de los CA respecto a la CB durante los años 2016 a 2018, para identificar cuánto de lo registrado se ha conservado tomando como referencia lo establecido en esa capa.

Para el caso de indicador de área, se eligió la zona de la cuenca con mayor concentración de CA y para mayor expresividad de las figuras correspondientes (18 a 20), se colorearon los CA dependiendo el porcentaje de área que conservaron: del 80 al 100% del área registrada en la CB están coloreados con azul, del 60 al 80% de verde, del 40 al 60% de amarillo, del 20 al 40% de naranja y los que tienen un porcentaje menor al 20% se colorearon de rojo. Se colorearon de azul claro los CA de la CB para identificar visualmente los CA que estaban registrados en la CB, pero no aparecen detectados en el registro mensual correspondiente. En las figuras se incluyeron capas espaciales complementarias como municipios, asentamientos humanos, carreteras y el contorno de la cuenca Grijalva.

En la figura 18 se muestra el análisis mensual del 2016. En éste volvió a sobresalir la laguna Maluco pues fue uno de los CA que mostraron una cobertura respecto a la CB menor al 60% en los primeros cinco meses, menor a 40% en el sexto mes y menor al 20% en los meses restantes. Los CA La Ceiba y Jitalito, que también son considerados CP mostraron un porcentaje menor al 80% en al menos cinco meses y en el caso del Jitalito hubo un mes con menos del 60%. Los ríos, que también son considerados CP, mostraron porcentajes del 40 al 60% en todos los meses del año.

La laguna Pitahaya y Corozo, son considerados CT y en todos los meses estuvieron en los rangos más bajos de porcentaje respecto a la CB.

A excepción de los meses mayo y julio, se observaron muchos CA en la CB que no aparecieron en los registros del año 2016, muchos de ellos son considerados CE.

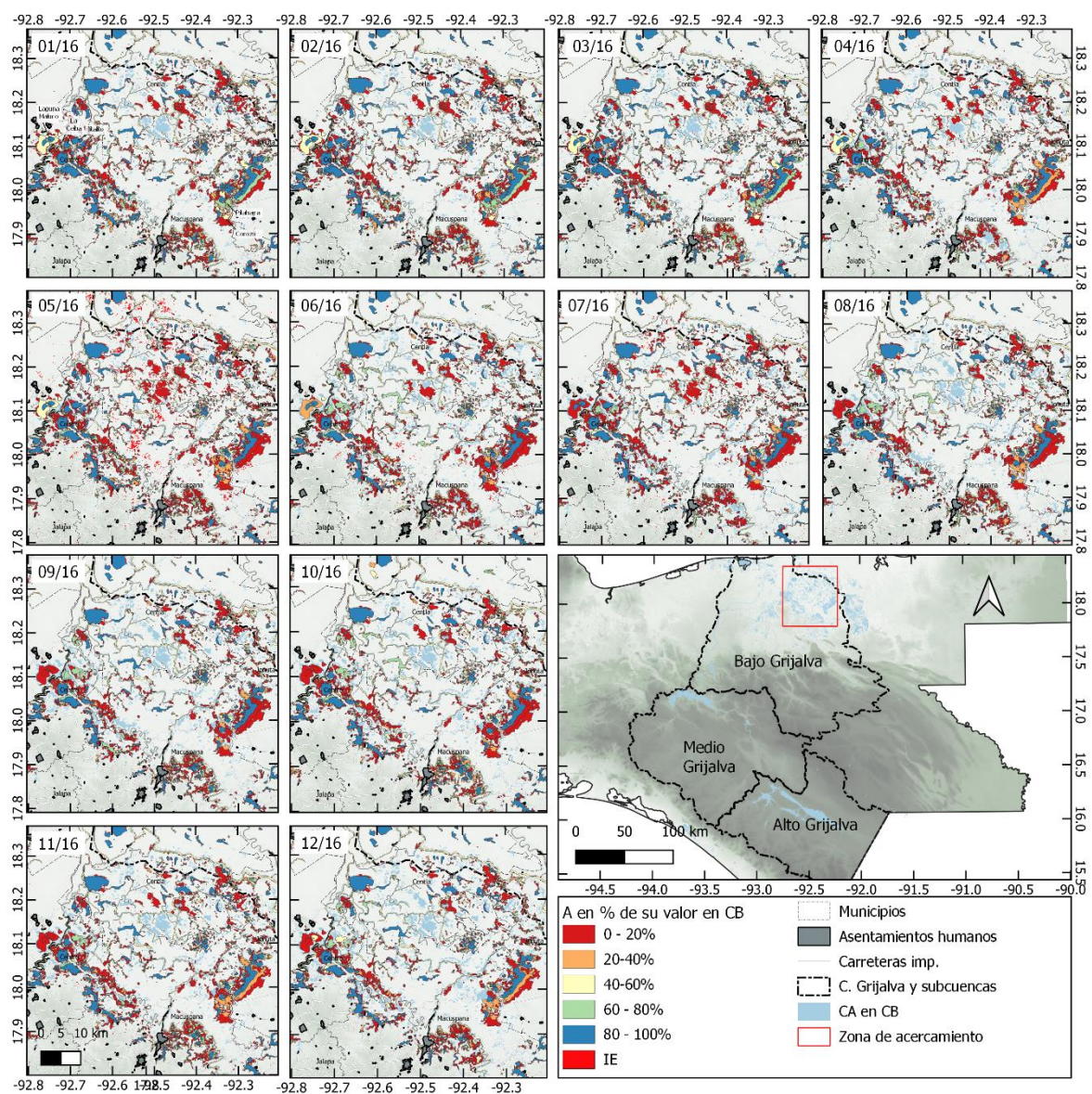


Figura 18. Seguimiento mensual del 2016 del área de los CA respecto a la CB, en la zona con mayor concentración de CA de la cuenca Grijalva.

Para el 2017 (Fig. 19), la laguna Maluco mostró porcentajes menores al 20% respecto a la CB en once meses del año y en junio desapareció en su totalidad. La Ceiba aumentó el número de meses con el 80% de cobertura y en un mes redujo a porcentajes menores al 60%; Jitalito mostró mayor pérdida pues en tres meses tuvo menos del 40% de cobertura y en tres meses, menos del 20%.

Los ríos siguieron mostrando porcentajes del 40 al 60% en todos los meses del año y algunos CP que se habían mantenido en el mayor rango de porcentaje como Laguna Larga, Laguna Ismate y Chilapilla, mostraron porcentajes menores a 80% en al menos cinco meses.

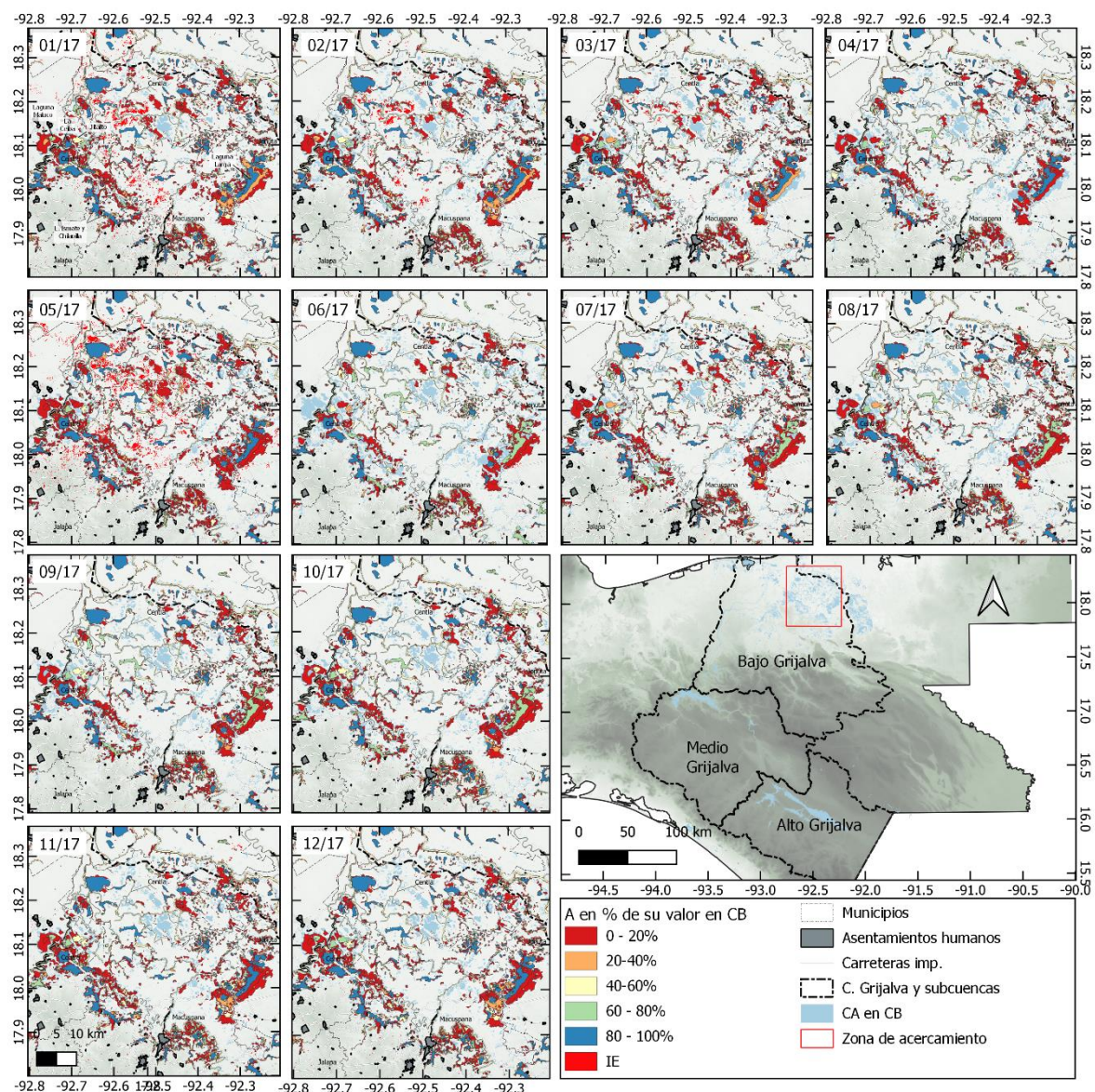


Figura 19. Seguimiento mensual del 2017 del área de los CA respecto a la CB, en la zona con mayor concentración de CA de la cuenca Grijalva.

Entre 2016 y el 2017 se observaron cambios pequeños de la superficie de los CA. Sin embargo, para 2018, la pérdida paulatina se hizo evidente. Para este año muchos de los cuerpos mencionados

anteriormente, alcanzaron el rango de porcentaje más bajo respecto a la CB y algunos de ellos desaparecieron totalmente en al menos tres meses como se puede apreciar en la figura 20.

Durante once meses de este año, la laguna Maluco tuvo un porcentaje menor al 20% de superficie respecto a la CB, y en cinco de ellos desapareció una parte de la laguna que está considerada como CP en la CB. La Ceiba y Jitalito desaparecieron por completo de julio a septiembre y presentaron porcentajes bajos en los meses restantes. Los ríos siguieron mostrando porcentajes del 40 al 60% en todos los meses del año.

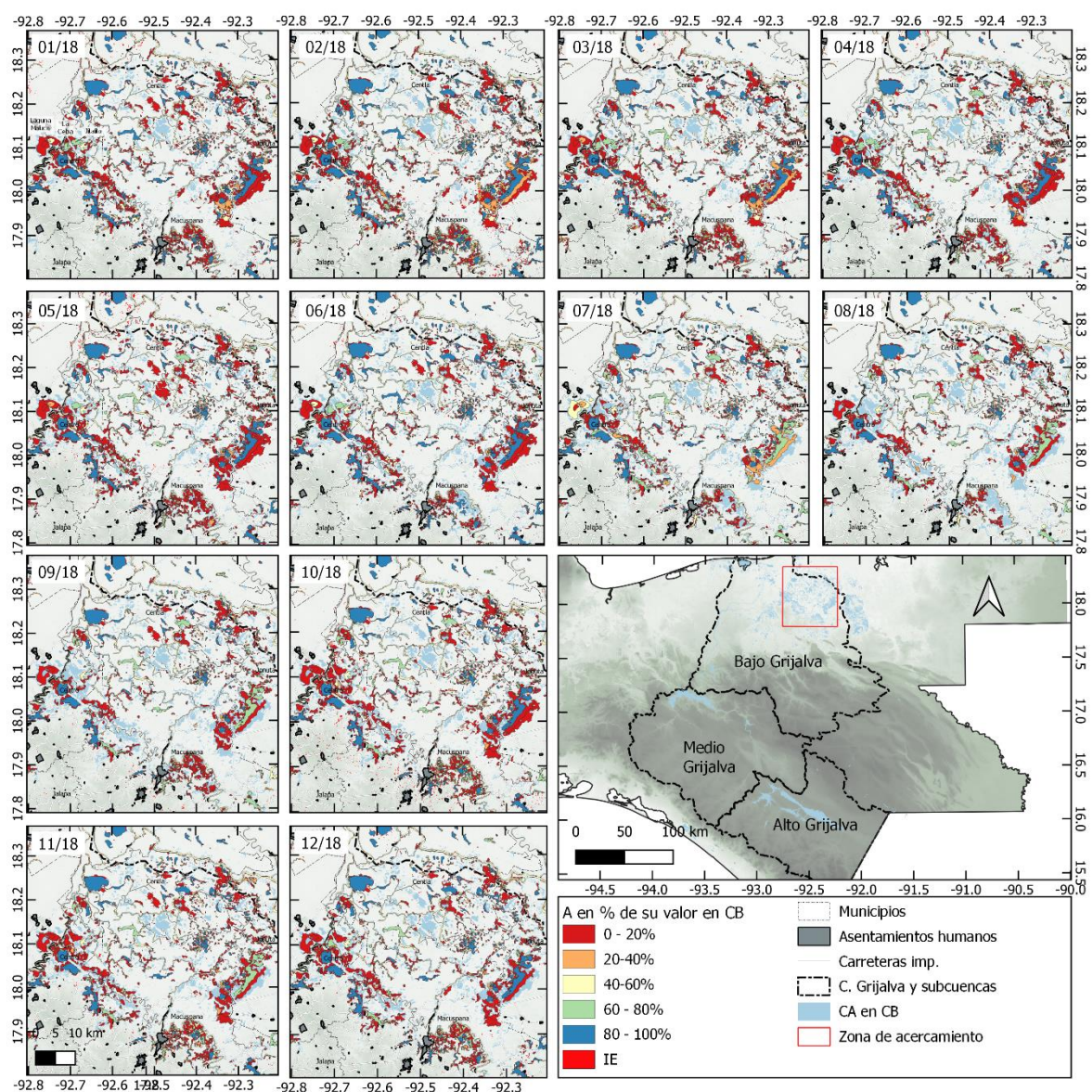


Figura 20. Seguimiento mensual del 2018 del área de los CA respecto a la CB, en la zona con mayor concentración de CA de la cuenca Grijalva.

Los resultados del análisis realizado de los promedios del área en porcentaje respecto a la CB de cada uno de los CA, para todos los meses del periodo del estudio (2016 a 2018), se indican en las figuras 21 a 23 con colores rojo para CA con porcentajes respecto a la CB del 0 al 20%, naranja del 20 al 40%, amarillo del 40 al 60%, verde del 60 al 80% y azul del 80 al 100%. Además, en esas figuras se incluyeron capas espaciales complementarias como límites municipales, delimitación de ANPs, asentamientos humanos, carreteras y el contorno de la cuenca Grijalva.

En el caso de los CP (Fig. 21), predominaron los colores azules y verdes, lo que sugiere estabilidad en los CA pues los porcentajes de área respecto a la CB fueron del 60 al 100%. La laguna Jitalito y la mayoría de los ríos presentaron porcentajes del 40 al 60%. La laguna Maluco fue el CA con menor porcentaje (20 al 40%) y en la esquina inferior derecha se localizó una porción de río con porcentaje menor al 20%. Se observó que los CA que están dentro del ANP Pantanos de Centla estaban más conservados que los que no están en área protegida.

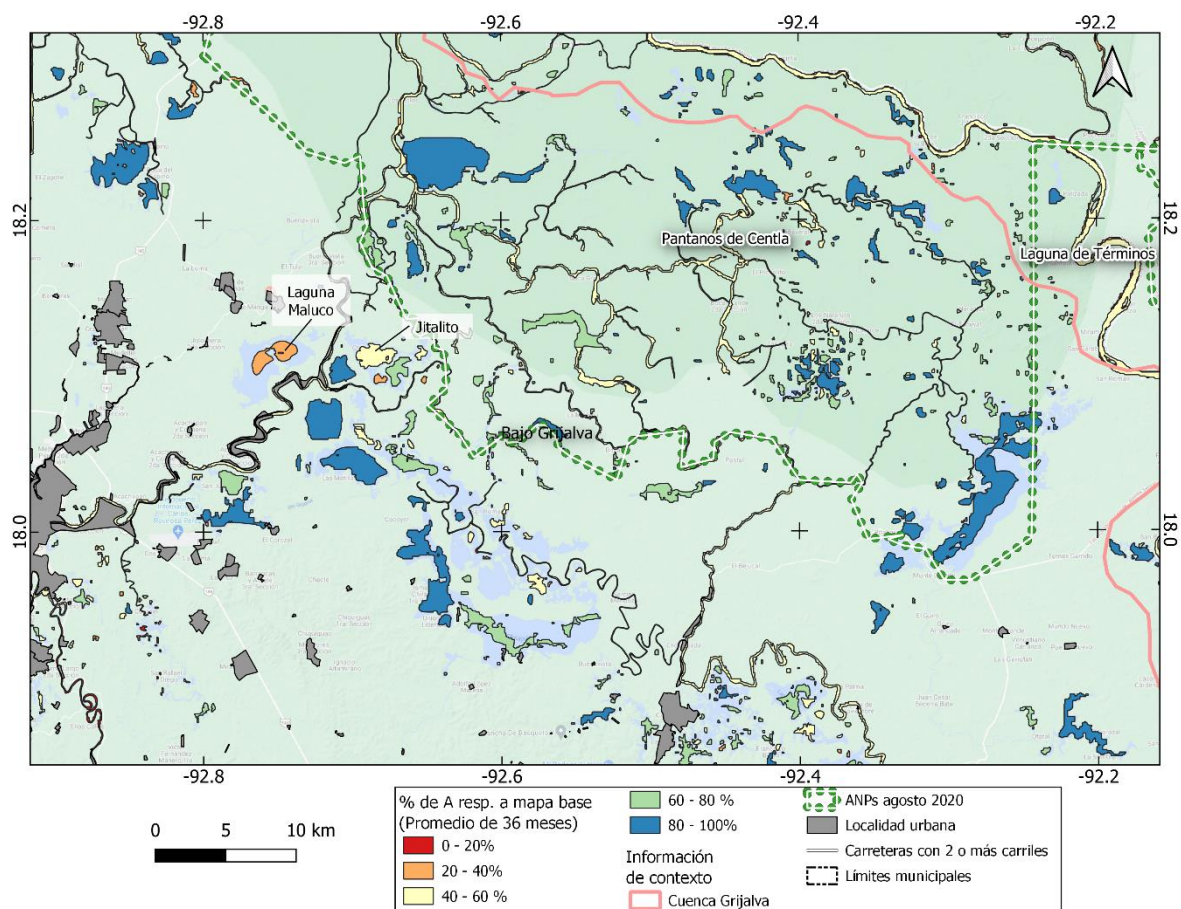


Figura 21. Porcentaje promedio del área de los CP de los años 2016 a 2018 con respecto a la CB.

En la figura 22 se muestran los CT, a diferencia de los CP, en este caso predominaron los colores rojos y naranjas, es decir, menores porcentajes de área respecto a la CB (0 al 20% y 20 al 40%). Se observaron algunos CT en amarillo (40-60%) y solo un pequeño CA arriba del Corcho que tuvo porcentajes del 80 al 100%.

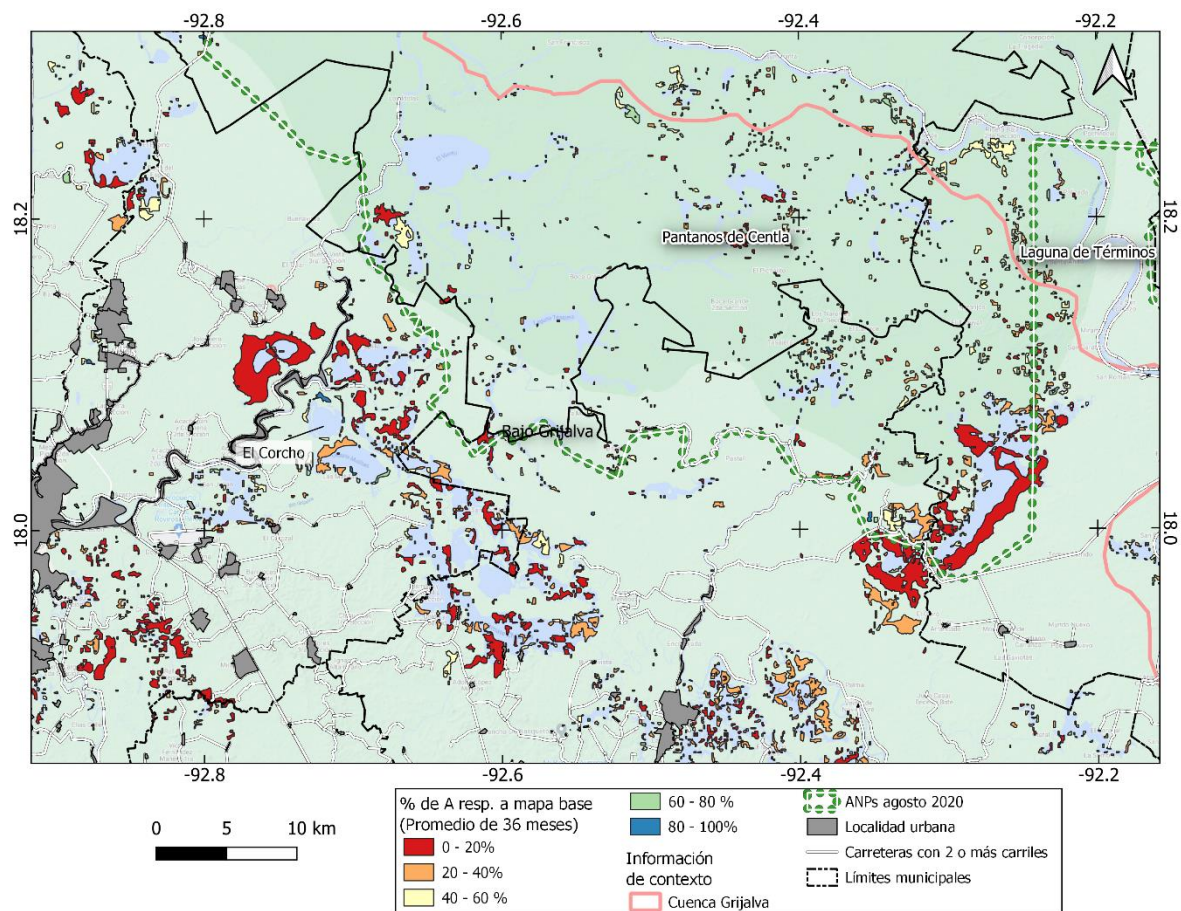


Figura 22. Porcentaje promedio del área de los CT de los años 2016 a 2018 con respecto a la CB.

En la figura 23 se incluyen los CE, algunos cuerpos que se encuentran rodeando a la laguna El Corcho tuvieron promedios entre el 20 y el 60, y todos los demás CA fueron coloreados de rojo (0-20%).

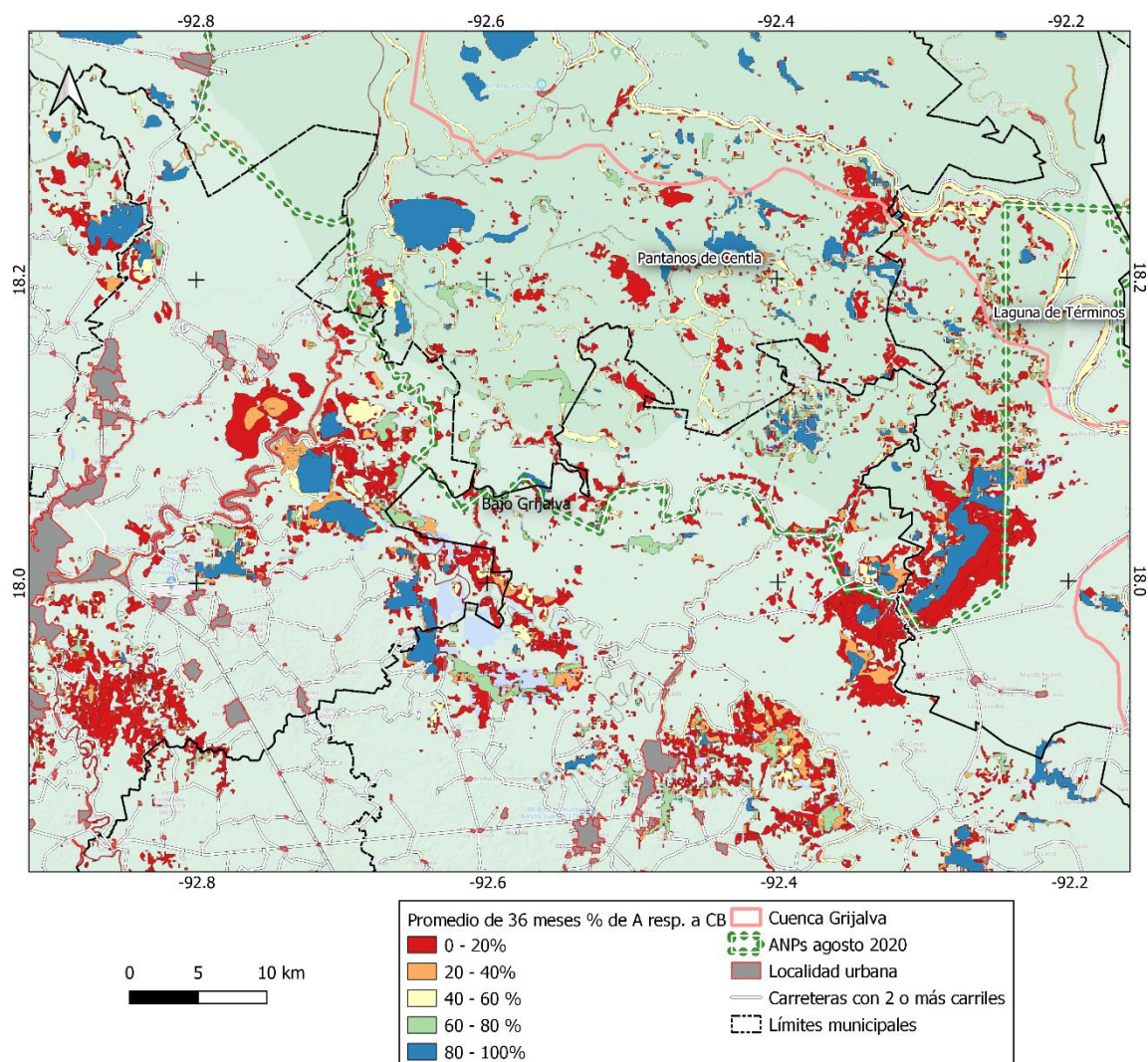


Figura 23. Porcentaje promedio del área de los CP, CT y CE de los años 2016 a 2018 con respecto a la CB.

Perímetro

Con las figuras 24 a 26, se presentan los resultados del seguimiento mensual del porcentaje de perímetro de los CA respecto a la CB durante los años 2016 a 2018 en la zona de la cuenca con mayor concentración de CA. Los CA se colorearon de rosa si su perímetro fue mayor al 160% respecto a la

CB, del 120 al 160% fueron coloreados de amarillo, del 80 al 120% de azul, del 40 al 80% de naranja y del 1 al 40% se colorearon de rojo. Para identificar visualmente los CA que estaban registrados en la CB, pero no aparecen en el registro mensual, se colorearon de azul claro, por último. En las figuras se incluyeron capas complementarias como municipios, asentamientos humanos, carreteras y el contorno de la cuenca Grijalva.

En la figura 24 se observó que los CT de la laguna Maluco estuvieron en constante cambio durante 2016. En los primeros tres meses sobrepasaron el 160% del perímetro registrado en la CB, abril y mayo tuvieron porcentajes entre el 120 y 160%, junio y julio entre el 80 y el 120% pero de septiembre a diciembre menos del 40%. Para los CP de la laguna Maluco, se mantuvieron estables la primera mitad del año y disminuyeron su perímetro a menos del 40% respecto a la CB en los siguientes meses. Los ríos mostraron porcentajes del 40 al 80%.

En algunos meses, CA como Laguna Larga, Laguna Ismate y Chilapilla, Maluco, El Corcho, Lago San Pedro y Jitalito, se colorearon de rosa o amarillo, lo que indica que sus porcentajes respecto a la CB fueron mayores a 120% y en algunos casos mayores al 160%.

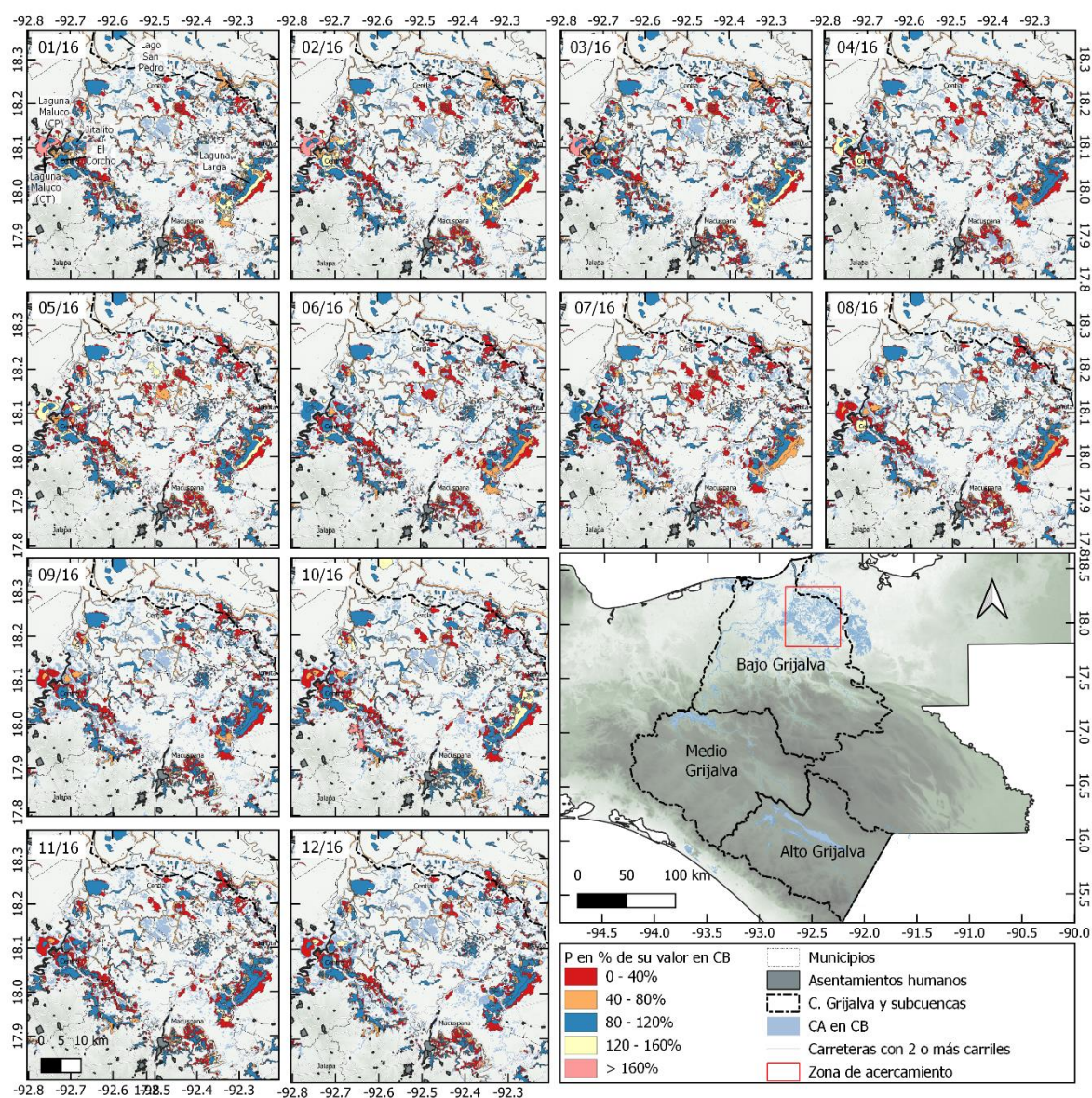


Figura 24. Seguimiento mensual del 2016 del perímetro de los CA respecto a la CB, en la zona con mayor concentración de CA de la cuenca Grijalva.

En el 2017 (Fig. 25) el CT de la laguna Maluco, que se había mantenido estable la primera mitad del año, mostró porcentajes menores al 40% en todos los meses excepto enero. El CP de la Laguna Maluco también presentó perímetros menores al 40% y desapareció por completo en cuatro meses de manera alternada.

Los CA la Ceiba y Jitalito comenzaron a mostrar pérdida de perímetro (menor a 80%) en pocos meses del año y los ríos mostraron porcentajes del 40 al 80%.

En algunos meses, CA como Trujillo, Jitalito, Laguna del Viento, Laguna Larga, Laguna Ismate y Chilapilla, Maluco, se colorearon de rosa o amarillo, lo que indica que sus porcentajes respecto a la CB fueron mayores a 120% y en algunos casos mayores al 160%.

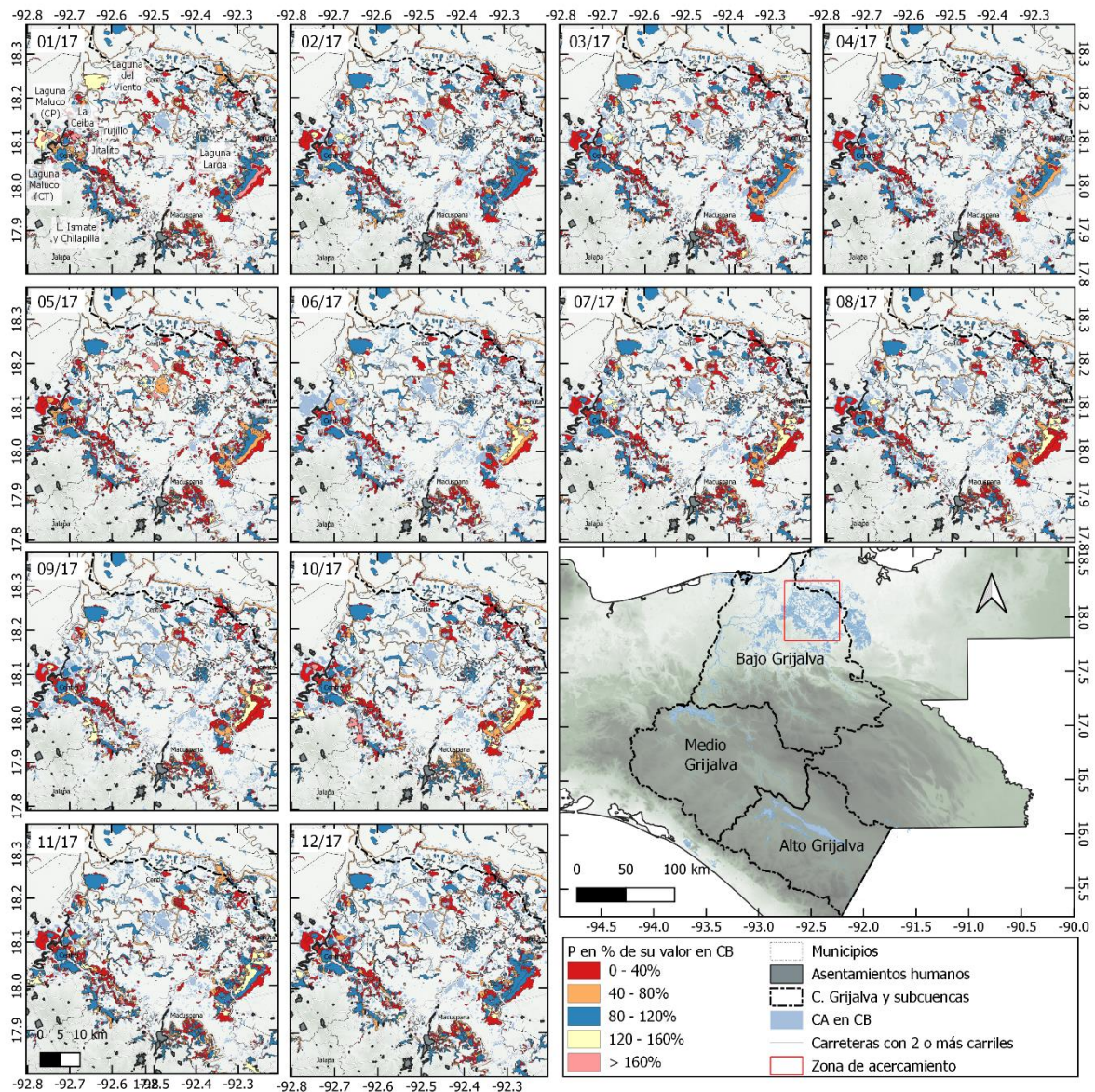


Figura 25. Seguimiento mensual del 2017 del perímetro de los CA respecto a la CB, en la zona con mayor concentración de CA de la cuenca Grijalva.

Para el 2018 (Fig. 26), la laguna Maluco continuó con porcentajes menores a 40%, la Ceiba y Jitalito que se habían mantenido estable durante todo el 2016 y la mayoría del 2017, mostraron grandes reducciones en su perímetro, llegando a menos del 40% del perímetro registrado en la CB y desapareciendo por completo de julio a septiembre. Los ríos mostraron porcentajes del 40 al 80%.

En algunos meses, CA como Laguna Larga, La Ceiba y Sabana Nueva, se colorearon de amarillo, lo que indica que sus porcentajes respecto a la CB fueron mayores a 120%.

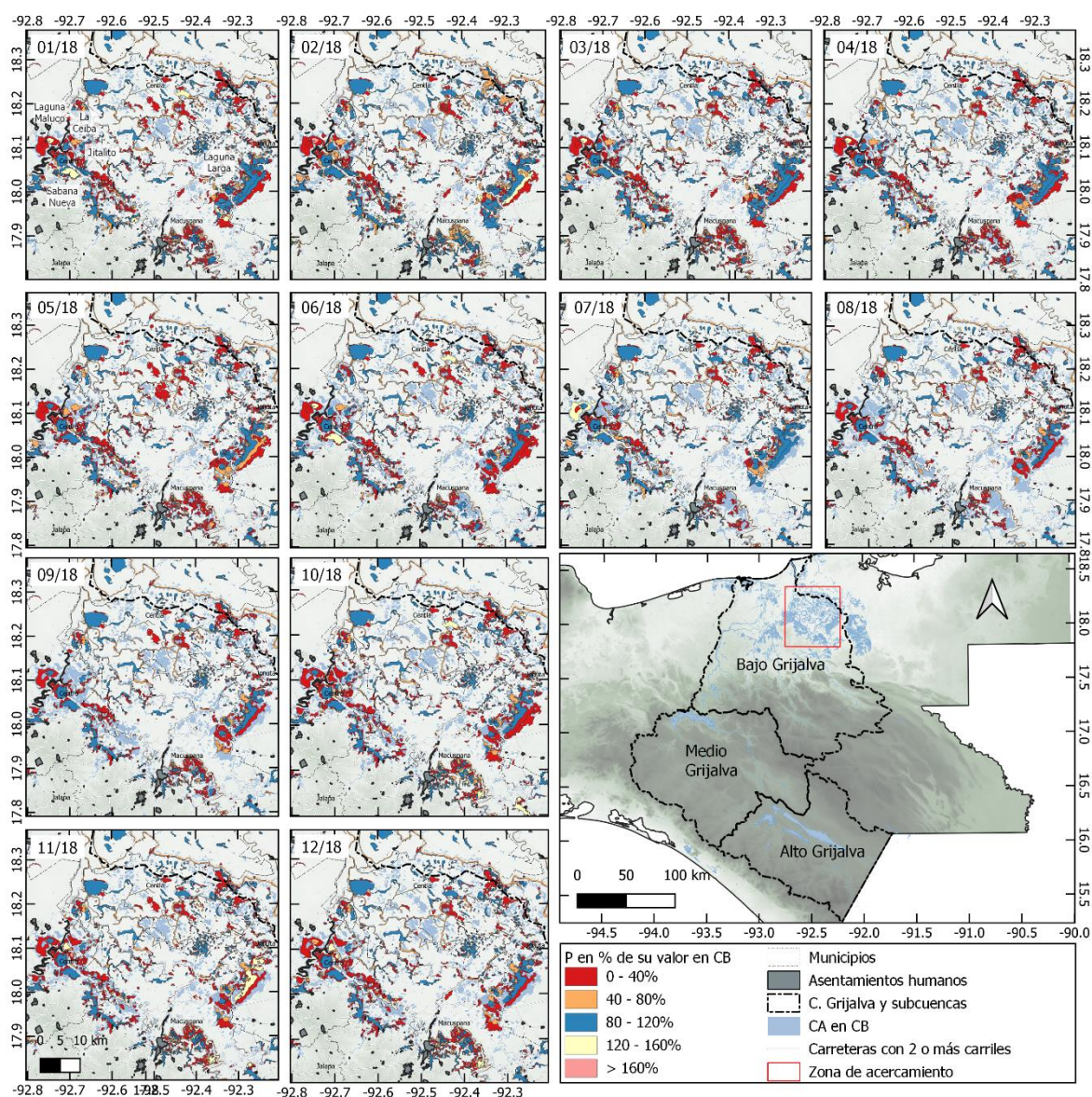


Figura 26. Seguimiento mensual del 2018 del perímetro de los CA respecto a la CB, en la zona con mayor concentración de CA de la cuenca Grijalva.

Dimensión Fractal

En las figuras 27 a 29, se presentan los resultados del seguimiento mensual del porcentaje de DF de los CA respecto a la CB durante los años 2016 a 2018 en la zona de la cuenca con mayor concentración de CA. Los CA se colorearon de rosa si su DF fue de 120 a 133% respecto a la CB, del 105 al 120% fueron coloreados de verde, del 95 al 105% de azul y del 80 al 95% se colorearon de rojo. Para identificar visualmente los CA que estaban registrados en la CB, pero no aparecen en el registro mensual, se colorearon de azul claro. Por último, en las figuras se incluyeron capas complementarias como municipios, asentamientos humanos, carreteras y el contorno de la cuenca Grijalva.

Durante los años analizados, se observó una tendencia al aumento de la irregularidad en los bordes de los CA. Desde el año 2016 (Fig. 27) predominaron los CA con porcentajes de 95 a 105% (pintados en azul) y porcentajes de 105 a 120% (pintados de verde). Este pareció ser un comportamiento que no distingue tipos de CA. A pesar de que estos valores se presentaron de manera muy frecuente desde el primer año, el aumento de la DF fue gradual y para el año 2018 (Fig. 29) el mapa se pintó en su mayoría de verde (105 a 120%) y más CA se colorearon de rosa (porcentajes de 120 a 133%).

Las lagunas el Corcho y Sabana Nueva fueron de los únicos CA que conservaron el mismo valor de DF respecto a la CB y se mantuvieron constantes a lo largo de los tres años.

Los ríos también fueron CA que conservaron sus porcentajes entre el 95 y el 105% en la mayoría de los meses del 2016, para el 2017 (Fig. 28) en cinco meses tuvieron porcentajes de 80 a 95%; y en el 2018, estos valores se presentaron en nueve meses. Cabe destacar, que fueron los únicos CA con porcentajes menores a la CB.

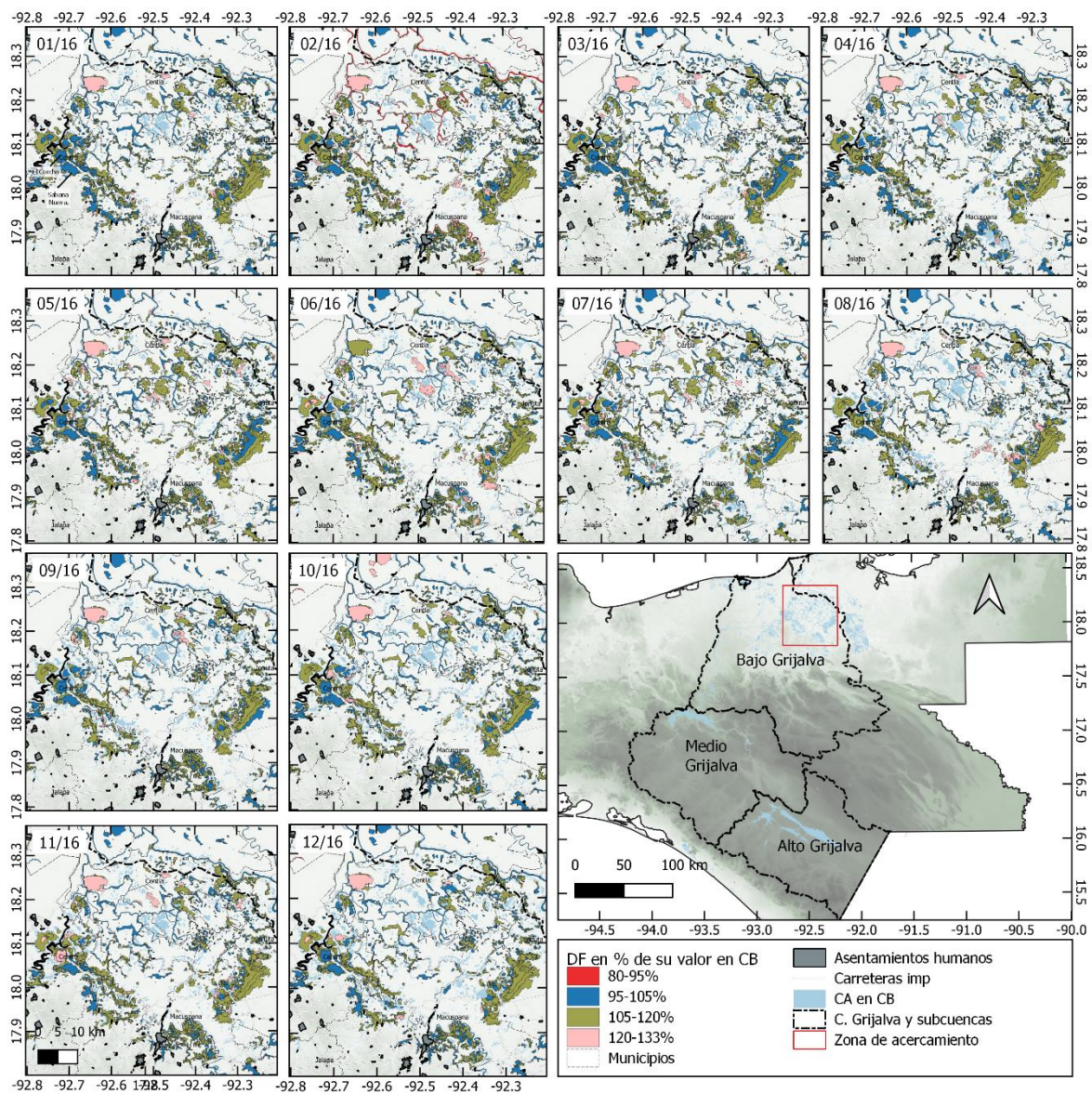


Figura 27. Seguimiento mensual del 2016 de la DF de los CA respecto a la CB, en la zona con mayor concentración de CA de la cuenca Grijalva.

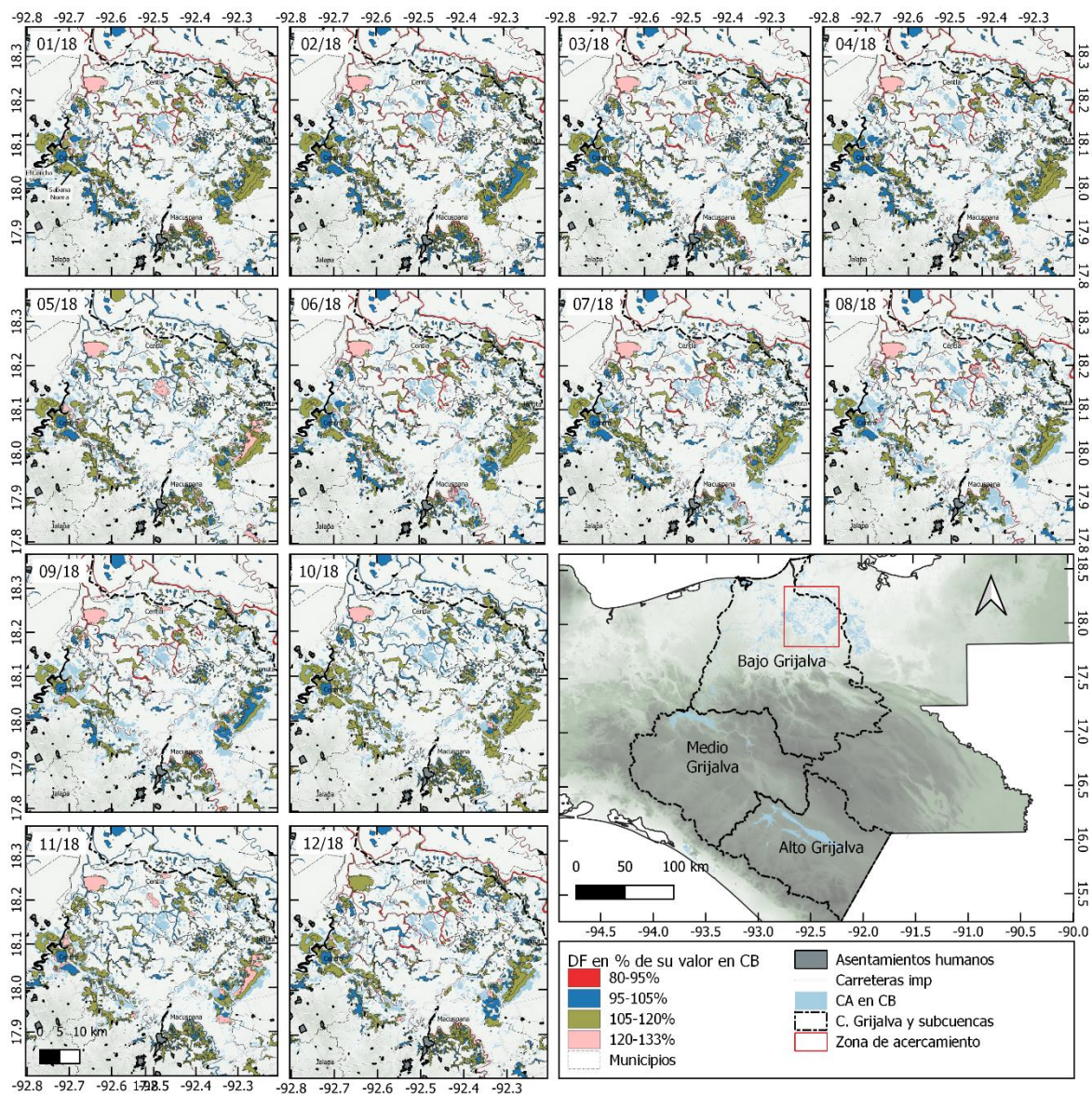


Figura 29. Seguimiento mensual del 2018 de DF de los CA respecto a la CB, en la zona con mayor concentración de CA de la cuenca Grijalva.

Desarrollo de línea de costa

En las figuras 30 a 32, se presentan los resultados del seguimiento mensual del porcentaje del DLC de los CA respecto a la CB durante los años 2016 a 2018 en la zona de la cuenca con mayor concentración de CA. Los CA se colorearon de azul grisáceo si su DLC respecto a la CB fue del 195 al 250%, del 150 al 195% fueron coloreados de rosa, del 110 al 150% de verde, del 90 al 110% de azul, del 50 al 90% de amarillo claro y del 0 al 50% se colorearon de rojo. Para identificar visualmente los CA que estaban registrados en la CB, pero no aparecen en el registro mensual, se colorearon de azul claro. Por último, en las figuras se incluyeron capas complementarias como municipios, asentamientos humanos, carreteras y el contorno de la cuenca Grijalva.

Como se puede observar en el rango de porcentajes presentado en los mapas, este indicador tuvo un alto crecimiento en comparación con lo registrado en la CB pues se registraron valores de hasta el 250%, sin embargo, visualmente este indicador no tuvo una tendencia muy marcada. En el 2016 (Fig. 30) no predominó ningún color, se observaron sobre todo CA que van desde el 0% hasta el 150%; fueron pocos y muy pequeños CA que llegaron a colorearse de azul grisáceo (195 a 250%) o rosa (150 a 195%) pero esta condición no duró más que de uno a tres meses. Para el 2017 (Fig. 31) empezaron a predominar más los porcentajes menores al 90% y en el 2018 (Fig. 32) además de predominar los porcentajes bajos, se observó menor cantidad de CA registrados en comparación con la CB.

De manera particular, se observó cómo desde el primer año analizado, la laguna Maluco y Laguna Larga redujeron su DLC respecto al que las caracterizaba en la CB. El CT de la laguna Maluco se encontró entre el 50-90% la mayoría de los 36 meses y menor al 50% al menos un mes cada año. En el CP, en algunos meses se observó un aumento de porcentaje en el DLC, lo que indicó que el CA tomó una forma más alargada, podría deberse a la pérdida de superficie.

Los ríos también son un caso de interés, pues desde el primer año estuvieron en el rango de 0 a 50% respecto a su valor en la CB.

Pocos CA como El Corcho, Sábana Nueva y el lago San Pedro se observaron en color azul los cuales fueron los que conservaron valores semejantes del índice de DLC a lo registrado en la CB. En la mayoría de los CA se observó o disminución o aumento de este valor, lo que indicó un cambio en la forma e irregularidad de los CA.

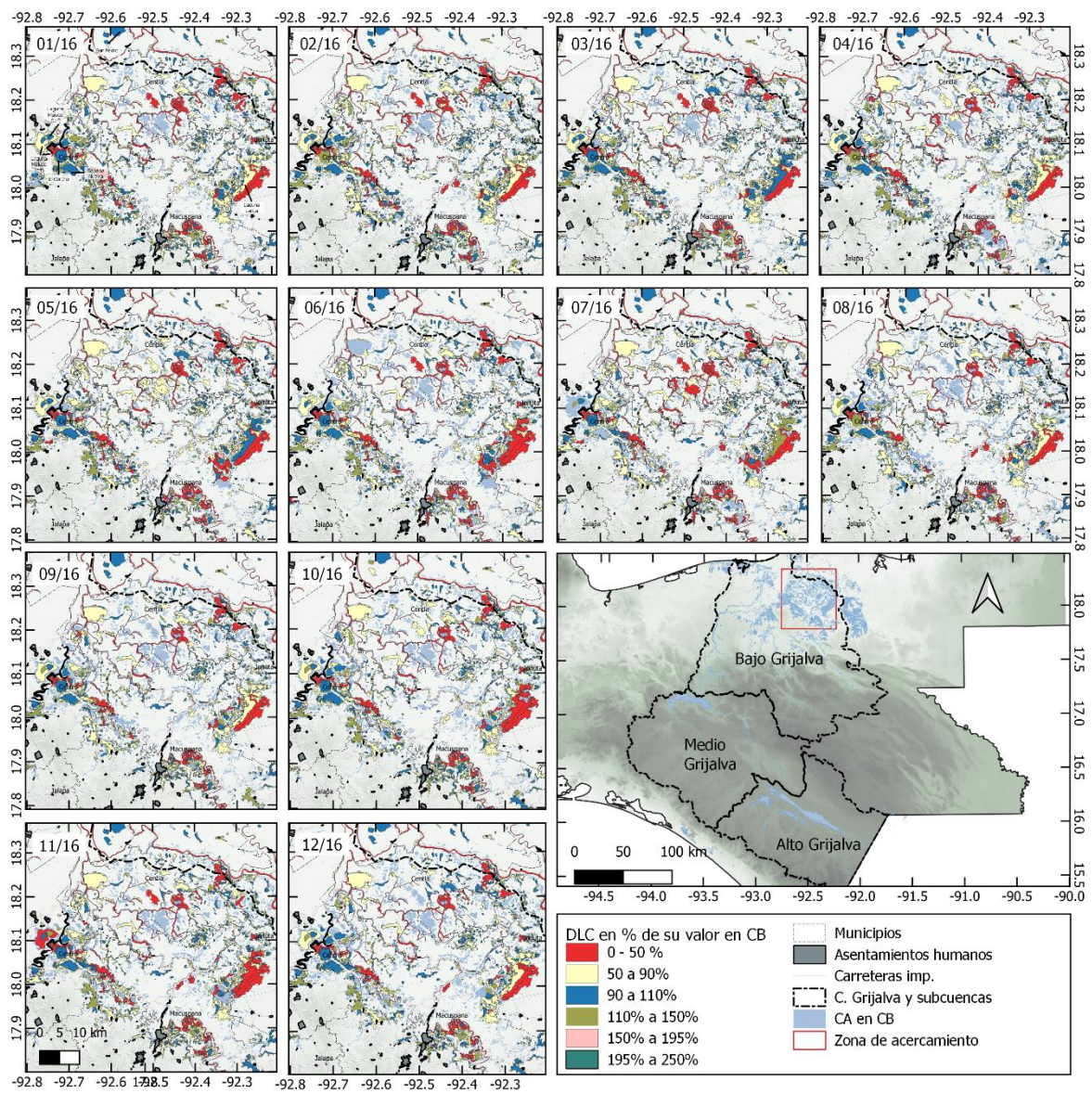


Figura 30. Seguimiento mensual del 2016 del DLC de los CA respecto a la CB, en la zona con mayor concentración de CA de la cuenca Grijalva.

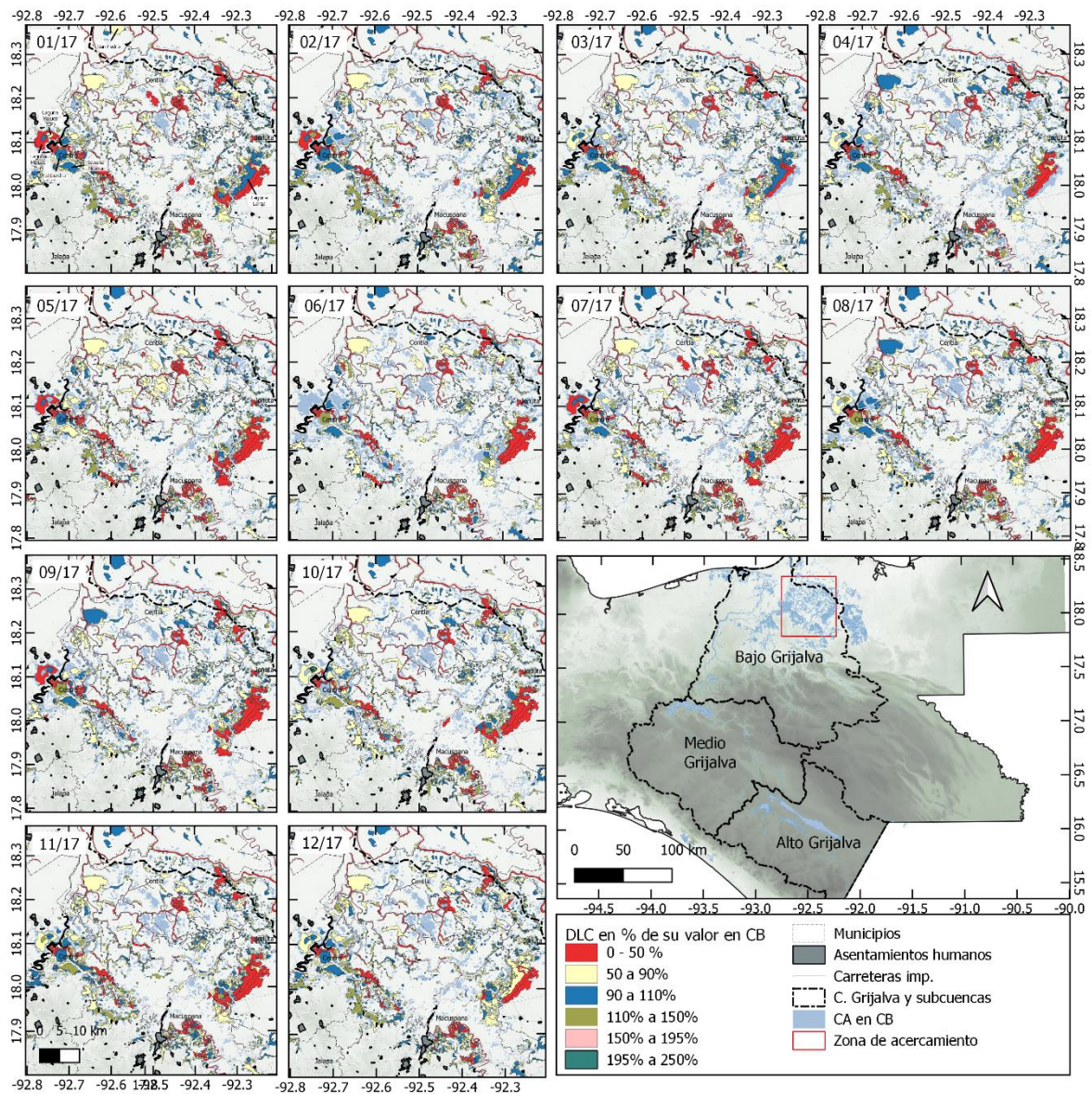


Figura 31. Seguimiento mensual del 2017 del DLC de los CA respecto a la CB, en la zona con mayor concentración de CA de la cuenca Grijalva.

4.1.3. Análisis estadístico

4.1.3.1. Análisis de indicadores

Área

En la figura 33 se muestran tres gráficas del promedio mensual del área de los CA a lo largo de los años 2016 a 2018, contra el promedio total del área de la CB, la primera para CA chicos, en donde el área se representó en m², la segunda para CA medianos y la tercera para CA grandes, en las últimas dos no hubo registros de CT y CE, y el área se representó en km².

En la figura 33a se observó que, tanto en la CB como en los registros mensuales, los CP fueron los de mayor área registrada; sin embargo, los promedios mensuales de los tres tipos de CA estuvieron muy por debajo del promedio calculado en la CB. De acuerdo con la prueba de Wilcoxon realizada para evaluar la diferencia entre grupos, se confirmó que hay diferencia significativa entre la CB de Pekel y los tres años analizados en los tres tipos de CA ($p < 2.2e-16$ para todos los años).

El promedio del área de los CP chicos en la CB fue de 223,359.15 m², mientras que el promedio del área durante los 36 meses analizados fue de 61,213.92 m²; esto reflejó una reducción del 72.6%. Para los CT chicos, el promedio mensual fue de 12,510.30 m² y 49,941 m² en la CB, lo que indicó una reducción del 75%; en el caso de los CE, el promedio mensual fue de 5,344.3 m² y de 73,584.87 m² en la CB, lo que correspondió a una reducción del 92.8%.

En esta primera gráfica (fig.33a) la línea de tendencia de los CP chicos fue ascendente; de acuerdo con el modelo lineal generalizado (GML), esta tendencia fue estadísticamente significativa ($p < 2e-16$), la regresión lineal mostró que la asociación es muy baja ($r^2=6.312e-05$) lo que indica que hubo un muy ligero incremento de los CP durante estos tres años. La línea de tendencia de los CT a la escala en la que se realizó la gráfica no fue muy marcada, pero al hacer las pruebas estadísticas fue posible observar que es significativamente descendiente ($p < 2e-16$, $r^2= 0.0001237$); por último, la línea de tendencia de los CE chicos, fue significativamente ascendente ($p < 2e-16$, $r^2= 0.0001232$).

En cuanto a la figura 33b se observaron cambios importantes en los CA medianos pues se observó un aumento en los promedios mensuales de los CP en comparación con la CB. De acuerdo con la prueba de Wilcoxon, esta diferencia entre los años evaluados y la CB de Pekel fue significativa ($p < 2.2e-16$ para todos los años). Además, su línea de tendencia fue ascendente, de acuerdo con las pruebas estadísticas esta tendencia fue significativa ($p < 2.2e-16$, $r^2=0.0001251$).

El promedio del área de los CP medianos durante los 36 meses analizados fue de 21.55 km² y el de la CB fue de 19.68 km², lo que significó un aumento del 9.5%. Por el contrario, no hubo registros de CT y CE medianos durante los años 2016 a 2018 los cuales tuvieron promedios de 13.61 km² y 11.55 km² respectivamente en la CB, lo que indicó pérdidas del 100%.

En la figura 33c se observó que los promedios mensuales de los CP grandes fueron menores al promedio calculado en la CB. De acuerdo con la prueba de Wilcoxon, esta diferencia fue significativa en los tres años analizados ($p < 2.2e-16$ para todos los años). El promedio calculado durante los años 2016 a 2018 fue de 211.01 km², y de 257.25 km² en la CB lo que indicó una reducción del 18%. En los CA grandes, tanto en la CB como en las capas mensuales, no se registraron CT ni CE.

La línea de tendencia de los CP grandes fue ascendente (fig. 33c); de acuerdo con las pruebas estadísticas, esta tendencia fue muy ligera pero significativa ($p < 2.2e-16$, $r^2 = 7.906e-05$).

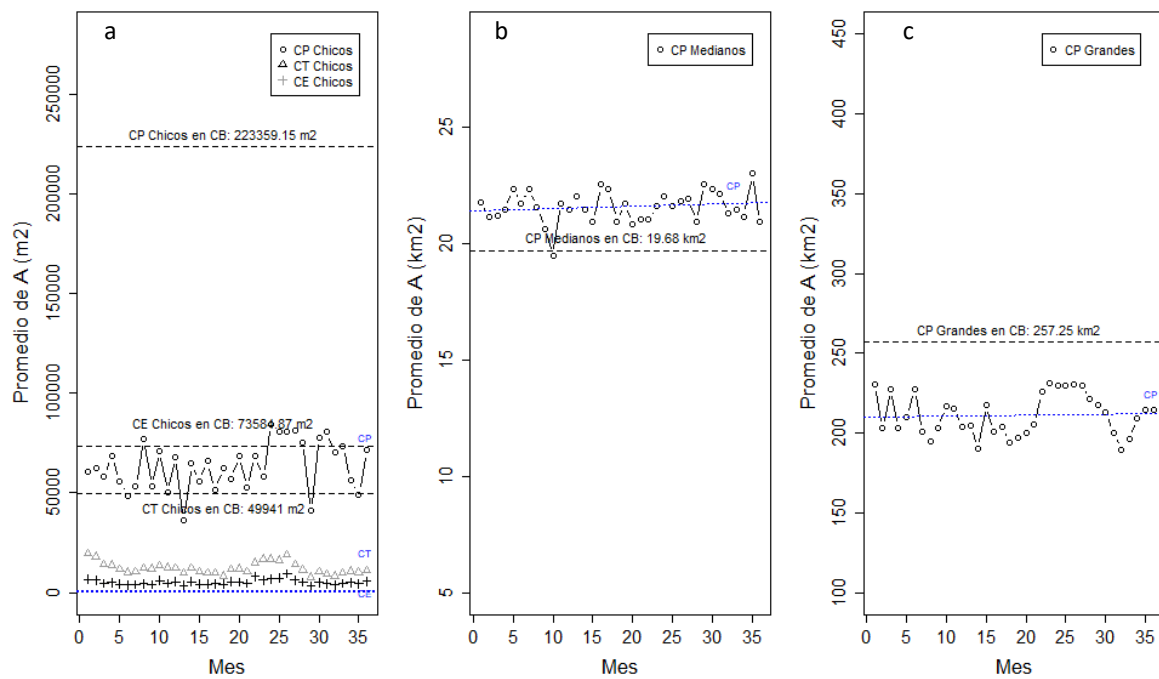


Figura 33. Promedio mensual del área de los CA durante los años 2016-2018 vs el promedio total del área de los CA en la CB. Líneas punteadas de tendencia en color azul. a) CA chicos, b) CA medianos y c) CA grandes.

En la figura 34 se visualizó la distribución de los promedios mensuales de los CP, CT y CE chicos durante los años 2016, 2017 y 2018.

En la figura 34a se observó una línea de tendencia ascendente en los CP chicos, ahora en la figura 33a se observó cómo las medias fueron aumentando año con año; de acuerdo con la prueba de Wilcoxon estas diferencias fueron significativas (2016 y 2017 $p = 0.00061$, 2016 y 2018 $p < 2e-16$ y 2017 y 2018 $p < 2e-16$).

En la figura 34b se muestran los CT chicos en donde se observó una disminución paulatina de los promedios mensuales del área; se comprobó una diferencia significativa entre los años 2016 y 2017 ($p = 0.00064$), y entre 2017 y 2018 ($p = 0.0039$) pero no entre el 2016 y el 2018.

En la figura 34c se muestran los CE chicos, de acuerdo con la prueba de Wilcoxon hubo diferencias significativas entre todos los años (2016 y 2017 $p = 5.5e-10$, 2016 y 2018 $p < 2e-16$, 2017 y 2018 $p < 2e-16$).

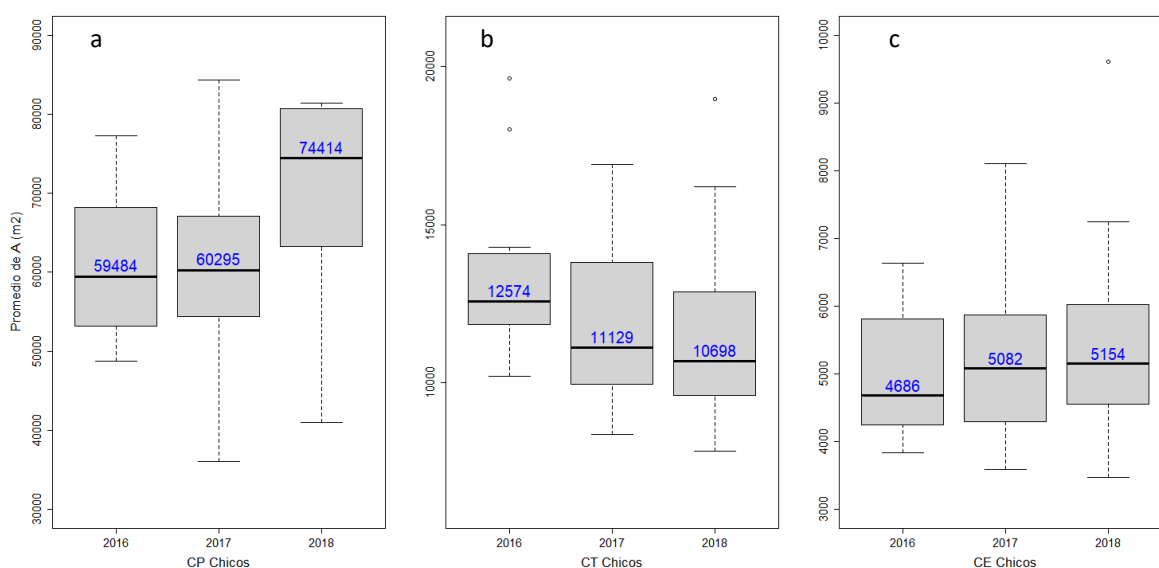


Figura 34. Graficas de caja y bigote de la distribución de los promedios mensuales del área de los CA chicos durante los años 2016, 2017 y 2018. a) CP Chicos, b) CT Chicos y c) CE Chicos.

En el caso de los CP medianos y los CP grandes (Fig.35) la distribución de los promedios mensuales del área fue muy similar durante los tres años evaluados, no hubo diferencia significativa entre los años 2016 y 2018.

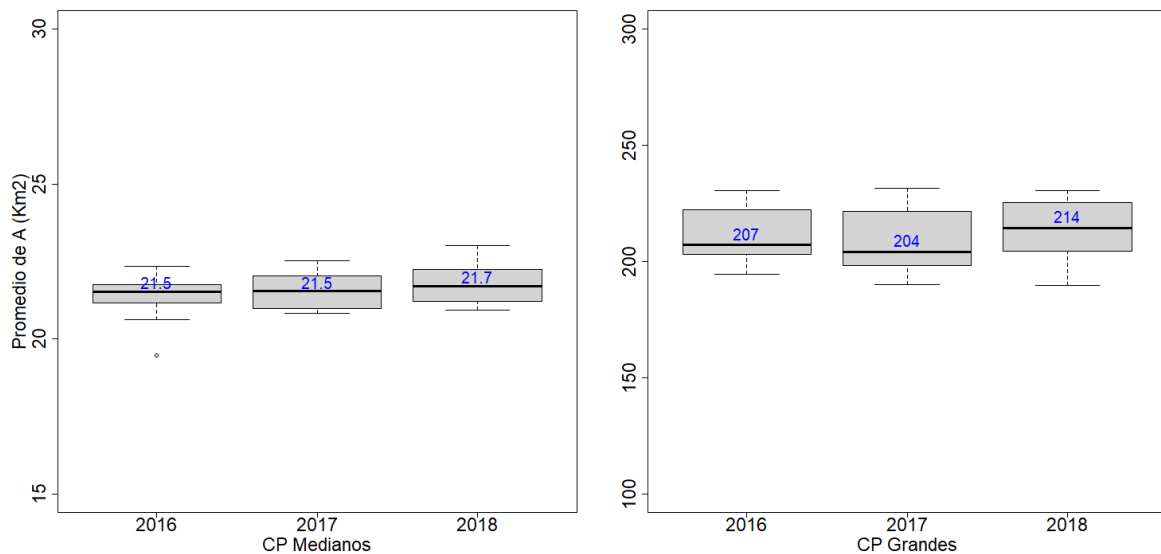


Figura 35. Graficas de caja y bigote de la distribución de los promedios mensuales del área de los CA medianos y grandes durante los años 2016, 2017 y 2018.

Perímetro

En la figura 36 se muestran tres gráficas del promedio del perímetro de los CA a lo largo de los años 2016 a 2018, y el promedio del perímetro en la CB. La primera gráfica muestra los CA chicos, la segunda los CA medianos y la tercera los CA grandes, todas representadas en metros.

En la figura 36a se observó que en la CB y durante los años evaluados, los CP fueron los de mayor valor, sin embargo, los promedios mensuales de los tres tipos de CA estuvieron muy por debajo del promedio calculado en la CB. De acuerdo con la prueba de Wilcoxon realizada para evaluar la diferencia entre grupos, se confirmó que hay diferencia significativa entre la CB de Pekel y los tres años analizados en los tres tipos de CA ($p < 2.2e-16$ para todos los años).

Los CP chicos tuvieron un promedio de los 36 meses analizados de 944.27 m mientras que en la CB tienen un promedio de 1,273.14 m; lo que indicó una reducción de perímetro del 25.8%; los CT chicos tuvieron un promedio de los 36 meses de 424.81 m y de 886.28 m en la CB, lo que indicó una reducción del 52%; y de los CE chicos se registró un promedio durante los tres años evaluados de 282.96 m y en la CB de 1,067.06 m, lo que indicó una pérdida del 73.5%.

En la gráfica 36a, la línea de tendencia de los CP chicos fue ascendente. De acuerdo con las pruebas estadísticas, la tendencia fue estadísticamente significativa ($p < 2e-16$, $r^2 = 0.000205$). En cuanto a los CT y CE, la escala de la gráfica no permite ver con claridad la tendencia de sus valores, pero de acuerdo con la prueba GLM y la regresión lineal, la tendencia de los CT chicos fue decreciente ($p < 2e-16$, $r^2 = 0.000118$) y la de los CE fue ascendente ($p < 2e-16$, $r^2 = 0.0002519$).

En la figura 36b se muestran los CP medianos, en este caso se observó un aumento del perímetro de 12.6% pues el promedio mensual de los años 2016 a 2018 es de 109,966.67 m, mientras que el promedio de la CB es de 97,653.02 m. Esta diferencia entre grupos fue significativa ($p < 2.2e-16$ para todos los años).

A pesar del aumento de perímetro en los CP medianos, en los años 2016 a 2018 no se registraron CT ni CE medianos los cuales en la CB tuvieron promedios de 37,827.35 m y 74,107.99 m respectivamente, y en este caso se registraron pérdidas del 100%. En esta gráfica (Fig. 36b), la línea de tendencia de los CP medianos fue ascendente; de acuerdo con las pruebas estadísticas, esta tendencia fue significativa ($p < 2.2e-16$, $r^2 = 0.0003351$).

En la figura 36c se encuentran los CP grandes donde los promedios mensuales estuvieron muy por debajo del promedio calculado para la CB. La diferencia entre los valores de cada año y los de la CB fueron significativamente diferentes ($p < 2e-16$ para todos los años). Durante los años 2016 a 2018 se registró un promedio de 544,414.92 m, y en la CB de 1,326,393.24 m lo que indicó una reducción de perímetro del 59%. En esta gráfica, la línea de tendencia de los CP grandes fue decreciente; de acuerdo con las pruebas estadísticas, esta tendencia tuvo una asociación baja pero significativa ($p < 2.2e-16$, $r^2 = 0.005947$).

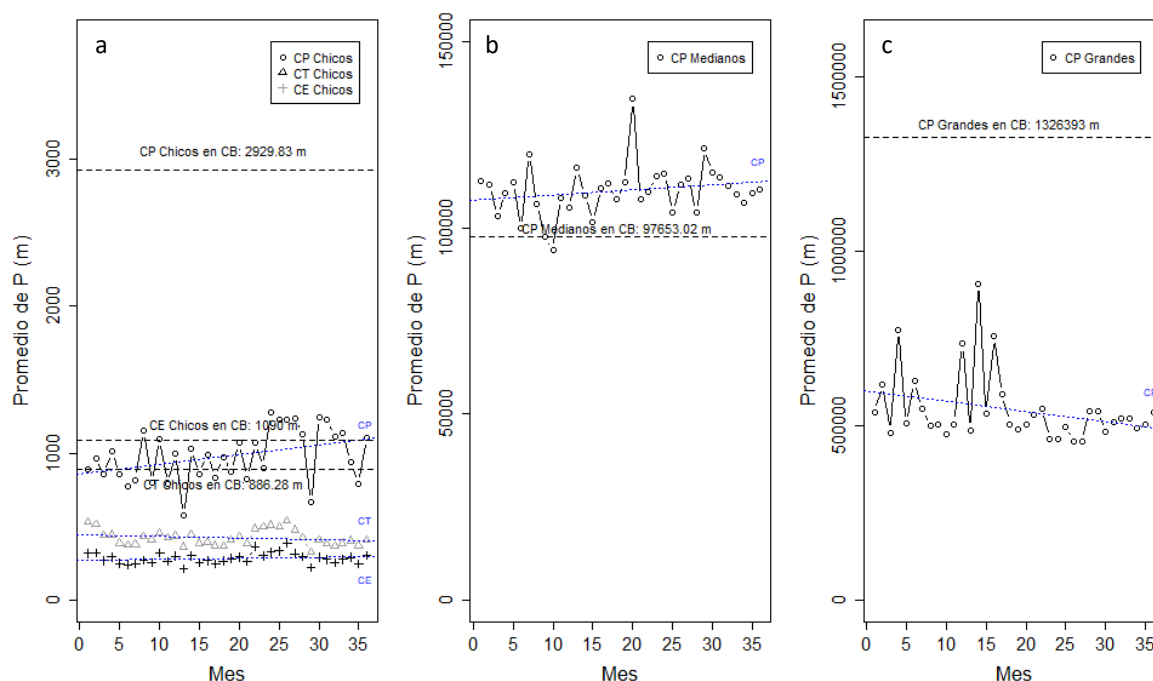


Figura 36. Promedio mensual del perímetro de los CA durante los años 2016-2018 vs el promedio total del perímetro de los CA en la CB. Líneas punteadas de tendencia en color azul. a) CA chicos, b) CA medianos y c) CA grandes.

En la figura 37 se muestra la distribución de los promedios mensuales del perímetro de los CA chicos durante los años 2016 y 2018. En la figura 37a se observaron los CP chicos, en donde los dos primeros años se comportaron de manera similar y el 2018 mostró valores más altos de perímetro; de acuerdo con la prueba de Wilcoxon, hubo diferencias significativas entre los años 2016 y 2018 y entre el 2017 y 2018 ($p < 2.2e-16$ en ambas pruebas).

En la figura 37b se muestran los CT chicos en donde se distinguió que el año 2016 registró valores más altos en el perímetro, mientras que el 2017 y el 2018 se comportaron de forma semejante y redujeron su valor. De acuerdo con la prueba de Wilcoxon, hubo diferencias significativas entre los años 2016 y 2017 ($p = 5.5e-07$) y entre 2016 y 2018 ($p = 1.2e-10$).

En la figura 37c se encuentran los CE chicos, en donde se distinguió que los valores de perímetro fueron aumentando año con año. Estas diferencias fueron significativas en todos los años (2016 y 2017 $p = 8.7e-07$, 2016 y 2018 y 2017 y 2018 $p < 2.2e-16$ en ambas pruebas).

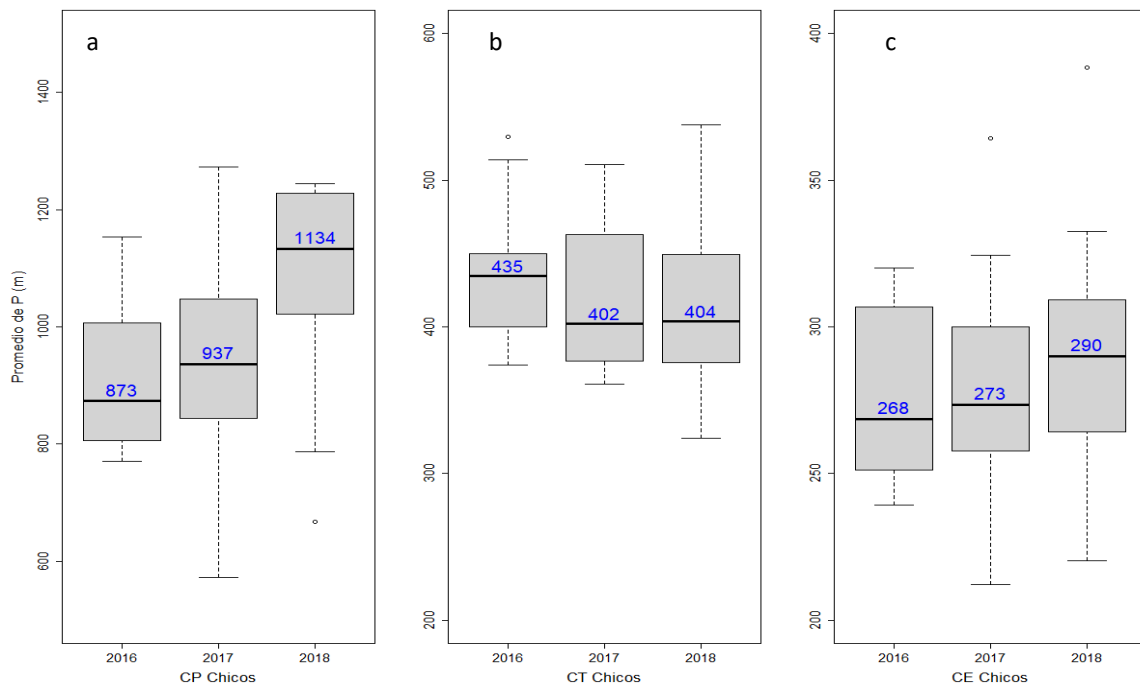


Figura 37. Graficas de caja y bigote de la distribución de los promedios mensuales del perímetro de los CA chicos durante los años 2016, 2017 y 2018. a) CP Chicos, b) CT Chicos y c) CE Chicos.

En la figura 38 se muestra la distribución de los promedios mensuales del perímetro durante cada año de los CP medianos y los CP grandes, su distribución fue muy similar en todos los años y no hubo diferencias estadísticamente significativas entre ellos.

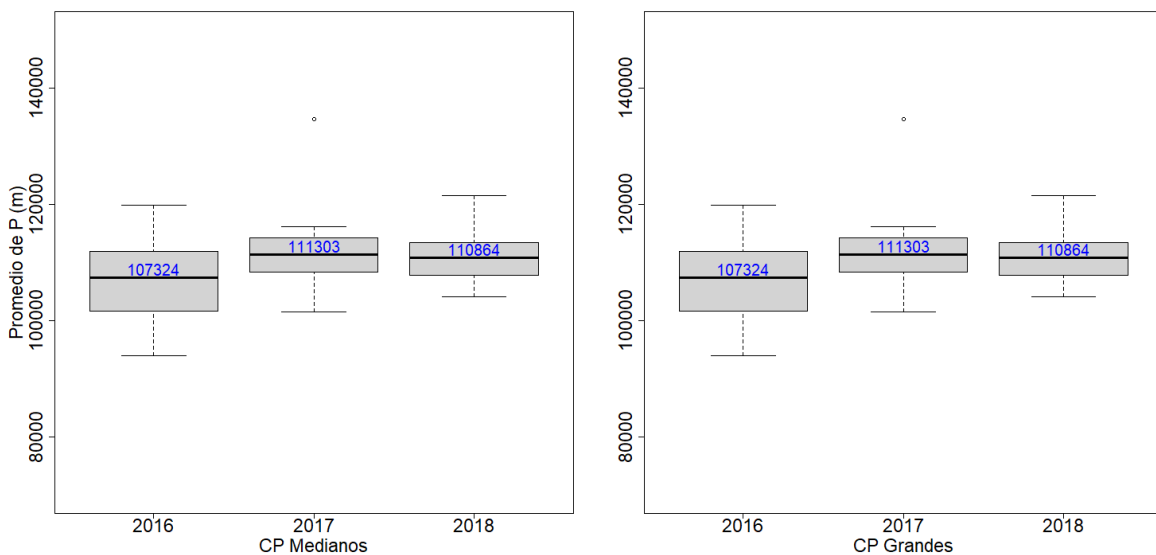


Figura 38. Graficas de caja y bigote de la distribución de los promedios mensuales del perímetro de los CA medianos y grandes durante los años 2016, 2017 y 2018.

Dimensión Fractal

En la figura 39 se muestran tres gráficas del promedio de la DF de los CA a lo largo de los años 2016 a 2018, y los promedios de la CB. La primera para CA chicos, la segunda para CA medianos y la tercera para CA grandes.

En la figura 39a se observan los CA chicos. Tanto en la CB como en los años analizados, los CP fueron los de mayor DF. Este indicador se comportó de manera distinta a los dos primeros (área y perímetro) pues en comparación con la CB, fue mucho mayor para los años detectados. La diferencia fue estadísticamente significativa para todos los años ($p < 2e-16$ en todos los casos).

El promedio de la DF de los CP chicos durante los años 2016 a 2018 fue de 1.4724 mientras que en la CB el promedio fue de 1.3089 lo que significa un aumento del 12.5%; en el caso de los CT chicos, tuvieron un promedio de los tres años de 1.4349 y un promedio de 1.3016 en la CB, por lo que el aumento fue del 10.2%; y para los CE chicos con promedio de 1.4602 y de 1.2948 en la CB, hubo un aumento del 12.8%.

En esta gráfica (Fig. 39a), la línea de tendencia de los CP chicos fue descendente. De acuerdo con la prueba GLM y la regresión lineal, la tendencia fue significativa ($p = 0.00580$, $r^2 = 0.003443$). En el caso de los CT la línea se mantuvo estable, y en los CE se obtuvo una tendencia no significativa ligeramente descendiente ($r^2 = 0.0002553$).

En la figura 39b se observan los CA medianos. Los CP mostraron valores significativamente más altos que la CB (2016= $6.4e-08$, 2017= $3.1e-09$, 2018= $1.7e-07$). Se calculó un promedio de 1.3395 en los CP medianos y de 1.3098 en la CB, por lo que el aumento fue del 2.3%. Durante los años 2016 a 2018 no se registraron CT ni CE medianos, pero en la CB tuvieron promedios de 1.2958 y 1.3629 respectivamente.

En esta gráfica (Fig. 39b), la línea de tendencia de los CP medianos fue ascendente, sin embargo, no fue estadísticamente significativa.

En la figura 39c se encuentran los CP grandes, en este caso los promedios mensuales fueron menores al calculado en la CB, esta diferencia fue significativa ($p < 2.2e-16$ para todos los años) y debido a que tuvieron un promedio de 1.3796 durante los años evaluados y de 1.3855 en la CB, hubo una reducción del 0.4%. La línea de tendencia de los CP grandes fue descendente, sin embargo, no fue estadísticamente significativa.

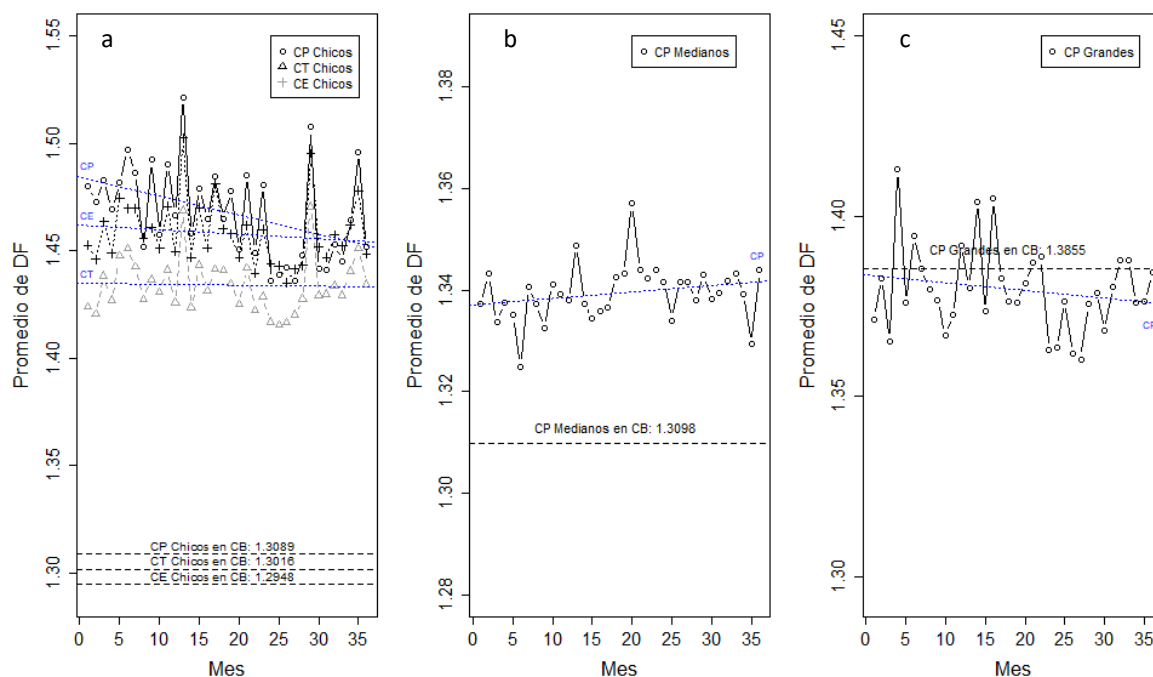


Figura 39. Promedio mensual de la DF de los CA durante los años 2016-2018 vs el promedio total de la DF de los CA en la CB. Líneas punteadas de tendencia en color azul. a) CA chicos, b) CA medianos y c) CA grandes.

En la figura 40 se graficó la distribución de los promedios mensuales de la DF de los CA chicos durante los años 2016 a 2017. La figura 40a muestra los CP chicos, los cuales tuvieron distribuciones significativamente diferentes en los años 2016 y 2017 ($p = 8.7e-07$), 2016 y 2018, y 2017 y 2018 ($p < 2e-16$ para ambas pruebas).

La figura 40b muestra los CT chicos en donde se encontraron diferencias significativas únicamente entre los años 2016 y el 2017 ($p=0.00068$).

En la figura 40c se muestran los CE chicos, en donde se encontraron diferencias significativas en todos los años (2016 y 2017 $p = 5.7e-13$, 2016 y 2018 $p = 3.8e-13$ y 2017 y 2018 $p < 2.2e-16$).

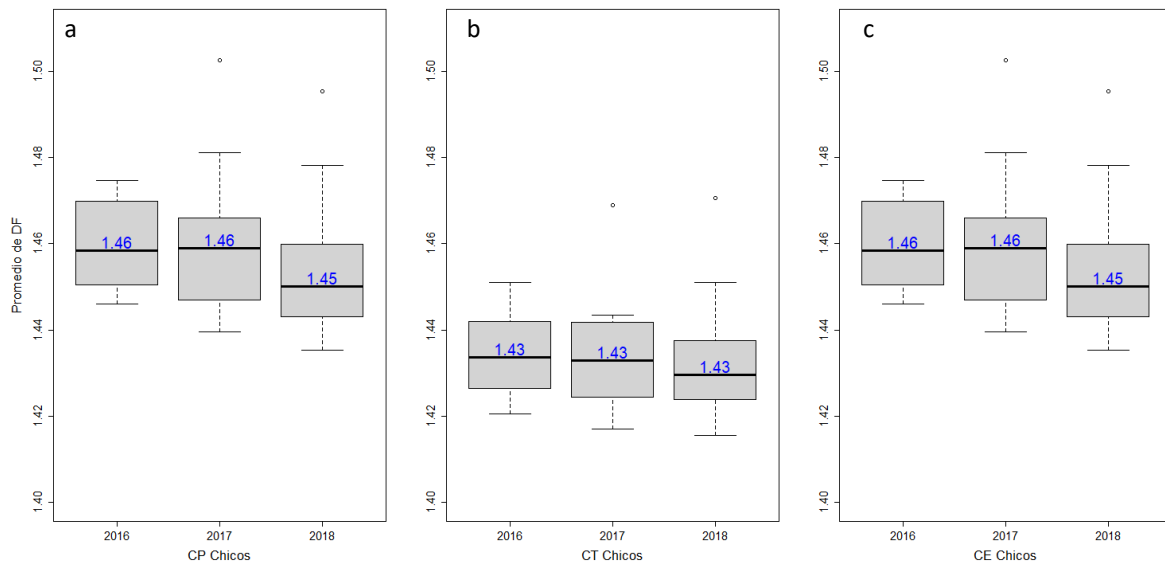


Figura 40. Graficas de caja y bigote de la distribución de los promedios mensuales de la DF de los CA chicos durante los años 2016, 2017 y 2018. a) CP Chicos, b) CT Chicos y c) CE Chicos.

En la figura 41 se graficó la distribución de los promedios mensuales de la DF de los CP medianos y grandes durante los años 2016 a 2018. En ambos tamaños y para todos los años, se observaron distribuciones similares y no hubo diferencias estadísticamente significativas.

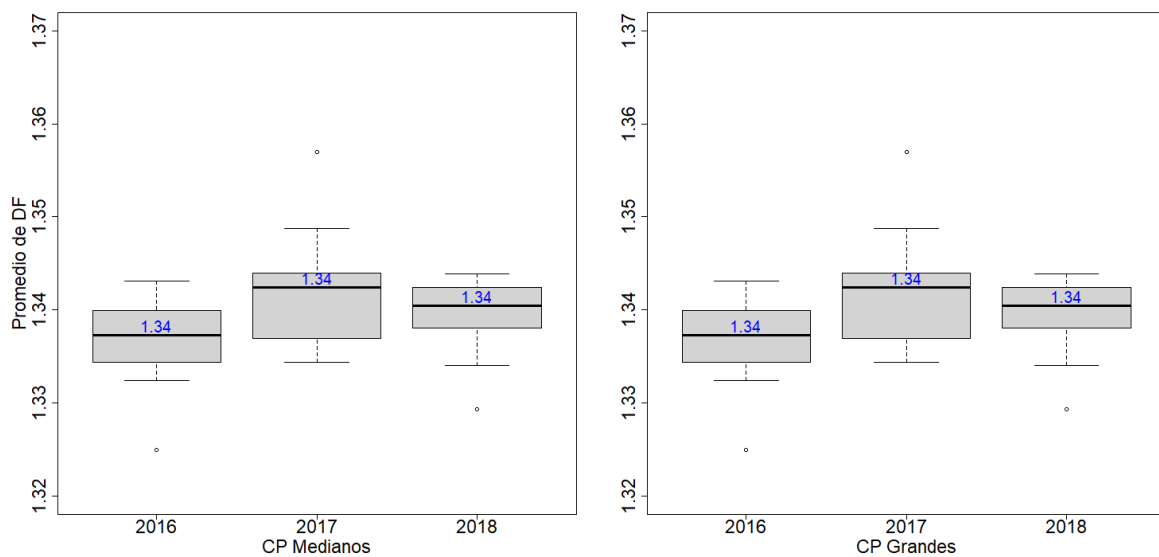


Figura 41. Graficas de caja y bigote de la distribución de los promedios mensuales de la DF de los CA medianos y grandes durante los años 2016, 2017 y 2018.

Desarrollo de línea de costa

En la figura 42 se muestran tres gráficas del promedio del DLC de los CA a lo largo de los años 2016 a 2018, la primera para CA chicos, la segunda para CA medianos y la tercera para CA grandes.

En la figura 42a se muestran los CA chicos, su comportamiento en comparación con la CB fue distinto dependiendo de su tipo de CA. Los CP tuvieron valores menores a los de la CB, mientras que los CT y CE tuvieron valores mayores a la CB. Estas diferencias fueron significativamente diferentes para todos los años ($p < 2.2e-16$).

Los CP chicos tuvieron un promedio en la CB de 1.7358 y un promedio de los tres años de 1.5545 por lo que hubo una reducción del 10.4%; para los CT chicos se calculó un promedio en la CB de 1.3051 y de 1.3789 durante los tres años evaluados, por lo que hubo un aumento del 5.6%; y en el caso de los CE chicos con un promedio en la CB de 1.2989 y un promedio de los tres años de 1.3438, mostraron un aumento del 3.5%.

En esta gráfica (Fig. 42a), la línea de tendencia de los CP chicos fue notablemente ascendente; de acuerdo con la prueba GLM y la regresión lineal, la tendencia fue significativa ($p < 2.2e-16$, $r^2 = 0.001038$). En el caso de los CT chicos tuvieron una tendencia ligeramente ascendente pero que no fue significativa; y los CE obtuvieron una tendencia ascendente significativa ($p = 0.00140$, $r^2 = 0.0006251$).

En la figura 42b se muestran los CP medianos, los cuales tuvieron valores significativamente mayores a los de la CB ($p < 2.2e-16$ para todos los años). Se calculó un promedio de 5.9315 en la CB y un promedio de 6.5903 durante los tres años evaluados, por lo que hubo un aumento del 1.1%. Los promedios de los CT y CE medianos en la CB fueron de 3.1460 y 5.6413 respectivamente.

En esta gráfica (Fig. 42b), la línea de tendencia de los CP medianos fue ascendente, sin embargo, no fue estadísticamente significativa.

En la figura 42c se muestran los CP grandes los cuales tuvieron valores significativamente menores a los de la CB ($p < 2.2e-16$ para todos los años). Se registró un promedio en la CB de 23.0404 y un promedio de los tres años de 10.7054 lo que indicó una reducción del 53.5%.

En esta gráfica (Fig. 42c), la línea de tendencia de los CP grandes fue descendente, sin embargo, no es estadísticamente significativa.

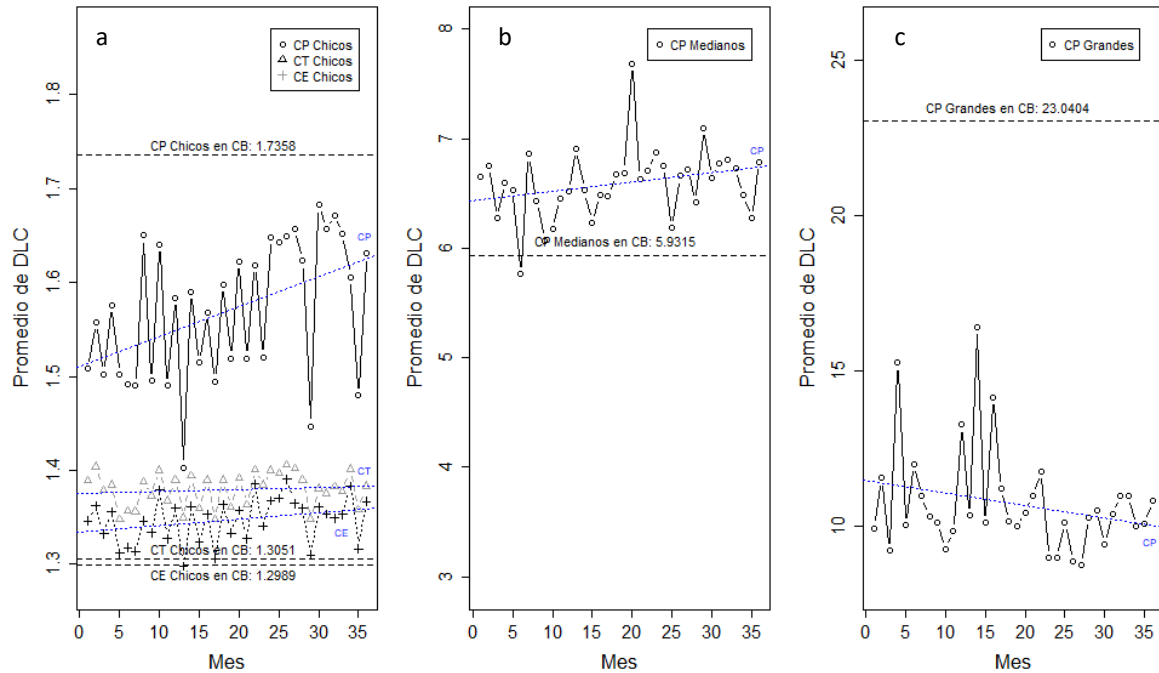


Figura 42. Promedio mensual del DLC de los CA durante los años 2016-2018 vs el promedio total del DLC de los CA en la CB. Líneas punteadas de tendencia en color azul. a) CA chicos, b) CA medianos y c) CA grandes.

La figura 43 muestra la distribución de los promedios mensuales del DLC de los CA chicos durante los años 2016 a 2018, en la figura 43a se encuentran los CP chicos, los cuales tuvieron diferencias significativas entre los años 2016 y 2017 ($p = 0.002$), 2016 y 2018, 2017-2018 ($p < 2.2e-16$ en ambas pruebas).

En la figura 43b se encuentran los CT chicos, los cuales tuvieron diferencias significativas entre los años 2016 y 2018 ($p = 3.5e-11$) y 2017 y 2018 ($p = 1.4e-15$). En la figura 43c se muestran los CE chicos, en donde se encontraron diferencias significativas en todos los años (2016 y 2017 $p = 0.004$, 2016 y 2018, 2017 y 2018 $p < 2.2e-16$ en ambas pruebas).

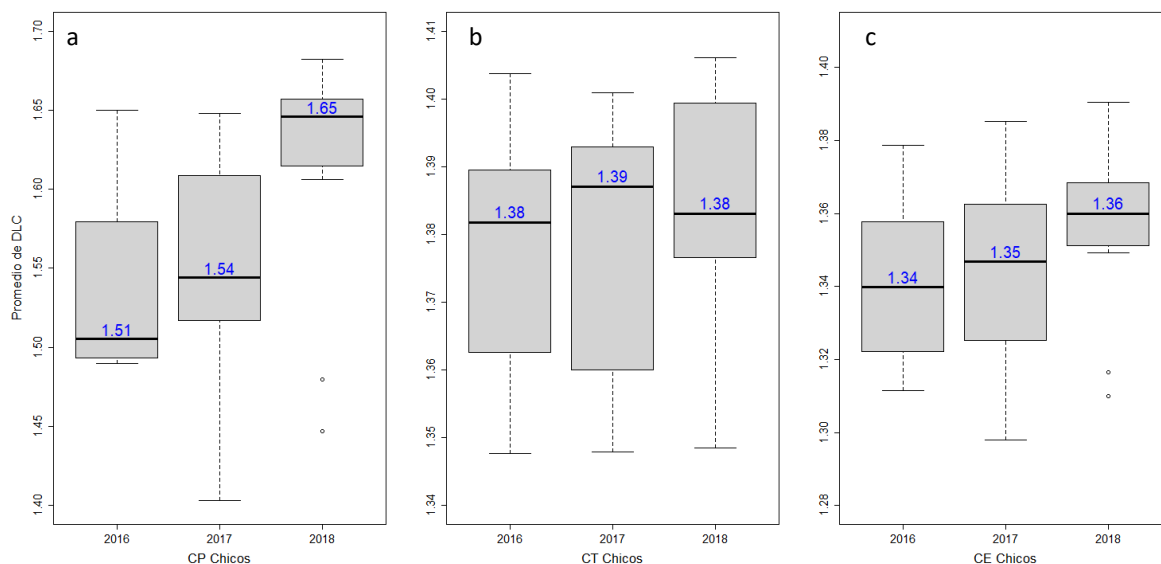


Figura 43. Graficas de caja y bigote de la distribución de los promedios mensuales del DLC de los CA chicos durante los años 2016, 2017 y 2018. a) CP Chicos, b) CT Chicos y c) CE Chicos.

En la figura 44 se graficó la distribución de los promedios mensuales del DLC de los CP medianos y grandes durante los años 2016 a 2018. En ambos tamaños y para todos los años, se observaron distribuciones similares y no hubo diferencias estadísticamente significativas.

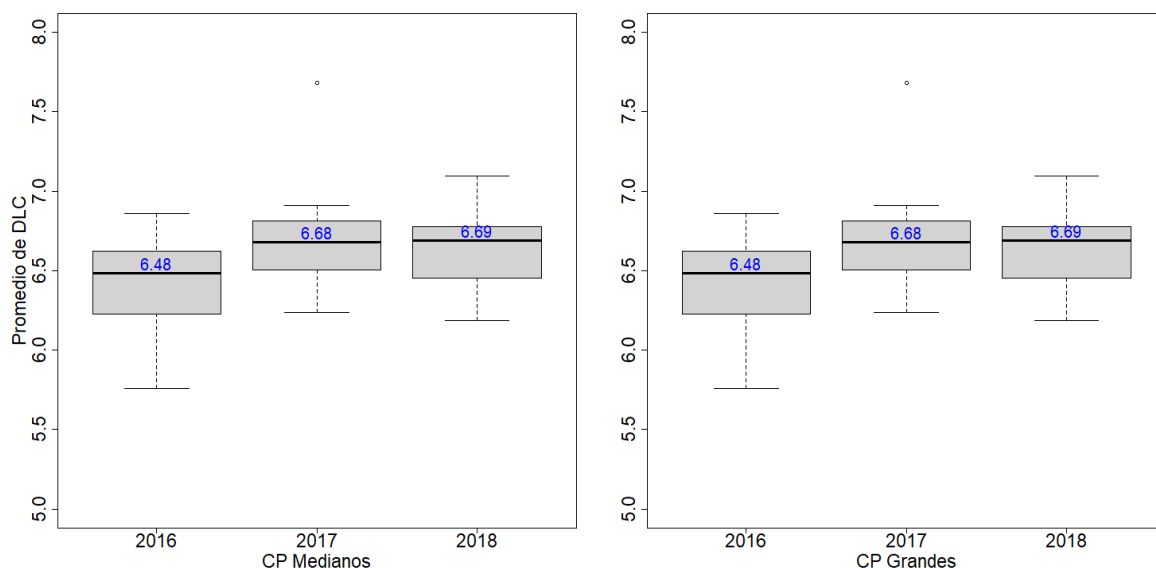


Figura 44. Graficas de caja y bigote de la distribución de los promedios mensuales del DLC de los CA medianos y grandes durante los años 2016, 2017 y 2018.

Estacionalidad

En cuanto a la estacionalidad, únicamente en los CP chicos y CT chicos se observaron diferencias significativas entre los indicadores en la mayoría de los pares de estaciones comparadas. En los CE chicos y los CP medianos y grandes no hubo diferencias significativas (Tabla 2).

En los CP chicos, en los indicadores perímetro y DF se observaron diferencias significativas entre todas las estaciones. Para el área, la diferencia se observó en todas las estaciones excepto entre la temporada de lluvias tropicales y Lluvias tropicales/ invernales. Para DLC la diferencia se observaron en todas las estaciones excepto entre la temporada de lluvias tropicales y Lluvias tropicales/ invernales, y entre lluvias de invierno y lluvias tropicales.

Tabla 2. Valores de p obtenidos en la prueba de Wilcoxon para evaluar la variación de los indicadores morfológicos de los CP chicos de acuerdo con la estacionalidad.

		Estiaje	Lluvias de invierno	Lluvias tropicales
Área	Lluvias de invierno	1.1e-05	-	-
	Lluvias tropicales	< 2e-16	3.8e-14	-
	Lluvias tropicales/ invernales	< 2e-16	< 2e-16	0.17
Perímetro	Lluvias de invierno	9.2e-06	-	-
	Lluvias tropicales	< 2e-16	3.4e-15	-
	Lluvias tropicales/ invernales	< 2e-16	< 2e-16	0.0035
DF	Lluvias de invierno	2.0e-06	-	-
	Lluvias tropicales	< 2e-16	6.5e-11	-
	Lluvias tropicales/ invernales	< 2e-16	< 2e-16	0.014
DLC	Lluvias de invierno	1.4e-05	-	-
	Lluvias tropicales	< 2e-16	0.141	-
	Lluvias tropicales/ invernales	< 2e-16	0.026	1

En los CT chicos en los indicadores área, perímetro y DF se observaron diferencias entre todas las estaciones, y en el DLC entre todas las estaciones excepto entre estiaje y lluvias de invierno (Tabla 3)

Tabla 3. Valores de p obtenidos en la prueba de Wilcoxon para evaluar la variación de los indicadores morfológicos de los CT chicos de acuerdo con la estacionalidad.

		Estiaje	Lluvias de invierno	Lluvias tropicales
Área	Lluvias de invierno	<2e-16	-	-
	Lluvias tropicales	< 2e-16	<2e-16	-
	Lluvias tropicales/ invernales	8.9e-07	< 2e-16	<2e-16
Perímetro	Lluvias de invierno	<2e-16	-	-
	Lluvias tropicales	< 2e-16	<2e-16	-
	Lluvias tropicales/ invernales	< 2e-16	< 2e-16	<2e-16
DF	Lluvias de invierno	1.1e-13	-	-
	Lluvias tropicales	< 2e-16	<2e-16	-
	Lluvias tropicales/ invernales	2.3e-08	< 2e-16	<2e-16
DLC	Lluvias de invierno	0.121	-	-
	Lluvias tropicales	< 2e-16	<2e-16	-
	Lluvias tropicales/ invernales	0.045	< 2e-16	<2e-16

En las figuras 45 a 48 se muestran las distribuciones de los indicadores de cada tipo de CA, por tamaño y en las diferentes estaciones del año. Para todos los indicadores sin importar el tamaño, los CP fueron los de mayor valor, seguidos de los CT y hasta el último los CE.

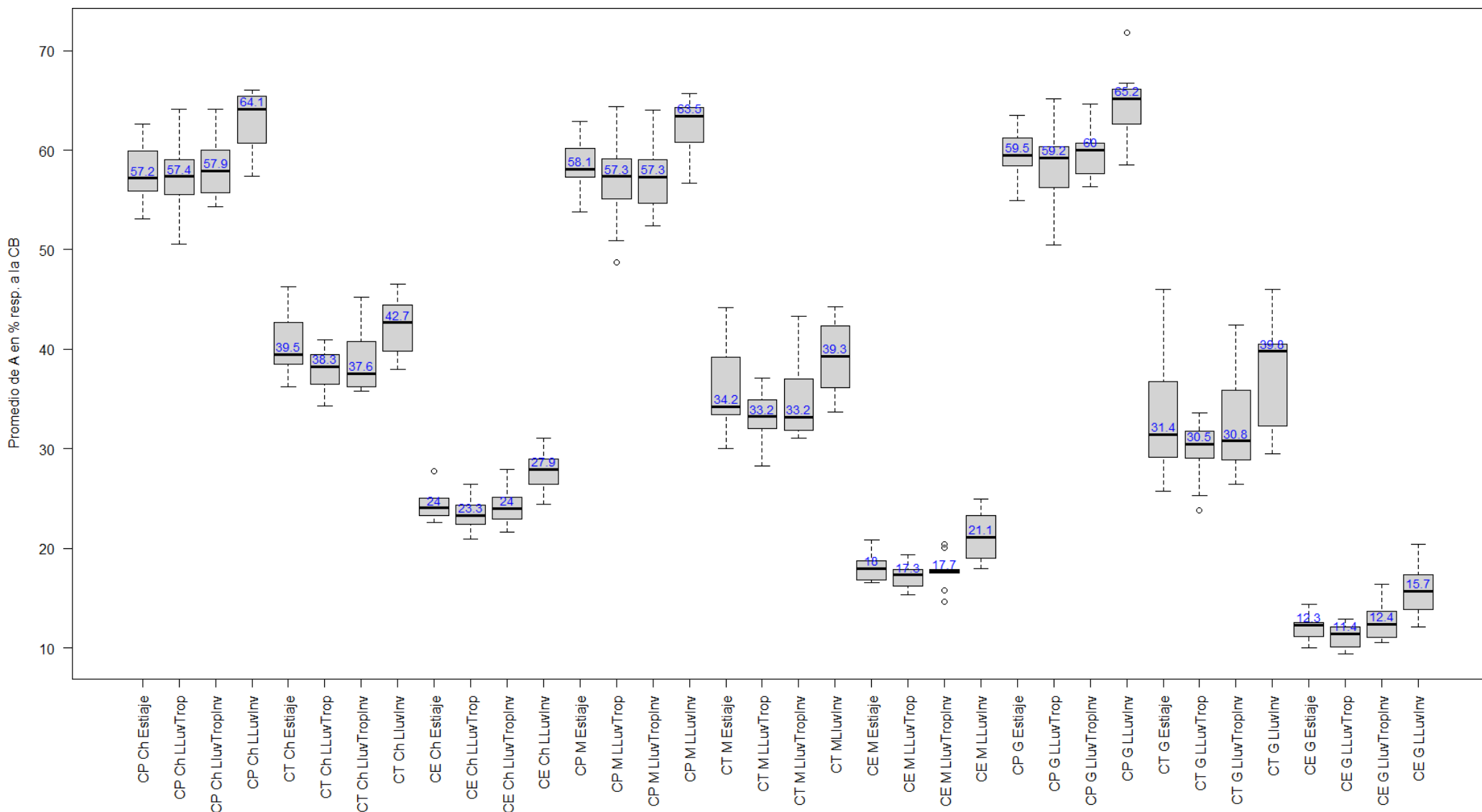


Figura 45. Graficas de caja y bigote de la distribución de los promedios mensuales del área de los CA chicos, medianos y grandes durante las estaciones del año estiaje, lluvias tropicales, lluvias de invierno y lluvias tropicales/ invernales.

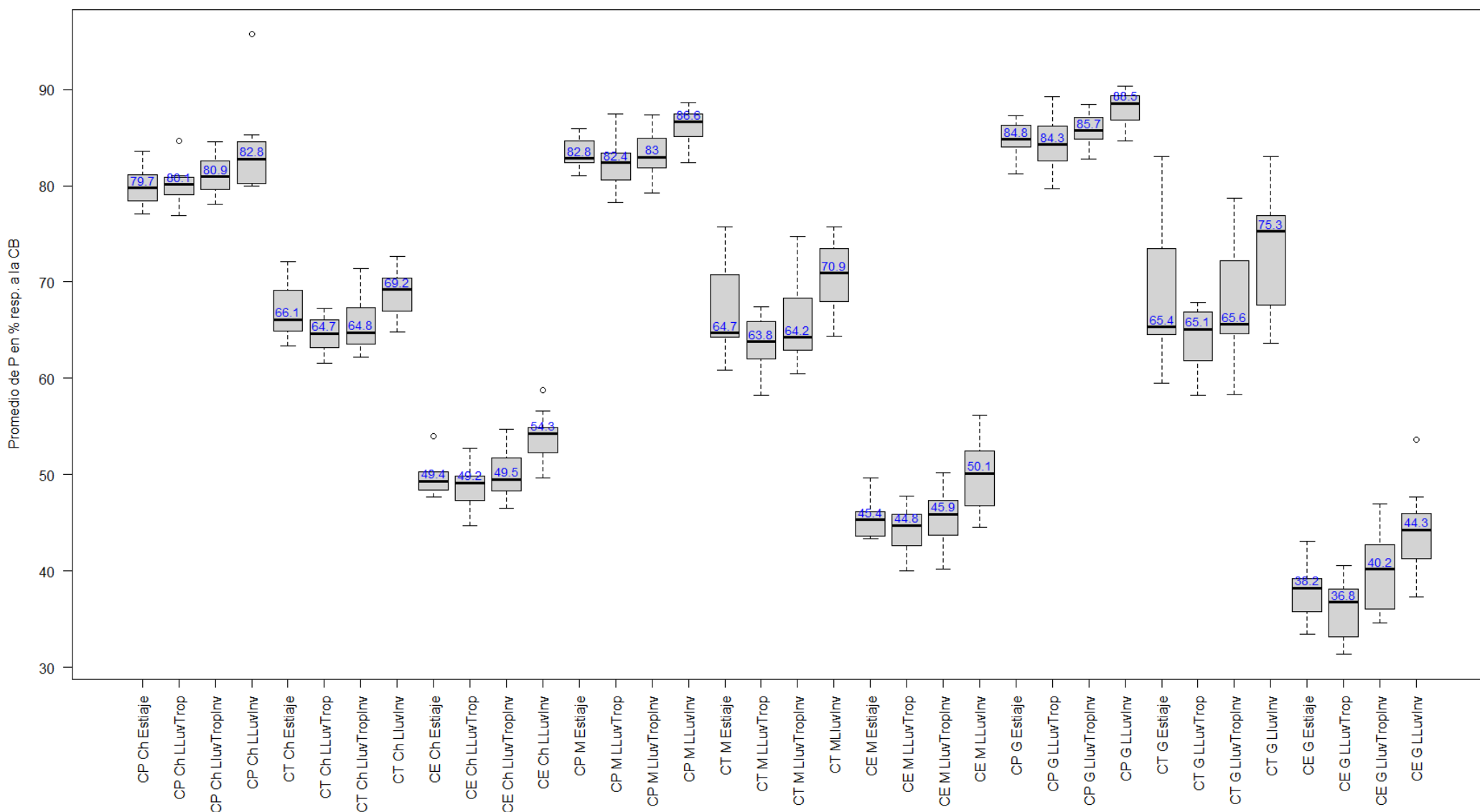


Figura 46. Graficas de caja y bigote de la distribución de los promedios mensuales del perímetro de los CA chicos, medianos y grandes durante las estaciones del año estiaje, lluvias tropicales, lluvias de invierno y Lluvias tropicales/ invernales.

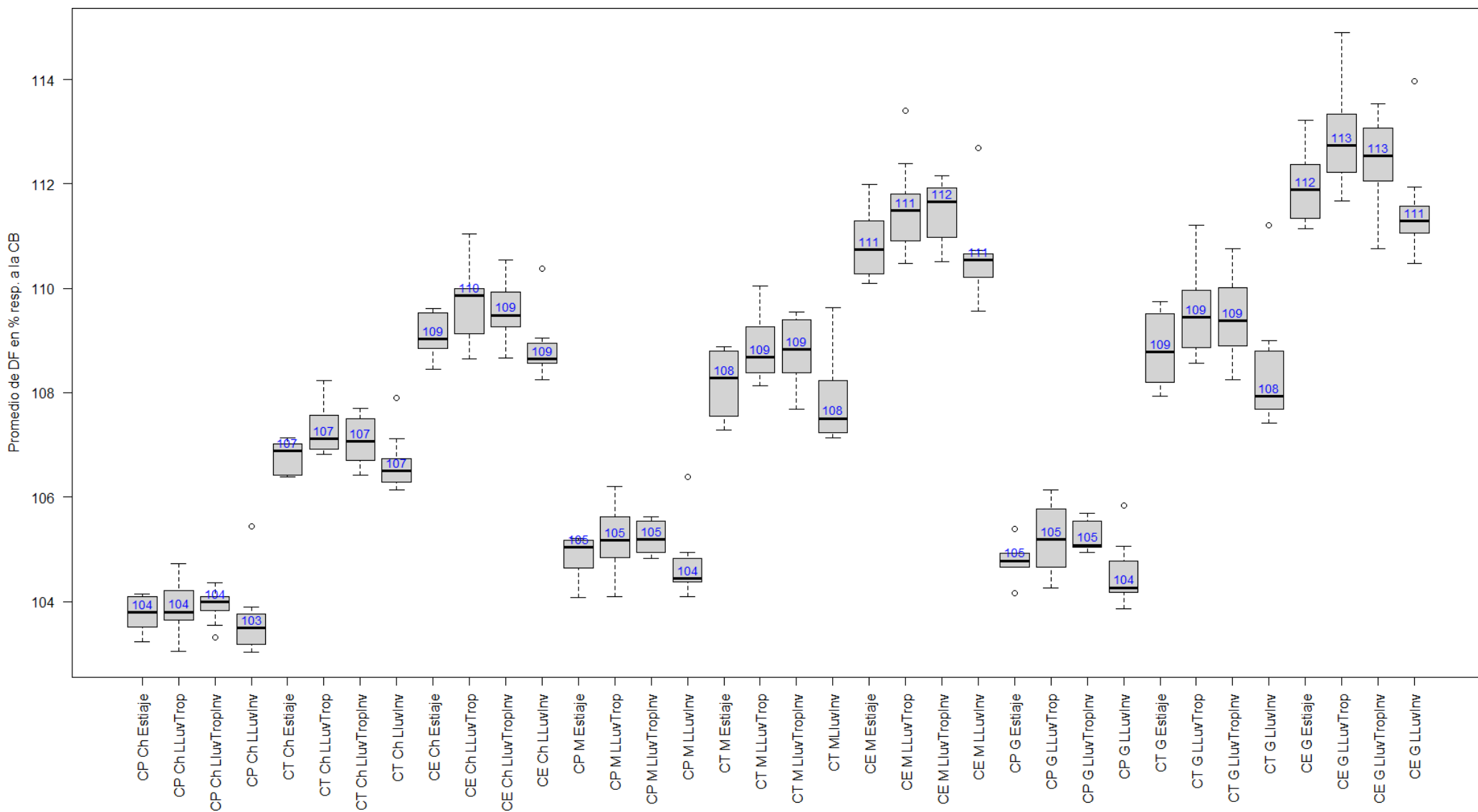


Figura 47. Graficas de caja y bigote de la distribución de los promedios mensuales de la DF de los CA chicos, medianos y grandes durante las estaciones del año estiaje, lluvias tropicales, lluvias de invierno y Lluvias tropicales/ invernales.

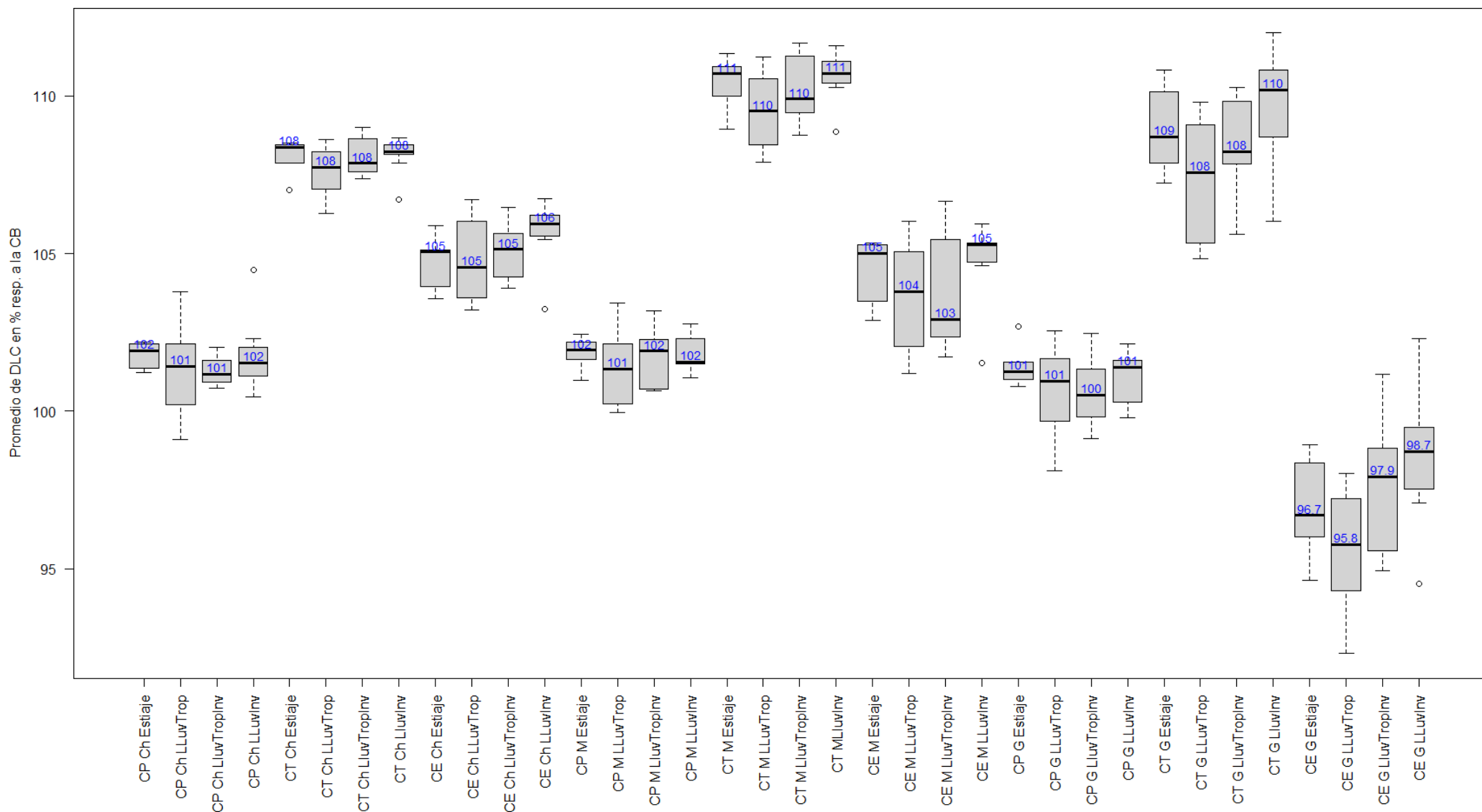


Figura 48. Graficas de caja y bigote de la distribución de los promedios mensuales del DLC de los CA chicos, medianos y grandes durante las estaciones del año estiaje, lluvias tropicales, lluvias de invierno y Lluvias tropicales/ invernales.

4.1.3.2. Análisis de series de tiempo

Área

En la figura 49 se presentan los promedios mensuales y diagramas de caja y bigote del porcentaje del área respecto a la CB durante el periodo de 2016 a 2018 de los CA chicos. Se observó un patrón semejante en los tres tipos de CA, lo que indicó que el tiempo influye en las variaciones del área de los CA.

De acuerdo con la prueba de Wilcoxon realizada para evaluar la diferencia entre grupos, en los CP chicos no hubo diferencia significativa de los porcentajes del área respecto a la CB en ninguno de los años evaluados y su línea de tendencia, a pesar de verse descendiente, no fue significativa. En el caso de los CT chicos se encontraron diferencias entre los años 2016 y 2017 ($p= 2.7e-12$) y entre el 2016 y el 2018 ($p= 1.8e-11$), la línea de tendencia fue notablemente descendiente y fue significativa ($p= 0.00352$, $r^2=0.0002157$). Por último, en los CE chicos se encontraron diferencias entre los años 2016 y 2017 ($p= 0.0037$), entre 2017 y 2018 ($p=0.009$) y entre el 2016 y el 2018 ($p= 2.1e-10$), la línea de tendencia fue descendiente pero no significativa.

En los tres tipos de CA chicos se observó una reducción del área en comparación a la registrada en la CB pues mostraron porcentajes bajos. Los CP chicos tuvieron porcentajes que van del 49 al 65%; los CT van del 30 al 45.3%; y los CE porcentajes del 17 al 27.1%. Tomando en cuenta estos valores, se hizo evidente la diferencia en los porcentajes del área respecto a la CB dependiendo el tipo de los CA.

En los diagramas de caja y bigote se observaron tres grupos que fueron estadísticamente diferentes ($p < 2e-16$), lo que indicó que cada tipo de CA tuvo diferente comportamiento. En este caso, los CP fueron los de mayores porcentajes, seguidos de los CT y hasta el final los CE; esto confirmó que los CP conservaron más su superficie y tuvieron mayor estabilidad.

Los CP fueron los de mayor dispersión de datos, tuvieron una extensión de 17 puntos porcentuales, seguidos de los CT con una extensión de 15.3 y por último los CE con 10.1 puntos.

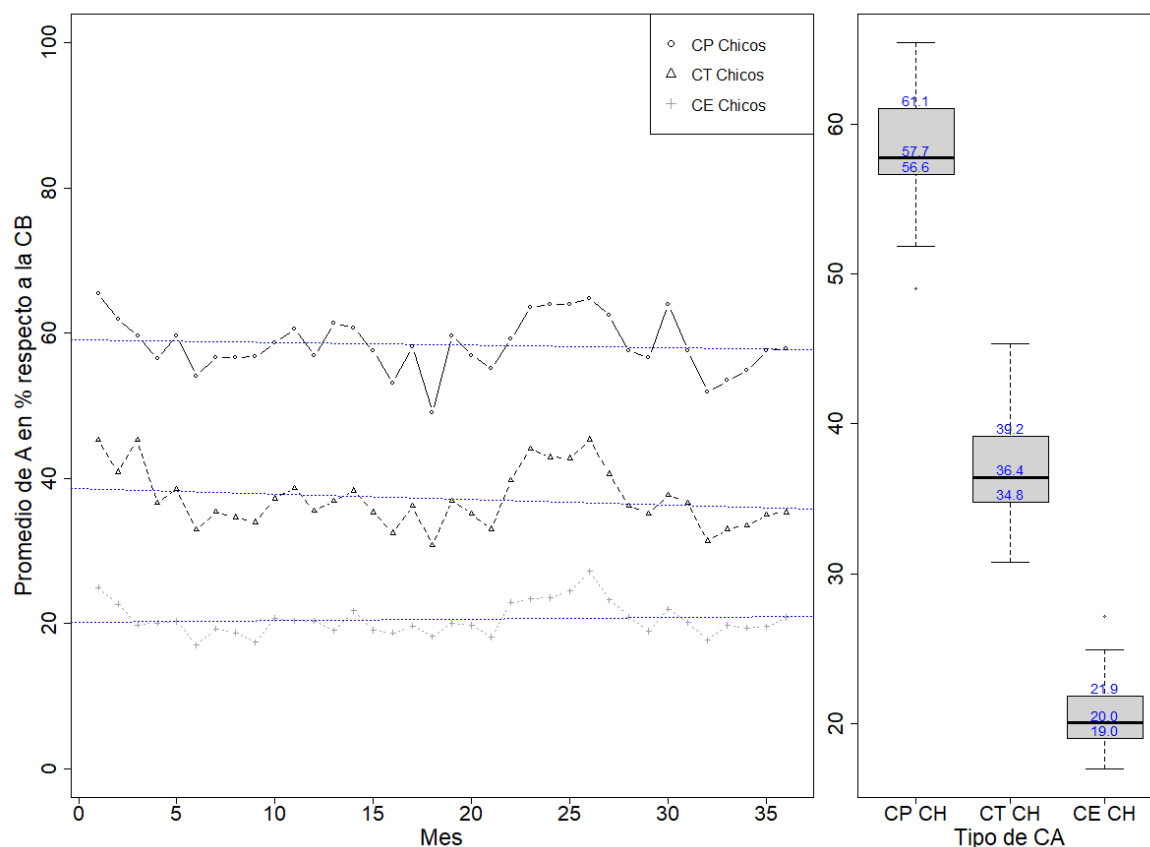


Figura 49. Series mensuales y diagrama de caja y bigote del promedio del área en porcentaje respecto a la CB en el periodo de 2016-2018 de los CA chicos.

En la figura 50 se presentan los promedios mensuales y diagramas de caja y bigote del porcentaje del área respecto a la CB en el periodo de 2016 a 2018 de los CA medianos. En esta gráfica no se observó un patrón en común entre los tipos de CA.

En los tres tipos de CA se observó una reducción de la superficie en comparación a la registrada en la CB pues mostraron porcentajes bajos, incluso más bajos que los registrados en los CA chicos. Los CP fueron los únicos con promedios constantes que van del 77 al 85.3%. En el caso de los CT sus promedios variaron mucho a través del tiempo, pero la mayoría se encontraron por debajo del 15%; y los promedios de los CE a excepción de dos meses, estuvieron por debajo del 4%.

De acuerdo con la prueba de Wilcoxon realizada para evaluar la diferencia entre grupos, en los CP medianos no hubo diferencias significativas entre los años evaluados, su línea de tendencia fue descendiente pero no significativa. En los CT medianos hubo diferencias entre los años 2016 y 2017

($p= 0.014$) y entre 2016 y 2018 ($p= 0.015$), su línea de tendencia no fue significativa. Para los CE medianos no se observaron diferencias significativas.

En cuanto a los diagramas de caja y bigote, se observaron tres grupos estadísticamente diferentes ($p < 2e-16$). Los CT fueron los de mayor dispersión pues a lo largo de los años sus promedios variaron mucho, tuvieron una extensión de 34.1 puntos porcentuales, seguido de los CP con 8.3, y hasta el final los CE con 2.2 puntos.

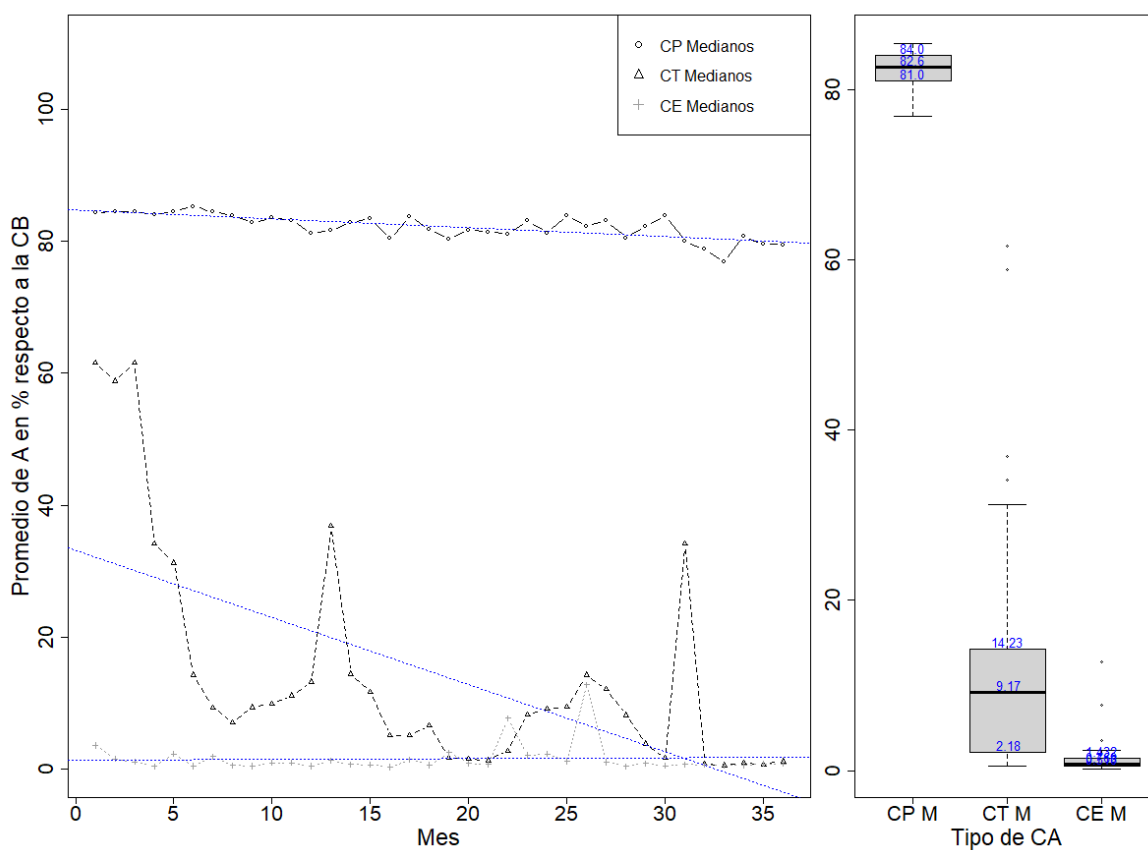


Figura 50. Series mensuales y diagrama de caja y bigote del promedio del área en porcentaje respecto a la CB en el periodo de 2016-2018 de los CA medianos.

En la figura 51 se presentan los promedios mensuales y diagramas de caja y bigote del porcentaje del área respecto a la CB en el periodo de 2016 a 2018 de los CP grandes.

De acuerdo con la prueba de Wilcoxon realizada para evaluar la diferencia entre grupos, los CP grandes no mostraron diferencias significativas entre los años evaluados y su línea de tendencia fue ascendente pero no significativa. La reducción de la superficie observada para este tipo de CA fue baja, tienen porcentajes que van del 66.2 al 86.5%. En cuanto al diagrama de caja y bigote, los datos tuvieron una extensión de 20.3 puntos porcentuales.

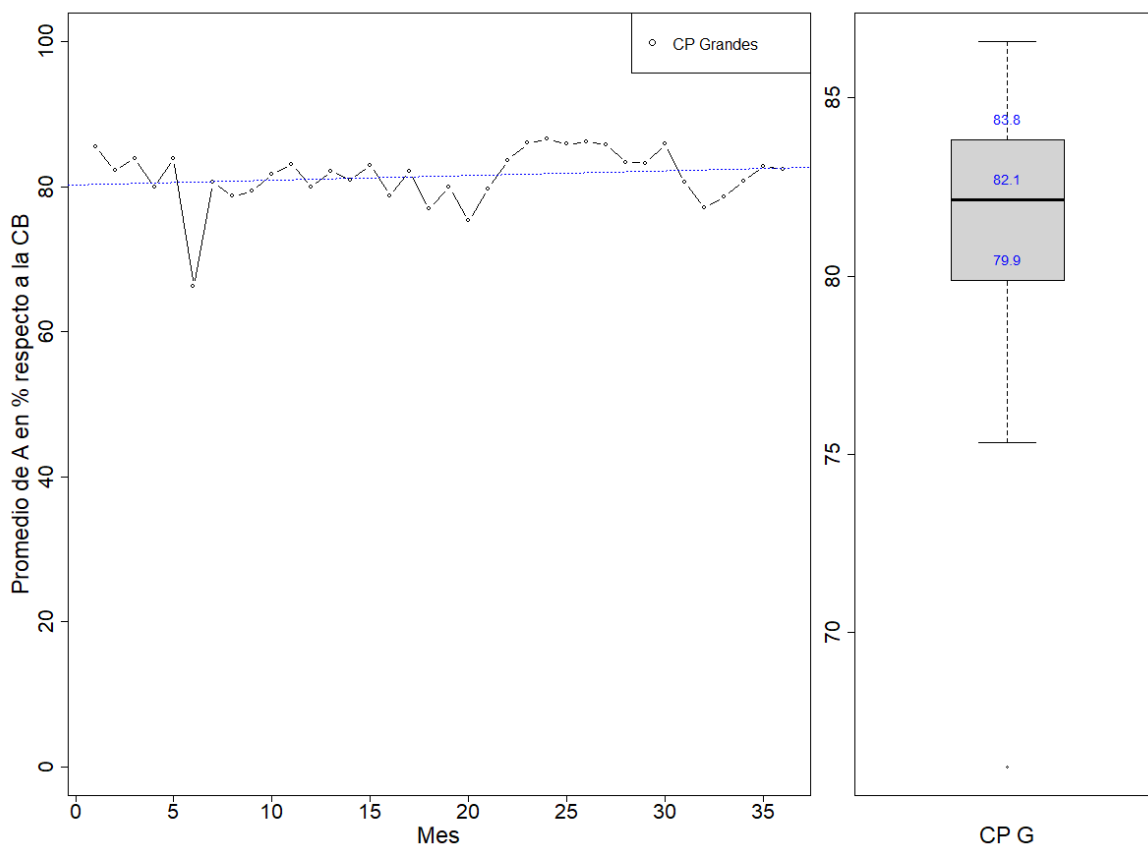


Figura 51. Series mensuales y diagrama de caja y bigote del promedio del área en porcentaje respecto a la CB en el periodo de 2016-2018 de los CA grandes.

De acuerdo con la prueba de Wilcoxon utilizada para evaluar la variabilidad entre grupos, todos fueron significativamente diferentes excepto los CP medianos y CP grandes, estos grupos tuvieron una distribución similar del porcentaje de área respecto a la CB (Tabla 4).

Tabla 4. Valores de p obtenidos en la prueba de Wilcoxon para evaluar la variación del indicador área de acuerdo con las diferentes categorías de CA.

	CE CHICOS	CE MED	CP CHICOS	CP GRANDES	CP MED	CT CHICOS
CE MED	< 2e-16	-	-	-	-	-
CP CHICOS	< 2e-16	< 2e-16	-	-	-	-
CP GRANDES	< 2e-16	< 2e-16	< 2e-16	-	-	-
CP MED	< 2e-16	< 2e-16	< 2e-16	1	-	-
CT CHICOS	< 2e-16	< 2e-16	< 2e-16	< 2e-16	< 2e-16	-
CT MED	0.018	1.1e-11	< 2e-16	< 2e-16	< 2e-16	3.6e-14

Perímetro

En la figura 52 se presentan los promedios mensuales y diagramas de caja y bigote del porcentaje del perímetro respecto a la CB de los CA chicos, se observó de nuevo un patrón semejante en los tres tipos de CA, lo que indicó que el transcurso del tiempo influye en el perímetro de los CA.

De acuerdo con la prueba de Wilcoxon, en los CP chicos hubo diferencia significativa de los porcentajes del área respecto a la CB entre los años 2016 a 2018 ($p=0.019$), y entre el 2017 y 2018 ($p=0.0043$). No se observó una línea de tendencia en los cuerpos chicos, es decir, sus valores permanecieron constantes. En los CT chicos hubo diferencias significativas entre los años 2016 y 2017 ($p=2.6e-09$) y 2016-2018 ($p=6.7e-07$), su línea de tendencia fue ligeramente descendiente y significativa ($p=0.0377$, $r^2=0.0001649$). Por último, en los CE chicos se encontraron diferencias entre los años 2016 y 2017 ($p=1.1e-05$), entre el 2016 y el 2018 ($p=6.7e-13$) y entre el 2017 y el 2018 ($p=0.048$), la línea de tendencia fue ligeramente ascendente pero no significativa.

El perímetro mostró porcentajes respecto a la CB más altos en comparación con los porcentajes del área, lo que indicó que este indicador tuvo menor pérdida a través del tiempo. Los CP fueron los de menor pérdida, su rango de porcentajes fue del 77.7 al 86.4%; en el caso de los CT, hubo mayor reducción pues mostraron porcentajes del 59.7 al 74.5%; por último, los CE tuvieron promedios del 41 al 57%.

En los diagramas de caja y bigote se observó que los tres tipos de CA fueron grupos significativamente diferentes ($p < 2e-16$). Los CP fueron los de menor dispersión pues tuvieron una extensión de 8.7 puntos porcentuales, seguido de los CT con 14.8 puntos, y los de mayor dispersión, los CE con 16 puntos.

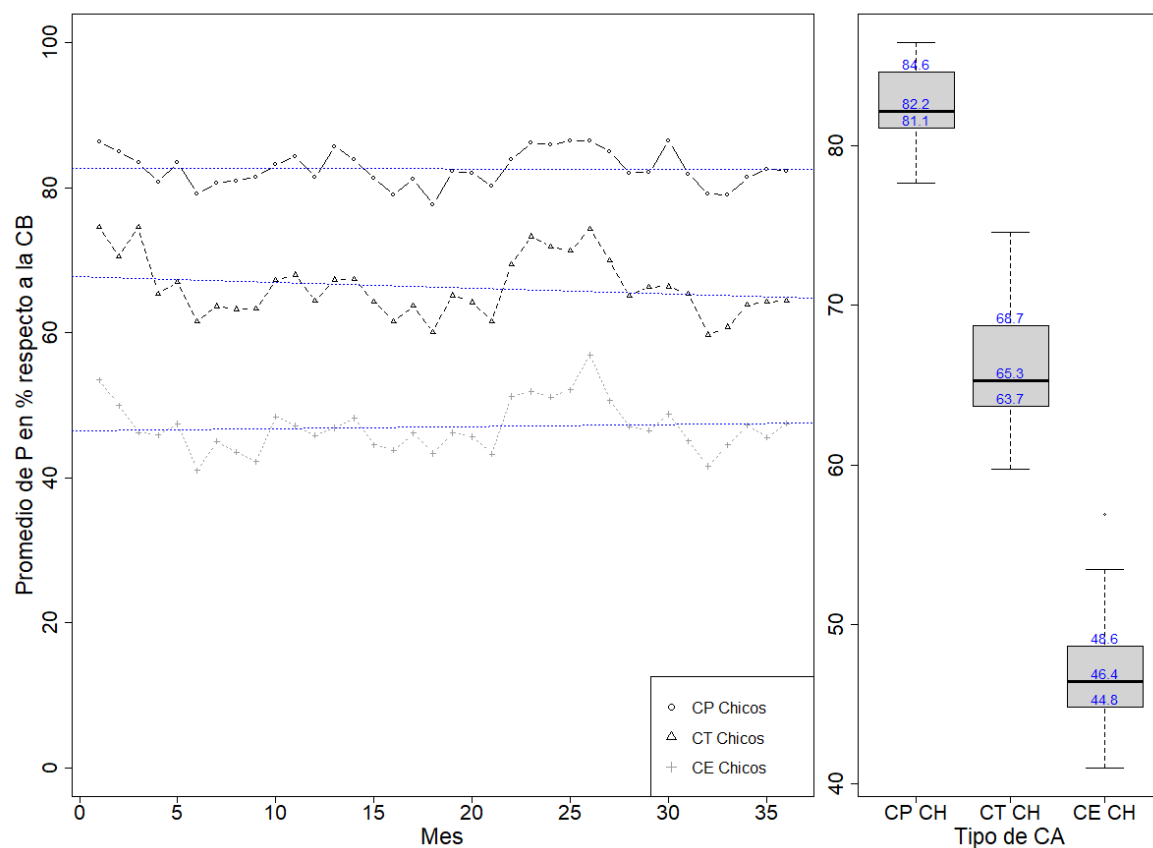


Figura 52. Series mensuales y diagrama de caja y bigote del promedio del perímetro en porcentaje respecto a la CB en el periodo de 2016-2018 de los CA chicos.

En la figura 53 se presentan las series mensuales y diagramas de caja y bigote del perímetro respecto a la CB de los CA medianos.

De acuerdo con la prueba de Wilcoxon realizada para evaluar la diferencia entre grupos, en los CP medianos no hubo diferencias significativas entre los años evaluados y su línea de tendencia fue ascendente pero no significativa. Para los CT medianos hubo diferencias entre los años 2016 y 2017 ($p = 0.033$) y entre los años 2016 y 2018 (0.017). Estos CA tuvieron una línea de tendencia marcadamente descendiente significativa ($p = 0.0199$ $r^2 = 0.1804$). Los CE medianos no tuvieron

diferencia significativa entre años y su línea de tendencia fue ligeramente ascendiente pero no significativa.

Los CP medianos tuvieron porcentajes del 99.6 al 132.25%, los CT mostraron porcentajes del 7.3 al 158%; por último, los CE tuvieron promedios del 3 al 58.6%.

En los diagramas de caja y bigote se observaron grupos significativamente diferentes ($p < 2e-16$). Los CT tuvieron una extensión de 150.7 puntos porcentuales, seguido de los CE con 55.6 puntos y al final los CP con 32.65 puntos.

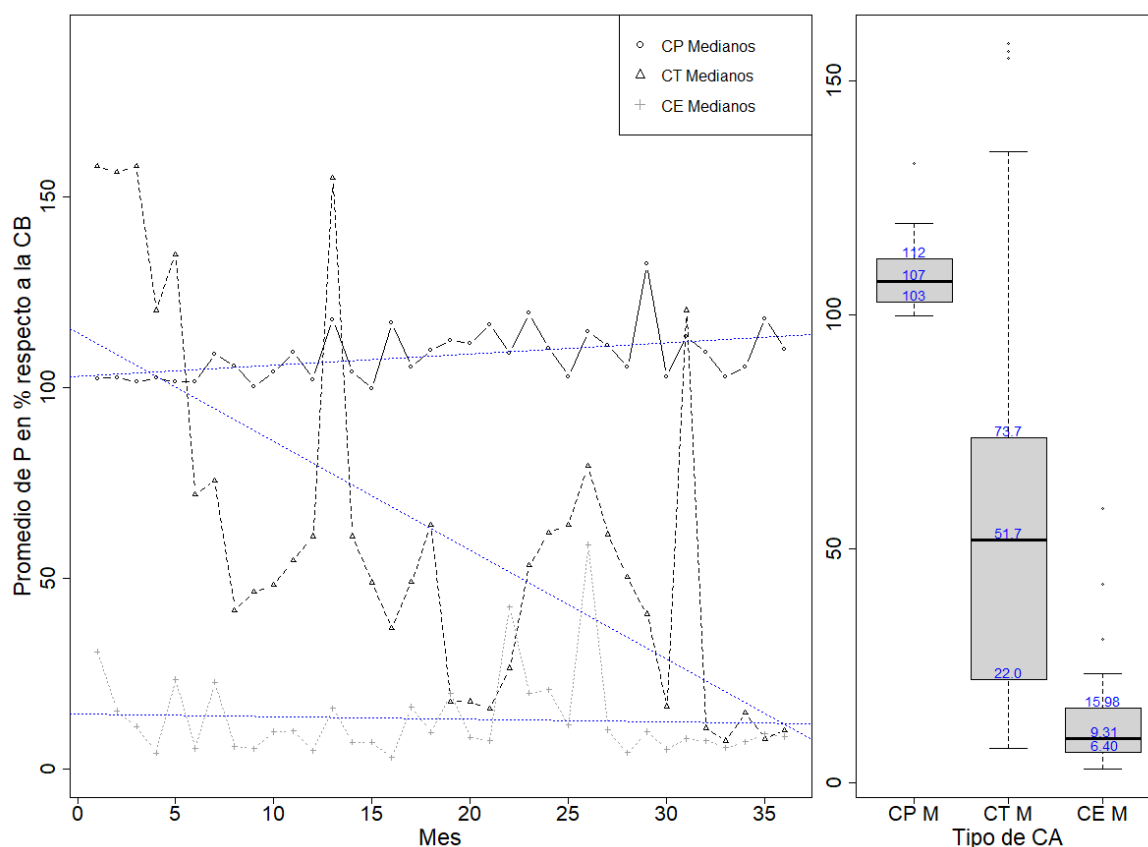


Figura 53. Series mensuales y diagrama de caja y bigote del promedio del perímetro en porcentaje respecto a la CB en el periodo de 2016-2018 de los CA medianos.

En la figura 54 se presentan los promedios y diagramas de caja y bigote del porcentaje del perímetro respecto a la CB de los CA grandes.

De acuerdo con la prueba de Wilcoxon realizada para evaluar la diferencia entre grupos, en los CP grandes no se observaron diferencias entre los años evaluados, su línea de tendencia fue descendiente pero no significativa. Los CP grandes tuvieron porcentajes del perímetro respecto a la CB más altos en comparación con los otros tamaños. Su rango de porcentajes fue del 102 al 120% sin considerar algunos valores máximos extremos que llegaron a registrar porcentajes de 216.4%.

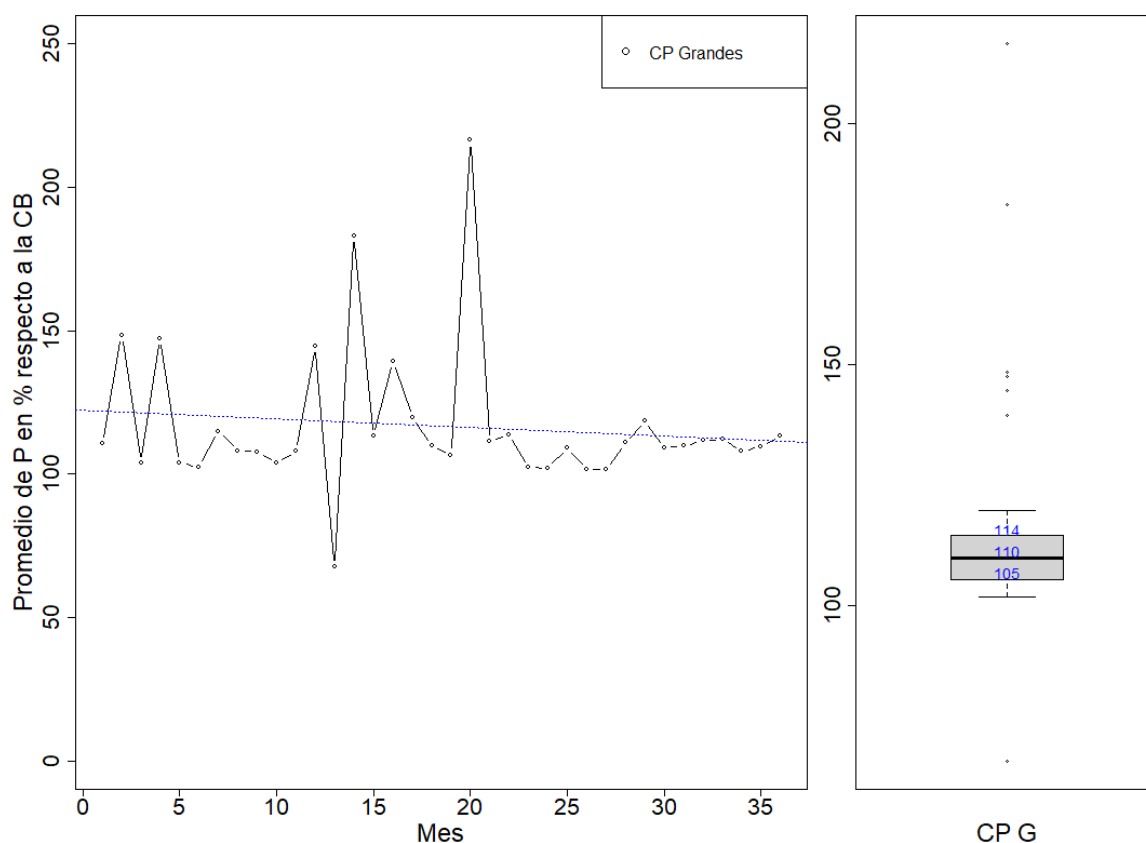


Figura 54. Series mensuales y diagrama de caja y bigote del promedio del perímetro en porcentaje respecto a la CB en el periodo de 2016-2018 de los CA grandes.

En la tabla 5 se presentan los resultados de la prueba de Wilcoxon en la que se evaluó la variabilidad entre todos los grupos. Todas las comparaciones bivariadas fueron significativamente diferentes excepto las de CT medianos vs CE chicos y CT medianos vs CT chicos, los cuales tuvieron una distribución similar del porcentaje de área respecto a la CB.

Tabla 5. Valores de p obtenidos en la prueba de Wilcoxon para evaluar la variación del indicador perímetro de acuerdo con las diferentes categorías de CA.

	CE CHICOS	CE MED	CP CHICOS	CP GRANDES	CP MED	CT CHICOS
CE MED	< 2e-16	-	-	-	-	-
CP CHICOS	< 2e-16	< 2e-16	-	-	-	-
CP GRANDES	< 2e-16	< 2e-16	< 2e-16	-	-	-
CP MED	< 2e-16	< 2e-16	< 2e-16	0.0054	-	-
CT CHICOS	< 2e-16	< 2e-16	< 2e-16	< 2e-16	< 2e-16	-
CT MED	1	4.9e-13	3.6e-05	7.7e-10	8.6e-12	0.5194

Dimensión fractal

En la figura 55 se presentan las series mensuales y diagramas de caja y bigote del porcentaje de la DF respecto a la CB de los CA chicos. Para este indicador también se observó un patrón semejante en la variación en los tres tipos de CA.

De acuerdo con la prueba de Wilcoxon realizada para evaluar la diferencia entre grupos, en los CP chicos no hubo diferencia entre los años evaluados, su línea de tendencia fue descendiente pero no significativa. En el caso de los CT chicos hubo diferencia entre los años 2016 y 2017 ($p=4.0e-06$) y entre 2016 y 2018 ($p= 1.2e-05$) y su línea de tendencia no fue significativa. Para los CE chicos la diferencia se observó entre el año 2016 y 2018 ($p= 0.00044$) y entre 2017 y 2018 ($p=7.6e-07$) pero su tendencia no fue significativa.

La DF mostró porcentajes respecto a la CB superiores al 100%, lo que indicó que este indicador tuvo un aumento a través del tiempo. Además, los CE fueron los de mayor porcentaje (109.3 al 113%) seguidos de los CT (107.1 al 110%) y hasta el final los CP (104 al 106%).

En los diagramas de caja y bigote se observaron grupos significativamente diferentes ($p < 2e-16$). En cuanto a su distribución, este indicador fue distinto a los dos primeros pues no hubo tanta dispersión, los CP tuvieron una extensión de 2 puntos porcentuales, los CT de 2.9 y los CE de 3.7 puntos.

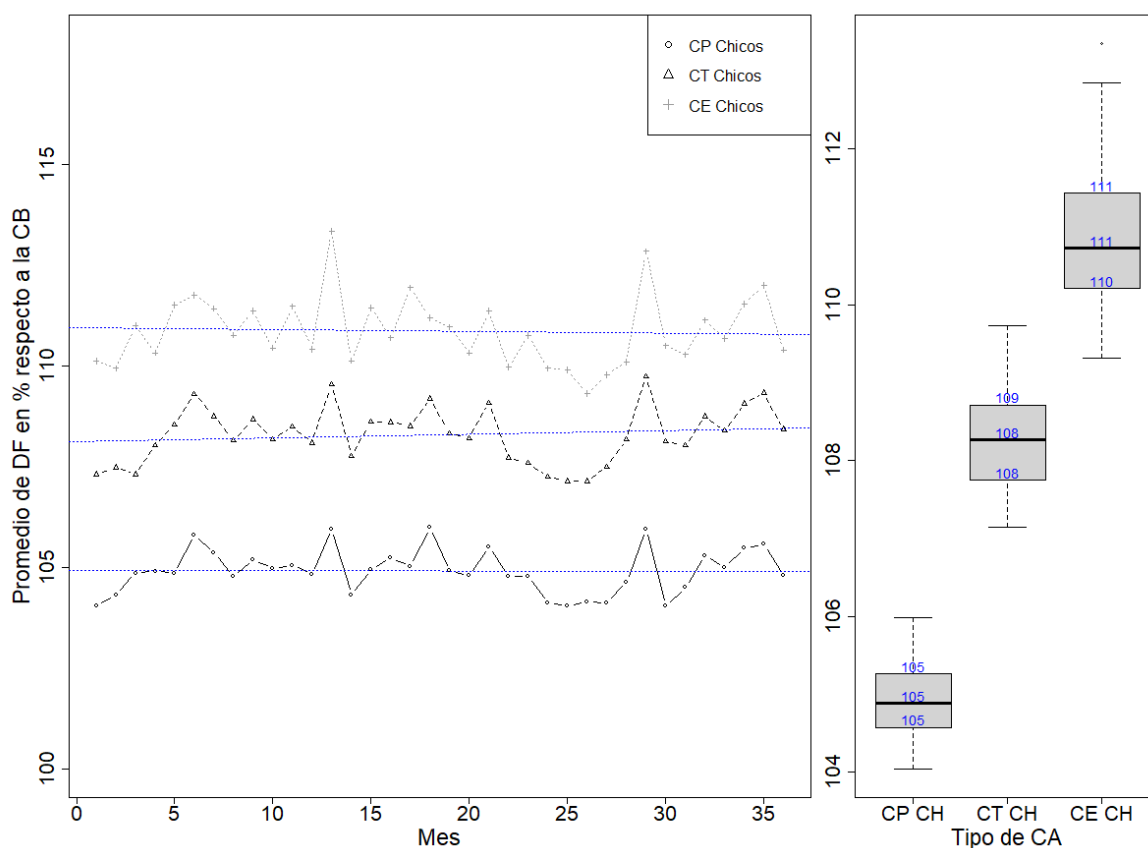


Figura 55. Series mensuales y diagrama de caja y bigote del promedio de la DF en porcentaje respecto a la CB en el periodo de 2016-2018 de los CA chicos.

En la figura 56 se presentan las series mensuales y diagramas de caja y bigote del porcentaje de la DF respecto a la CB de los CA medianos.

De acuerdo con la prueba de Wilcoxon realizada para evaluar la diferencia entre grupos, en los CP, CT y CE medianos no hubo diferencias significativas entre los tres años evaluados. Los CP medianos tuvieron porcentajes del 106.3 al 116.7%, los CT del 108 al 118% y los CE del 103 al 112%. Nuevamente se observaron valores superiores al valor registrado en la CB.

En los diagramas de caja y bigote, a pesar de que algunos valores extremos de los CT y los CE se sobrepusieron, fueron grupos significativamente diferentes ($p < 2e-16$). Los CP tuvieron una extensión de 10.4 puntos porcentuales, los CT de 10 y los CE de 9 puntos.

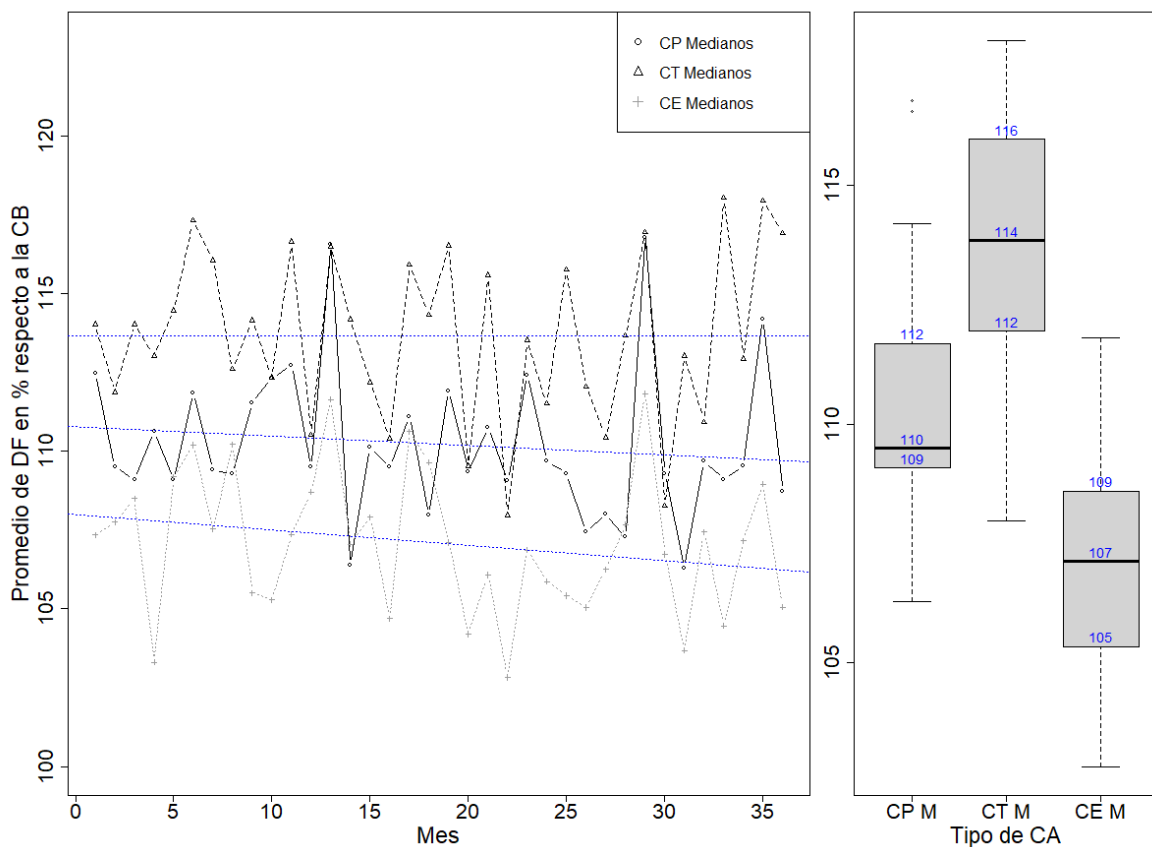


Figura 56. Series mensuales y diagrama de caja y bigote del promedio de la DF en porcentaje respecto a la CB en el periodo de 2016-2018 de los CA medianos.

En la figura 57 se presentan las series mensuales y diagramas de caja y bigote del porcentaje de la DF respecto a la CB de los CA grandes.

De acuerdo con la prueba de Wilcoxon realizada para evaluar la diferencia entre grupos, en los CP grandes no hubo diferencias significativas entre los años evaluados. Su línea de tendencia descendiente no fue significativa. Los CP grandes tuvieron porcentajes del 106 al 113%. En el diagrama de caja y bigote, los CP tuvieron una extensión de 7 puntos porcentuales.

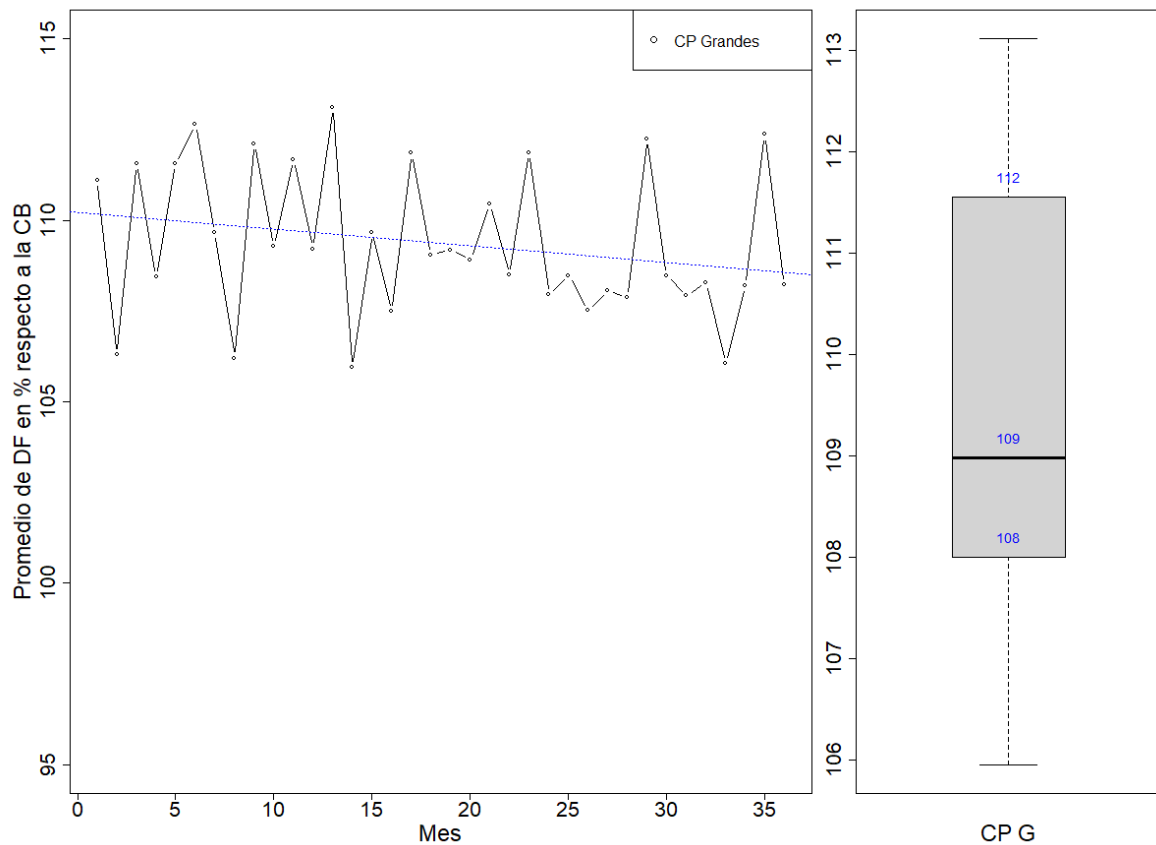


Figura 57. Series mensuales y diagrama de caja y bigote del promedio de la DF en porcentaje respecto a la CB en el periodo de 2016-2018 de los CA grandes.

En la tabla 6 se presentan los resultados de la prueba de Wilcoxon para evaluar la variabilidad entre todos los grupos comparados en forma pareada. Los grupos que no fueron significativamente diferentes son los siguientes: CP medianos comparados con los CP grandes, los CP medianos con los CT chicos, los CP grandes con los CT medianos, los CP grandes con los CT chicos, los CE medianos con los CT chicos, los CE medianos con los CP medianos, los CE chicos con los CP grandes y los CE chicos con los CP medianos.

Tabla 6. Valores de p obtenidos en la prueba de Wilcoxon para evaluar la variación del indicador dimensión fractal de acuerdo con las diferentes categorías de CA.

	CE CHICOS	CE MED	CP CHICOS	CP GRANDES	CP MED	CT CHICOS
CE MED	8.6e-08	-	-	-	-	-
CP CHICOS	< 2e-16	4.0-15	-	-	-	-
CP GRANDES	1	5.9e-06	3.6e-12	-	-	-
CP MED	1	0.0807	< 2e-16	1	-	-
CT CHICOS	< 2e-16	1	< 2e-16	0.0072	0.069	-
CT MED	1.9e-05	< 2e-16	< 2e-16	0.129	0.042	2.3e-14

Desarrollo de línea de costa

En la figura 58 se presentan las series mensuales y diagramas de caja y bigote del porcentaje del DLC respecto a la CB de los CA chicos. De acuerdo con la prueba de Wilcoxon realizada para evaluar la diferencia entre grupos comparados en forma pareada, en los CP chicos no hubo diferencias significativas entre 2016 y 2018 ($p=0.00048$) y entre 2017 y 2018 ($p=0.0022$). Para el caso de los CT chicos hubo diferencias significativas entre el 2016 y 2018 ($p=0.0045$) y entre 2017 y 2018 ($p=9.1e-07$) y en el de los CE chicos diferencias entre el 2016 y el 2018 ($p=1.1e-14$) y entre el 2017 y el 2018 ($p=8.7e-07$). Las líneas de tendencia no fueron significativas en ningún tipo de CA.

Al igual que la DF, este indicador tuvo porcentajes mayores al 100% lo que indica que aumentó a través del tiempo. Los porcentajes de los CP chicos fueron del 100 al 104%, de los CT del 107 al 110% y de los CE del 101 al 106%.

En cuanto a las gráficas de caja y bigote, a pesar de que algunos valores extremos de los CT y CE chicos se superpusieron, fueron tres grupos significativamente diferentes ($p < 2e-16$). En cuanto a la distribución de los datos, este indicador también tuvo una distribución corta; los CP tuvieron una extensión de 4 puntos porcentuales, los CT de 3 y los CE de 5 puntos.

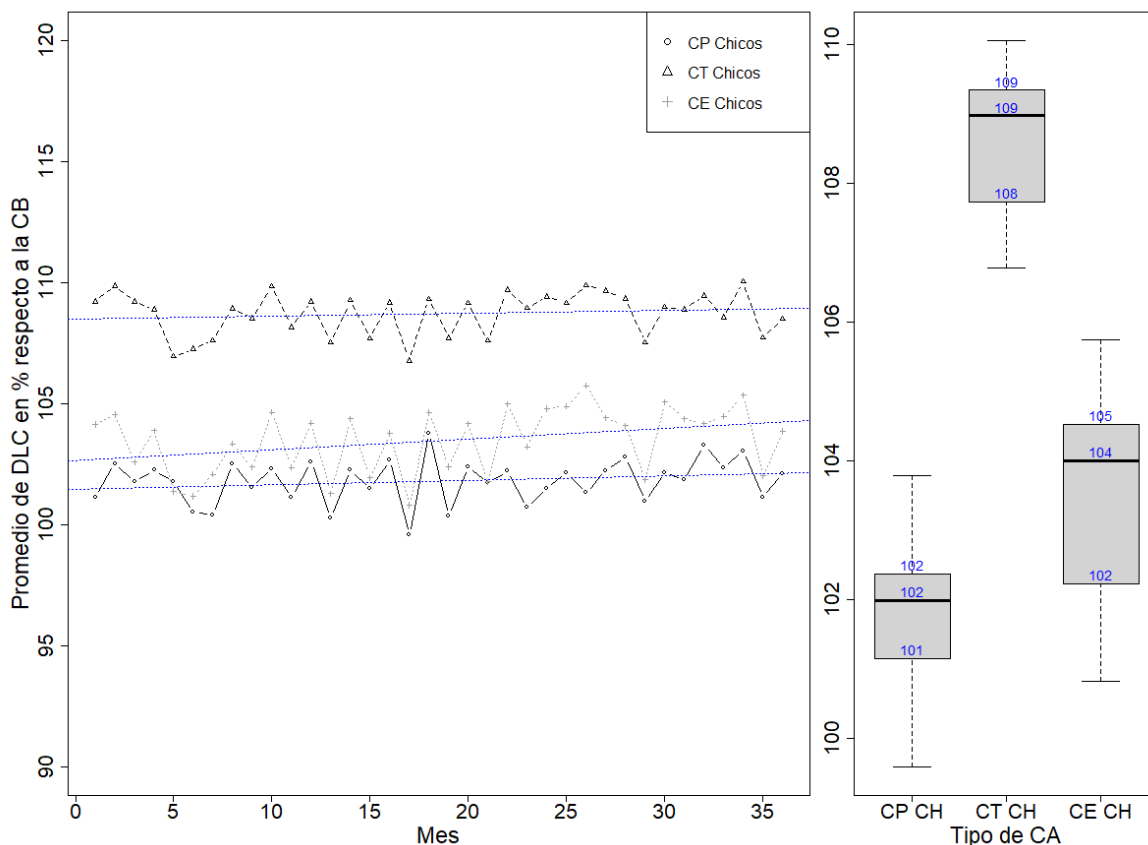


Figura 58 Series mensuales y diagrama de caja y bigote del promedio del desarrollo de línea de costa en porcentaje respecto a la CB en el periodo de 2016-2018 de los CA chicos.

En la figura 59 se presentan las series mensuales y diagramas de caja y bigote del porcentaje del DLC respecto a la CB de los CA medianos.

De acuerdo con la prueba de Wilcoxon realizada para evaluar la diferencia entre grupos, en los CP, CT y CE medianos no hubo diferencias significativas y sus líneas de tendencia tampoco lo fueron. Los porcentajes de los CP medianos fueron del 47.2 al 66%, de los CT del 42 al 64% y de los CE del 21.1 al 27%.

En el diagrama de caja y bigote (fig.52) se pudo observar que algunos datos de los CP y los CT medianos se sobrepusieron, de acuerdo con la prueba de Wilcoxon, estos grupos no fueron significativamente diferentes (tabla 7), pero los CE sí. En cuanto a la dispersión de datos, los CP tuvieron una extensión de 18.8 puntos porcentuales, los CT de 22 y los CE de 5.9 puntos.

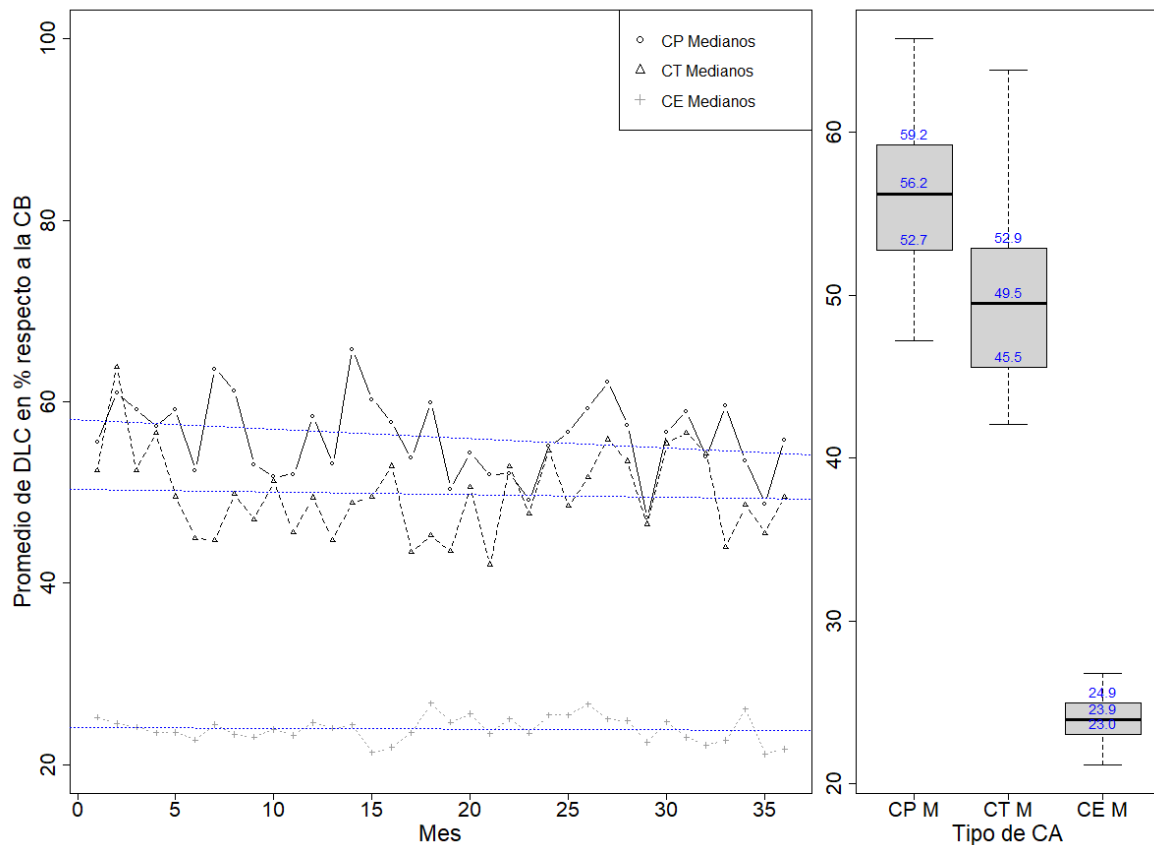


Figura 59 Series mensuales y diagrama de caja y bigote del promedio del desarrollo de línea de costa en porcentaje respecto a la CB en el periodo de 2016-2018 de los CA medianos.

En la figura 60 se presentan las series mensuales y diagramas de caja y bigote del porcentaje del DLC respecto a la CB de los CA grandes.

De acuerdo con la prueba de Wilcoxon realizada para evaluar la diferencia entre grupos, en el caso de los CP grandes no hubo diferencias significativas entre los años evaluados y su línea de tendencia ascendente no fue significativa. Sus porcentajes fueron del 19 al 25%. En cuanto a la dispersión de datos, los CP tuvieron una extensión de 6 puntos porcentuales.

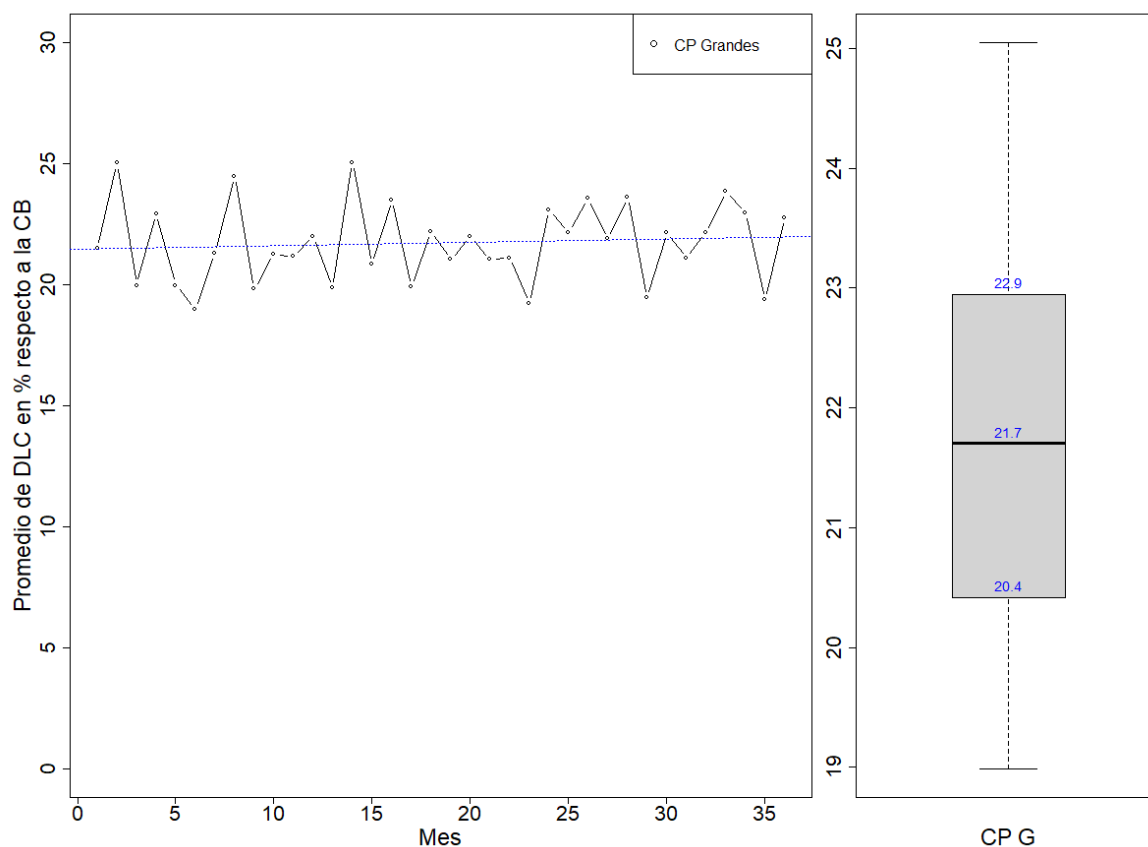


Figura 60 Series mensuales y diagrama de caja y bigote del promedio del DLC en porcentaje respecto a la CB en el periodo de 2016-2018 de los CA grandes.

De acuerdo con la prueba de Wilcoxon para evaluar la variabilidad entre todos los grupos, para este indicador todos los grupos fueron significativamente diferentes excepto los CP medianos y los CT medianos (tabla 6).

Tabla 7. Valores de p obtenidos en la prueba de Wilcoxon para evaluar la variación del indicador desarrollo de línea de costa de acuerdo con las diferentes categorías de CA.

	CE CHICOS	CE MED	CP CHICOS	CP GRANDES	CP MED	CT CHICOS
CE MED	< 2e-16	-	-	-	-	-
CP CHICOS	< 2e-16	< 2e-16	-	-	-	-
CP GRANDES	< 2e-16	1.3e-11	< 2e-16	-	-	-
CP MED	< 2e-16	< 2e-16	< 2e-16	< 2e-16	-	-
CT CHICOS	< 2e-16	< 2e-16	< 2e-16	< 2e-16	< 2e-16	-
CT MED	< 2e-16	< 2e-16	< 2e-16	6.0e-14	1	< 2e-16

Análisis de efecto retardado de la precipitación sobre la extensión de los CA

En la figura 61 se presenta una gráfica de series de tiempo que contrastó el área promedio mensual de los CA chicos respecto a la CB, con los registros de precipitación mensual que se tenía para los años analizados. En ella se pudo observar un desfase de tiempo en los patrones generados, es decir, la línea azul punteada que muestra las lluvias registradas tuvo ciertos picos altos y bajos que se replicaron posteriormente en las líneas del área promedio; lo que sugirió un efecto desfasado de las lluvias sobre la superficie de los CA.

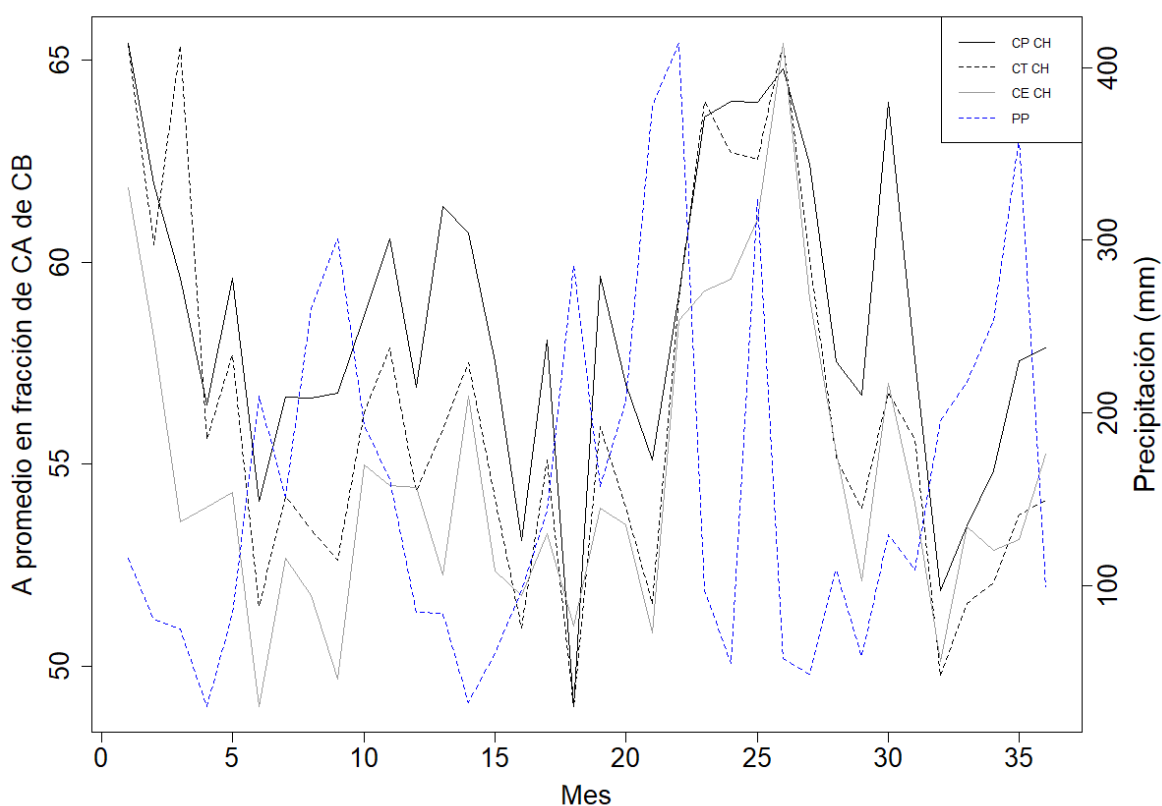


Figura 61. Series mensuales del promedio del área de los CA chicos respecto a las CB vs. Lluvias registradas durante el periodo de 2016-2018.

La figura 62a muestra el análisis de correlación con retardo entre la precipitación mensual promedio en la cuenca y el promedio del área cubierta de los CA respecto a la CB de los CP chicos. Es posible observar que el lag -4 y -5 fueron los valores del rezago con mayor coeficiente de correlación (0.431 y 0.59), por lo que fue ahí donde se presentó mejor ajuste entre las dos series de tiempo. Esto indica que el efecto de la lluvia sobre la extensión de los CA ocurrió con cuatro a cinco meses de desfase.

Lo mismo se observó para los CT chicos (Fig. 62b), en los que el lag -4 y -5 fueron los valores del rezago con mayor coeficiente de correlación (0.452 y 0.526), seguidos del lag 1 y 2 (0.467 y 0.402). Por último, los CE chicos presentaron una situación similar (Fig. 62c): el lag -4 y -5 fueron los valores del rezago con mayor coeficiente de correlación (0.49 y 0.584).

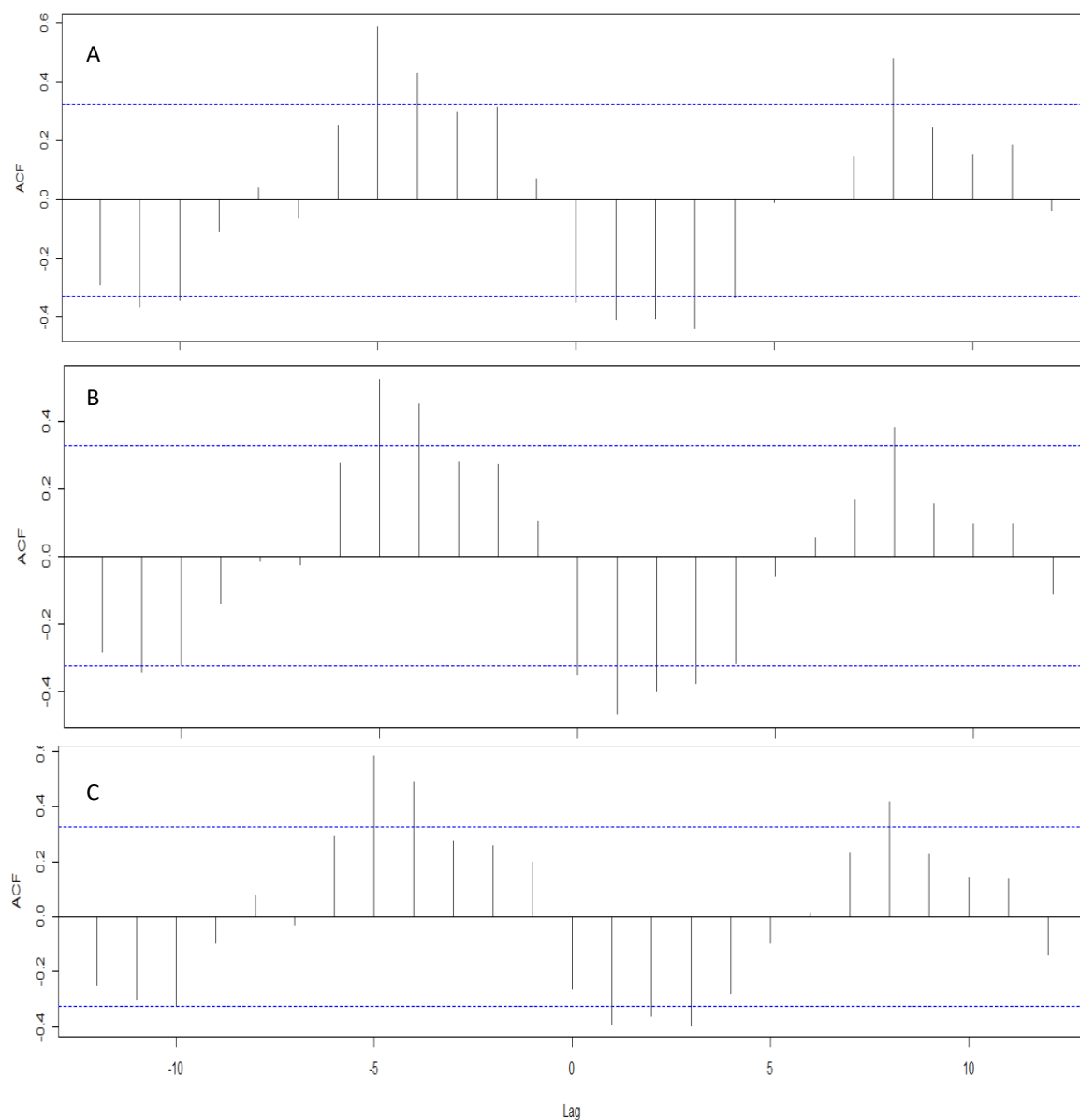


Figura 62. Correlograma: Coeficiente de correlación vs. rezago (Lag) para análisis de correlación de área promedio de todos los CA chicos respecto a la CB contra lluvia mensual registrada durante los años 2016 a 2018. A) CP chicos, B) CT chicos, C) CE chicos.

En la figura 63 se presenta una gráfica de series de tiempo que contrastó el área promedio mensual de los CA medianos respecto a la CB, con los registros de precipitación mensual que se tenía para los años analizados. En ella se pudo observar un desfase de tiempo en los patrones generados únicamente en los CE medianos.

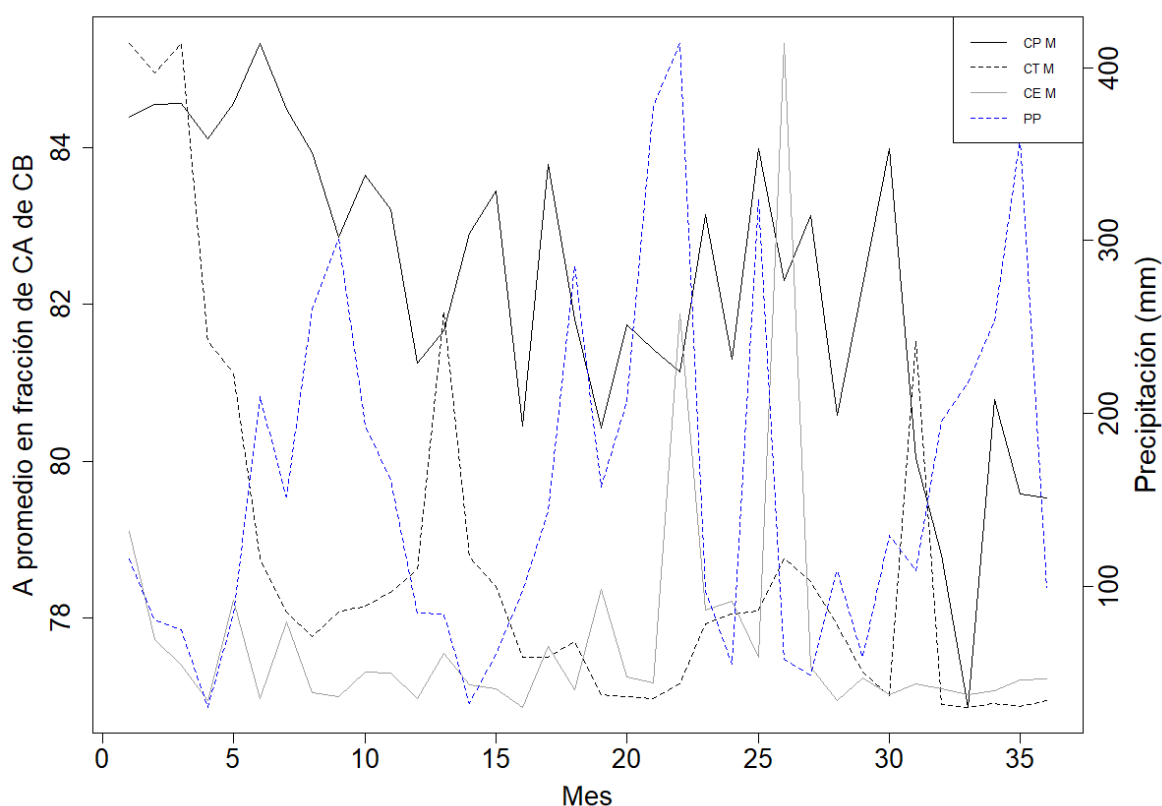


Figura 63. Series mensuales del promedio del área de los CA medianos respecto a las CB vs. Lluvias registradas durante el periodo de 2016-2018.

El análisis de correlación con retardo de los CP medianos se muestra en la figura 64a. Se pudo observar que los valores del coeficiente de correlación fueron muy bajos, la mayoría menores a 0.1, en el Lag -10 se observó una correlación de 0.24, por lo que no pudo establecerse en este caso una relación de las lluvias con la superficie de los CA. En el análisis realizado para los CT medianos (Fig. 64b), el lag 0 y 1 fueron los valores con mayor coeficiente de correlación (0.42 en ambos), lo que indica un efecto inmediato de las lluvias sobre la superficie de los CA. Por último, para los CE medianos (Fig. 64c) el lag -4 y -5 fueron los valores del rezago con mayor coeficiente de correlación

(0.498 y 0.33). En este caso se observó también el efecto retrasado, de cuatro a cinco meses, de las lluvias sobre la extensión de los CA

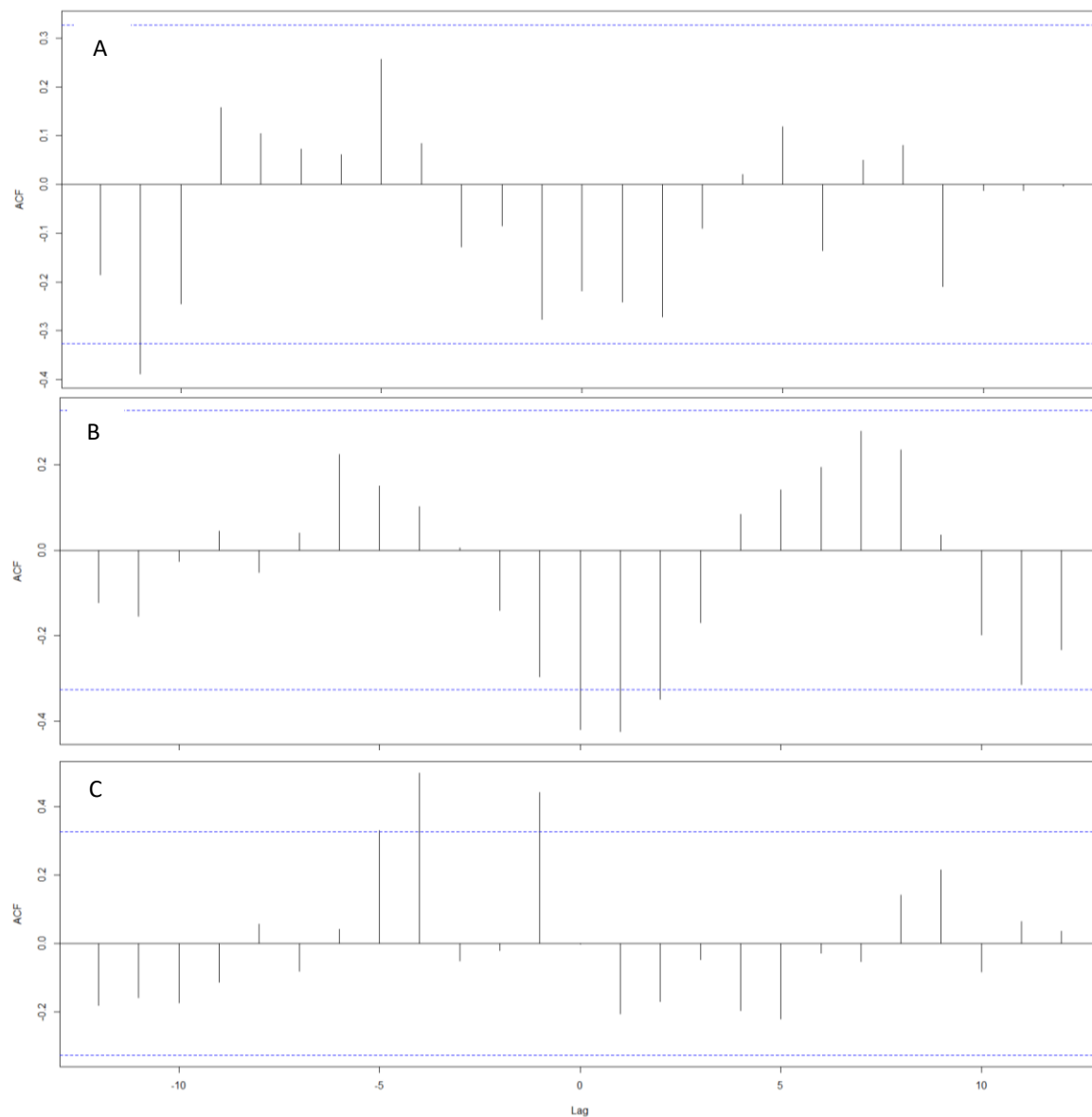


Figura 64. Correlograma: Coeficiente de correlación vs. rezago (Lag). Para análisis de correlación de área promedio de todos los CA respecto a la CB contra lluvia mensual registrada durante los años 2016 a 2018. A) CP medianos, B) CT medianos, C) CE medianos.

En la figura 65 se presenta una gráfica de series de tiempo que contrasta el área promedio mensual de los CP grandes respecto a la CB, con los registros de precipitación mensual que se tenía para los años analizados. No se observó relación entre los promedios del área y los promedios de precipitación pues los patrones fueron muy distintos.

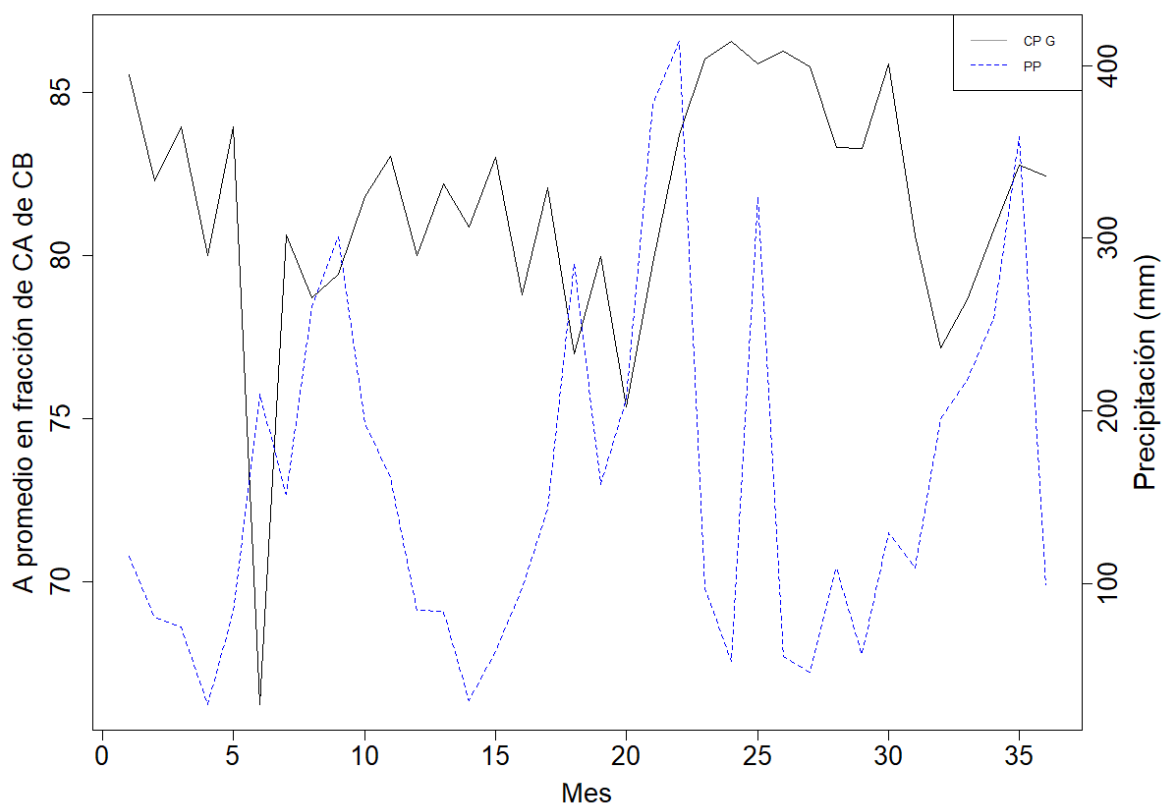


Figura 65. Series mensuales del promedio del área de los CP grandes respecto a las CB vs. Lluvias registradas durante el periodo de 2016-2018.

En el análisis de correlación con retardo de los CP grandes que se muestra en la figura 66 se pudo observar que el lag -4 y -5 fueron los valores del rezago con mayor coeficiente de correlación (0.461 y 0.39). En este caso se observó también el efecto retrasado, de cuatro a cinco meses, de las lluvias sobre la extensión de los CA.

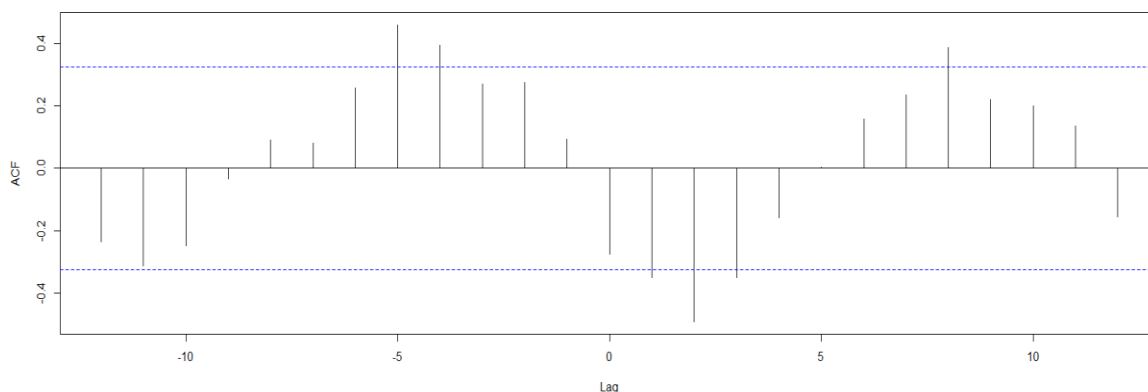


Figura 66. Correlograma: Coeficiente de correlación vs. rezago (Lag). Para análisis de correlación de área promedio de los CP grandes respecto a la CB contra lluvia mensual registrada durante los años 2016 a 2018.

4.1.4. Comparación entre indicadores generados con los de Tapia-Silva *et al.* 2022

En este último apartado se realiza una breve comparación de los datos globales obtenidos a partir de la CB generada en el presente estudio (Serra, 2022) y los obtenidos por Tapia-Silva *et al.* (2022) en el proyecto antecesor.

En la tabla 8 se presenta el promedio de la suma total del área y el perímetro de los 36 meses evaluados y el promedio de los promedios mensuales de la DF y el DLC. Con estos datos se pretende evaluar la precisión al momento de emplear una misma metodología utilizando dos CB con diferente origen, si se obtienen valores de los indicadores similares o si esto provoca cambios en la interpretación del estado de los CA en la Cuenca del Río Grijalva.

Tabla 8. Indicadores promedio obtenidos por tipo de CA. Promedio de la suma total mensual del área y perímetro, y promedio de los promedios mensuales de DF y DLC.

Tipo de CA	Área (km ²)	Perímetro (km)	DF	DLC
CP-Serra, 2022	1,248	8,518	1.37	1.5
CP-Tapia-Silva <i>et al.</i> 2022	1,279	8,791	1.47	1.6
CT-Serra, 2022	106	3,576	1.4	1.39
CT-Tapia-Silva <i>et al.</i> 2022	45.3	1,821	1.5	1.29

En el caso de los CP, el área y el perímetro total mostraron valores bastante cercanos entre ambos trabajos. Su variación en el área fue de 31 km² más registrados por Tapia-Silva *et al.* 2022 y en el

perímetro de 273 km más registrados por Tapia-Silva et al. 2022. La DF y el DLC tuvieron una variación de 0.1 más registrado por Tapia-Silva et al. 2022 (Tabla 8).

Para los CT hubo mayor diferencia en el área y el perímetro pues en el presente trabajo se registraron en promedio 106 km² mientras que Tapia-Silva *et al.* 2022 registraron únicamente 45.3 km², lo que es una diferencia de 60.7 km² más registrados por Serra, 2022. En el perímetro la diferencia fue de 1755 km más registrados por Serra, 2022, que es casi el doble de lo registrado por Tapia-Silva et al. 2022. En el caso de la DF y el DLC, las diferencias volvieron a ser de 0.1 (Tabla 8).

En la tabla 9 se presenta el porcentaje promedio de los indicadores registrados mensualmente respecto a la CB. Al comparar ambos valores, es posible identificar si en ambos trabajos se está detectando el mismo porcentaje de permanencia de los CA de la Cuenca del Río Grijalva.

Tabla 9. Porcentaje promedio de los indicadores respecto a su capa base por tipo de CA

Tipo de CA	Área	Perímetro	DF	DLC
CP-Serra, 2022	52	75	105.5	102
CP-Tapia-Silva et al. 2022	58.7	82.8	104.9	101.4
CT-Serra, 2022	37.6	66.7	108.2	108.7
CT-Tapia-Silva et al. 2022	40.3	43	101.1	69

En el caso de los CP, en la tabla 9 se observa que el área y el perímetro tuvieron porcentajes promedio respecto a la CB menores que los registrados por Tapia-Silva et al. 2022, en el área la diferencia es de -6.7 puntos porcentuales y en el perímetro de -7.8 puntos porcentuales. En el caso de la DF y el DLC se registraron porcentajes promedio respecto a la CB más altos, la diferencia fue de 0.6 puntos porcentuales para ambos indicadores.

En cuanto a los CT, el área fue el único indicador que en este trabajo se registró con menor valor, hubo una diferencia de 3.3 puntos porcentuales. Los otros indicadores tuvieron valores más altos que los registrados por Tapia-Silva et al. 2022, las diferencias fueron de 23.7 para el perímetro, de 7.1 en la DF y de 39.7 en el DLC.

5. Discusión

Existen algunos estudios que se han dedicado a evaluar los cambios que han sufrido los CA en el mundo durante las últimas décadas, Donchyts *et al.*, (2016) reportaron una pérdida de 50,000 km² en su análisis mundial de 30 años; por el contrario, Pekel *et al.* (2016) concluyeron que había una ganancia de 94,000 km² en su análisis mundial de 32 años. En otros estudios se pusieron a la tarea de evaluar las pérdidas por regiones como lo hicieron Mitsch y Gosselink (2000); Xu *et al.*, (2019); Davidson (2014); la Convención RAMSAR, entre otros. Tener información de este tipo ha sido de gran utilidad para reconocer las amenazas a las que nos enfrentamos mundialmente y para la elaboración de estrategias y acuerdos internacionales. Sin embargo, una de las afirmaciones de Donchyts *et al.*, (2016) es que los cambios en la superficie de agua solo afectan a escala local, de aquí la importancia de proyectos de monitoreo a menor escala como el que aquí se presenta.

Existen pocos estudios de monitoreo a nivel regional en México y en específico de la Cuenca Grijalva por lo que la comparación de resultados para enriquecer la información obtenida en este proyecto es limitada. Aunque es imposible contrastar los datos obtenidos en este estudio con los reportados a nivel mundial, podemos confirmar y aportar información sobre la tendencia que tienen los CA de la Cuenca Grijalva. A continuación, se discute el comportamiento y tendencia de los CA a través del tiempo (2016 a 2018), sus cambios respecto a la CB, su comportamiento dependiendo el tipo de CA, su relación con la estacionalidad y su relación con las precipitaciones.

Como se abordó en el marco teórico de este proyecto, existen diversos factores tanto naturales como antropogénicos que provocan la alteración de los CA. Tanto en proyectos anteriores como en el presente, se han evaluado cambios en la superficie, pero para completar el conocimiento adquirido es requerido investigar los factores que provocan los cambios de manera particular.

Análisis geo visual

En las figuras 14 a 16, se contrastaron los CA de la CB con los registrados mensualmente durante los años 2016, 2017 y 2018. Este análisis nos permitió visualizar cómo han cambiado los CA a lo largo del tiempo, si disminuyeron su tamaño o si desaparecieron por completo. Debido a que la cuenca tiene una extensión muy grande y contiene numerosos CA, se eligió una zona representativa que abarcara suficientes polígonos y mostrara casos de CA que hayan sufrido cambios importantes a través del tiempo, como fueron los casos de la Laguna Maluco desde el 2016, Jitalito desde el 2017

y La Ceiba en el 2018. Estos, a pesar de ser considerados CP, disminuyeron su cobertura e incluso desaparecieron totalmente durante varios meses. Localizar estos CP que perdieron cobertura gradualmente es sumamente importante para identificar zonas de conservación prioritarias y estrategias para el manejo de recursos. Las imágenes mostraron importantes diferencias entre los años analizados. Mientras que en el 2016 (Fig. 14) se observó la permanencia de todos los CP y numerosos polígonos de CT, a excepción de la Laguna Maluco. En el 2017 (Fig. 15) ya no se observó rastro de muchos CT que estaban en la CB y habían aparecido el año anterior. Para el año 2018 (Fig. 16), numerosos CP perdieron tamaño o incluso desaparecieron. Los CE desde el primer año no estuvieron presentes. En este primer análisis se hizo evidente la disminución gradual de la extensión de CP, CT y CE.

Es importante recalcar que no se observó la presencia de la mayoría de los CT y CE desde el primer año de análisis. Lo anterior, hizo evidente la diferencia en comportamiento entre estos y los CP, que a pesar de que en el último año se observaron reducciones en su extensión, fueron más estables y cumplieron con la diferenciación esperada en cuanto a su tipo de CA (Martínez, 2018).

En la figura 17 se realizó el análisis visual de los CA en las diferentes estaciones del año. En este no se observó una relación inmediata entre la temporada del año y la presencia y tamaño de los polígonos. Contrastando con lo esperado, la estación con menor cantidad y extensión de CA no fue la de estiaje sino la que le sigue. Esto sugirió un efecto retardado de los fenómenos meteorológicos en los CA, es decir, los eventos de precipitación se vieron reflejados en los CA meses después. Debido a que se trata únicamente de un análisis visual, no fue posible obtener información más detallada, sin embargo, más adelante se discutirán los análisis estadísticos que se realizaron para evaluar la correlación con retardo de la extensión de los CA con las lluvias registradas durante los años de estudio, los cuales permitieron identificar con mayor claridad y confianza la relación de las precipitaciones con los CA.

Análisis geo visual de los indicadores morfológicos

Área

La evaluación del comportamiento de los indicadores morfológicos a través del tiempo nos permitió identificar cambios en la extensión y forma de los CA tomando como referencia la CB. En el caso del área, se mostró el seguimiento mensual del indicador en la zona de la cuenca con mayor concentración de CA en las figuras 18 a 20. En ellas se colorearon los CA dependiendo del porcentaje

de área que conservaron a comparación de lo registrado en la CB. Dentro de la zona analizada, la laguna Maluco, La Ceiba y Jitalito volvieron a estar dentro de los CA de interés pues desde el primer año presentaron pérdida de cobertura respecto a la CB, comenzaron con porcentajes menores a 60%, seguidos del 40%, 20% y para el 2018 llegaron a desaparecer en algunos meses.

En general durante los tres años de análisis se observó una pérdida gradual del área de los CA. Mientras que en el 2016 se distinguieron varios CA que conservaron más del 80% de área respecto a la CB y pocos CA con porcentajes bajos. En el 2017 se fueron sumando los CA con porcentajes menores. Para el 2018, además de haber más CA con porcentajes menores al 20%, se observaron muchos CA de la CB que ya no están presentes.

En el análisis de área respecto a la CB y de los indicadores siguientes, se mencionaron en su mayoría casos de CP que presentaron pérdida, lo que podría hacerlos ver como el tipo de CA más inestable, pero como se mencionó anteriormente, se observó poca presencia de CT y CE desde el primer año de análisis, por lo que no se discuten cambios en estos tipos de CA. Es importante recalcar que por su propia naturaleza los CT y CE tienen menor probabilidad de ser registrados, por lo que contar con pocos registros o variaciones en la ocurrencia de estos tipos de CA pudo deberse no solo a la disminución de los CA, sino también a su dinámica que los caracteriza.

Dentro de los indicadores morfológicos, el área puede ser el mejor indicador para identificar la permanencia de los CA, pues además de haber sido el más sensible a los cambios a través del tiempo, es el que nos habla de su extensión (Cole *et al.*, 2015) y sus cambios tienen una relación directa con la reducción o el aumento del agua. Es importante aclarar que, con el procedimiento utilizado en este proyecto, el cual usó una CB como referencia para realizar el análisis de coincidencia espacial pixel a pixel con las capas mensuales binarias agua no agua, ningún mes podía tener mayor extensión a la registrada en la CB. Es decir, este análisis no identificó el crecimiento o aumento de área de los CA. En el mismo se siguió el enfoque propuesto por Tapia-Silva *et al* (2022) desde la fase anterior de esta investigación que establece que si hay crecimiento de CA que sean verificable mediante ocurrencias (tal como las define Pekel *et al.* 2016) superiores al 50% en el largo plazo (alrededor de 30 años) entonces se deberá actualizar la CB para asumir crecimiento de los CA. En este enfoque, si se detectaron áreas inundadas colindantes con o fuera de los CA incluidos en la CB, estas se registraron como inundaciones extraordinarias, debido a que la CB es la línea de referencia fue la que marcó el estado normal y el punto de partida del fenómeno de estudio. Esto fue lo que se consideró conveniente hacer en la presente investigación que es continuación del

proyecto iniciado por Tapia-Silva *et al* (2022) para obtener indicadores sobre la persistencia de los CA tomando como base una CB.

Aunque en este estudio no se profundizó sobre la identificación de inundaciones extraordinarias, los análisis y las capas generadas dan información sobre estos fenómenos, lo que es de gran utilidad sobre todo para un estado como Tabasco que es altamente vulnerable a las inundaciones. Contar con esta información permite identificar zonas de riesgo y plantear estrategias para disminuir la vulnerabilidad del estado.

En las figuras 21 a 22 se presentaron los análisis realizados para el promedio del área en porcentaje respecto a la CB durante los años 2016 a 2018 en la zona de la cuenca con mayor concentración de CA, de los CP (Fig. 21), CT (Fig. 22) y CE (Fig. 23). Con estas imágenes fue posible visualizar el contraste entre los tres tipos de CA, mientras que en los CP predominaron los porcentajes del 60 al 100%, en los CT y CE predominaron los porcentajes del 0 al 20%. Esta diferencia nos permitió confirmar que los CP fueron más estables y mantuvieron su superficie cercana a la de la CB.

Perímetro

El perímetro resultó ser un indicador más estable pues a pesar de que se observaron cambios graduales a través del tiempo, la reducción de los porcentajes no fue tan drástica como la del área. Esto tiene relación con el hecho de que los CA pueden disminuir su área, pero a la vez aumentar su perímetro porque se forman de manera aleatorio bordes más complejos o menos suavizados que cuando el área es menor.

En las figuras 24 a 26 se mostró el análisis geo visual del perímetro respecto a la CB durante los años 2016 a 2018. De manera general los CP conservaron el perímetro registrado en la CB de un 80 a 100%. Casos particulares como la laguna Maluco, La Ceiba y Jitalito que desde análisis anteriores resaltaron por ser CP que se están perdiendo o al menos que no pudieron cubrir la superficie establecida en la CB, fueron disminuyendo sus porcentajes a través de los años hasta llegar a porcentajes menores del 40%.

Otro caso particular fueron los ríos pues a pesar de ser considerados CP, durante los tres años de estudio presentaron porcentajes del 40 al 80%. En este caso, al tratarse de CA donde va corriendo un volumen de agua, su dinámica es distinta y los factores que causan el aumento o pérdida de un indicador pueden ser diferentes. Para entender mejor lo que sucede con los ríos sería necesario hacer un monitoreo enfocado a este tipo de CA.

Los CT y CE tuvieron tanto reducción como aumento en los porcentajes respecto a la CB, lo que demostró que son cuerpos más sensibles y sus formas y tamaños son muy cambiantes.

Dado que el perímetro es la medida de la interfaz entre un CA y la tierra circundante (Florida Lakewatch, 2001), sus valores están determinados tanto por el tamaño de un CA como por su forma, por tanto, los cambios en este indicador no se pueden interpretar directamente como pérdida o aumento del agua, por ejemplo, un cuerpo que haya aumentado su perímetro puede estar aumentando su extensión, pero también podría estar perdiendo área y cambiando a una forma más alargada, con más bahías o ramificaciones. De esta forma, más que describir la permanencia de un CA a través del tiempo, el perímetro por sí solo aportó a la caracterización de los CA y a definir su estabilidad en cuanto a forma y tamaño respecto a la CB. Para analizar la relación de los cambios del perímetro con el área, se requiere un trabajo más extenso que brinde más elementos para caracterizar estas relaciones, por ejemplo, analizando casos concretos de CA representativos de todos los tipos y tamaños.

A continuación, se presenta un caso particular en el que se contrastaron los valores de área con los del perímetro y fue posible obtener más información sobre su proceso de pérdida o permanencia. Si un CA pierde área y gana perímetro, sabemos que esta ganancia se debe a los cambios de forma causados por la pérdida de superficie. que ejemplifica lo mencionado.

La porción temporal de la Laguna Maluco se comportó de una manera muy interesante, los primeros meses del 2016 tuvo porcentajes mayores al 120%, a partir del quinto mes se redujeron entre el 80 y el 120%, y de septiembre a diciembre tuvo menos del 40%; para los años 2017 y 2018, sus porcentajes fueron de menos del 20% y en algunos meses desapareció por completo. El aumento excesivo de perímetro y consecutivamente su reducción hasta su pérdida total podría explicarse como un proceso en el que, debido a la pérdida de cobertura, los bordes se retrajeron y se generaron bahías que provocaron el aumento del perímetro, seguido de la pérdida de dichas ramificaciones como causa de la continua pérdida, lo que provocaría la reducción del perímetro hasta los más bajos porcentajes. Sin embargo, este fue el único CA que presentó este comportamiento y se necesitaría un seguimiento más detallado de este CA para comprobar el proceso.

Dimensión Fractal

Como pudo observarse en las figuras 27 a 29, la DF se comporta de manera distinta a los primeros dos indicadores analizados, en este caso la tendencia es creciente y las reducciones que llegaron a

presentarse fueron mínimas, ya que el menor porcentaje registrado fue del 80%. La DF calcula la irregularidad de los bordes de los CA (Mandelbrot & Mandelbrot, 1982), mientras más complejo es un polígono su borde se vuelve más contorneado y, por lo tanto, el valor de la DF es más alto (Krummel *et al.*, 1987). Tomando en cuenta esta afirmación y la información obtenida, los CA aumentaron su complejidad e irregularidad. Uno de los factores que influye en la irregularidad de los bordes es la disponibilidad de agua superficial y subterránea que permiten el llenado o desecado, parcial o total de los CA, que hace que la complejidad aumente o disminuya. Por otro lado, el cambio de uso de suelo que se presenta en la cuenca es de gran influencia para este indicador, pues provoca cambios en la forma en la que se expande el agua en los CA.

La DF describe una característica de los CA que no se relaciona únicamente con la reducción o el aumento del agua, pero permite entender la dinámica de los CA con las zonas circunvecinas, es decir, nos da información sobre las modificaciones que el territorio está sufriendo y la presión que esto ejerce sobre los CA. Este indicador aporta a la caracterización de los CA, a definir la estabilidad de los bordes respecto a la CB y a conocer la interacción e interdependencia de los CA con su medio.

Desarrollo de línea de costa

En las figuras 30 a 32 se muestra el análisis geo visual del DLC respecto a la CB durante los años 2016 a 2018. Este indicador no muestra una tendencia muy marcada pues, aunque se registran porcentajes de hasta el 250% respecto a la CB, en los últimos años predominan los porcentajes menores al 90% sobre todo el rango más bajo que va del 0 al 50% lo que sugiere una reducción del indicador. Es importante considerar que mientras más bajo es el valor de ese indicador, indica que el CA está más redondeado, y cuando el valor del indicador aumenta, es porque el CA es más alargado o tiene ramificaciones.

No es posible identificar visualmente una diferencia de comportamiento por tipos de CA, pues a pesar de que los pocos CA que mantuvieron su índice de DLC estable respecto a la CB eran CP, también hay casos de CP que presentan porcentajes menores al 50% como son los ríos.

A partir de este análisis geo visual, se identificaron varios CA de interés, se compararon los indicadores de los años 2016 a 2018 con los de la CB, y se reconocieron algunas tendencias de los indicadores durante los 36 meses evaluados; sin embargo, es importante considerar que la escala de colores utilizada para las visualizaciones, el ojo humano y el análisis limitado a una zona de la Cuenca Grijalva pudieron dar lugar a la generalización tendencias, la pérdida de vista de algún

comportamiento o a pasar por alto CA específicos de interés para la conservación. Debido a este posible sesgo se consideró importante complementar el estudio con análisis estadísticos que permitieran evaluar de manera más objetiva y sistemática el comportamiento de los indicadores de los CA.

Análisis estadísticos

Debido a la variabilidad de los datos obtenidos, además de la clasificación de los CA por su tipo (CP, CT y CE), se realizó una segunda categorización tomando en cuenta el tamaño de los CA, esto permitió identificar con mayor precisión el comportamiento de los CA, pues como se discutirá a continuación, los indicadores no solo dependieron del tipo de CA sino también de su tamaño.

Desde el momento de realizar la nueva clasificación se arrojaron resultados interesantes pues de los considerados CA medianos y grandes no se registraron CT ni CE, lo que indica que el tamaño de los CA influyó en su estabilidad en el tiempo, de manera que cuerpos de mayor tamaño tuvieron mayor estabilidad.

En la figura 33a se observó la disminución del área en todos los tipos de CA chicos, los CP perdieron un 72.6% de lo registrado en la CB, los CT un 75% y los CE un 92.8%. Los tres tipos de CA tuvieron grandes pérdidas, aunque se observó una diferencia paulatina de acuerdo con el tipo de CA. Los CP fueron los de menor pérdida, seguidos de los CT y los de mayor pérdida fueron los CE.

También se observaron tendencias del área durante los 36 meses evaluados que nos permitieron predecir la tendencia de la permanencia de los CA (Fig. 33, 34, 35). Los CP chicos, por ejemplo, año con año fueron aumentando su promedio mensual del área, y su tendencia fue significativamente ascendente, es decir, la dirección de los valores del área de los CA durante los 36 meses analizados fue al alza y se comprobó estadísticamente que este comportamiento no fue aleatorio.

Los CE chicos mostraron una tendencia ascendente significativa y los CT chicos tuvieron tendencia descendente. Lo que indica que en estos tres años evaluados se observó un aumento en los valores del área de los CE, mientras que los CT tuvieron una disminución del área.

En la figura 33b se muestran los CA medianos, mismos que tuvieron un comportamiento muy singular, pues en la CB se tenían registrados CP, CT y CE, pero en los registros mensuales de los años 2016 a 2018 solo se registraron CP. Al hacer la comparación del promedio de los CP de los últimos años con el promedio de la CB se obtuvo un aumento del 9.5%, sin embargo, hubo pérdidas del

100% de los CT y CE. Estos resultados ejemplifican lo importante que es haberlos diferenciado en cuanto a tamaño, para caracterizarlos de mejor manera.

La metodología utilizada para realizar la categorización por tamaños de los CA fue la K-medios, y para determinar el número de categorías se utilizó el método del codo. Ambas metodologías fueron elegidas con la finalidad de evitar una categorización arbitraria, de este modo se estudió la variabilidad de los datos y se eligieron las categorías que mejor representaban dicha variabilidad.

Como se había mencionado anteriormente, la metodología utilizada de análisis de coincidencia espacial para comparar las capas mensuales de los años 2016 a 2018 con la CB, no permite identificar crecimiento de los CA pues la CB representó el 100% de los CA. En el caso de los CA medianos se registró un aumento, esto se puede explicar porque las categorías de los tamaños fueron realizadas posteriormente al análisis de coincidencia espacial, la comparación fue realizada para los CP, CT y CE. En este caso pudo suceder que los CP que en la CB fueron considerados chicos o grandes, cambiaron su tamaño a lo largo del tiempo y en las capas de los años recientes fueron considerados como CP medianos.

En la figura 33c están los CP grandes los cuales tuvieron una reducción del 18%, sin embargo, se les observó una tendencia ascendente significativa lo que indica que, a pesar de haber disminuido su área respecto a la CB, durante los 36 meses de análisis se observó que los valores del área van al alza.

Retomando la comparación de los CA en cuanto a su tamaño y su estabilidad, pudimos observar que la mayor pérdida la tuvieron los CA chicos. Se pudo observar el contraste al considerar la pérdida del 72.6% de los CP chicos y del 18% de los CP grandes. Mientras que se perdieron 162,145.23 m² en total de los CP chicos, se perdieron 46,240 m² de CP grandes. Conocer estas diferencias de comportamiento es fundamental para identificar CA prioritarios para su conservación; ya que los CA grandes y medianos fueron más estables, es necesario crear estrategias para monitorear y conservar los CA de menor tamaño.

Otro resultado importante fue que para los CA chicos se registraron diferencias significativas de los promedios del área año con año. Obtener grupos significativamente diferentes indica que, es posible tener certeza de que los valores de los grupos, en este caso los años, son estadísticamente diferentes y que esta diferencia no es casualidad, sino que es causada por algún factor. En este caso puede haber muchos factores que provoquen el cambio anual del promedio del área, por ejemplo,

la frecuencia e intensidad de los fenómenos meteorológicos ocurridos en cada año o la presión al territorio y a los CA causada por las diferentes actividades del hombre.

El haber obtenido diferencias significativas de los promedios del área en todos los años indica que el área fue un indicador sensible y mostró cambios significativos en periodos cortos de tiempo. Sin embargo, los CA medianos y grandes no mostraron diferencias significativas, lo que confirmó que son CA más estables. El monitoreo en CA grandes y medianos puede realizarse en intervalos más largos de tiempo, pues evaluaciones anuales y en este caso de tres años no fueron suficientes para identificar cambios significativos.

Perímetro

El perímetro fue un indicador más estable pero que también permitió identificar cambios en la interfaz de los CA con las zonas aledañas. En todos los casos hubo diferencias significativas con la CB y a excepción de los CA medianos, todos mostraron una reducción de perímetro.

En la figura 36a se mostraron los CA chicos los cuales mostraron pérdidas del 25.8% para los CP, del 52% para los CT y del 73.5% para los CE. Para este indicador fue más evidente la diferencia en estabilidad de los CA de acuerdo con su tipo de CA. Al igual que el área, en el perímetro la tendencia fue significativamente ascendente para CP y CE, mientras que la de los CT fue descendiente, es decir, durante de los 36 meses de estudio el promedio del perímetro de los CP y CE fue al alza mientras que el de los CT fue disminuyendo.

En la figura 36b se mostraron los CA medianos, los cuales tuvieron un aumento de perímetro del 12.6% de los CP, pero pérdidas del 100% para CT y CE pues a pesar de haber estado presentes en la CB, no hubo registros en las capas mensuales. La tendencia de los CP medianos fue ascendente y estadísticamente significativa, lo que indica que, durante los 36 meses evaluados, los valores de perímetro fueron aumentando y que este fenómeno no sucedió por azar sino por la influencia de las condiciones naturales y antropológicas sobre los CA.

En el caso de los CA grandes, que solo fueron CP (fig. 36c), tuvieron una reducción del promedio de perímetro del 59% y su tendencia durante los tres años evaluados fue decreciente. Los CP grandes tuvieron mayor porcentaje de pérdida que los CP chicos, sin embargo, una reducción en el perímetro no es un indicador directo de reducción o pérdida de la extensión del CA, pues puede significar solo un cambio en la forma del CA, lo que, de acuerdo con los resultados obtenidos, es lo que ocurrió.

En cuanto a las gráficas de caja y bigote, para los CP chicos (Fig.37a) se observó que el perímetro fue creciendo paulatinamente; únicamente el 2018 fue significativamente distinto a los años 2016 y 2017, lo que indica que el cambio se pudo verificar estadísticamente en un intervalo de dos años. En cambio, los CT chicos mostró una tendencia a la reducción del perímetro. El 2016 fue significativamente mayor a los años 2017 y 2018. Por último, los CE fueron aumentando su perímetro y las diferencias fueron significativas año con año. Ya que cada tipo de CA se comportó de manera distinta y las diferencias significativas se dieron en diferentes intervalos de tiempo, no fue posible definir un periodo de tiempo óptimo para hacer el monitoreo e identificar cambios significativos de manera general para todos los tipos de CA. Para este indicador, el monitoreo podría ser anual para los CE, y de al menos dos años para CT y CP.

Dimensión Fractal

Para la DF los cambios respecto a la CB fueron significativos en todos los años y todos los tipos de CA. Aunque este indicador se comportó de manera distinta a los anteriores pues a excepción de los CP grandes, todos aumentaron su valor.

El aumento de la DF refleja el aumento en la complejidad de los bordes de los CA, como se mencionó en la discusión del análisis geo visual de este indicador, el aumento en la irregularidad de los bordes está relacionado con la interacción del CA con su medio y con los cambios en el área y el perímetro del CA. Ya que los CP grandes mostraron ser más estables y conservaron más sus porcentajes de área y perímetro respecto a la CB, es claro por qué fueron el único grupo que no aumentó su DF.

Se registró un aumento entre el 10.2 y el 12.8% de los CP, CT y CE chicos; de 2.3% en los CP medianos y una disminución de 0.4% en los CP grandes. En los CA de mayor tamaño se observan porcentajes más bajos de cambio, por lo tanto, se puede decir que ha mayor tamaño, la estabilidad va aumentando.

La tendencia de los CP y CE chicos fue decreciente, mientras que los CT chicos, los CP medianos y grandes se mantuvieron estables sin tendencia estadísticamente significativa, es decir, durante los 36 años evaluados, los únicos CA en los que sus valores fueron disminuyendo, fueron los CP y los CE chicos. En los otros tipos CA sus valores se mantuvieron dentro del mismo rango durante los meses evaluados.

En cuanto a la distribución de los promedios mensuales por año, en los CP y CE chicos hubo diferencias significativas en cada año evaluado y en los CT chicos hubo diferencias entre el 2016 y el

2017; mientras que en los CP medianos y grandes no hubo diferencias significativas entre los años 2016-2018 lo que confirmó la estabilidad de los CA de mayor tamaño.

Desarrollo de línea de costa

Para el DLC se observaron comportamientos distintos entre los tipos de CA sin embargo fue difícil encontrar una relación de las tendencias con su tipo de CA o su tamaño. En los CP chicos hubo una disminución del indicador del 10.4%, mientras que los CT y CE chicos aumentaron su valor un 5.6% y 3.5% respectivamente, en el caso de los CP medianos hubo un aumento del 1.1% y en los CP grandes una reducción del 53.5%

Los CP y CE chicos tuvieron una tendencia ascendente significativa, mientras que los CT chicos, los CP medianos y grandes no tuvieron tendencias estadísticamente significativas. Esto indica que, durante los 36 meses evaluados, los CT chicos, los CP medianos y grandes tuvieron valores dentro de un mismo rango y no se observaron cambios, en cambio, en los CP y CE chicos, sus valores fueron aumentando con el tiempo.

De acuerdo con la interpretación de valores del DLC propuesta por Gravelius (1914), los CP disminuyeron su valor, pero continuaron en el mismo rango que representa a los CA con forma de oval oblonga a rectangular oblonga; los CT y CE chicos aumentaron su valor respecto a la CB, pero continuaron en el mismo rango que representa a los CA con forma de oval redonda a oval oblonga.

En el caso de los CP medianos, también hubo un aumento significativo de los valores del DLC, pero continuaron en el mismo rango que representa a los CA con forma rectangular oblonga; y, por último, los CP grandes tuvieron una gran reducción del indicador, pero continuaron en el mismo rango que representa a los CA con forma rectangular oblonga.

A pesar de que las diferencias en los promedios de la CB y de los años evaluados fueron significativamente diferentes entre ellos, al tomar en cuenta el rango de valores propuesto por Gravelius (1914), estos cambios no fueron suficientes para que los CA cambiaran de categoría de forma.

Tomando en cuenta la clasificación de forma que se acaba de realizar, pareciera que hay una relación entre el tamaño y el tipo del CA con la forma que toman. CT y CE chicos fueron los de forma más redondeada, seguidos de los CP chicos y con formas más alargadas los CP medianos y grandes. Esto podría sugerir un proceso en el que van creciendo y tomando forma los CA, sin embargo, este

fenómeno puede estar influenciado por muchos más factores como el relieve, el uso de suelo, etc. por lo que para confirmar este comportamiento se requiere de un monitoreo más detallado y probablemente de la comparación de estos CA con los de otras regiones.

Estacionalidad

En cuanto a la estacionalidad, los resultados fueron interesantes pues únicamente los CP chicos y los CT chicos mostraron diferencias significativas entre estaciones. En cuanto al área, los CP chicos mostraron diferencias significativas en todas las estaciones excepto entre la temporada de lluvias tropicales y las Lluvias tropicales/ invernales; mientras que los CT chicos mostraron diferencias significativas en todas las estaciones. En el caso del perímetro y la DF, tanto CP chicos como CT grandes mostraron diferencias significativas en todas las estaciones. Por último, el DLC fue el indicador menos sensible pues no hubo diferencias significativas entre varias de las estaciones; los CP chicos mostraron diferencias significativas en todas las estaciones excepto entre la temporada de lluvias tropicales y Lluvias tropicales/ invernales, y entre lluvias de invierno y lluvias tropicales; y en los CT chicos hubo diferencias significativas en todas las estaciones excepto entre las estaciones estiaje y lluvias de invierno.

Ya que se observaron diferencias estadísticamente significativas en todos los indicadores para la mayoría de las estaciones en CP chicos y CT chicos, es posible decir que este tipo de CA están influenciados por las condiciones ambientales del lugar y que hubo una marcada estacionalidad en la Cuenca del Río Grijalva. Más adelante se discuten los resultados del análisis de correlación retardada, en donde se confirmó que los CA chicos están influenciados por la precipitación. Este fenómeno se relaciona mucho con el análisis de estacionalidad, pues la lluvia es uno de los elementos que la definen.

Todos los indicadores parecieron ser lo suficientemente sensibles a los cambios ambientales pues en todos ellos se observaron diferencias significativas. El DLC fue el menos sensible pues solo se identificaron diferencias entre la temporada de estiaje y las temporadas de lluvias, sin mayor especificidad. Lo que indica que los cambios en este tipo de CA tuvieron que ver más con extensión de los CA y con interacción con la interfaz con el terreno no inundado que con la complejidad de los bordes de los propios CA.

Los CE chicos, los CP medianos y los CP grandes no mostraron diferencias significativas entre estaciones en ninguno de los indicadores que se evaluaron. Debido a que los CE son CA que se

presentaron de manera intermitente, no tuvieron un patrón temporal que se relacionara con las estaciones del año, por esta razón no se observaron diferencias significativas entre estaciones, por su naturaleza, no se esperaba que tuvieran relación. Por otro lado, los CP medianos y grandes parecieron ser lo suficientemente grandes para mantenerse constantes durante todo el año y poco influenciados por las condiciones provocadas por la dinámica estacional como la precipitación. Por esa razón no mostraron diferencias significativas entre las estaciones. Este fue un fenómeno más que reafirma la idea de que a mayor tamaño del CA, hay una mayor estabilidad en sus indicadores.

Series de Tiempo

Los análisis de series de tiempo nos permitieron visualizar los porcentajes de los indicadores respecto a la CB a lo largo de los tres años evaluados, de esta forma pudimos observar para los 36 meses del estudio, cuánto se ha conservado, qué tipo de CA fue el de mayor pérdida y cuál fue el indicador con mayor cambio.

Área

En las figuras 49 a 51 se mostraron los porcentajes del área respecto a la CB de los CA chicos, medianos y grandes. Fue interesante observar los cambios de comportamiento de acuerdo con el tamaño y el tipo de los CA. Los CA chicos fueron los de porcentajes más bajos, por lo que han perdido más cobertura. Entre ellos se observan grupos significativamente diferentes. Los de mayor pérdida son los CE (17 al 27.1%), seguido de los CT (30 al 45.3%) y los de menor pérdida los CP (49 al 65%). Otra diferencia importante es que tanto CT como CE mostraron cambios estadísticamente significativos desde el 2017 lo que confirmó que son CA sensibles y que sus cambios se observaron desde periodos cortos de tiempo. En cambio, los CP no mostraron cambios significativos en los tres años evaluados, al ser más estables tres años fue un periodo corto de tiempo para observar cambios en el monitoreo.

En análisis anteriores se había observado la pérdida del 100% de los CT y CE medianos; en la CB se tenían registros de dos CT medianos que juntos sumaron un total de 23.1 km² de superficie y cuatro CE medianos de 72.8 km² de superficie total. Al analizar las capas mensuales los CE se habían perdido casi por completo y los CT habían perdido tanta superficie que fueron considerados CA chicos, por lo tanto, estos dos grupos desaparecieron. Al hacer la comparación con la CB, se observó que algunos de los CT medianos siguieron existiendo, pero la mayor parte del tiempo tuvieron

porcentajes de área menores al 15%, y los CE tuvieron porcentajes cercanos al 4%; debido a esto, no alcanzaron los valores mínimos para estar en la categoría de CA medianos.

Los CP medianos mostraron porcentajes entre el 77 al 85.3%, lo que demuestra que tuvieron pérdidas y no aumentos como se había observado al hacer la comparación entre promedios de la CB y los promedios de las capas mensuales. La razón por la que se observó un ligero aumento en el área de los CP medianos fue que algunos CP grandes de la CB perdieron superficie y fueron categorizados como CA medianos.

Los CP grandes tuvieron porcentajes de área respecto a la CB de 66.2 al 86.5%. Tanto CP medianos como CP grandes, mantuvieron sus porcentajes sin diferencias significativas durante los tres años evaluados, lo que indica que son CA más estables y sus cambios no alcanzaron a ser notorios en periodos tan cortos de tiempo. De acuerdo con las pruebas estadísticas, los CP medianos y los CP grandes no tuvieron diferencias significativas en cuanto al área.

Perímetro

En las figuras 52 a 54 se mostraron los porcentajes de perímetro respecto a la CB de los CA chicos, medianos y grandes. En los CA chicos se volvió a observar la diferencia de estabilidad de los CA de acuerdo con su tipo de CA. Los CP fueron los de mayor porcentaje (77 al 86.4%), seguido de los CT (59 al 74.5) y los de menor porcentaje fueron los CE (41 al 57%); además, en los CP se observaron cambios significativos hasta el año 2018, mientras que en los CT y CE se observaron los cambios desde el 2017. Únicamente los CT tuvieron tendencia descendiente significativa lo que significa que, en los 36 meses de análisis, los valores de los CT se dirigen hacia abajo.

Los CP medianos tuvieron porcentajes de perímetro de 99.6 al 132.25%, su línea de tendencia fue ascendente pero no significativa, y no hubo diferencias significativas en los tres años evaluados, esto indica que fue un periodo corto de tiempo para que los cambios fueran significativos.

En los CT medianos se observaron numerosas variaciones en los porcentajes de perímetro respecto a la CB, este fue un buen ejemplo de que el perímetro no está relacionado directamente con el aumento o disminución del agua en el CA, pero que al contrastar sus valores con los valores del área es posible entender la dinámica que está sucediendo en el CA; los CT medianos tuvieron porcentajes de área menores al 15% y sus porcentajes de perímetro variaron desde el 7.3 al 158%, esto se debe a que el CA puede tomar diferentes formas al perder cobertura, en algunos casos pierden perímetro pero en otros pueden formarse bordes irregulares que provoquen su aumento.

Los CE medianos, tuvieron promedios del 3 al 58.6%, en este caso, esta reducción de porcentaje si se debió a la pérdida del CA pues esta categoría tuvo promedios de área alrededor del 4%.

En el caso de los CP grandes, sus promedios tuvieron un rango del 102 al 120%, no tuvieron diferencias significativas entre los años evaluados.

En la prueba de Wilcoxon para evaluar variabilidad entre grupos se observó que, para este indicador, no hubo diferencias significativas entre los CT medianos-CE chicos y los CT medianos-CT chicos. Esta fue otra prueba de que los CA medianos se convirtieron en chicos pues su perímetro tuvo el mismo comportamiento.

Dimensión fractal

En las figuras 55 a 57 se muestran los promedios mensuales de los porcentajes de la DF respecto a la CB de los CA chicos, medianos y grandes. En todos los tipos de CA hubo aumentos en la DF, esto podría deberse a que todos perdieron cobertura y los bordes se han vuelto más irregulares.

Si solo nos enfocamos en los CA chicos, es posible observar grupos estadísticamente diferentes (Tabla 6) en donde los porcentajes parecen estar relacionados con el tipo de los CA. Los CE chicos fueron los de mayor porcentaje (109.3 al 113), seguidos de los CT (107.1 al 110%) y hasta el final los CP (104 al 106%). Los CP chicos son los que tuvieron menores porcentajes, por lo tanto, fueron los de menor aumento del indicador; esto podría hablar de su estabilidad y de que son los CA con bordes menos irregulares.

En cuanto a los CA medianos, se observaron comportamientos interesantes, como se mencionó anteriormente, los CT medianos perdieron demasiada superficie y ganaron tanto perímetro que alcanzaron valores de hasta el 135%. Se discutió que esto podía deberse a que se estaban formando bordes irregulares en los CA como consecuencia de la pérdida de cobertura. Los porcentajes que alcanzaron los CT medianos (108 al 118%) fueron los más altos de todas las categorías, y demuestran que hubo un gran aumento en la irregularidad de los bordes de los CA.

Hasta aquí el análisis estaba encaminado a encontrar comportamientos diferentes de acuerdo con el tipo de los CA, sin embargo, en la tabla 6 se observa que varias de las categorías no tienen diferencias significativas entre ellas, ni el tamaño ni el tipo de CA parecen delimitar grupos estadísticamente significativos.

Los CT que parecían tener un comportamiento particular por haber perdido más del 80% de su cobertura, son estadísticamente iguales a los CP grandes que son los de mayor estabilidad y menor pérdida de área. Al igual que los CT y CE chicos, los CP medianos y grandes también tienen porcentajes altos de DF respecto a la CB (106.3 al 116.7% y 103 al 112% respectivamente) lo que indica que ni el tamaño ni el tipo de CA influyen en la irregularidad de los bordes.

Desarrollo de línea de costa

En los CA chicos, sin importar su tipo de CA, se observaron diferencias significativas a partir del 2018, Este indicador aumentó a través del tiempo pues sus porcentajes en todas las categorías de tamaño fueron mayores al 100%. Los porcentajes de los CP chicos fueron del 100 al 104%, de los CT del 107 al 110% y de los CE del 101 al 106%.

En los CA medianos y grandes el comportamiento fue diferente, para empezar, no se observaron diferencias significativas en ningún año, lo que indica mayor estabilidad, y todos los CA tuvieron reducciones del indicador. Los CP medianos van del 47.2 al 66%, los CP grandes del 19 al 25%, los CT medianos del 42 al 64% y los CE medianos del 21.1 al 27%.

Los únicos grupos que no fueron significativamente diferentes fueron los CP medianos y los CT medianos.

A pesar de haber encontrado diferencias significativas, como se discutió anteriormente, al guiarnos por la interpretación propuesta por Gravelius (1914), el aumento o disminución del indicador no fue suficiente para marcar un cambio de forma en ninguno de los tipos y tamaños de los CA.

Es interesante observar que los CA chicos aumentaron su DLC, los CA medianos tuvieron ligeras disminuciones y los CA grandes tuvieron una disminución mucho más marcada. A pesar de que no fue posible encontrar un patrón o explicación relacionada con los otros indicadores, se pudo observar que los CA en general, tienden a una forma ovalada.

Relación de lluvias con área de los CA

Se observó una relación con retardo de la precipitación con los CA chicos sin importar el tipo de CA. En la figura 61 se pudo distinguir como el área de los CA tuvo un patrón muy similar al formado con los registros de lluvia, pero desfasado en el tiempo. Es decir, la línea azul punteada mostró que las lluvias registradas tuvieron ciertos picos altos y bajos que se replicaron posteriormente en las líneas

del área promedio. Esto fue observado, desde la etapa previa a la presente investigación, y sugirió un efecto desfasado de las lluvias sobre la superficie de los CA.

En el análisis de correlación con retardo se observó que, para los CP, CT y CE chicos, el Lag -4 y -5 (correspondientes a 4 y 5 meses de efecto retardado) fueron los valores de rezago con mayor coeficiente de correlación (Fig. 62). Esto indica que la correlación que existió entre la superficie de los CA y las lluvias ocurrió con cuatro meses de desfase (retardo). Lo que se interpreta que la lluvia que se precipitó en la cuenca se reflejó en el área de los CA cuatro meses después de que ocurrió.

Para los CT y CE medianos tanto en la gráfica como en el análisis de correlación con retardo (Fig. 63 y 64) se observó correlación. En los CT el coeficiente de correlación más alto se dio en el Lag 0 y 1 y en los CE en el Lag -4 y -5. Estos resultados indicaron que, como en el caso anterior, existió un efecto retardado de 4 a 5 meses de las lluvias sobre el área de los CA, pero también, que pudo observarse un efecto inmediato de las mismas.

En los CP medianos no se observó correlación con la precipitación, lo que podría indicar que son CA los suficientemente grandes y estables como para ser influenciados por las condiciones meteorológicas. Sin embargo, en los CP grandes también se observó correlación en el Lag -4 y -5, esta relación podría deberse a la dinámica de las presas pues en ellas se almacena agua de lluvia. Para comprender más esta relación tendría que realizarse un monitoreo más detallado y hacer una comparación entre CA grandes que funcionan como presas y CA grandes no intervenidos por el hombre.

Este comportamiento desfasado se había observado en el análisis geo visual por estaciones (Fig. 17). Los análisis estadísticos nos permitieron comprobar dicho fenómeno, identificar claramente el tiempo que tardaron los CA en reflejar las condiciones, y los tipos de CA que tuvieron dicha correlación.

Comparación entre indicadores generados con los de Tapia-Silva *et al.* 2022

Uno de los principales objetivos de esta tesis fue la generación de información para la comparación de indicadores generados con la misma metodología, pero a partir de diferentes CB. El alcance de este trabajo no llega a la realización de dicha comparación, sin embargo, en el último apartado, se planteó una comparación general de los indicadores obtenidos en el presente trabajo y los obtenidos por Tapia-Silva *et al.* 2022.

En este análisis se observó que los valores obtenidos para los CP fueron muy semejantes en ambos trabajos. Siendo estos los CA con mayor estabilidad y los de mayor superficie, haber conseguido datos similares a partir de CB con distinto origen, habla de una metodología eficiente y bastante precisa.

En el caso de los CT tanto en el área como en el perímetro, en el presente trabajo se obtuvieron valores de aproximadamente el doble de lo registrado por Tapia-Silva *et al.* 2022. Aunque en la metodología para la creación de la CB de este trabajo se cuidó que se obtuvieran superficies cercanas a las de la CB de Tapia-Silva *et al.* 2022, al tratarse de CB con distinto origen en donde los parámetros de clasificación de los CA son distintos, es evidente que en esta CB se tiene mayor registro de CA considerados CT.

En cuanto a los porcentajes promedio respecto a la CB, que son los valores que nos indican la pérdida y permanencia de los CA, se obtuvieron porcentajes promedio más bajos que los registrados en Tapia-Silva *et al.* 2022 de área y perímetro en los CP y de área en los CT, lo que indica que se está registrando mayor pérdida de superficie de los CA. En el caso de la DF y el DLC en los CP hubo un ligero aumento en los porcentajes respecto a la CB; en los CT el porcentaje del perímetro, la DF y el DLC fue mucho mayores, lo que puede estar altamente relacionado con los porcentajes de pérdida de superficie, pues como se discutió anteriormente, al perder superficie se propicia la generación de bahías, aumenta la irregularidad de los bordes y cambia la forma de los CA.

6. Conclusiones

Indicadores morfológicos

Se generaron los indicadores morfológicos área, perímetro, dimensión fractal e índice de desarrollo de costa, con los que fue posible hacer análisis geo visuales y estadísticos que permitieron analizar la tendencia reciente de los CA de la Cuenca del río Grijalva.

Los indicadores morfológicos elegidos aportan información que permite caracterizar de diferentes maneras a los CA. Algunos permiten conocer las formas y tamaños de los CA como tal, otros se enfocan en los bordes. Por separado, su mayor aporte se concentra en la caracterización de los CA

y también la identificación de los cambios que pueden llegar a presentarse a través del tiempo. En conjunto ayudan a evaluar la permanencia de los CA a través del tiempo.

De manera general se observó un comportamiento consistente en los indicadores: reducción de área, con incremento del perímetro y la DF; y aumento del DLC en CA chicos y disminución del DLC en CA medianos y grandes.

El área es el indicador que por sí solo aporta más información sobre la permanencia de los CA pues se relaciona directamente con el aumento o la reducción de agua. Este indicador resultó ser bastante sensible a los cambios pues los porcentajes varían mucho y demuestran grandes reducciones con el paso del tiempo. El área fue el indicador que se vio más afectado, pues para el último año predominan los porcentajes respecto a la CB menores al 22%.

El perímetro es un indicador más estable pues a pesar de que se observan cambios graduales a través del tiempo, la reducción de los porcentajes no fue tan drástica como la del área, predominaron los porcentajes que van del 80 al 120% y solo en casos particulares se registraron algunos porcentajes menores al 40%. En los análisis estadísticos fue posible identificar que muchos CA aumentaron su perímetro hasta el doble de lo registrado en la CB, al integrar este indicador con los valores de área, es posible entender que, en algunos casos, este aumento se debe a un proceso de pérdida de superficie de los CA. Ya que el aumento o disminución del perímetro es independiente a la disminución o aumento del agua, es necesario contrastar la información de este indicador con los valores del área para describir la permanencia de un CA a través del tiempo. El perímetro por sí solo aporta a la caracterización de los CA y a definir su estabilidad en cuanto a forma y tamaño respecto a la CB.

La DF tiene una tendencia ascendente, lo que significa un aumento en la complejidad de los bordes. Aunque este cambio en los bordes puede generarse debido a la reducción del área, dicho comportamiento se observó en cualquier tipo de CA, para los que estaban perdiendo cobertura y también para los que fueron más estables; por esta razón no es posible vincular directamente los valores de la DF con la pérdida o permanencia de los CA. Este indicador permite la caracterización de los CA, pero no otorga información directamente relacionada con la permanencia de los CA.

El DLC mostró aumento de su valor a través del tiempo en CA chicos y disminución en CA medianos y grandes, sin embargo, el cambio en el indicador no fue suficiente para que los CA cambiaran de categoría de forma; además, no se encontraron patrones y comportamientos que nos permitan

vincular los valores del DLC con la pérdida o permanencia de los CA. El DLC es un indicador que nos da información sobre la forma de los CA (Kalff, 2002), ya que las formas de los CA se deben a las dinámicas en las que cada uno se encuentre y el tener cierta forma no indica el crecimiento o pérdida de los CA (Cole *et al.*, 2015), el indicador permite únicamente la identificación de cambios morfológicos de los CA.

Tendencia de los CA en la Cuenca del río Grijalva

Este proyecto aporta información sobre la permanencia y el comportamiento de los CA que apoye en el proceso de generación de políticas y estrategias para su conservación. En los alcances del proyecto no está la identificación de causas por la que los CA se estén degradando, pero si identifica cuerpos específicos prioritarios y los tipos de CA que están teniendo más pérdidas.

Es importante recalcar que por la metodología utilizada al comparar las capas mensuales de los años 2016 a 2018 con la CB, no es posible identificar crecimiento de los CA pues la CB representa el 100% de los CA. Sin embargo, el excedente superficial encontrado en las capas mensuales fue considerado como inundación extraordinaria, lo que permite identificar la posible formación de nuevos CA en caso de detectar inundaciones extraordinarias frecuentes durante el largo plazo (20 – 30 años) y sobre todo definir sitios vulnerables a inundarse.

Mediante el análisis geo visual de los cambios de los CA a través del tiempo respecto a una capa de referencia fue posible identificar los CA que han sufrido mayor pérdida y por lo tanto CA que pueden considerarse como prioritarios al momento de desarrollar planes de manejo y conservación de recursos. El análisis fue enfocado al área con mayor cantidad de CA de la cuenca, pero este tipo de análisis puede ser replicado para cualquier otro caso de interés. Los CA que fueron identificados como prioritarios por ser CP con amplias pérdidas de superficie son la Laguna Maluco, La Ceiba y Jitalito.

Un resultado muy interesante es que las pruebas estadísticas realizadas confirman una diferencia significativa entre los tres tipos de CA y las tres categorías de tamaño. Esto indica que tanto el tipo como el tamaño de los CA influyen en su comportamiento y por lo tanto en su persistencia y tendencia. Cuerpos de mayor tamaño tienen mayor estabilidad y por supuesto se confirma que los CP son los más estables, seguidos de los CT y al último los CE.

Retomando la comparación de los CA en cuanto a su tamaño y su estabilidad, una de las primeras diferencias fue que en las capas mensuales no se registraron CT ni CE medianos ni grandes. Además,

la mayor pérdida de superficie la tuvieron los CA chicos. Los CP chicos perdieron el 72.6% del área mientras que los CP grandes perdieron el 18%, es decir, se están perdiendo 162,145.23 m² en total de los CP chicos y 46,240 m², de CP grandes. Conocer estas diferencias de comportamiento es fundamental para identificar CA prioritarios para su conservación, ahora que sabemos que los CA grandes y medianos son más estables y representan menor pérdida, es necesario crear estrategias para monitorear y conservar CA de menor tamaño.

Además, los CA chicos tuvieron diferencias significativas de los promedios del área para cada uno de los años analizados al compararlos entre sí. Esto indica que muestran cambios significativos en periodos cortos de tiempo, mientras que los CA medianos y grandes no. De acuerdo con esta información, el monitoreo en CA grandes y medianos puede realizarse en intervalos más largos de tiempo, pues evaluaciones anuales y en este caso de tres años no fueron suficientes para identificar cambios significativos.

Haber incorporado la categorización por tamaños para el análisis estadístico de este proyecto fue un gran acierto pues el 75% de los CP está dentro de un rango de tamaño pequeño (menor a 10,000,000.00) y el 25% restante tienen tamaños mucho mayores (10,000,000.0 - 460,000,000.00) y los CT y CE solo se presentan en tamaños chicos. Al realizar la categorización se evitó perder de vista fenómenos importantes presentes en CA de menor tamaño y ausentes en los CA de grandes, al promediar las pérdidas de los CA, sobre todo de los CP, que no presentan una distribución normal, se hubiera perdido de vista la alta pérdida que están teniendo los CP chicos, que ahora sabemos que son cuerpos prioritarios para su conservación; es por eso que la categorización y la identificación del comportamiento de los CA de acuerdo con su tamaño son un aporte significativo para el monitoreo de los CA de la Cuenca del Río Grijalva.

Relación de la estacionalidad y precipitación con los CA

Tanto en el análisis de estacionalidad como en el de precipitaciones se identificó que los CA chicos y los CP grandes se ven influenciados por las condiciones meteorológicas de la Cuenca Grijalva, además, todos los indicadores parecen ser lo suficientemente sensibles a los cambios ambientales pues en el análisis de estacionalidad, en todos ellos se observan diferencias significativas.

En estos términos, se observó una correlación entre la superficie de los CA y las lluvias que ocurre con cuatro a cinco meses de desfase. Es decir, la cantidad de lluvia se refleja en el área de estos CA cuatro a cinco meses después de que haya ocurrido.

Comparación entre indicadores generados con los de Tapia-Silva *et al.* 2022

Esta tesis pone a disposición la información generada para realizar una comparación profunda de los indicadores generados con las distintas CB. Como primer análisis se presenta una comparación general de los indicadores en donde se identificaron similitudes en los registros totales de los CP, diferencias en los CT y porcentajes más bajos de permanencia de los CA en el presente trabajo, sin embargo, se requiere de un análisis más detallado en donde se aproveche toda la información generada y haya una interpretación más enriquecida. Es importante recordar que la CB reportada por Tapia-Silva *et al.* 2022 considera una categoría de CA llamada cuerpos húmedos con vegetación acuática, que no es comparable a la tercera categoría considerada en la CB del presente proyecto (CE) por lo que en la comparación no se mencionan dichas capas.

Se cumplió el objetivo de generar indicadores morfológicos y de permanencia de los CA de la Cuenca del Río Grijalva mediante una CB multitemporal de distinto origen a la generada en el proyecto FORDECYT-2018-10. A partir de esto, fue posible la comparación de resultados obtenidos por los y evaluar la eficiencia y precisión de la metodología utilizada en el proyecto, si se encontraban tendencias distintas al utilizar diferentes fuentes o si era posible fortalecer los resultados previamente obtenidos. En este mismo proyecto se realizó una comparación general en donde se encuentran similitudes y algunas diferencias, pero se confirman las tendencias de los CA, lo que habla de una metodología sólida y de CB que, a pesar de tener fuentes distintas, contienen información cercana que respaldan los resultados obtenidos entre ambos análisis.

El haber ocupado otra CB aportó a confirmar las tendencias previamente descritas en el proyecto FORDECYT-2018-10 que son de manera general la pérdida del área de casi la mitad de los CP y de más del 50% de los CT, pérdida del perímetro de al menos el 15% en los CP y de más del 40% de los CT; del aumento de la DF en ambos tipos de CA y del aumento en el DLC en los CP.

7. Bibliografía

1. Agencia Espacial Europea (ESA, 2020). <https://sentinel.esa.int/web/sentinel/missions/sentinel-1>
2. Amitrano, D., Martino, G. D., Iodice, A., Mitidieri, F., Papa, M. N., Riccio, D., & Ruello, G. (2014). Sentinel-1 for monitoring reservoirs: A performance analysis. *Remote Sensing*, 6(11), 10676-10693.
3. Arreguín-Cortés, F. I., Rubio-Gutiérrez, H., Domínguez-Mora, R., & de Luna-Cruz, F. (2014). Análisis de las inundaciones en la planicie tabasqueña en el periodo 1995-2010. *Sciences (in Spanish)*, 5(3), 5-32.
4. Barbier, E. B. (1993). Sustainable use of wetlands valuing tropical wetland benefits: economic methodologies and applications. *Geographical Journal*, 22-32.
5. Bocco, G. (2004). Cartografía y sistemas de información geográfica en el manejo integrado de cuencas. En: Cottler, H. (Comp.), *El manejo integral de cuencas en México. Estudios y reflexiones para orientar la política ambiental*. Instituto de Ecología-secretaría del Medio Ambiente (Eds.), 41-47.
6. Brooks, K. N., Ffolliott, P. F., & Magner, J. A. (2012). *Hydrology and the Management of Watersheds*. John Wiley & Sons.
7. Bruce, P., Bruce, A., & Gedeck, P. (2022). *Estadística práctica para ciencia de datos con R y Python*. Marcombo.
8. Burga, D. M. (2011). Metodología de estudios de línea de base. *Pensamiento crítico*, 15, 061-082.

9. Cervantes, M. (2007). Conceptos fundamentales sobre ecosistemas acuáticos y su estado en México. Perspectivas sobre conservación de ecosistemas acuáticos en México. Instituto Nacional de Ecología-Secretaría de Medio Ambiente y Recursos Naturales. México, DF, México, 37-67.
10. Chuvieco, E. (1996). Fundamentos de teledetección espacial (No. 526.982 C564 1996). Ediciones Rialp.
11. CONAGUA (2011). Identificación de reservas potenciales de agua para el medio ambiente en México. Recuperado de <http://www.conagua.gob.mx/CONAGUA07/Publicaciones/>
12. CONAGUA. Atlas del Agua en México. Edición 2018. Conagua, Semarnat. México. 2018a.
13. Cole, G. A., & Weihe, P. E. (2015). Textbook of limnology. Waveland Press.
14. Contreras, F. I., & Paira, A. R. (2015). Comparación morfométrica entre lagunas de la planicie aluvial del río Paraná Medio y La Lomada Norte (Corrientes, Argentina). Cuadernos de Geografía: Revista Colombiana de Geografía, 24(1), 61-71.
15. Correa Restrepo, F. (2002). Las dimensiones ambientales del crecimiento urbano. Semestre Económico, 5(10), 145-155.
16. Cotler, H. (2010). Perspectivas sobre las cuencas hidrográficas de México: introducción. Las cuencas hidrográficas de México. Diagnóstico y Priorización, 1st edn. CONAGUA, Mexico, DF, 4-7.
17. Das, N., Ohri, A., Agnihotri, A. K., Omar, P. J., & Mishra, S. (2020). Wetland Dynamics Using Geo-Spatial Technology. In Advances in Water Resources Engineering and Management (pp. 237-244). Springer, Singapore.

18. Davidson, N. C. (2014). How much wetland has the world lost? Long-term and recent trends in global wetland area. *Marine and Freshwater Research*, 65(10), 934–941. <http://dx.doi.org/10.1071/MF14173>
19. de la Cruz, M. Á. P., Alcántara, A. G., Sánchez, A. J., & Maurice, M. J. E. (2017). Pérdida de humedales y vegetación por urbanización en la cuenca del río Grijalva, México. *Investigaciones Geográficas (Esp)*, (68), 151-172.
20. de la Federación, D. O. (2017). Acuerdo por el que se dan a Conocer los Resultados del Estudio Técnico de las Aguas Nacionales Superficiales en las Cuencas Hidrológicas Alto Río Coatzacoalcos, Bajo Río Coatzacoalcos, Alto Río Uxpanapa, Bajo Río Uxpanapa, Río Huazuntlán y Llanuras de Coatzacoalcos, Pertenecientes a la Subregión Hidrológica Coatzacoalcos de la Región Hidrológica Número 29 Coatzacoalcos. Comisión Nacional del Agua. Diario Oficial de la Federación.
21. Donchyts, G., Baart, F., Winsemius, H., Gorelick, N., Kwadijk, J., & Van De Giesen, N. (2016). Earth's surface water change over the past 30 years. *Nature Climate Change*, 6(9), 810-813.
22. Dourojeonni, A. (2001). Bases conceptuales para la formulación de programas de manejo de cuencas hidrográficas.
23. Dourojeanni, A., Jouravlev, A., & Chávez, G. (2002). Gestión del agua a nivel de cuencas: teoría y práctica (Vol. 1). United Nations Publications.
24. Estrada Loreto, F., Barba Macías, E., & Ramos Reyes, R. (2013). Cobertura temporal de los humedales en la cuenca del Usumacinta, Balancán, Tabasco, México. *Universidad y ciencia*, 29(2), 141-151.
25. Florida Lakewatch. 2001. CIR111. A Beginner's Guide to Water Management: Lake Morphometry. Gainesville: University of Florida Institute of Food and Agricultural Sciences.

26. García, A. G. (2011). La cuenca hidrográfica transfronteriza Grijalva: La danza de Politics-Policy y el mapeo Institucional en México y Guatemala. *Aqua-lac*, 3(2), 127-140

27. Garcia, E., & Otto, M. (2015). Caracterización ecohidrológica de humedales alto andinos usando imágenes de satélite multitemporales en la cabecera de cuenca del río Santa, Ancash, Perú. *Ecología Aplicada*, 14(2), 115-125.

28. Gardner, R. C., & Finlayson, M. (2018). Global wetland outlook: State of the world's wetlands and their services to people 2018. Secretariat of the Ramsar Convention.

29. Gravelius, H. (1914): *Flusskunde*. Goschen Verlagshan dlug Berlin. En Zavoianu, I. (1985): *Morphometry of Drainage Bassins*. Amsterdam, Elsevier.

30. Guerschman, J. P., Warren, G., Byrne, G., Lymburner, L., Mueller, N., & Van Dijk, A. I. J. M. (2011). MODIS-based standing water detection for flood and large reservoir mapping: algorithm development and applications for the Australian continent. *Water for a Healthy Country National Research Flagship Report*, Canberra.

31. Håkanson, L. (2005). The importance of lake morphometry for the structure and function of lakes. *International Review of Hydrobiology: A Journal Covering all Aspects of Limnology and Marine Biology*, 90(4), 433-461.

32. Henderson, F. M., & Lewis, A. J. (2008). Radar detection of wetland ecosystems: a review. *International Journal of Remote Sensing*, 29(20), 5809-5835.

33. Huang, C., Chen, Y., Zhang, S., & Wu, J. (2018). Detecting, extracting, and monitoring surface water from space using optical sensors: A review. *Reviews of Geophysics*, 56(2), 333-360.

34. IPCC (2014) *Climate Change 2014: Impacts, Adaptation, and Vulnerability. Part A: Global and Sectoral Aspects*. Contribution of Working Group II to the Fifth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change [Field, C.B., V.R. Barros, D.J. Dokken, K.J. Mach, M.D. Mastrandrea, T.E. Bilir, M. Chatterjee, K.L. Ebi, Y.O. Estrada, R.C. Genova, B. Girma, E.S.

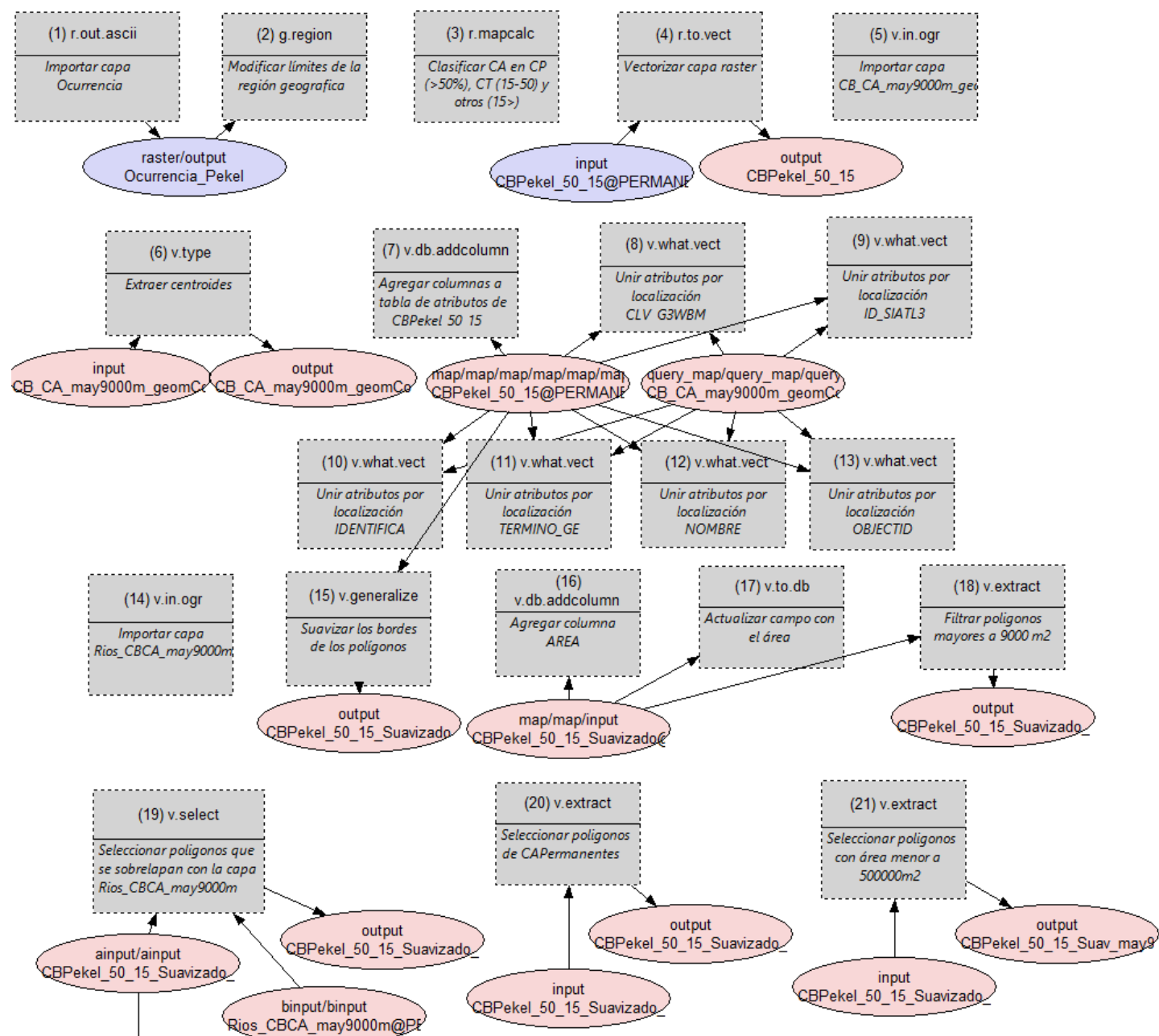
- Kissel, A.N. Levy, S. MacCracken, P.R. Mastrandrea, and L.L.White (eds.)). Cambridge University Press, Cambridge, United Kingdom and New York, NY, USA, 1132 pp.ramsar
35. Junk, W. J., An, S., Finlayson, C. M., Gopal, B., Kvet, J., Mitchell, S. A., Mitsch, W. J., & Robarts, R. D. (2012). Current state of knowledge regarding the world's wetlands and their future under global climate change: a synthesis. *Aquatic Sciences*, 75(1), 151–167.
 36. Kalff, J. (2002). *Limnology: inland water ecosystems*. Prentice Hall.
 37. Karpatne, A., Khandelwal, A., Chen, X., Mithal, V., Faghmous, J., & Kumar, V. (2016). Global monitoring of inland water dynamics: State-of-the-art, challenges, and opportunities. In *Computational Sustainability* (pp. 121-147). Springer, Cham.
 38. Kolb, M., & Galicia, L. (2012). Challenging the linear forestation narrative in the Neo-tropic: Regional patterns and processes of deforestation and regeneration in southern Mexico. *The Geographical Journal*, 178(2), 147-161.
 39. Krummel, J. R., Gardner, R. H., Sugihara, G., O'Neill, R. V., & Coleman, P. R. (1987). Landscape patterns in a disturbed environment. *Oikos*, 321-324.
 40. Landgrave, R., & Moreno-Casasola, P. (2012). Evaluación cuantitativa de la pérdida de humedales en México. *Investigación ambiental Ciencia y política pública*, 4(1).
 41. Liang, J., & Liu, D. (2020). A local thresholding approach to flood water delineation using Sentinel-1 SAR imagery. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 159, 53-62.
 42. Lillesand, T., Kiefer, R. W., & Chipman, J. (2015). *Remote sensing and image interpretation*. John Wiley & Sons.
 43. López-Caloca, A. A., Tapia-Silva, F. O., López, F., Pilar, H., Ramirez Gonzalez, A. O., & Rivera, G. (2020). Analyzing short term spatial and temporal dynamics of water presence at a basin-scale in Mexico using SAR data. *GIScience & Remote Sensing*, 57(7), 985-1004.

44. Mandelbrot, B. B., & Mandelbrot, B. B. (1982). The fractal geometry of nature (Vol. 1). New York: WH freeman.
45. Martínez, F. N. (2018). Caracterización de los factores hidrogeológicos, hidrológicos y antrópicos que condicionan la interacción de aguas superficiales-subterráneas del río Andarax (Vol. 364). Universidad Almería.
46. Martínez-Viveros, E. (coord.) (2021). Monitoreo de procesos territoriales con imágenes de satélite en escala regional. Cambios estacionales de CAsuperficial en la cuenca del Grijalva. Centro de Investigación en Ciencias de Información Geoespacial A.C. 1a edición, Ciudad de México. ISBN: 978-607-99140-6-6
47. Martinis, S., Kuenzer, C., Wendleder, A., Huth, J., Twele, A., Roth, A., & Dech, S. (2015). Comparing four operational SAR-based water and flood detection approaches. International Journal of Remote Sensing, 36(13), 3519-3543.
48. Millennium Ecosystem Assessment (MEA), 2005. ECOSYSTEMS AND HUMAN WELL-BEING: WETLANDS AND WATER Synthesis. World Resources Institute, Washington, DC.
49. Mitsch, W.J. y J.G. Gosselink. 1986. Wetlands. Van Nostrand Reinhold, Nueva York
50. Moreno Casasola, P. (2008). Los humedales en México: tendencias y oportunidades.
51. Muro, J., Canty, M., Conradsen, K., Hüttich, C., Nielsen, A. A., Skriver, H., ... & Menz, G. (2016). Short-term change detection in wetlands using Sentinel-1 time series. Remote Sensing, 8(10), 795.
52. Núñez, M. A. (2011). La cuenca hidrográfica en la gestión integrada de los recursos hídricos. Revista Virtual, 5(1).
53. OECD, 1993. Environmental indicators for environmental performance reviews

54. OECD, 2003. Environmental Indicators: Development, measurement and use.
55. Olaya, V. 2014. Sistemas de Información Geográfica.
56. Ozesmi, S. L., & Bauer, M. E. (2002). Satellite remote sensing of wetlands. *Wetlands ecology and management*, 10(5), 381-402.
57. Pekel, J. F., Cottam, A., Gorelick, N., & Belward, A. S. (2016). High-resolution mapping of global surface water and its long-term changes. *Nature*, 540(7633), 418-422.
58. Plascencia-Vargas, H., González-Espinosa, M., Ramírez-Marcial, N., Álvarez-Solís, D., & Musálem-Castillejos, K. (2014). Características físico-bióticas de la cuenca del río Grijalva. Montañas, pueblos y agua. Dimensiones y realidades de la cuenca Grijalva, 29-79.
59. Pôssa, É. M., & Maillard, P. (2018). Precise delineation of small water bodies from sentinel-1 data using support vector machine classification. *Canadian Journal of Remote Sensing*, 44(3), 179-190.
60. Ramsar, C. (1971). Convención relativa a los humedales de importancia internacional especialmente como hábitat de aves acuáticas. *Ramsar*, 2, 1971.
61. Sánchez-Munguía, A. (2005). Uso del suelo agropecuario y deforestación en Tabasco 1950-2000. Villahermosa: Universidad Juárez Autónoma de Tabasco.
62. Sarkar, A., & Jain, S. K. (2008). Using Remote Sensing data to study wetland dynamics—A case study of Harike Wetland. In *Proceedings of Taal2007: The 12th World Lake Conference* (Vol. 680, p. 684).
63. Schuler, A. E., LIMA, J., & Cruz, M. A. S. (2020). Integrated water resources management.
64. Secretaría del Convenio sobre la Diversidad Biológica (2014). *Perspectiva Mundial sobre la Diversidad Biológica 4*. Montreal.

65. Sun, W., Xu, G., Gong, P., & Liang, S. (2006). Fractal analysis of remotely sensed images: A review of methods and applications. *International Journal of remote sensing*, 27(22), 4963-4990.
66. Tapia-Silva, F. O. (2014). Avances en geomática para la resolución de la problemática del agua en México. *Tecnología y ciencias del agua*, 5(2), 131-148.
67. Tapia-Silva, F.O., Ramírez-González A.O., & López-Gonzaga, J.L. (2022). Methodology and relevant results about an area-based conservation indicator of superficial water bodies for the Grijalva Basin. En Tapia-McClung, R., Siordia O., González-Zuccolotto, K., & Carlos-Martínez H. (ed.) (2022). *Advances in Geospatial Data Science. iGISc 2021. Lecture Notes in Geoinformation and Cartography*. Springer, Cham. https://doi.org/10.1007/978-3-030-98096-2_7
68. Xu, T., Weng, B., Yan, D., Wang, K., Li, X., Bi, W., ... & Liu, Y. (2019). Wetlands of international importance: status, threats, and future protection. *International journal of environmental research and public health*, 16(10), 1818.
69. Yamazaki, D., Trigg, M. A., & Ikeshima, D. (2015). Development of a global~ 90 m water body map using multi-temporal Landsat images. *Remote Sensing of Environment*, 171, 337-351.
70. Zou, Z., Xiao, X., Dong, J., Qin, Y., Doughty, R. B., Menarguez, M. A., ... & Wang, J. (2018). Divergent trends of open-surface water body area in the contiguous United States from 1984 to 2016. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 115(15), 3810-3815.

Anexo I. Modelos y comandos para los modelos utilizados en Grass Gis



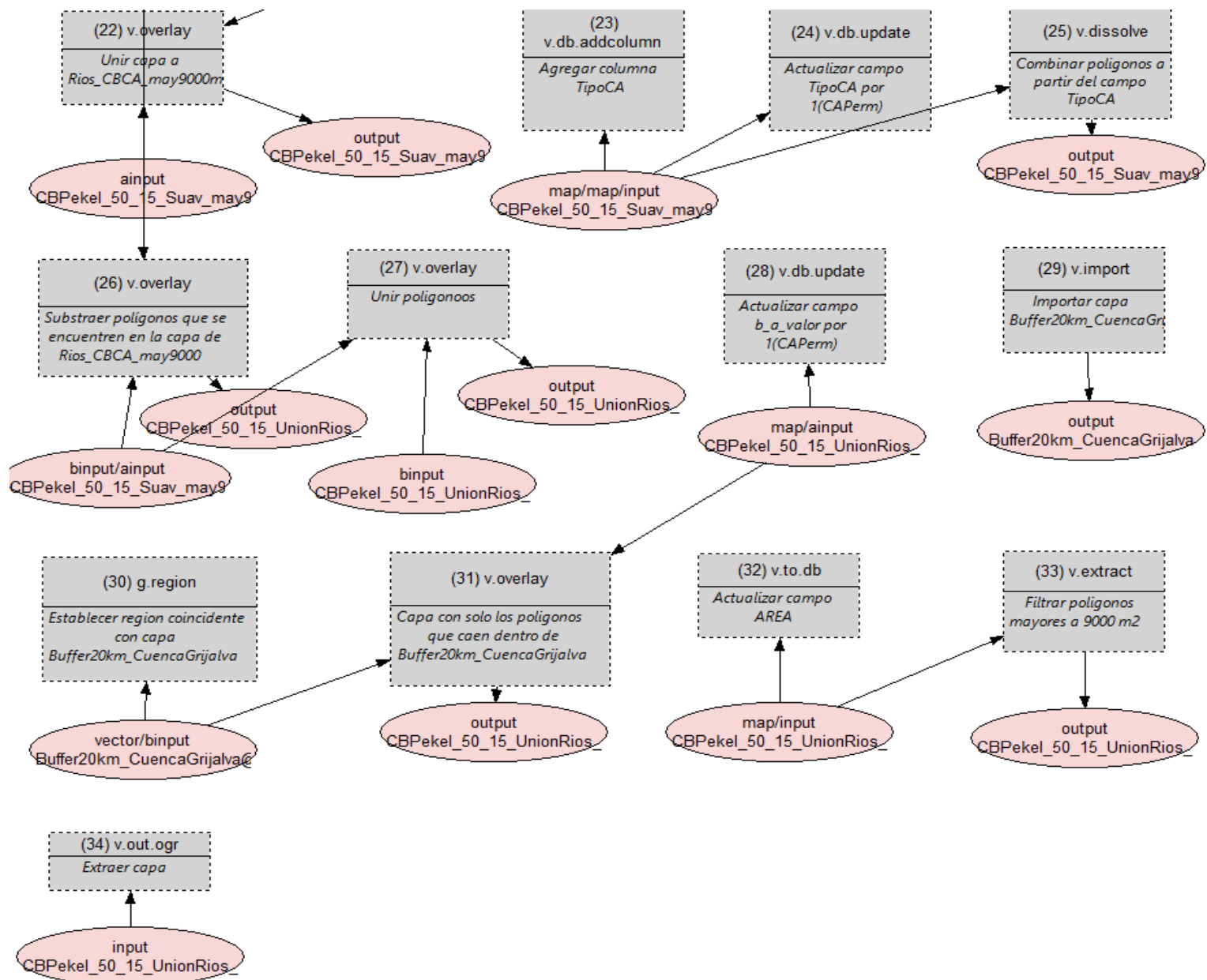


Figura 1. Modelo en Grass GIS para la generación de la capa base

Comandos para la generación de la Capa Base

Importación de capa <i>OcurrenciaAgua-Pekel2016</i>	r.import --overwrite input="C:\Users\Lariza Serra\Documents\PEMA\SIG\GeneracionCBPekel\JRC_occurrence_Grijalva_UTM15.tif" output=Ocurrencia_Pekel resolution=value resolution_value=30
Modificación de límites de la región geográfica respecto a la capa <i>OcurrenciaAgua- Pekel2016</i>	g.region --overwrite raster=Ocurrencia_Pekel res=30
Clasificación de cuerpos de agua permanentes (> 50%), temporales (15% - 50%) y efímeros (< 15%)	r.mapcalc --overwrite expression="CBPekel_50_15 = if(Ocurrencia_Pekel@PERMANENT > 50,1 , if(Ocurrencia_Pekel@PERMANENT > 15 ,2 , if(Ocurrencia_Pekel@PERMANENT > 0,3 ,null())))"
Vectorización y suavizado de polígonos	r.to.vect -s --overwrite input=CBPekel_50_15@PERMANENT output=CBPekel_50_15 type=area
Importación de capa G3WBM- Yamazaki2015	v.in.ogr --overwrite input="C:\Users\Lariza Serra\Documents\PEMA\SIG\GeneracionCBPekel\CB_CA_may9000m_geomCorreg2.geojson"
Extracción de centroides	v.type --overwrite input=CB_CA_may9000m_geomCorreg2@PERMANENT output=CB_CA_may9000m_geomCorreg2_centroides from_type=centroid to_type=point
Adición de columnas para unión de atributos	v.db.addcolumn map=CBPekel_50_15@PERMANENT columns="OBJECTID INT, CLV_G3WBM TEXT, ID_SIATL3 INT, IDENTIFICA TEXT, TERMINO_GE TEXT, NOMBRE TEXT"
Unión de atributos por coincidencia espacial	v.what.vect map=CBPekel_50_15@PERMANENT column=CLV_G3WBM query_map=CB_CA_may9000m_geomCorreg2_centroides@PERMANENT query_column=CLV_G3WBM
Unión de atributos por coincidencia espacial	v.what.vect map=CBPekel_50_15@PERMANENT column=ID_SIATL3 query_map=CB_CA_may9000m_geomCorreg2_centroides@PERMANENT query_column=ID_SIATL3
Unión de atributos por coincidencia espacial	v.what.vect map=CBPekel_50_15@PERMANENT column=IDENTIFICA query_map=CB_CA_may9000m_geomCorreg2_centroides@PERMANENT query_column=IDENTIFICA

Unión de atributos por coincidencia espacial	v.what.vect map=CBPekel_50_15@PERMANENT column=TERMINO_GE query_map=CB_CA_may9000m_geomCorreg2_centroides@PERMANENT query_column=TERMINO_GE
Unión de atributos por coincidencia espacial	v.what.vect map=CBPekel_50_15@PERMANENT column=NOMBRE query_map=CB_CA_may9000m_geomCorreg2_centroides@PERMANENT query_column=NOMBRE
Unión de atributos por coincidencia espacial	v.what.vect map=CBPekel_50_15@PERMANENT column=OBJECTID query_map=CB_CA_may9000m_geomCorreg2_centroides@PERMANENT query_column=OBJECTID
Importación de capa <i>Rios_G3WBM-Yamazaki2015</i>	v.in.ogr -o --overwrite input="C:\Users\Lariza Serra\Documents\PEMA\SIG\GeneracionCBPekel\Rios_CBCA_may9000m.geojson"
Segundo suavizado de capa <i>OcurrenciaAgua-Pekel2016</i>	v.generalize --overwrite input=CBPekel_50_15@PERMANENT output=CBPekel_50_15_Suavizado method=snakes threshold=0
Adición de columna "AREA"	v.db.addcolumn map=CBPekel_50_15_Suavizado@PERMANENT columns="AREA DOUBLE"
Cálculo de área de polígonos	v.to.db --overwrite map=CBPekel_50_15_Suavizado@PERMANENT option=area columns=AREA
Extracción de polígonos mayores a 9,000 m ²	v.extract --overwrite input=CBPekel_50_15_Suavizado@PERMANENT where="AREA >9000" output=CBPekel_50_15_Suavizado_may9000
Selección de polígonos de capa <i>OcurrenciaAgua-Pekel2016</i> espacialmente coincidentes con capa <i>Rios_G3WBM-Yamazaki2015</i>	v.select --overwrite ainput=CBPekel_50_15_Suavizado_may9000@PERMANENT binput=Rios_CBCA_may9000m@PERMANENT output=CBPekel_50_15_Suavizado_may9000_intRios
Selección de polígonos de cuerpos de agua permanentes	v.extract --overwrite input=CBPekel_50_15_Suavizado_may9000_intRios@PERMANENT where="value = 1" output=CBPekel_50_15_Suavizado_may9000_intRios_CAPerm
Selección de polígonos con superficie menor a 500,000 m ²	v.extract --overwrite input=CBPekel_50_15_Suavizado_may9000_intRios_CAPerm@PERMANENT where="AREA <500000" output=CBPekel_50_15_Suav_may9000_intRios_CAPerm_men500000
Unión de polígonos seleccionados con la capa <i>Rios_G3WBM-Yamazaki2015</i>	v.overlay --overwrite ainput=CBPekel_50_15_Suav_may9000_intRios_CAPerm_men500000@PERMANENT binput=Rios_CBCA_may9000m@PERMANENT operator=or output=CBPekel_50_15_Suav_may9000_intRios_CAPerm_men500000_UnionRios
Adición de columna "TipoCa"	v.db.addcolumn map=CBPekel_50_15_Suav_may9000_intRios_CAPerm_men500000_UnionRios@PERMANENT columns="TipoCA INT"

Actualización de campo "TipoCa" por 1 (Cuerpo de agua permanente)	v.db.update map=CBPekel_50_15_Suav_may9000_intRios_CAPerm_men500000_UnionRios@PERMANENT column=TipoCA value=1
Disolución de bordes, combinación de polígonos de cuerpos de agua permanentes	v.dissolve --overwrite input=CBPekel_50_15_Suav_may9000_intRios_CAPerm_men500000_UnionRios@PERMANENT column=TipoCA output=CBPekel_50_15_Suav_may9000_inRi_CAPerm_men500000_UniRios_Dissolve
Extracción de polígonos de capa <i>OcurrenciaAgua-Pekel2016</i> espacialmente coincidentes con capa <i>Rios--</i>	v.overlay --overwrite ainput=CBPekel_50_15_Suavizado_may9000@PERMANENT binput=CBPekel_50_15_Suav_may9000_inRi_CAPerm_men500000_UniRios_Dissolve@PERMANENT operator=not output=CBPekel_50_15_UnionRios_Dissolve_SubstRios
Unión de capas <i>Rios_G3WBM-Yamazaki2015</i> y <i>OcurrenciaAgua-Pekel2016</i>	v.overlay --overwrite ainput=CBPekel_50_15_Suav_may9000_inRi_CAPerm_men500000_UniRios_Dissolve@PERMANENT binput=CBPekel_50_15_UnionRios_Dissolve_SubstRios@PERMANENT operator=or output=CBPekel_50_15_UnionRios_Dissolve_SubstRios_UnionDissolve
Actualización de campo "b_a_value"	v.db.update map=CBPekel_50_15_UnionRios_Dissolve_SubstRios_UnionDissolve@PERMANENT column=b_a_value value=1 where="b_a_value IS NULL"
Importación de capa <i>Buffer20km</i>	v.import --overwrite input="C:\Users\Lariza Serra\Documents\PEMA\SIG\Capas\Buffer de 20 Km. de la Cuenca del Grijalva.shp" output=Buffer20km_CuencaGrijalva
Modificación de límites de la región geográfica respecto a la capa <i>Buffer20km</i>	g.region vector=Buffer20km_CuencaGrijalva@PERMANENT
Extracción de polígonos que están dentro de la capa <i>Buffer20km</i>	v.overlay --overwrite ainput=CBPekel_50_15_UnionRios_Dissolve_SubstRios_UnionDissolve@PERMANENT binput=Buffer20km_CuencaGrijalva@PERMANENT operator=and output=CBPekel_50_15_UnionRios_Dissolve_SubstRios_UnionDissolve_Buffer20km
Actualización de campo "AREA"	v.to.db --overwrite map=CBPekel_50_15_UnionRios_Dissolve_SubstRios_UnionDissolve_Buffer20km@PERMANENT option=area columns=a_b_a_AREA
Extracción de polígonos mayores a 9,000 m ²	v.extract --overwrite input=CBPekel_50_15_UnionRios_Dissolve_SubstRios_UnionDissolve_Buffer20km@PERMANENT where="a_b_a_AREA >9000" output=CBPekel_50_15_UnionRios_Dissolve_SubstRios_UnionDissolve_Buffer20km_may9000

Exportación de capa procesada	v.out.ogr --overwrite input=CBPekel_50_15_UnionRios_Dissolve_SubstRios_UnionDissolve_Buffer20km_may9000@PERMANENT output="C:\Users\Lariza\Serra\Documents\PEMA\SIG\GeneracionCBPekel\CBPekel_50_15_UnionRios_Dissolve_SubstRios_UnionDissolve_Buffer20km_may9000" format=GeoJSON
-------------------------------	--

Comandos para la importación y ajuste de máscaras binarias agua / no agua

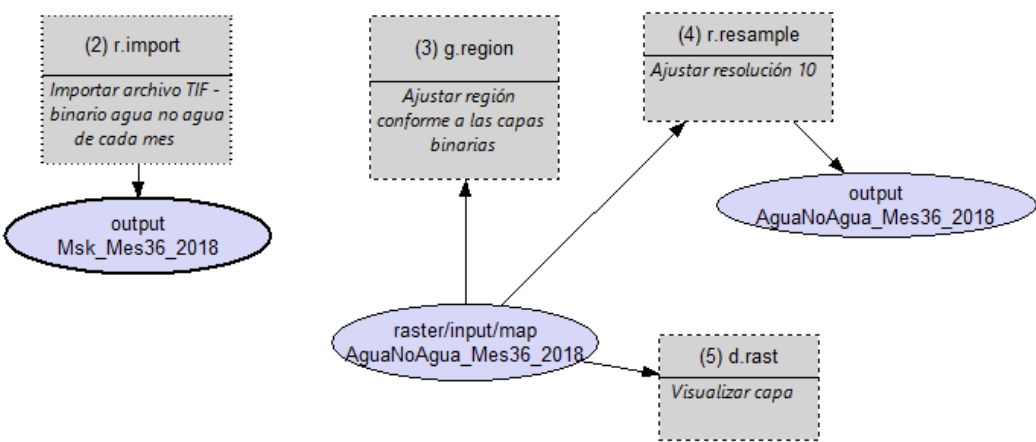


Figura 2. Modelo en Grass GIS para la importación de las máscaras binarias agua/no agua

Importación de archivo TIF - binario agua no agua mensual	r.import --overwrite input="C:\Users\Lariza\Serra\Documents\PEMA\SIG\MascarasBinarias\Reclassify\36mosaico_diciembre_2018_msk.tif" output=Msk_Mes36_2018
Ajuste de región conforme a las capas binarias	g.region raster=AguaNoAgua_Mes36_2018 res=10
Ajuste de resolución 10	r.resample --overwrite input=AguaNoAgua_Mes36_2018 output=AguaNoAgua_Mes36_2018
Visualización de capa	d.rast map=AguaNoAgua_Mes36_2018

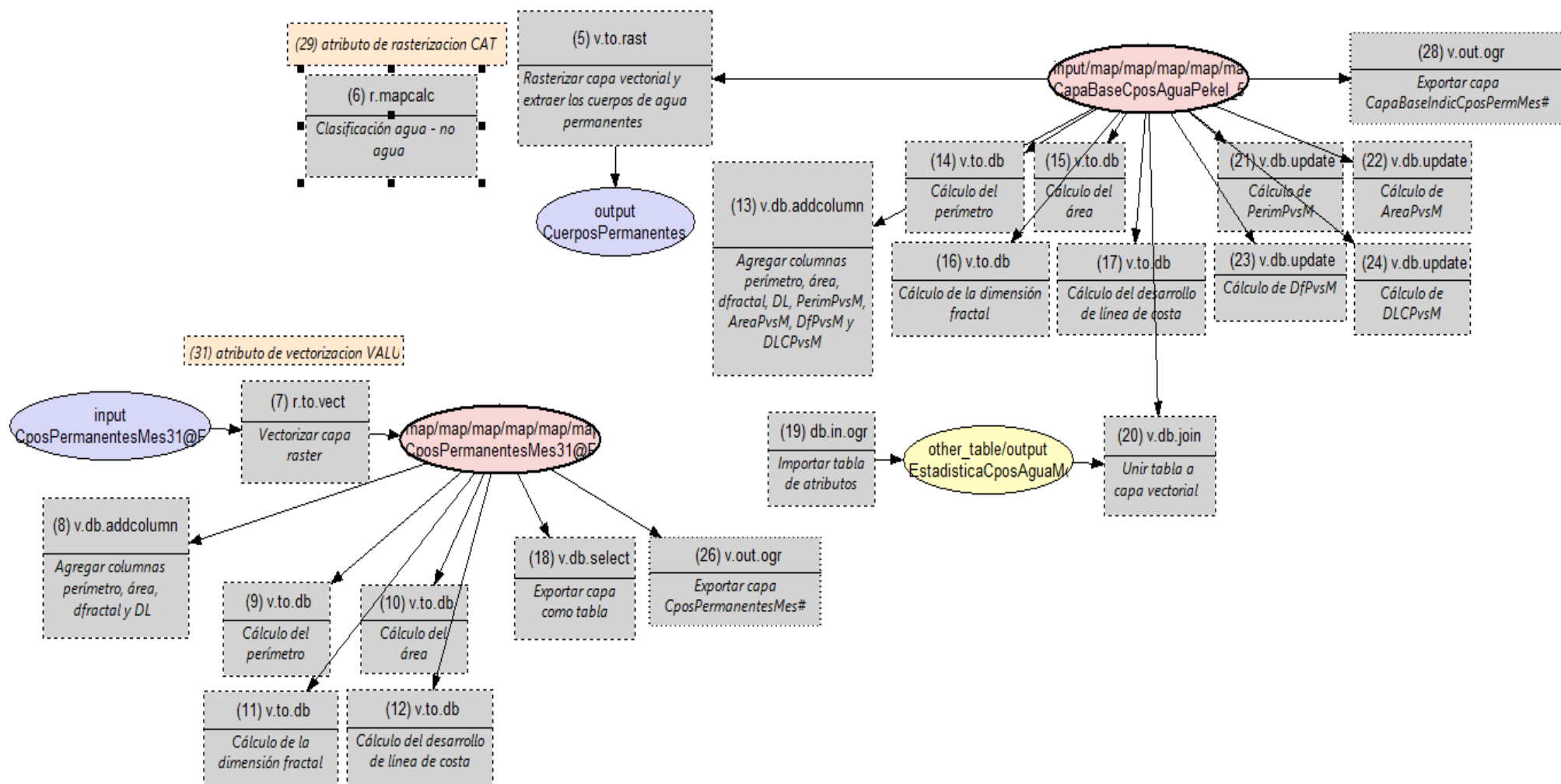


Figura 3. Modelo en Grass GIS para el análisis de coincidencia espacial y generación de indicadores.

Comandos para la generación de indicadores (Ejemplo, cuerpos permanentes, mes 31)

Rasterización de capa vectorial CapaBaseCposAguaPekel_50_15 y extracción de cuerpos de agua permanentes	v.to.rast --overwrite input=CapaBaseCposAguaPekel_50_15@PERMANENT output=CuerposPermanentes use=cat
Clasificación agua - no agua	r.mapcalc --overwrite expression="CposPermanentesMes31 = if(AguaNoAgua_Mes31_2018@PERMANENT == 1 && ! isnull(CposAguaPermanentes@PERMANENT) , CposAguaPermanentes@PERMANENT,null())"
Vectorización de capa raster CposPermanentesMes31	r.to.vect -s --overwrite input=CposPermanentesMes31@PERMANENT output=CposPermanentesMes31@PERMANENT type=area
Adición de columnas perímetro, área, dfractal y DL en capa vectorial CposPermanentesMes31	v.db.addcolumn map=CposPermanentesMes31@PERMANENT columns="periMes double, areaMes double, dFractMes double, DLCmes double"
Cálculo del perímetro	v.to.db --overwrite map=CposPermanentesMes31@PERMANENT option=perimeter columns=<required>
Cálculo de área	v.to.db --overwrite map=CposPermanentesMes31@PERMANENT option=area columns=<required>
Cálculo de dimension fractal	v.to.db --overwrite map=CposPermanentesMes31@PERMANENT option=fd columns=dFractMes
Cálculo del Desarrollo de línea de costa	v.to.db --overwrite map=CposPermanentesMes31@PERMANENT option=compact columns=DLCmes
Adición de columnas perímetro, área, dfractal, DL, PerimPvsM, AreaPvsM, DfPvsM y DLCPvsM a la capa vectorial CapaBaseCposAguaPekel_50_15	v.db.addcolumn map=CapaBaseCposAguaPekel_50_15@PERMANENT columns="perimCpo double, areaCpo double, dimFrCpo double, DLCcpo double, PerimPvsM double, AreaPvsM double, DfPvsN double, DLCPvsN double"
Cálculo del perímetro	v.to.db map=CapaBaseCposAguaPekel_50_15@PERMANENT option=perimeter columns=<required>
Cálculo de área	v.to.db map=CapaBaseCposAguaPekel_50_15@PERMANENT option=area columns=<required>
Cálculo de dimension fractal	v.to.db map=CapaBaseCposAguaPekel_50_15@PERMANENT option=fd columns=dimFrCpo
Cálculo del Desarrollo de línea de costa	v.to.db map=CapaBaseCposAguaPekel_50_15@PERMANENT option=compact columns=DLCcpo
Exportación de capa CposPermanentesMes31 como tabla	v.db.select --overwrite map=CposPermanentesMes31@PERMANENT columns="value, SUM(periMes) as SumPeriM, SUM(areaMes) as SumAreaM, AVG(dFractMes) as AvgDfM, AVG(DLCmes) as AvgDlcM" group=value separator=comma file="C:\Users\Lariza Serra\Documents\PEMA\SIG\Indicadores\CposPermanentesMes31.csv"
Importación de tabla de atributos de la capa CposPermanentesMes31	db.in.ogr --overwrite input="C:\Users\Lariza Serra\Documents\PEMA\SIG\Indicadores\CposPermanentesMes9.csv" output=EstadisticaCposAguaMes31

Unión de tabla CposPermanentesMes31 a capa vectorial CapaBaseCposAguaPekel_50_15	v.db.join map=CapaBaseCposAguaPekel_50_15@PERMANENT column=cat other_table=EstadisticaCposAguaMes31 other_column=value
Cálculo de PerimPvsM	v.db.update map=CapaBaseCposAguaPekel_50_15@PERMANENT column=PerimPvsM query_column=SumPeriM/perimcpo
Cálculo de ÁreaPvsM	v.db.update map=CapaBaseCposAguaPekel_50_15@PERMANENT column=AreaPvsM query_column=SumAreaM/areaCpo
Cálculo de DfPvsM	v.db.update map=CapaBaseCposAguaPekel_50_15@PERMANENT column=DfPvsM query_column=AvgDfM/dimFrCpo
Cálculo de DLCPvsM	v.db.update map=CapaBaseCposAguaPekel_50_15@PERMANENT column=DLCPvsM query_column=AvgDlcM/DLCCpo
Exportación de capa <i>CposPermanentesMes31</i>	v.out.ogr --overwrite input=CposPermanentesMes31@PERMANENT output="C:\Users\Lariza Serra\Documents\PEMA\SIG\Indicadores\Jul2018\CposPermanentesJul2018" format=GeoJSON output_layer=CposPermanentesJul2018
Exportación de capa CapaBaseIndicCposPermMes31	v.out.ogr --overwrite input=CapaBaseCposAguaPekel_50_15@PERMANENT output="C:\Users\Lariza Serra\Documents\PEMA\SIG\Indicadores\Jul2018\CapaBaseIndicCposPermJul2018" format=GeoJSON output_layer=CapaBaseIndicCposPermJul2018

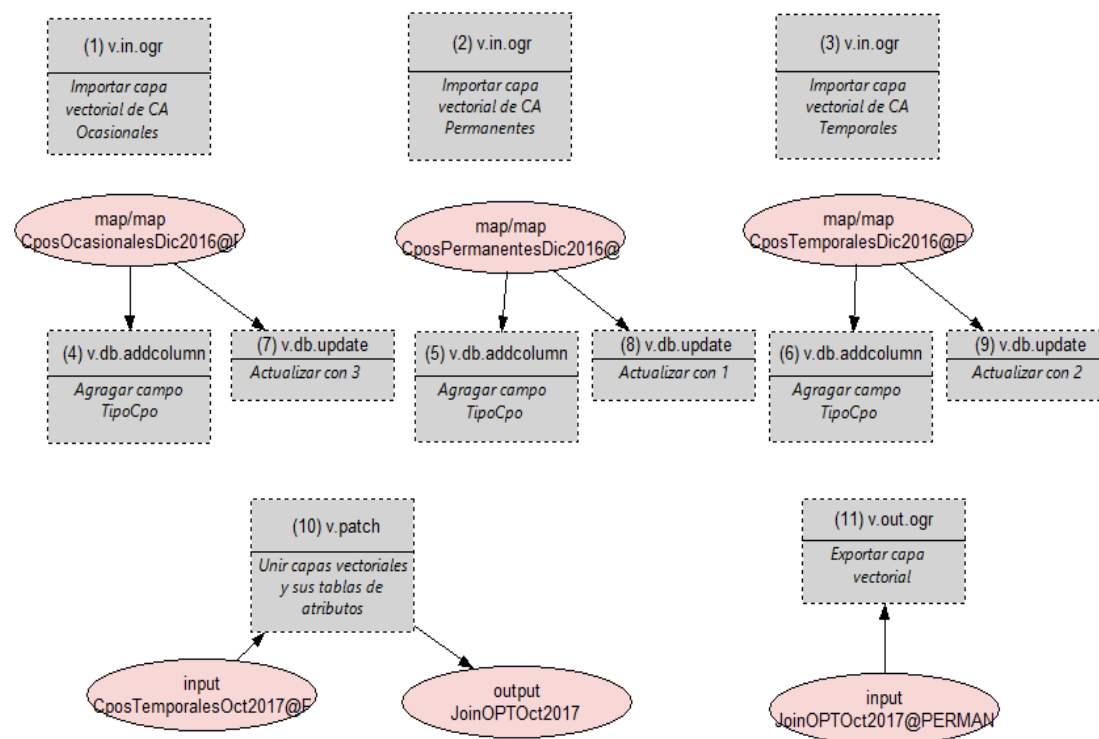


Figura 4. Modelo en Grass GIS para unir capas mensuales con indicadores calculados

Comandos para la unión de capas vectoriales y sus tablas de atributos: Capa mensual con indicadores perímetro, área, dimensión fractal y desarrollo de línea de costa (Ejemplo, enero 2017)

Importación de capa vectorial <i>CposEfímerosEne2017</i>	v.in.ogr input="C:\Users\Lariza Serra\Documents\PEMA\SIG\Indicadores\Ene2017\CposEfímerosEne2017"
Importación de capa vectorial <i>CposPermanentesEne2017</i>	v.in.ogr input="C:\Users\Lariza Serra\Documents\PEMA\SIG\Indicadores\Ene2017\CposPermanentesEne2017"
Importación de capa vectorial <i>CposTemporalesEne2017</i>	v.in.ogr input="C:\Users\Lariza Serra\Documents\PEMA\SIG\Indicadores\Ene2017\CposTemporalesEne2017"

Agregar campo TipoCpo	v.db.addcolumn map=CposEfimerosEne2017@PERMANENT columns="TipoCpo INT"
Actualizar campo con valor 3	v.db.update map=CposEfimerosEne2017@PERMANENT column=TipoCpo value=3
Agregar campo TipoCpo	v.db.addcolumn map=CposPermanentesEne2017@PERMANENT columns="TipoCpo INT"
Actualizar campo con valor 1	v.db.update map=CposPermanentesEne2017@PERMANENT column=TipoCpo value=1
Agregar campo TipoCpo	v.db.addcolumn map=CposTemporalesEne2017@PERMANENT columns="TipoCpo INT"
Actualizar campo con valor 2	v.db.update map=CposTemporalesEne2017@PERMANENT column=TipoCpo value=2
Unión de capas vectoriales y sus tablas de atributos	v.patch -e --overwrite input=CposTemporalesEne2017@PERMANENT,CposEfimerosEne2017@PERMANENT,CposPermanentesEne2017@PERMANENT output=JoinOPTene2017
Exportación de capa vectorial <i>JoinOPTene2017</i>	v.out.ogr input=JoinOPT Ene2017@PERMANENT output="C:\Users\Lariza Serra\Documents\PEMA\SIG\Indicadores\JoinOPTene2017" format=GeoJSON

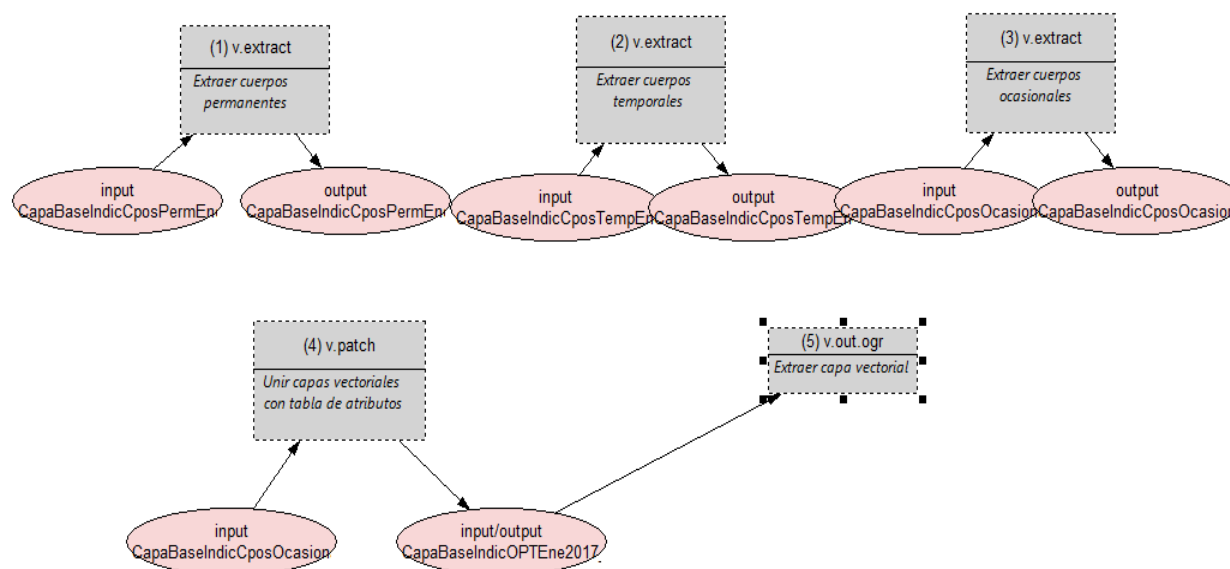


Figura 5. Modelo en Grass GIS para unir las CapasBasePekel_50_15 con el cálculo de indicadores por mes

Comandos para la unión de capas vectoriales y sus tablas de atributos: Capa Base con indicadores mensual (Ejemplo, enero 2017)

Extracción de cuerpos permanentes	v.extract --overwrite input=CapaBaseIndicCposPermEne2017@PERMANENT output=CapaBaseIndicCposPermEne2017_Extract
Extracción de cuerpos temporales	v.extract --overwrite input=CapaBaseIndicCposTempEne2017@PERMANENT output=CapaBaseIndicCposTempEne2017_Extract
Extracción de cuerpos efímeros	v.extract --overwrite input=CapaBaseIndicCposEfimerosEne2017@PERMANENT output=CapaBaseIndicCposEfimerosEne2017_Extract
Unión de capas vectoriales y tabla de atributos	v.patch input=CapaBaseIndicCposEfimerosEne2017_Extract@PERMANENT, CapaBaseIndicCposPermEne2017_Extract@PERMANENT, CapaBaseIndicCposTempEne2017_Extract@PERMANENT output=CapaBaseIndicOPTene2017_Patch -e
Extracción de capa vectorial <i>CapaBaseIndicOPTene2017</i>	v.out.ogr --overwrite input=CapaBaseIndicOPTene2017_Patch output="C:\Users\Lariza Serra\Documents\PEMA\SIG\Indicadores\Nueva carpeta\CapaBaseIndicOPTene2017_Patch" format=GeoJSON

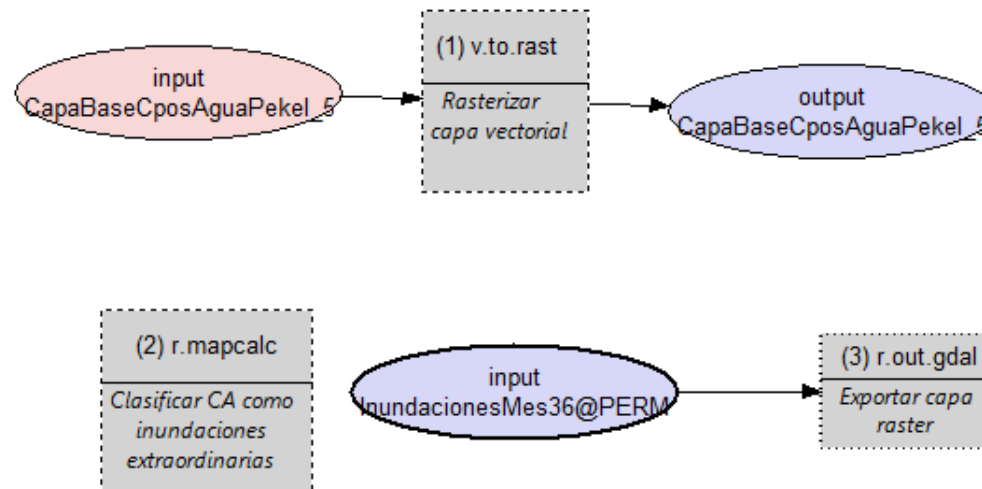


Figura 6. Modelo en Grass GIS para la obtención de inundaciones extraordinarias por mes

Comandos para la obtención de inundaciones extraordinarias (Ejemplo, mes 31)

Rasterización de capa vectorial <i>CapaBaseCposAguaPekel_50_15</i>	v.to.rast input=CapaBaseCposAguaPekel_50_15@PERMANENT output=CapaBaseCposAguaPekel_50_15 use=cat
Clasificación de CA como inundaciones extraordinarias	r.mapcalc --overwrite expression="InundacionesMes31=if(isnull(CapaBaseCposAguaPekel_50_15@PERMANENT) && AguaNoAgua_Mes31_2018@PERMANENT==1,1, null())"
Exportación de capa vectorial <i>InundacionesMes31</i>	r.out.gdal --overwrite input=InundacionesMes36@PERMANENT output="C:\Users\Lariza Serra\Documents\PEMA\SIG\Indicadores\Inundaciones\InundacionesMes31"



Casa abierta al tiempo

UNIVERSIDAD AUTÓNOMA METROPOLITANA

ACTA DE EXAMEN DE GRADO

No. 00102

Matrícula: 2193801948

Evaluación de la tendencia reciente y persistencia a largo plazo de los cuerpos de agua de la Cuenca del río Grijalva, mediante el uso de imágenes de radar.

En la Ciudad de México, se presentaron a las 16:00 horas del día 16 del mes de febrero del año 2023 en la Unidad Iztapalapa de la Universidad Autónoma Metropolitana, los suscritos miembros del jurado:

DR. ANTONIO ZOILO MARQUEZ GARCIA
DR. JUAN MANUEL NUÑEZ HERNANDEZ
DRA ELVIA MARTINEZ VIVEROS

Bajo la Presidencia del primero y con carácter de Secretaria la última, se reunieron para proceder al Examen de Grado cuya denominación aparece al margen, para la obtención del grado de:

MAESTRA EN CIENCIAS (ENERGIA Y MEDIO AMBIENTE)

DE: CLAUDIA LARIZA SERRA ORTEGA

y de acuerdo con el artículo 78 fracción III del Reglamento de Estudios Superiores de la Universidad Autónoma Metropolitana, los miembros del jurado resolvieron:

Aprobar

Acto continuo, el presidente del jurado comunicó a la interesada el resultado de la evaluación y, en caso aprobatorio, le fue tomada la protesta.



CLAUDIA LARIZA SERRA ORTEGA
ALUMNA

REVISÓ

MTRA. ROSALBA GERRANO DE LA PAZ
DIRECTORA DE SISTEMAS ESCOLARES

DIRECTOR DE LA DIVISIÓN DE CBI

Román Linares Romero
DR. ROMAN LINARES ROMERO

PRESIDENTE

Antonio Zoiло Marquez Garcia
DR. ANTONIO ZOILO MARQUEZ GARCIA

VOCAL

Juan Manuel Nuñez Hernandez
DR. JUAN MANUEL NUÑEZ HERNANDEZ

SECRETARIA

Elvia Martinez Viveros
DRA. ELVIA MARTINEZ VIVEROS