



CENTRO DE INVESTIGACIONES BIOLÓGICAS
DEL NOROESTE, S.C.

Programa de Estudios de Posgrado

ESTIMACIÓN DEL ALMACENAMIENTO DE CARBONO AZUL
EN HUMEDALES DE BAJA CALIFORNIA SUR A PARTIR DE
DATOS *IN SITU* E IMÁGENES AÉREAS.

T E S I S

Que para obtener el grado de

Doctora en Ciencias

Uso, Manejo y Preservación de los Recursos Naturales
(Orientación en Biología Marina)

P r e s e n t a

Rosa Judith Aviña Hernández

La Paz, Baja California Sur, abril de 2023.

ACTA DE LIBERACIÓN DE TESIS

En la Ciudad de La Paz, B. C. S., siendo las 12 horas del día 10 del Mes de abril del 2023, se procedió por los abajo firmantes, miembros de la Comisión Revisora de Tesis avalada por la Dirección de Estudios de Posgrado y Formación de Recursos Humanos del Centro de Investigaciones Biológicas del Noroeste, S. C., a liberar la Tesis de Grado titulada:

"Estimación del almacenamiento de carbono azul en humedales de Baja California Sur a partir de datos *in situ* e imágenes aéreas "

Presentada por el alumno:

Rosa Judith Aviña Hernández

Aspirante al Grado de DOCTOR EN CIENCIAS EN EL USO, MANEJO Y PRESERVACIÓN DE LOS RECURSOS NATURALES CON ORIENTACIÓN EN Biología marina

Después de intercambiar opiniones los miembros de la Comisión manifestaron su **APROBACIÓN DE LA TESIS**, en virtud de que satisface los requisitos señalados por las disposiciones reglamentarias vigentes.

LA COMISIÓN REVISORA



Dr. Raúl O. Martínez Rincón
Co-Director de Tesis



Dr. César A. Salinas Zavala
Co-Director de tesis



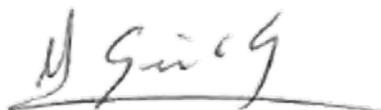
Dra. Elisa Serviére Zaragoza
Co-Tutor



Dr. Armando Trásviña Castro
Co-Tutor



Dra. Ma. del Carmen Gutiérrez Castorena
Co-Tutor



Dra. Alejandra Nieto Garibay
Encargada del Despacho de la Dirección de
Estudios de Posgrado y Formación de
Recursos Humanos

La Paz, Baja California Sur, a 24 de febrero de 2023.

Los miembros del comité de tesis del (la) estudiante Rosa Judith Aviña Hernández del Programa de Doctorado en UMPRN, revisamos el contenido de la tesis y otorgamos el Vo.Bo. dado que la tesis no representa un plagio de otro documento como lo muestra el reporte de similitud realizado:

- Herramienta antiplagio:
Ithenticate
- Filtros utilizados:
Excluir bibliografía, excluir citas menores a 5 palabras,
Excluir coincidencias menores a 10 palabras.
- Porcentajes de similitud:
10%
Se muestra captura de pantalla



Citas incluidas	Bibliografía excluida	10%
Resumen de Coincidencias		
1	Internet 508 palabras Copiado el 15-Oct-2022 cibnor.repositorioinstitucional.mx	2%
2	Internet 176 palabras Copiado el 07-Abr-2014 www.nafaw.com	1%
3	Internet 175 palabras Copiado el 26-Dic-2021 eva.fcien.udelar.edu.uy	1%
4	Internet 103 palabras Copiado el 08-Feb-2023 pmcarbono.org	<1%
5	Internet 89 palabras Copiado el 02-Feb-2023 www.researchgate.net	<1%
6	Internet 86 palabras repositorio.unal.edu.co	<1%
7	Internet 85 palabras Copiado el 01-Feb-2023 www.mdpi.com	<1%
8	Internet 64 palabras Copiado el 11-Oct-2022 agua.org.mx	<1%
9	Internet 64 palabras Copiado el 13-Dic-2022 www.slideshare.net	<1%
10	Internet 50 palabras Copiado el 21-Sep-2021 www.theses.fr	<1%

Firmas del comité



Dr. Raúl O. Martínez Rincón



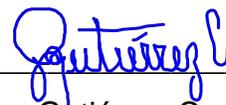
Dr. César A. Salinas Zavala



Dra. Elisa Serviere Zaragoza



Dr. Armando Trasviña Castro



Dra. Ma del Carmen Gutiérrez Castorena

Conformación de Comités

Comité Tutorial

Dr. Raúl Octavio Martínez Rincón
CONACyT-Centro de Investigaciones Biológicas del Noroeste, S.C.
Co-Director de Tesis

Dr. César Augusto Salinas Zavala
Centro de Investigaciones Biológicas del Noroeste, S.C.
Co-Director de Tesis

Dra. Elisa Serviere Zaragoza
Centro de Investigaciones Biológicas del Noroeste, S.C.
Co-Tutora de Tesis

Dra. María del Carmen Gutiérrez Castorena
Colegio de Postgraduados Campus Montecillo
Co-Tutora de Tesis

Dr. Armando Trasviña Castro
Centro de Investigación Científica y de Educación Superior de Ensenada, Unidad La Paz
Co-Tutor de Tesis

Comité Revisor de Tesis

Dr. Raúl Octavio Martínez Rincón
Dr. César Augusto Salinas Zavala
Dra. Elisa Serviere Zaragoza
Dra. María del Carmen Gutiérrez Castorena
Dr. Armando Trasviña Castro

Jurado de Examen

Dr. Raúl Octavio Martínez Rincón
Dr. César Augusto Salinas Zavala
Dra. Elisa Serviere Zaragoza
Dra. María del Carmen Gutiérrez Castorena
Dr. Armando Trasviña Castro

Suplentes

Dr. Alfonso Medel Narváez
Dra. María Verónica Morales Zárate

Resumen

Los humedales costeros en regiones áridas almacenan una alta proporción del carbono orgánico (CO) de la región, por lo que resulta importante realizar evaluaciones detalladas para una mayor comprensión de su valor ecosistémico en la mitigación de cambio climático. El monitoreo de manglares y marismas es complejo dadas las características de estos ecosistemas, en general, las evaluaciones son realizadas *in situ* lo cual limita la escala de análisis. El uso de herramientas de percepción remota puede ser un complemento muy importante para las evaluaciones CO en diversos tipos de ecosistemas, ya que permite describir la variabilidad espacial del CO basado en atributos espectrales del área de estudio. Las imágenes aéreas de alta resolución espacial y espectral pueden ser usadas para generar mapas de distribución de especies, mismas que pueden ser utilizadas para relacionar la distribución del CO en función de las especies y otros atributos del área. El principal objetivo de esta investigación fue establecer una metodología para analizar el almacenamiento de CO en manglares y marismas de la península de Baja California a partir de datos *in situ* e imágenes aéreas. El método incluyó análisis de carbono en suelos, mediciones de biomasa aérea, clasificación supervisada de imágenes aéreas y modelación de la distribución del carbono orgánico del suelo (COS) a partir de modelos aditivos generalizados (GAMs). La clasificación supervisada de las imágenes aéreas permitió el reconocimiento a nivel de especies y el mapeo de su distribución espacial, la consistencia de los modelos de clasificación fue muy buena con coeficientes kappa superiores a 0.79. A partir de las muestras de sedimentos se determinó un almacenamiento de hasta 43.4 Mg C ha⁻¹ en la marisma, 43.12 y 41.08 Mg C ha⁻¹ en los sistemas de manglar. A partir del uso de GAMs se estimó un almacenamiento de COS de 309.88, 96.95, 425.59 Mg C, con una producción promedio de 37.3, 42.5 y 30.3 Mg C ha⁻¹ para la marisma Guerrero Negro, el manglar Santispac y el manglar Zacatecas, respectivamente. Los resultados sugieren que los almacenes de COS en sistemas de marisma y manglar de regiones áridas pueden ser exitosamente estimados y monitoreados a partir de datos *in situ* y percepción remota. Esta alternativa ofrece un análisis completo y detallado a una escala espacial amplia y con resultados que pueden mejorar la comprensión de la dinámica del carbono orgánico en ecosistemas de difícil acceso y de gran importancia ante los impactos de cambio climático.

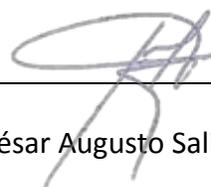
Palabras clave: Percepción remota, humedales costeros, almacenes de carbono, predicción espacial.

ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-6666-1886>

Vo.Bo. Co-Directores de Tesis



Dr. Raúl Octavio Martínez Rincón



Dr. César Augusto Salinas Zavala

Summary

Coastal wetlands in arid regions store a high proportion of the region's organic carbon (OC), so it is important to carry out detailed assessments for a better understanding of their ecosystem value in mitigating climate change. The monitoring of mangroves and tidal saltmarshes is complex because of the characteristics of these ecosystems; in general, the evaluations are carried out in field surveys, which limits the scale of analysis. The use of remote sensing tools can be an essential complement to CO assessments in various types of ecosystems since it allows describing the spatial variability of CO based on spectral attributes of the study area. High spatial and spectral resolution aerial images can be used to generate species distribution maps, which can relate CO distribution as a function of species and other area attributes. The main objective of this research was to establish a methodology to analyse organic carbon storage in mangroves and saltmarshes of the Baja California peninsula from field data and high spatial resolution aerial images. The method included soil carbon analysis, aboveground biomass measurements, supervised classification of aerial images, and modelling of the distribution of soil organic carbon (SOC) from generalized additive models (GAMs). The supervised classification of the aerial images allowed the recognition at the species level and the mapping of its spatial distribution, the consistency of the classification models was very good with kappa coefficients higher than 0.79. Through the sediment samples, storage of up to 43.4 Mg C ha⁻¹ was determined in the tidal saltmarsh, and 43.12 and 41.08 Mg C ha⁻¹ in the mangrove systems. Using GAMs, SOC storage of 309.88, 96.95, 425.59 Mg C was estimated, with an average production of 37.3, 42.5, and 30.3 Mg C ha⁻¹ for the Guerrero Negro tidal saltmarsh, the Santispac mangrove, and the Zacatecas mangrove, respectively. The results suggest that SOC stores in tidal saltmarsh and mangrove systems of arid regions can be successfully estimated and monitored from *in situ* data and remote sensing. This alternative offers a complete and detailed analysis at a wide spatial scale and with results that can improve the understanding of the organic carbon dynamics in ecosystems that are difficult to access and of great importance in mitigating climate change impacts.

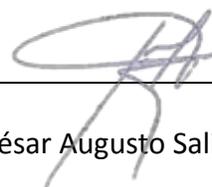
Keywords: Remote sensing, coastal wetlands, carbon storages, spatial prediction.

ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-6666-1886>

Vo.Bo. Co-Directores de Tesis



Dr. Raúl Octavio Martínez Rincón



Dr. César Augusto Salinas Zavala

Agradecimientos

Expreso un agradecimiento al Centro de Investigaciones Biológicas del Noroeste, S.C. y a la Dirección de Estudios de Posgrado y Formación de Recursos Humanos, por permitirme realizar mis estudios de Doctorado.

De igual manera extiendo un agradecimiento al CONACyT por la beca (778575) de manutención otorgada.

Al Dr. Raúl Octavio Martínez Rincón y al Dr. César Augusto Salinas Zavala mis Co-Directores de Tesis por su apoyo en la realización de esta investigación.

A los miembros de mi Comité Tutorial la Dra. Elisa Serviere Zaragoza, la Dra. María del Carmen Gutiérrez Castorena y el Dr. Armando Trasviña Castro por el enriquecimiento a este proyecto a través de sus conocimientos y atinados comentarios.

Contenido

Resumen	i
Summary	ii
Agradecimientos	iii
Contenido	iv
Lista de figuras	vi
Lista de tablas	ix
Abreviaturas	xi
1. INTRODUCCIÓN	1
2. ANTECEDENTES	6
2.1 Carbono orgánico en manglares y marismas de zonas áridas	6
2.2 Comparación de la capacidad de almacenamiento de COS entre sistemas de marisma y manglar	7
2.3 Métodos de clasificación de imágenes aéreas aplicados a sistemas de manglar y marisma	8
2.4 Mapeo de parámetros del suelo a partir de imágenes aéreas	11
3. JUSTIFICACIÓN	12
4. HIPÓTESIS	14
5. OBJETIVOS	15
5.1 Objetivo general	15
5.2 Objetivos particulares	15
6. MATERIAL Y MÉTODOS	16
6.1 Área de estudio	16
6.2 Muestreo <i>in situ</i>	18
6.3 Estimaciones de biomasa aérea	23
6.4 Análisis de laboratorio	24
6.5 Análisis estadísticos	25
6.6 Captura y procesamiento de fotografías aéreas	26
6.7 Clasificación supervisada	29
6.8 Distribución espacial del carbono orgánico	33
7. RESULTADOS	35
7.1 Descripción de biomasa aérea y parámetros físicos y químicos del sedimento	35
7.1.1 Localidad Guerrero Negro	35
7.1.2 Localidad Santispac	39
7.1.3 Localidad estero Zacatecas	47
7.2 Clasificación supervisada	56
7.2.1 Clasificación supervisada marisma Guerrero Negro	56
7.2.2 Clasificación supervisada manglar Santispac	60
7.2.3 Clasificación supervisada manglar estero Zacatecas	68
7.3 Modelos de estimación de carbono orgánico del sedimento y mapas de distribución espacial	73
7.3.1 Estimación de la distribución espacial del COS en marisma de laguna Guerrero Negro	73

7.3.2 Estimación de la distribución espacial del COS en manglar Santispac	78
7.3.3 Estimación de la distribución espacial del COS en manglar estero Zacatecas	84
7.4 Comparación del almacenamiento de carbono orgánico del suelo y biomasa aérea entre sistemas de marisma y manglar	90
8. DISCUSIÓN	96
8.1 Parámetros <i>in situ</i>	96
8.2 Clasificación supervisada con el método Random Forest.....	98
8.3 Estimaciones de carbono orgánico de suelo a partir de GAMs.....	100
8.4 COS y Biomasa aérea del sistema de marisma contra sistemas de manglar	101
9. CONCLUSIONES	103
10. LITERATURA CITADA	104
11. ANEXOS	112
Anexo A: Spatial distribution of soil organic carbon in mangroves of arid environment estimated from in situ data and aerial imagery	112
Anexo B: Predictive performance of random forest on the identification of mangrove species in arid environments	127

Lista de figuras

Figura 1. Área de estudio; humedales costeros de las principales bahías y lagunas costeras del Estado de Baja California Sur (Tomado de Google Earth).....	16
Figura 2. Polígono de vuelo y puntos de muestreo de la localidad de laguna Guerrero Negro.....	20
Figura 3. Polígono de vuelo y puntos de muestreo de la localidad Playa Santispac.	21
Figura 4. Polígono de vuelo y puntos de muestreo de la localidad Estero Zacatecas.....	22
Figura 5. Diagrama simplificado de la predicción con Random Forest.....	30
Figura 6. Ejemplo de extracción de valores de pixeles por puntos geográficos dentro de un buffer. Tomado de Roque-Sosa (2021).	31
Figura 7. Parámetros físicos y químicos del sedimento y biomasa aérea por especie o asociación de especies en marisma de Laguna Guerrero Negro. Las barras corresponden a las medianas, las líneas verticales representan los valores mínimos y máximos, y las letras sobre las barras representan diferencias significativas entre grupos. BM = <i>B. maritima</i> ; SF = <i>S. foliosa</i> ; SP = <i>S. pacifica</i>	37
Figura 8. Parámetros físicos y químicos del sedimento por especie en manglar de Playa Santispac, Bahía Concepción. Las barras corresponden a las medianas, las líneas verticales representan los valores mínimos y máximos. AG = <i>A. germinans</i> ; LR = <i>L. racemosa</i> ; RM = <i>R. mangle</i>	40
Figura 9. Diámetro y altura por especie en manglar de Playa Santispac, Bahía Concepción. Las barras corresponden a las medianas, las líneas representan los valores mínimos y máximos. AG = <i>A. germinans</i> , LR = <i>L. racemosa</i> y RM = <i>R. mangle</i>	42
Figura 10. Estimaciones de biomasa aérea a partir de ecuaciones alométricas en individuos de <i>Avicennia germinans</i> del manglar Santispac.....	43
Figura 11. Estimaciones de biomasa aérea a partir de ecuaciones alométricas en individuos de <i>Laguncularia racemosa</i> del manglar Santispac.....	44
Figura 12. Estimaciones de biomasa aérea a partir de ecuaciones alométricas en individuos de <i>Rhizophora mangle</i> del manglar Santispac.	45
Figura 13. Parámetros físicos y químicos del sedimento por especie en manglar estero Zacatecas, Ensenada de La paz. Las barras corresponden a las medianas, las líneas representan los valores mínimos y máximos. AG = <i>A. germinans</i> , LR = <i>L. racemosa</i> y RM = <i>R. mangle</i>	49
Figura 14. Diámetro y altura por especie en manglar estero Zacatecas, Ensenada de La paz. Las barras corresponden a las medianas, las líneas representan los valores mínimos y máximos. AG = <i>A. germinans</i> , LR = <i>L. racemosa</i> y RM = <i>R. mangle</i>	51
Figura 15. Estimaciones de biomasa aérea a partir de ecuaciones alométricas en individuos de <i>Avicennia germinans</i> del manglar estero Zacatecas.....	52
Figura 16. Estimaciones de biomasa aérea a partir de ecuaciones alométricas en individuos de <i>Laguncularia racemosa</i> del manglar estero Zacatecas.	53
Figura 17. Estimaciones de biomasa aérea a partir de ecuaciones alométricas en individuos de <i>Rhizophora mangle</i> del manglar estero Zacatecas.	54
Figura 18. Diagrama de cuerdas de la matriz de confusión del modelo RF RGB, localidad Guerrero Negro. En la gráfica circular, las líneas conectan clases mal clasificadas, el grosor de la	

línea es proporcional al número de observaciones mal clasificadas. Am = Algas marinas; BM = <i>B. maritima</i> ; SF= <i>S. foliosa</i> ; SP = <i>S. paficica</i> ; Si = Suelos inundables.	58
Figura 19. Mapa temático de clasificación supervisada para la marisma de laguna Guerrero Negro a partir del método Random Forest basado en bandas RGB. Am = Algas marinas; BM = <i>B. maritima</i> ; SF = <i>S. foliosa</i> ; SP = <i>S. paficica</i> ; Si = Suelos inundables.	59
Figura 20. Mapa de distribución espacial de <i>Batis maritima</i> (BM), <i>Spartina foliosa</i> (SF) y <i>Salicornia pacifica</i> (SP) en marisma de Laguna Guerrero Negro a partir de clasificación supervisada (método Random Forest) basado en RGB.	60
Figura 21. Diagrama de cuerdas basado en las matrices de confusión RGB y GRN, para la localidad playa Santispac. En la gráfica circular, las líneas conectan clases mal clasificadas, el grosor de la línea es proporcional al número de observaciones mal clasificadas.	66
Figura 22. Mapa temático de clasificación supervisada para el manglar Santispac a partir del método Random Forest basado en: A) RGB, B) GRN. AG = <i>A. germinans</i> , LR = <i>L. racemosa</i> , RM = <i>R. mangle</i>	67
Figura 23. Mapas de distribución espacial de <i>Avicennia germinans</i> , <i>Laguncularia racemosa</i> y <i>Rhizophora mangle</i> en el manglar Santispac a partir de clasificación supervisada (método Random Forest) basado en RGB (A) y GRN (B).	68
Figura 24. Diagrama de cuerdas a partir de la matriz de confusión del modelo RF RGB, para la localidad estero Zacatecas. En la gráfica circular las líneas conectan las clases mal clasificadas, el grosor de la línea es proporcional al número de observaciones mal clasificadas.	71
Figura 25. Mapa temático de clasificación supervisada para el manglar estero Zacatecas a partir del método Random Forest basado en bandas RGB. AG = <i>A. germinans</i> , LR = <i>L. racemosa</i> , RM = <i>R. mangle</i>	72
Figura 26. Mapa de distribución espacial de <i>Avicennia germinans</i> , <i>Laguncularia racemosa</i> y <i>Rhizophora mangle</i> en el manglar estero Zacatecas a partir de clasificación supervisada (método Random Forest) basado en RGB. AG = <i>A. germinans</i> , LR = <i>L. racemosa</i> , RM = <i>R. mangle</i>	73
Figura 27. Matriz de correlación de variables <i>in situ</i> y obtenidas a partir de imágenes de VANT en marisma Guerrero Negro.	74
Figura 28. Gráficas de efectos parciales del modelo máximo para estimación de carbono orgánico del suelo a partir de variables <i>in situ</i> para la marisma de Guerrero Negro.	76
Figura 29. Gráficas de efectos parciales del modelo máximo para estimación de carbono orgánico del suelo a partir de variables obtenidas con imágenes aéreas de la localidad Guerrero Negro.	77
Figura 30. Mapa de predicción espacial del carbono orgánico del suelo en las marismas de laguna Guerrero Negro a partir de modelos aditivos generalizados.	78
Figura 31. Matriz de correlación de variables <i>in situ</i> y obtenidas a partir de imágenes de VANT del manglar Santispac.	79
Figura 32. Regresión lineal valores observados de altura contra estimados por el modelo de elevación del dosel, datos del manglar Santispac.	80
Figura 33. Gráficas de efectos parciales del modelo máximo para estimación de carbono orgánico del suelo a partir de variables <i>in situ</i> para el manglar Santispac.	82
Figura 34. Gráficas de efectos parciales del modelo máximo para estimación de carbono orgánico del suelo a partir de variables obtenidas con imágenes aéreas del manglar Santispac.	83

Figura 35. Predicción espacial del carbono orgánico del suelo en el manglar Santispac a partir de modelos aditivos generalizados, figura A basada en los datos RGB, figura B basada en los datos GRN.....	84
Figura 36. Matriz de correlación de variables <i>in situ</i> y obtenidas a partir de imágenes de VANT del manglar estero Zacatecas.....	85
Figura 37. Regresión lineal valores observados de altura contra estimados por el modelo de elevación del dosel, datos del manglar estero Zacatecas.....	86
Figura 38. Gráficas de efectos parciales del modelo máximo para estimación de carbono orgánico del suelo a partir de variables <i>in situ</i> para el manglar estero Zacatecas.	88
Figura 39. Gráficas de efectos parciales del modelo máximo para estimación de carbono orgánico del suelo a partir de variables obtenidas con imágenes aéreas del manglar estero Zacatecas. CHM= siglas en inglés del modelo de elevación del dosel.	89
Figura 40. Predicción espacial del carbono orgánico del suelo en el manglar estero Zacatecas a partir de modelos aditivos generalizados.	90
Figura 41. Gráfica de densidad de las concentraciones de COS por localidad. Las líneas verticales representan la mediana de COS por especie o asociación de especies: línea azul mediana de la asociación BMSP, línea roja mediana de la asociación BMSFSP, línea verde mediana de la especie <i>L. racemosa</i> , línea café mediana de la especie <i>A. germinans</i> y línea naranja mediana de la especie <i>R. mangle</i>	92
Figura 42. Gráficas de dispersión de los valores de COS de las localidades de estudio. Bm = <i>B. maritima</i> , Sf = <i>Spartina foliosa</i> , Sp = <i>S. pacifica</i> , Ag = <i>A. germinans</i> , Lr = <i>L. racemosa</i> , Rm = <i>R. mangle</i>	93

Lista de tablas

Tabla 1. Características de los sitios de estudio.	17
Tabla 2. Valores de referencia para la clasificación de materia orgánica en suelos no volcánicos.	24
Tabla 3. Valores de referencia para la clasificación de nitrógeno inorgánico en suelos.	25
Tabla 4. Lista de índices de vegetación basados en las bandas espectrales GRN.	28
Tabla 5. Lista de índices de vegetación basados en RGB.	28
Tabla 6. Ejemplo de una matriz de confusión.	32
Tabla 7. Ecuaciones de los estadísticos de evaluación de los GAMs.	34
Tabla 8. Medianas (mínimos-máximos) de los parámetros físicos y químicos del sedimento y biomasa aérea en marismas de Laguna Guerrero Negro.	38
Tabla 9. Medianas (mínimos-máximos) de los parámetros físicos y químicos del sedimento en manglar de Playa Santispac, Bahía Concepción.	41
Tabla 10. Biomasa aérea en $\text{kg}\cdot\text{m}^{-2}$ calculada a partir de ecuaciones alométricas para ejemplares del manglar Santispac.	46
Tabla 11. Medianas (mínimos-máximos) de los parámetros físicos y químicos en sedimento de manglar del estero Zacatecas, Ensenada de La Paz.	50
Tabla 12. Biomasa aérea en $\text{kg}\cdot\text{m}^{-2}$ calculada a partir de ecuaciones alométricas para ejemplares del manglar estero Zacatecas.	55
Tabla 13. Matriz de confusión de la clasificación supervisada (método Random Forest) basada en RGB para las marismas de la localidad Guerrero Negro.	57
Tabla 14. Matriz de confusión de la clasificación supervisada (método Random Forest) basada en RGB para el manglar Santispac.	62
Tabla 15. Matriz de confusión de la clasificación supervisada (método Random Forest) basada en GRN para el manglar Santispac.	64
Tabla 16. Matriz de confusión de la clasificación supervisada (método Random Forest) basada en RGB para el manglar estero Zacatecas.	70
Tabla 17. Modelos aditivos generalizados para la estimación de carbono orgánico del suelo a partir de datos <i>in situ</i> de la localidad Guerrero Negro. En negritas el modelo mínimo adecuado.	75
Tabla 18. Modelos aditivos generalizados para la estimación de carbono orgánico del suelo a partir de datos del ortomosaico de la localidad Guerrero Negro. En negritas el modelo mínimo adecuado.	75
Tabla 19. Modelos aditivos generalizados para la estimación de carbono orgánico del suelo a partir de datos <i>in situ</i> del manglar Santispac. En negritas el modelo mínimo adecuado.	81
Tabla 20. Modelos aditivos generalizados para la estimación de carbono orgánico del suelo a partir de datos del ortomosaico del manglar Santispac. En negritas el modelo mínimo adecuado.	81
Tabla 21. Modelos aditivos generalizados para la estimación de carbono orgánico del suelo a partir de datos <i>in situ</i> del manglar estero Zacatecas. En negritas el modelo mínimo adecuado.	87

Tabla 22. Modelos aditivos generalizados para la estimación de carbono orgánico del suelo a partir de datos del ortomosaico del manglar estero Zacatecas. En negritas el modelo mínimo adecuado.	87
Tabla 23. Estadísticos descriptivos del porcentaje de COS predicho a partir de los GAMs en los sitios de estudio por especie o asociación de especies.	91
Tabla 24. Estimaciones de COS en las localidades de estudio según el área de cobertura de las especies o asociación de especies.	94

Abreviaturas

AG	<i>Avicennia germinans</i>
BM	<i>Batis marítima</i>
CART	classification and regression trees
COS	carbono orgánico del suelo
DSM	digital surface model
DTM	digital terrain model
GAM	generalized additive models
GRN	green-red-near infrared
IV	índice de vegetación
LR	<i>Laguncularia racemosa</i>
MED	modelo de elevación del dosel
MOS	materia orgánica del suelo
RF	random forest
RGB	red-green-blue
RM	<i>Rhizophora mangle</i>
RTK	real time kinematics
SF	<i>Spartina foliosa</i>
SP	<i>Salicornia pacifica</i>
VANT	vehículo aéreo no tripulado

1. INTRODUCCIÓN

Los humedales costeros como manglares y marismas, contribuyen a mitigar el cambio climático al secuestrar y almacenar cantidades significativas de carbono (Howard *et al.*, 2018). El carbono almacenado, en estos ecosistemas, es conocido como carbono azul y hace referencia al carbono acumulado en el suelo, biomasa aérea viva (hojas, ramas y tallos), biomasa subterránea viva (raíces) y biomasa aérea muerta como hojarasca y madera seca (CEC, 2013; Howard *et al.*, 2018). Estos ecosistemas presentan una alta productividad primaria, permiten la deposición de sedimentos y mantienen tasas de descomposición de materia orgánica relativamente bajas (Callaway *et al.*, 2012). Además tienen una alta eficiencia en la captura de carbono orgánico proveniente de ecosistemas contiguos (fuentes alóctonas) y también son capaces de almacenar grandes cantidades de carbono proveniente directamente de las plantas dentro del sistema (fuentes autóctonas), esta característica los convierte en sumideros de carbono muy eficientes (Alongi, 2015).

Un manglar es el hábitat influenciado por las mareas donde crecen árboles de mangle, arbustos, palmeras o helechos terrestres y son ecosistemas propios de las regiones tropicales y subtropicales entre las latitudes 25° S y N (Howard *et al.*, 2018). Los manglares actúan como zonas de amortiguamiento contra eventos meteorológicos de elevada energía, y tienen una elevada capacidad de depuración, principalmente para procesar la materia orgánica e integrarla al suelo (Félix *et al.*, 2011). México cuenta con una extensión de manglar de 905,086 ha que lo ubica en el cuarto lugar a nivel mundial (Velázquez *et al.*, 2021). En Baja California Sur se estima una cobertura de alrededor de 25,511 ha de manglar (Velázquez *et al.*, 2021), los cuales generalmente se encuentran dentro de cuencas hidrográficas estrechas con ríos pequeños y drenaje pobre, áreas abiertas y expuestas a oleaje intermedio a alto y marea predominantemente semidiurna (Vázquez-Lule *et al.*, 2019).

Una marisma es un ecosistema costero que se encuentra en la zona intermareal superior entre la tierra y las aguas oceánicas abiertas o aguas salobres y que se inunda regularmente a causa

de las mareas. Este ecosistema, representa la transición entre ambientes sumergidos y emergentes, y para identificarlos objetivamente, pueden definirse como áreas que están colonizadas por densos parches de plantas resistentes a la sal, como hierbas, pastos o arbustos bajos; es decir vegetación halófila (Howard *et al.*, 2018; Silvestri *et al.*, 2002). Respecto a su extensión a nivel nacional existe poca información, así como de la estructura de la vegetación y relación con variables ambientales del suelo y del agua. En general se los considera dentro de la categoría de humedales junto con los pastizales marinos, cenotes, oasis, popales, tulares, etc. (Lara-Lara, 2008).

Los sumideros de carbono son reservorios tales como el suelo, la vegetación, el agua y la atmósfera que absorben y liberan carbono. En conjunto, la suma de todos los sumideros de carbono en cuestión dentro de un área investigada forman una existencia de carbono, que generalmente se mide en mega-gramos de carbono orgánico por hectárea ($\text{Mg C}_{\text{org}} \text{ ha}^{-1}$) (Howard *et al.*, 2018).

Algunos autores sugieren que los manglares exhiben una mayor capacidad de almacenamiento de carbono en comparación con las marismas, debido a su alta biomasa aérea y subterránea y a que gran parte del carbono de esa biomasa termina almacenado en el sedimento (Raw *et al.*, 2019; Valderrama-Landeros *et al.*, 2020). A nivel internacional se ha descrito que los depósitos de carbono en subsuelo de manglares suelen constituir del 50% a 90% del carbono total almacenado (Donato *et al.*, 2011; Laffoley y Grimsditch 2009, Nellemann *et al.*, 2009). Sin embargo, las marismas también han mostrado tener una alta capacidad de secuestro de carbono gracias a sus altas tasas de acumulación vertical de materia orgánica y su capacidad de expandirse lateralmente gracias al aporte de materia orgánica y sedimentos por parte de las aguas oceánicas (Byrd *et al.*, 2018; van Ardenne *et al.*, 2018).

Los sedimentos en los humedales costeros tienen una capacidad de almacenamiento de carbono mayor que los de otros sistemas terrestres, dado que se encuentran saturados con agua que mantiene al sedimento en un estado anaeróbico que aumenta de forma vertical a gran velocidad, y esto da lugar a una acumulación continua de carbono a través del tiempo, mientras

que en suelos de sistemas terrestres el almacenamiento potencial de carbono está limitado por la alta disponibilidad de oxígeno, lo que permite la oxidación aeróbica microbiana del carbono y su liberación de vuelta a la atmósfera (Chmura *et al.*, 2003). Estudios recientes en México, sugieren que los humedales costeros acumulan entre 900 y 3000 Mg C ha⁻¹ y que la conversión de estos en otros usos de suelo supone un elevado costo ambiental, que se refleja tanto en la pérdida de servicios ambientales como en la emisión de gases de efecto invernadero (Ezcurra *et al.*, 2016; Kauffman *et al.*, 2013; Pendleton *et al.*, 2012).

Adicionalmente, los manglares y marismas proporcionan numerosos beneficios y servicios ambientales, como la protección contra marejadas y el aumento del nivel del mar, la prevención de la erosión a lo largo de las costas, regulación de la calidad del agua costera, reciclaje de nutrientes, provisión de hábitat para numerosas especies y seguridad alimentaria para comunidades costeras, entre muchos otros (Gedan *et al.*, 2009). Sin embargo, los humedales costeros se encuentran bajo mucha presión a causa del desarrollo costero y los cambios de uso del suelo (Alongi, 2008; Gedan *et al.*, 2009). Cuando estos ecosistemas costeros se degradan o sufren procesos de cambio de uso de suelo, el carbono del sedimento se desestabiliza al exponerse al oxígeno y con el aumento de la actividad microbiana se liberan grandes cantidades de CO₂ y otros gases de efecto invernadero a la atmósfera o en la columna de agua (Pendleton *et al.*, 2012).

En los humedales costeros, los principales métodos para medir el carbono se basan en el muestreo *in situ* de las estructuras vegetales o suelo presente en el área de interés, siendo las principales métricas las siguientes: 1) biomasa aérea viva, principalmente leñosa en manglares y herbácea en marismas; 2) biomasa aérea muerta, principalmente detritos de hojas y madera; 3) biomasa subterránea viva dominada por raíces y rizomas; 4) carbono subterráneo, formado por tejidos de vegetación muerta y materia orgánica en el suelo (Howard *et al.*, 2018). La recopilación de datos de campo es útil porque brinda una buena comprensión del área de estudio; sin embargo, estos métodos generalmente cubren escalas espaciales relativamente pequeñas y pueden ser costosos, laboriosos y lentos debido a la dificultad general para acceder a estos ecosistemas (Navarro *et al.*, 2020).

Recientemente, se ha adoptado el uso de técnicas modernas como las estrategias de monitoreo ambiental basadas en sensores remotos en combinación con datos *in situ*, las cuales son más rápidas, repetibles y pueden aplicarse relativamente a gran escala (Sun *et al.*, 2018). Además, se pueden utilizar en diferentes condiciones ambientales y usarse para la predicción espacial de propiedades del suelo al tiempo que reducen el costo y el esfuerzo de muestreo (Seifi *et al.*, 2020). Más aun brindan una mejor comprensión de la dinámica de la vegetación, el suelo y los procesos que ocurren en las áreas intermareales (Yeo *et al.*, 2020). Las imágenes satelitales de resolución moderada como Landsat, MODIS o Sentinel se usan para la clasificación de tipos de cobertura, distribución de biomasa aérea y distribución del carbono en suelos (Byrd *et al.*, 2018; Ghosh *et al.*, 2016; Mutanga *et al.*, 2012), así como para mapear la variación y distribución espacial de algunas propiedades del suelo como textura, materia orgánica, concentración de carbono orgánico y nitrógeno (Guo *et al.*, 2015; Gholizadeh *et al.*, 2018; Grinand *et al.*, 2017).

Dentro de los principales métodos de clasificación aplicados en cobertura vegetal se encuentra Random Forest (RF), el cual es descrito como un método de clasificación de imágenes que combina múltiples árboles de decisión y obtiene resultados promediando las predicciones de todos los árboles de regresión individuales (Breiman, 2001). Este método tiene varias ventajas, entre ellas: su capacidad para clasificar grandes cantidades de datos con alta precisión en datos que no se utilizaron durante el entrenamiento del modelo, su solidez frente a valores atípicos y ruido, velocidad de cálculo y su capacidad para estimar la importancia de las variables predictoras (Mutanga *et al.*, 2012; Torres y Qiu, 2013; Pham y Brabyn, 2017). Este método se ha utilizado para mapear áreas de manglar e identificar cambios en la cobertura espacial a lo largo del tiempo a distintas escalas espaciales (Brown *et al.*, 2018). También ha sido utilizado con éxito para clasificar los bosques de manglar a nivel mundial (Lymburner *et al.*, 2020).

En conjunto con métodos de clasificación, los métodos de regresión como los modelos aditivos generalizados (GAM por sus siglas en inglés) son utilizados para la predicción de parámetros del suelo como la concentración de carbono orgánico del suelo (COS) y materia orgánica del suelo (MOS) a partir de imágenes de sensores remotos. Los modelos utilizan variables predictoras (índices de vegetación), variables topográficas (elevación, pendiente, longitud, latitud, cobertura del suelo), variables ambientales (hidroperiodo, flujo de marea, temperatura y

productividad primaria neta) (Bhunja *et al.*, 2019; Lin *et al.*, 2020; Zhai, 2019; Zhou *et al.*, 2020). Sus investigaciones han demostrado que el uso de modelos predictivos es un método rápido y efectivo en la adquisición de mapas que describen la distribución de dichos parámetros del suelo.

En regiones áridas, los manglares y marismas crecen en extensiones a menudo estrechas a lo largo de la línea costera. La caracterización detallada de estos ecosistemas se ve limitada cuando se usan datos satelitales de resolución espacial moderada (a escala de metros), lo cual genera la necesidad de recurrir a imágenes de alta resolución para obtener resultados de mapeo más precisos (Li *et al.*, 2019). Una alternativa es utilizar fotografías aéreas de resolución espacial fina (a nivel de centímetros) tomadas con cámaras digitales montadas en vehículos aéreos no tripulados (VANT).

La presente investigación se centró en el análisis y descripción de ecosistemas de manglar y marisma que ocurren en algunos de los principales cuerpos de agua costeros del Estado de Baja California Sur, que forma parte de la región árida del Noroeste de México. Mediciones *in situ* de COS e imágenes aéreas tomadas con VANT se combinaron para realizar las predicciones espaciales del COS. Asimismo, se utilizó el método de clasificación supervisada RF para obtener mapas de distribución espacial de las especies de interés, y GAMs para describir la relación del contenido de COS en función de la especie vegetal en manglares y marismas, la altura de la vegetación (en manglares) y distancia al cuerpo de agua. Finalmente, usando la combinación de ambos métodos se crearon mapas con las predicciones espaciales de COS en los sitios analizados. Esta metodología puede ser utilizada en humedales costeros de distintas regiones áridas para proporcionar información más completa y detallada a escala de ecosistema y con resolución espacial fina. Algunas ventajas adicionales son un menor esfuerzo de muestreo, fácil implementación y menores costos, en comparación con los métodos tradicionales. Los resultados obtenidos en esta investigación pueden ser utilizados para el desarrollo de estrategias de conservación y manejo de estos ecosistemas, así como una referencia de la importancia de los humedales costeros en el almacenamiento de COS en la región.

2. ANTECEDENTES

2.1 Carbono orgánico en manglares y marismas de zonas áridas

Los manglares de Baja California Sur representan el 3.8% de la cobertura total de estos ecosistemas a nivel nacional, a pesar de ello la pérdida de su extensión por acción humana y cambios en la calidad ambiental ha sido poco estudiada para la región. Algunos reportes sugieren una disminución en superficie de estos ecosistemas en localidades como Ensenada de La Paz con una pérdida de más de 44 ha (21.5% de la cobertura total) ocurrida entre 1973 y 1981 (Félix *et al.*, 2011).

Ezcurra *et al.* (2016) evaluaron la concentración de carbono orgánico del suelo en manglares de la península de Baja California y registraron valores de carbono subterráneo desde 400 hasta 1300 Mg C ha⁻¹ en franjas de *Avicennia germinans* y de 279 a 894 Mg C ha⁻¹ en franjas de *Rhizophora mangle*, y sugieren que esta concentración de carbono subterráneo es similar a lo que se ha registrado bajo algunos de los manglares tropicales más grandes de la costa del Pacífico en México.

Ochoa-Gómez *et al.* (2019) describieron el almacenamiento de COS en tres sistemas de manglar de zona árida de Bahía de La Paz y reportaron diferencias significativas entre especies con un almacenamiento de 208.9 Mg C ha⁻¹ para *Rhizophora mangle*, 181.4 Mg C ha⁻¹ para *Laguncularia racemosa* y 155.5 Mg C ha⁻¹ para *Avicennia germinans*; adicionalmente mencionan que el sitio mejor conservado presentó los mayores niveles de carbono en el suelo, seguido del sitio con mayor afectación por influencia antrópica y en tercer lugar un sitio con moderada afectación antrópica (227, 202.7 y 125.7 Mg C ha⁻¹, respectivamente).

El estudio realizado en un manglar de clima semiárido en Brasil mostró una concentración de 124 Mg C ha⁻¹ en el sedimento (Nóbrega *et al.*, 2019); mientras que en otro manglar de clima semiárido en Sudáfrica se describió una concentración de carbono en sedimento de 176.91 a 262.53 Mg C ha⁻¹ (Johnson *et al.*, 2020). En manglares de regiones áridas la acumulación de

carbono puede variar; por ejemplo en la costa oeste del Golfo Árabe se registró un almacén de 76 Mg C ha⁻¹ (Cusack *et al.*, 2019) o hasta 156 Mg C ha⁻¹ hasta una profundidad de 3m (Schile *et al.*, 2016). En manglares de las islas Galápagos encontró una mediana de 169 Mg C ha⁻¹ (Costa *et al.*, 2019).

En las comunidades de marismas de la península de Baja California se ha observado un incremento del 3.9% en su extensión debido a la formación de nuevas zonas de marisma, mientras que el almacenamiento de carbono orgánico en suelo mostró un gradiente latitudinal con menores concentraciones registradas hacia el sur de la península y también se describió una tasa de secuestro anual de 4.68x10¹⁰ g C año⁻¹ (Burke e Hinojosa, 2018).

En sistemas de marisma en Canadá, el almacenamiento de carbono de suelo varió entre 56 y 380 Mg C ha⁻¹ en profundidades desde 20cm hasta 2m (van Ardenne *et al.*, 2018); mientras que en una investigación realizada en marismas de USA el almacenamiento de COS fue de 54.3 Mg C ha⁻¹ en zonas dominadas por *Spartina alterniflora* (Elsy-Quirk *et al.*, 2011). Por otra parte un estudio realizado en China mostró un incremento en el contenido de COS de hasta 30 Mg C ha⁻¹ luego de 7 años de invasión de *Spartina alterniflora* (Cui *et al.*, 2021).

2.2 Comparación de la capacidad de almacenamiento de COS entre sistemas de marisma y manglar

Raw *et al.* (2019) realizaron un estudio en manglares, marismas y su ecotono y encontraron que no hay diferencias significativas en la concentración de COS entre los tres hábitats. Las estimaciones fueron de 110.14 Mg C ha⁻¹ para el manglar, 109.62 Mg C ha⁻¹ para la zona de marisma y 114.50 Mg C ha⁻¹ en el ecotono.

Feng *et al.* (2017) evaluaron los efectos en la concentración de COS por invasión de *Spartina alterniflora* en comunidades de manglar y mostraron que ocurre una mayor concentración de COS únicamente a una profundidad de 0 a 10 cm (1.5 % de carbono orgánico) en comparación con los sitios conservados de manglar (1 % de carbono orgánico). También reportaron que, en

las zonas invadidas, la concentración de carbono disminuyó significativamente con la profundidad.

Thorhaug *et al.* (2019) realizaron estimaciones del almacenamiento de carbono azul en el primer metro de profundidad de los sedimentos para la extensión total de manglares, pastos marinos y marismas del Golfo de México. Los resultados que obtuvieron mostraron que los manglares tienen el primer lugar con un stock de 196.9 Tg C_{org}, seguido de los pastos marinos con 184.1 Tg C_{org} y finalmente las marismas con 99.5 Tg C_{org}. Los autores mencionan que las diferencias en el stock de carbono entre manglares y marismas puede relacionarse con períodos de crecimiento más largos durante las temporadas cálidas en la región sur del Golfo durante los cuales los manglares secuestran carbono, en comparación con temporadas frías más largas en la región norte del golfo donde se desarrollan las marismas.

Ouyang *et al.* (2017) estimaron la contribución de la descomposición de raíces en manglares y marismas en el stock de carbono del sedimento, utilizaron tasas de descomposición de raíces reportadas en distintas localidades a nivel mundial. Los datos indican que la especie de mangle *Avicennia marina* y la especie herbácea de marismas *Spartina marítima*, presentan las tasas de descomposición más altas. Finalmente comprobaron que existe una mayor acumulación de C proveniente de las raíces muertas en relación con la tasa de acumulación de sedimentos en las marismas (40 Tg C_{org} y⁻¹) que en los manglares (8 Tg C_{org} y⁻¹).

2.3 Métodos de clasificación de imágenes aéreas aplicados a sistemas de manglar y marisma

El algoritmo RF se ha comparado con otros métodos de clasificación como árboles de decisión, support vector machines y máxima verosimilitud. Sin embargo, en la mayoría de las evaluaciones RF ha presentado un mejor rendimiento con una mayor precisión y valores Kappa más altos (Jhonnerie *et al.*, 2015; Toosi *et al.*, 2019).

Wang *et al.* (2004) realizaron la primera clasificación basada en objetos y pixeles que permitió separar exitosamente distintas especies de mangle. Ellos utilizaron imágenes pancromáticas de

1m e imágenes multiespectrales de 4 m de IKONOS, y lograron separar tres especies de mangle (rojo, negro y blanco) a lo largo de la costa caribeña de Panamá con una precisión del 70% al 98%.

Acosta-Velázquez y Ruiz-Luna (2007) hicieron una evaluación del cambio en la distribución espacial de los manglares en el complejo lagunar Bahía Magdalena-Almejas para lo cual se basaron en métodos de clasificación no supervisada con el algoritmo ISODATA sobre imágenes de Landsat TM de 1990 y 2005. Los mapas temáticos consideraron tres clases: manglar, superficies acuáticas y otros y obtuvieron un valor de exactitud general de 0.93 y coeficiente kappa de 0.92, para dar mayor validez a la clasificación tomaron en cuenta los valores de NDVI de cada pixel ya que con este índice los pixeles de nubes, agua, suelos desnudos, rocas y elementos afines tomaron valores negativos o próximos a 0, mientras que los valores cercanos a uno correspondieron a pixeles dominados por cubierta vegetal sana y abundante.

Zhang *et al.* (1997) utilizaron distintos índices de vegetación para estimar los patrones espaciales de distribución de especies y abundancia de biomasa en una marisma salina dominada por *Salicornia virginica*, *Spartina foliosa* y *Scirpus robustus* a partir de los valores de reflectancia del satélite Landsat 5. En dicho estudio se observaron diferencias en la reflectancia de las tres especies, siendo *S. virginica* la que tuvo la mayor reflectancia en todo el espectro y una pendiente más pronunciada en la región borde del rojo (entre 680 y 730 nm), mientras que *S. robustus* tuvo la menor reflectancia y una pendiente más baja, *S. foliosa* fue intermedia en sus características espectrales. Estos resultados mostraron que el índice de vegetación simple (VI por sus siglas en inglés) es mejor para la estimación de biomasa de *S. virginica*; mientras que el índice de vegetación ajustado al suelo (SAVI por sus siglas en inglés) fue el mejor para *S. foliosa* y *S. robustus*.

Isacch *et al.* (2006) utilizaron los sensores TM y ETM de los satélites Landsat 5 y 7 para clasificar los hábitats de marismas en la costa suroeste del Atlántico, basados en métodos de clasificación supervisada con el algoritmo de máxima verosimilitud. Definieron clases correspondientes a

cada especie y lograron mapear la distribución de las tres especies dominantes *Spartina alterniflora*, *Spartina densiflora* y *Sarcocornia perennis*.

En manglares de Indonesia se probó exitosamente la clasificación de imágenes comparando un modelo Random Forest con un modelo de máxima verosimilitud. Los modelos fueron alimentados con valores de reflectancia de imágenes multiespectrales Landsat 5 y ALOS PALSAR y los resultados mostraron que RF tuvo mayor efectividad para la clasificación del manglar, cuerpos de agua, sitios sin cobertura vegetal y vegetación asociada al manglar (Jhonnerie *et al.*, 2015).

Los modelos RF también han sido utilizados con éxito para la estimación de biomasa aérea en humedales costeros. En la costa este de Sudáfrica se realizó un estudio en el cual se utilizaron como variables predictivas diversos índices de vegetación calculados a partir de la reflectancia a distintas longitudes de onda proporcionada por imágenes multiespectrales y como variables de respuesta las estimaciones de biomasa *in situ* por el método de peso húmedo menos peso seco; a partir de este modelo se obtuvieron los mejores indicadores de efectividad en comparación con el método stepwise aplicado en un modelo de regresión lineal múltiple con las mismas variables (Mutanga *et al.*, 2012).

Navarro *et al.* (2020) probaron la aplicación de VANT en la estimación de biomasa aérea en manglares naturales y rehabilitados en la costa Australiana, para lo cual realizaron mediciones en campo de la altura y diámetro del dosel de los árboles y estimaron su biomasa a partir de ecuaciones alométricas; posteriormente utilizando un modelo digital de elevación y el ortomosaico RGB obtuvieron estas mismas variables para aplicar nuevamente las ecuaciones alométricas, la estimación de biomasa aérea a partir de los VANT en comparación con la estimación a partir de datos de campo fue en promedio 15% menor en sitios naturales y 10% mayor en sitios rehabilitados. La comparación entre los datos obtenidos en campo y estimados con VANT presentó una correlación muy alta, demostrando que los VANT son una buena herramienta para la estimación de biomasa aérea en manglares a un bajo costo.

2.4 Mapeo de parámetros del suelo a partir de imágenes aéreas

Sanderman *et al.* (2018) desarrollaron un modelo RF para la estimación de la densidad de carbono del suelo en manglares a nivel global con una resolución espacial de 30m, para lo cual compilaron una base de datos georreferenciados de mediciones de carbono en manglares. El modelo fue capaz de explicar 63% de la variabilidad vertical y horizontal de COS. Las variables utilizadas incluyen los datos de un mapa global preexistente de COS con resolución de 250m, el porcentaje de cobertura forestal, materia orgánica total suspendida, bandas espectrales Landsat, modelos de elevación del terreno, temperatura superficial del mar y un modelo hidrodinámico de marea. La evaluación del modelo por validación cruzada indicó un $R^2=0.63$.

Bhunja *et al.* (2019) desarrollaron mapas digitales de valores de carbono orgánico del suelo a partir de modelos de regresión lineal simple en los que las variables predictivas fueron índices de vegetación (NDVI, MSAVI, RDVI y MNLI) obtenidos de imágenes Landsat 8. Los resultados mostraron que el COS tuvo una alta correlación positiva con el NDVI y un comportamiento similar con los demás índices, indicando que conforme aumenta la densidad de la cobertura vegetal las concentraciones de COS son mayores.

Lin *et al.* (2020) realizaron mapas de distribución espaciotemporal de materia orgánica del suelo en zonas agrícolas a partir de modelos lineales, exponenciales y logarítmicos. Las variables predictivas fueron 21 bandas espectrales con longitudes de onda en el rango del azul, verde, rojo e infrarrojo cercano provenientes de los satélites Sentinel 2 y 3. La variable de respuesta fue el contenido de materia orgánica promediado de un total de 107 muestras y se basaron en el coeficiente de correlación (R^2) para probar la estabilidad de los modelos, según sus resultados la aproximación lineal fue alta ($R^2= 0.68$).

3. JUSTIFICACIÓN

Las evaluaciones del almacenamiento de carbono orgánico en humedales costeros se realizan tradicionalmente a partir de muestreos *in situ*. Sin embargo, los estudios a nivel del ecosistema resultan muy costosos y en ocasiones no es posible acceder a toda el área, por ello es importante el desarrollo de metodologías prácticas y eficientes que puedan ser aplicadas a cualquier manchón de manglar o marisma de poca extensión como los que se distribuyen en las distintas regiones áridas a nivel mundial. En este trabajo se plantea predecir la distribución espacial de las especies vegetales y del COS en tres localidades de marisma y manglar de la península de Baja California, a partir de imágenes aéreas de resolución espacial fina.

En comparación con las imágenes satelitales, las imágenes áreas de resolución espacial fina ofrecen múltiples ventajas principalmente en sistemas donde la distribución espacial es limitada a parches de escasa extensión. Las principales ventajas incluyen una mayor flexibilidad en el tiempo de adquisición de las imágenes, menores costos, rápido procesamiento, gran número de datos, resolución espectral dentro del espectro visible; además, puede ser ampliada al infrarrojo cercano con la adición de cámaras multiespectrales, brindan datos para generar modelos digitales de elevación de alta precisión, entre otras ventajas.

Los métodos de clasificación supervisada en imágenes satelitales han sido probados exitosamente para la identificación de especies de manglar y marisma, sus patrones de distribución espacial y evaluaciones de biomasa aérea. En este estudio se propuso utilizar imágenes aéreas de resolución espacial fina debido a que los sistemas de manglar y marisma en la región de estudio se distribuyen en extensiones muy limitadas dadas las características áridas de la Península de Baja California, por lo cual estos sistemas se vuelven difíciles de delimitar en imágenes satelitales de baja resolución espacial.

En cuanto a la evaluación del almacenamiento de COS de los humedales costeros, la mayoría de los estudios se concentran únicamente en la obtención de datos en campo. Por su parte, los métodos indirectos como los modelos aditivos generalizados para la predicción espacial en

imágenes aéreas son poco utilizados ya que es necesario adquirir información adicional de las variables relacionadas con la capacidad de secuestro de carbono del sedimento. Los estudios que han utilizado estos métodos en otros tipos de ecosistemas o en áreas cultivadas sugieren que la mayor limitación es la cubierta vegetal, por lo que nuestra propuesta opta por utilizar datos de la cubierta vegetal para estimar el COS almacenado debajo de dicha vegetación.

4. HIPÓTESIS

Dada la diferencia en la producción de biomasa aérea, tasas de descomposición de raíces en los sedimentos de los manglares y marismas, además de la capacidad de las marismas de retener sedimentos y materia orgánica autóctona y alóctona de manera vertical a un ritmo mayor que los manglares, esperamos observar una mayor concentración de COS por unidad de área en los sistemas de marisma.

Debido a que las especies vegetales se caracterizan por diferentes firmas espectrales relacionadas con su follaje (abundancia, tamaño, forma, cantidad de pigmentos fotosintéticos y fenología), se espera que los métodos de clasificación supervisada que combinen variables espectrales, ambientales y de la vegetación permitan realizar una clasificación de la distribución espacial de las especies o grupos vegetales presentes en los manglares y marismas de zonas áridas con alta exactitud.

Dada la relación existente entre el contenido de COS en los sedimentos de manglares y marismas con las especies vegetales, su altura y distribución, se espera que los GAMs permitan describir la relación entre estas variables y crear mapas de distribución espacial del contenido de COS con una alta resolución espacial (cm), para describir detalladamente los patrones de distribución del COS en estos ecosistemas costeros.

5. OBJETIVOS

5.1 Objetivo general

Estimar el almacenamiento de COS y carbono aéreo por unidad de área en manglares y marismas a partir de mediciones *in situ* y fotogrametría.

5.2 Objetivos particulares

- Cuantificar el contenido de carbono orgánico almacenado en biomasa aérea y sedimentos en manglares y marismas a partir de mediciones *in situ*.
- Desarrollar métodos de clasificación supervisada para obtener mapas temáticos de manglares y marismas en ecosistemas áridos a partir de imágenes aéreas.
- Describir la distribución espacial de especies vegetales de manglares y marismas presentes en ecosistemas áridos a partir de mapas temáticos obtenidos por métodos de clasificación supervisada.
- Desarrollar métodos de regresión para predecir la distribución espacial del SOC basados en datos colectados *in situ* y en mapas temáticos obtenidos por clasificación supervisada en manglares y marismas presentes en ecosistemas áridos.
- Comparar el almacenamiento del carbono y su variación espacial entre manglares y marismas basados en los mapas de distribución y las mediciones *in situ*.

6. MATERIAL Y MÉTODOS

6.1 Área de estudio

El área de estudio comprendió tres localidades del estado de Baja California Sur (laguna Guerrero Negro, bahía Concepción, y ensenada de La Paz), las cuales presentan humedales costeros de manglares y marismas, tal como se muestra en la Fig. 1. En la Tabla 1 se resumen las principales características de los sitios de estudio.

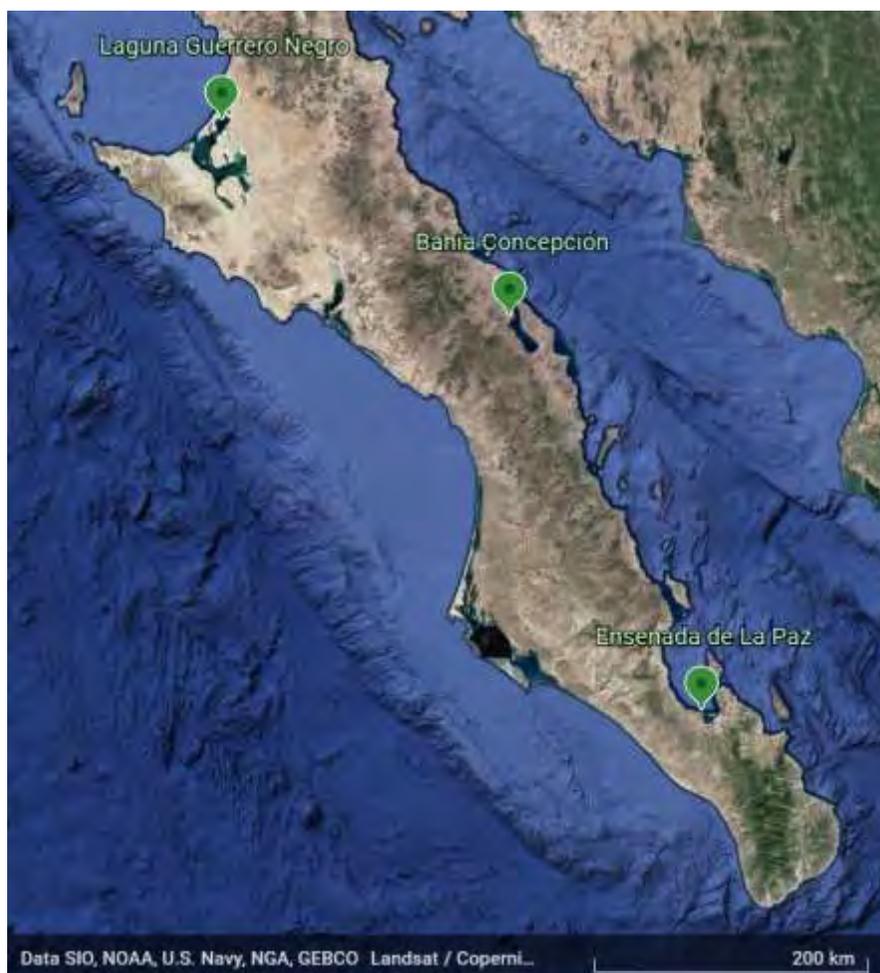


Figura 1. Área de estudio; humedales costeros de las principales bahías y lagunas costeras del Estado de Baja California Sur (Tomado de Google Earth).

Tabla 1. Características de los sitios de estudio.

Localidad	Tipo de sistema	Extensión	Grado de perturbación	Ubicación
Laguna Guerrero Negro	Marisma salobre	10.88 ha*	Bien conservado	Costa del Pacifico
Playa Santispac, Bahía Concepción	Manglar lagunar	3.98 ha	Bien conservado	Costa oeste del Golfo de California
Estero Zacatecas, Ensenada La Paz	Manglar con canal de mareas	18 ha	Moderada perturbación	Costa oeste del Golfo de California

(*) Representa el área del polígono de muestreo, no corresponde a la extensión total del sistema.

La localidad más norteña fue laguna Guerrero Negro, la cual presenta amplias extensiones de marismas salobres. Esta laguna se ubica en la costa del Océano Pacífico entre las coordenadas 27°92' y 28°12'N; 114°03' y 114°1'O, en los límites de la reserva de la Biosfera El Vizcaíno, la laguna es compartida entre los estados de Baja California (municipio de Ensenada) y Baja California Sur (municipio de Mulegé). Al interior de esta se seleccionó un polígono de aproximadamente 11.9 ha para describir a la comunidad vegetal de este ecosistema.

La segunda localidad fue Bahía Concepción ubicada en la costa del Golfo de California entre las coordenadas 26°87' y 26°55'N; 111°91' y 111°67'O. Esta bahía pertenece al municipio de Mulegé. A lo largo de ella se distribuyen playas amplias asociadas con abanico-deltas que son propicios para la acumulación de agua dulce subterránea, lo que ha favorecido el asentamiento de comunidades de manglar (Félix *et al.*, 2011). Dentro de la bahía se seleccionó un parche de manglar ubicado en playa Santispac, con una extensión aproximada de 3.98 ha.

La tercera localidad fue Bahía de La Paz ubicada en la costa del Golfo de California entre las coordenadas 24°07' y 24°80'N y 110°17' y 110°70'O. Al interior de la bahía se encuentra la Ensenada de La Paz, separada por una barra de arena denominada "El Mogote" en los litorales

de ambos cuerpos de agua se distribuyen diversas áreas con bosque de manglar (Ochoa-Gómez, 2014). Dentro de esta región se seleccionó el Manglar Zacatecas, mismo que cuenta con un canal de marea, una superficie aproximada de 18 ha y está considerado dentro de la categoría de sitio RAMSAR: Humedales Mogote-Ensenada de La Paz (Breceda *et al.*, 2016).

6.2 Muestreo *in situ*

Debido a que la dinámica de captura y emisión de carbono en humedales costeros responde de manera lenta, algunos autores recomiendan que las evaluaciones de biomasa aérea se realicen en intervalos de aproximadamente 5 años; mientras que para la evaluación de los almacenes de carbono en suelos pueden utilizarse periodos todavía más largos de incluso 10 o 20 años. También se indica que realizar evaluaciones anuales podría dar mejores estimaciones; sin embargo, esto no siempre es necesario, además de que los muestreos frecuentes son costosos y probablemente sean más de lo requerido para percibir cambios importantes en la reserva de carbono orgánico (Kauffman *et al.*, 2013; Howard *et al.*, 2018).

Estos mismos autores sugieren establecer la frecuencia de los muestreos con respecto a los objetivos de la investigación. En este caso nuestros objetivos contemplaron únicamente la determinación de la reserva actual del contenido de carbono orgánico, por lo que se realizaron muestreos únicos en cada localidad para la medición de las reservas de carbono tanto aéreo como subterráneo.

Los componentes que se evaluaron fueron la biomasa aérea en árboles vivos y en vegetación halófila; así como el contenido de carbono y materia orgánica en sedimentos entre 0 y 15 cm de profundidad. Estos componentes se seleccionaron debido a que son considerados los de mayor importancia para establecer la reserva de COS del sistema en relación a la proporción que representan y la duración del almacenamiento de CO₂ (Fourqurean *et al.*, 2014).

En los manglares de zonas áridas del noroeste de México se encuentran tres de las cuatro especies de mangle que se distribuyen en el país: el mangle rojo *Rhizophora mangle*, el mangle

negro *Avicennia germinans* y el mangle blanco *Laguncularia racemosa* (Vázquez-Lule *et al.*, 2019). La distribución espacial de estas tres especies suele ser de tipo agregada produciendo un efecto de zonación debido a que atiende a una serie de adaptaciones fisiológicas y preferencias ambientales particulares de cada especie (Carrillo-Bastos *et al.*, 2008). Dadas las características de la distribución espacial de las tres especies de mangle se realizó un muestreo dirigido para detectar las variaciones espaciales en cada localidad.

Las marismas salobres están dominadas principalmente por gramíneas y suelen ser menos diversas que las marismas de agua dulce. La pérdida de estos ecosistemas es un tema preocupante porque proporcionan funciones esenciales de amortiguación, transferencia de energía, ciclos de nutrientes y el mantenimiento de la calidad del agua de los estuarios. En este caso, se realizaron muestreos por cuadrantes de 25 cm × 25 cm, debido a la naturaleza del tamaño y patrones de agrupación de las tres especies que se encontraron en los sitios de estudio: *Batis marítima*, *Spartina foliosa* y *Salicornia pacífica*.

A la localidad de Guerrero Negro se realizaron dos visitas. La primera visita en febrero de 2019, durante la cual se colectaron 18 muestras de sedimento en una profundidad de 0 a 15 cm y 18 muestras de vegetación en cuadrantes de 25 cm × 25 cm, todos los puntos fueron seleccionados aleatoriamente. Además, se realizó el vuelo con el dron Phantom 4 para la toma de las fotografías aéreas del polígono en el que se realizó el muestreo como se observa en la Fig. 2. Posteriormente, en junio de 2019 se realizó la segunda visita al sitio en la que se colectaron 27 muestras para vegetación y sedimentos dentro del mismo polígono. Nuevamente los puntos se seleccionaron aleatoriamente a lo largo de dos transectos que atravesaban el polígono de muestreo. Las coordenadas de cada punto de muestreo se tomaron con GPS de alta resolución.

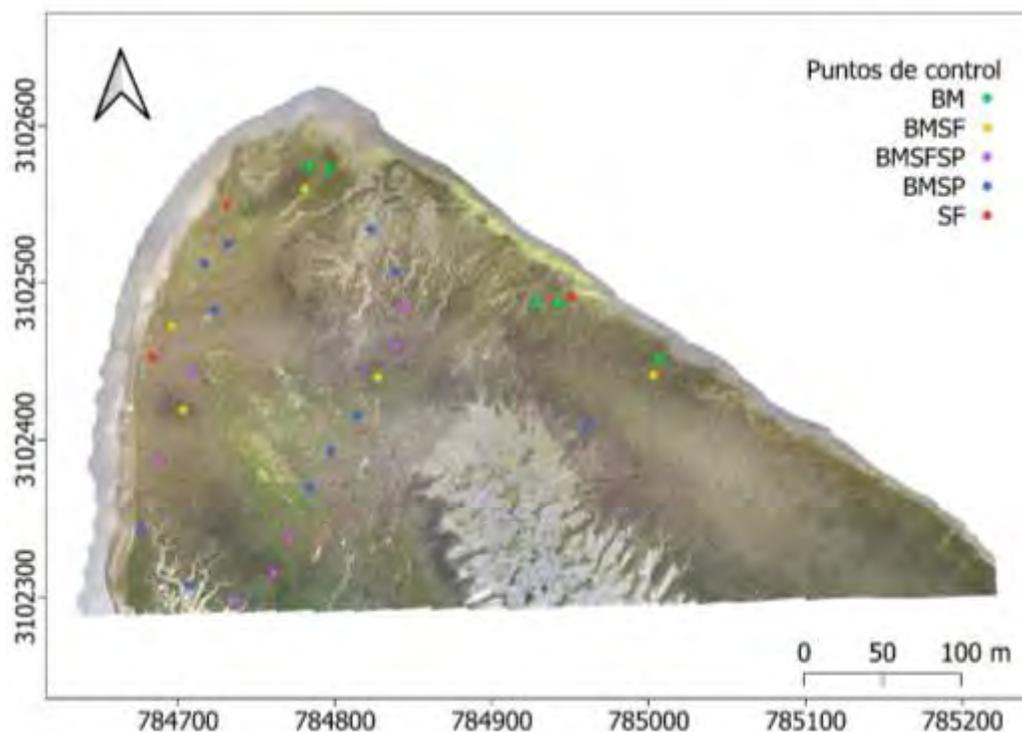


Figura 2. Polígono de vuelo y puntos de muestreo de la localidad de laguna Guerrero Negro.

Para la localidad de playa Santispac también fueron necesarias dos visitas. La primera en junio de 2019, durante la cual se tomaron medidas de 30 ejemplares de mangle y se colectó una muestra de sedimento debajo de cada árbol para los análisis en el laboratorio. En diciembre de mismo año se realizó el segundo muestreo en esta localidad durante el cual se tomaron medidas de 15 ejemplares más de mangle y se colectaron las correspondientes muestras de sedimento debajo de cada árbol. Los puntos de muestreo fueron seleccionados a lo largo de la orilla del sistema evitando así los sitios de difícil acceso (Fig. 3). Se tomaron las coordenadas de cada punto de muestreo con un GPS de alta precisión. Adicionalmente, llevamos a cabo el vuelo con un dron Phantom 4 para la toma de las fotografías aéreas en toda la extensión correspondiente al manchón de manglar.

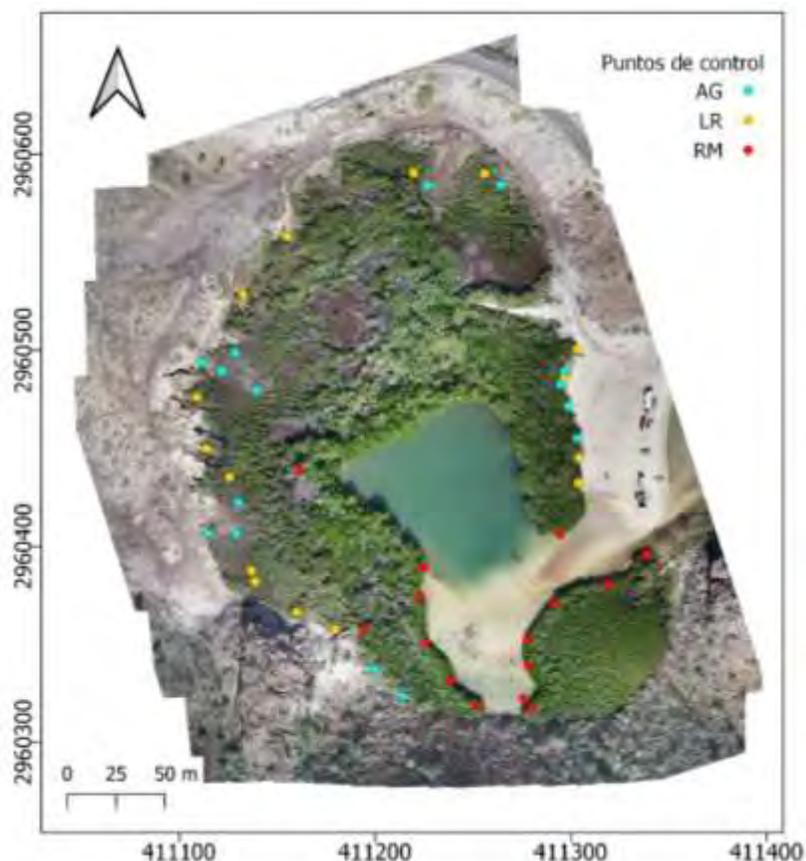


Figura 3. Polígono de vuelo y puntos de muestreo de la localidad Playa Santispac.

En la localidad del estero Zacatecas debido a la extensión del sitio fue necesario realizar tres visitas para completar el muestreo (Fig. 4). La primera de ellas el 13 de septiembre de 2019, en la cual se tomaron mediciones de 12 ejemplares de mangle y se colectaron las muestras de sedimento debajo de cada árbol. Posteriormente el 24 de septiembre de 2019 se realizó la segunda visita en la cual se midieron 17 muestras ejemplares de mangle y se colectaron sus respectivas muestras de sedimentos. Finalmente, en diciembre del mismo año hicimos la última visita en la que se midieron 16 ejemplares más de mangle y se colectaron las muestras correspondientes de sedimento. Las coordenadas de cada punto de muestreo se tomaron con un GPS de alta resolución y se tomaron también coordenadas de otros individuos de mangle y parches de vegetación halófila que rodean el manglar para contar con información adicional para el proceso de clasificación supervisada. Se llevó a cabo un vuelo con un dron Phantom 4

para la toma de las fotografías aéreas en toda la extensión correspondiente al parche de manglar.

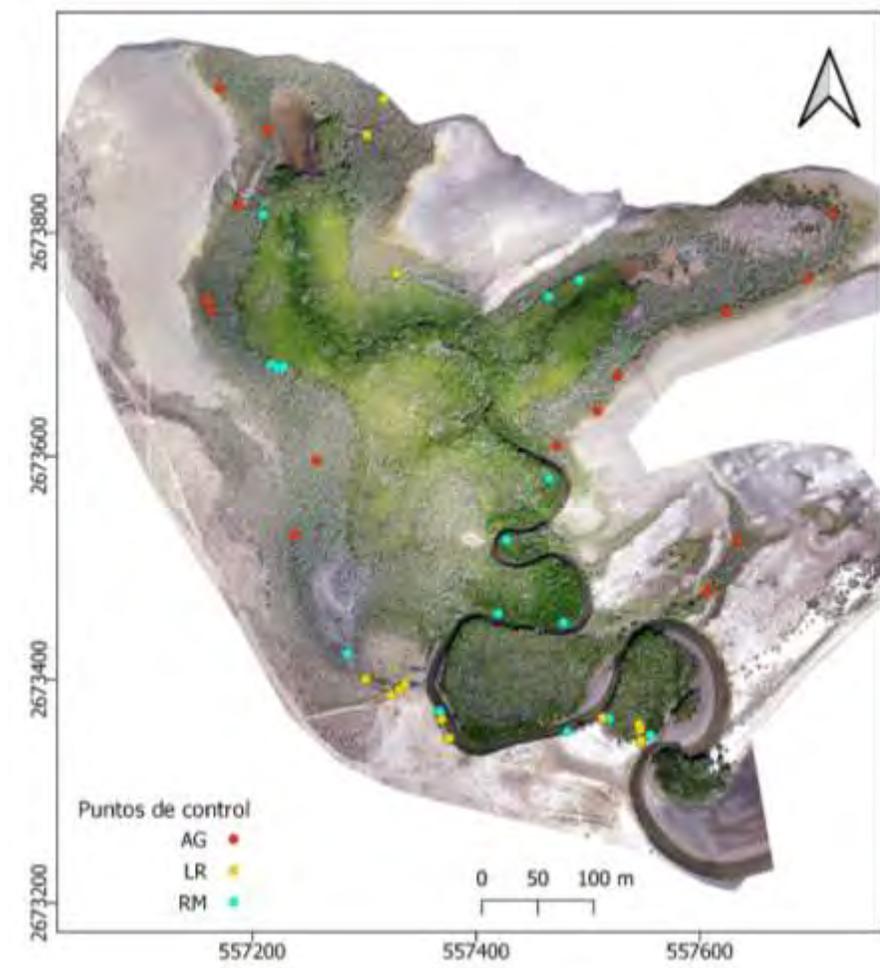


Figura 4. Polígono de vuelo y puntos de muestreo de la localidad Estero Zacatecas.

Las coordenadas de los puntos para georreferenciación de los ortomosaicos y de los puntos de muestreo en las tres localidades fueron obtenidas con un GPS RTK (real time kinematics, por sus siglas en inglés) de alta precisión, este sistema requiere dos dispositivos (base y rover), cada uno recibe lecturas de las diferentes constelaciones de satélites disponibles, mientras mantienen un enlace de datos constante entre base y rover en tiempo real para obtener una solución centimétrica.

Las muestras de sedimentos se colectaron de manera superficial entre 0 y 15 cm de profundidad, tanto en las comunidades de mangle como de marisma y se conservaron en hielo para disminuir la actividad de microorganismos descomponedores de materia orgánica. Posteriormente los sedimentos se secaron a la intemperie, una vez secos se tamizaron con malla de 2mm y se enviaron al laboratorio para realizar las determinaciones.

6.3 Estimaciones de biomasa aérea

Para la estimación de biomasa aérea (BA) en manglares se utilizaron las ecuaciones alométricas reportadas en la literatura, que utilizan como variables independientes el diámetro del tronco a 30 cm del suelo (D_{30}) o diámetro a la altura del pecho (DAP) y la altura del árbol (H).

A continuación, se presentan las ecuaciones alométricas utilizadas:

Rhizophora mangle:

$$\log_{10} BA = 1.731 * \log_{10} D_{30} - 0.112 \text{ (Smith y Whelan, 2006)} \quad (1)$$

$$\log_e BA = 2.5072 * \log_e D_{30} - 1.5605 \text{ (Day et al., 1987)} \quad (2)$$

$$BA = 0.1282 * D_{30}^{2.6} \text{ (Fromard et al., 1998)} \quad (3)$$

$$BA = 125.9571 D_{30}^2 * H^{0.8557} \text{ (Cintrón y Shaeffer-Novelli, 1984)} \quad (4)$$

Avicennia germinans:

$$\log_{10} BA = 1.934 * \log_{10} DAP - 0.395 \text{ (Smith y Whelan, 2006)} \quad (5)$$

$$\log_e BA = 2.3023 * \log_e DAP - 1.5852 \text{ (Day et al., 1987)} \quad (6)$$

$$BA = 0.14 * DAP^{2.4} \text{ (Fromard et al., 1998)} \quad (7)$$

Laguncularia racemosa:

$$\log_{10} BA = 1.930 * \log_{10} DAP - 0.441 \text{ (Smith y Whelan, 2006)} \quad (8)$$

$$\log_e BA = 2.1924 * \log_e DAP - 1.5919 \text{ (Day et al., 1987)} \quad (9)$$

$$BA = 0.1023 * DAP^{2.5} \text{ (Fromard et al., 1998)} \quad (10)$$

Para evaluar la biomasa de la vegetación halófila, en cada punto de muestreo se colectó la vegetación ubicada al interior del cuadrante de 25 cm × 25 cm. Las muestras se guardaron en

bolsas de plástico bien identificadas y su contenido se pesó en húmedo en campo. Posteriormente las muestras se llevaron al laboratorio, donde se secaron a la intemperie y se volvieron a pesar cada 24 h hasta registrar un peso constante. La biomasa se estimó mediante el peso seco dividido entre el área de muestreo, posteriormente se extrapolaron los datos de biomasa a kilogramos por metro cuadrado.

6.4 Análisis de laboratorio

Los análisis de laboratorio para las muestras de sedimentos consistieron en la determinación de densidad aparente, materia orgánica, carbono orgánico, nitrógeno y fósforo totales.

La materia orgánica y el carbono orgánico se determinaron por el método de Walkley y Black propuesto en 1934, que se basa en la oxidación del carbono orgánico del suelo por medio de una disolución en dicromato de potasio, utilizando el calor de reacción que se genera al mezclar la solución crómica con ácido sulfúrico concentrado. Después de un cierto tiempo de espera la mezcla se diluye, se adiciona ácido fosfórico para evitar interferencias de Fe^{3+} y el dicromato de potasio residual es valorado con sulfato ferroso. Con este procedimiento se detecta entre 70 y 84% del carbono orgánico total por lo que es necesario utilizar un factor de corrección de 1.298 establecido en la NOM-021-SEMARNAT-2000.

Los valores de referencia para clasificar la concentración de materia orgánica en suelos no volcánicos se muestran en la Tabla 2.

Tabla 2. Valores de referencia para la clasificación de materia orgánica en suelos no volcánicos.

Clase	Materia orgánica (%)
Muy bajo	<0.5
Bajo	0.6-1.5
Medio	1.6-3.5
Alto	3.6-6.0
Muy alto	> 6.0

La densidad aparente del suelo se estimó a partir del método de picnómetro, para lo cual es necesario conocer dos parámetros: la masa y el volumen de una determinada cantidad de muestra. La masa es determinada pesando directamente la muestra, el volumen es determinado de manera indirecta por el cálculo de la masa y la densidad del agua desplazada por la muestra de suelo dentro del picnómetro (NOM-021-SEMARNAT-2000).

La concentración del nitrógeno total en el suelo se evaluó por el método AS-25 que consta de dos pasos: a) digestión de la muestra con ácido sulfúrico concentrado y K_2SO_4 para promover la oxidación de la materia orgánica y la conversión del nitrógeno orgánico a amonio (NH_4^+), b) determinación del NH_4^+ en la solución por titulación del amonio liberado por destilación con álcali (NOM-021-SEMARNAT-2000). La interpretación de los resultados de los análisis de nitrógeno total se muestra en la Tabla 3.

Tabla 3. Valores de referencia para la clasificación de nitrógeno inorgánico en suelos.

Clase	Nitrógeno total (%)
Muy bajo	<0.05
Bajo	0.05-0.10
Medio	0.10-0.15
Alto	0.15-0.25
Muy alto	> 0.25

La determinación de fósforo total se llevó a cabo a través del método AS-26, donde la muestra es extractada en una solución de ácido cítrico al 1 %. Los fosfatos en el extracto son determinados colorimétricamente con el método de azul de molibdeno, con ácido ascórbico como agente reductor. La absorbancia de la muestra se mide a 882 0 720 nm y los resultados se reportan en ppm (NOM-021-SEMARNAT-2000).

6.5 Análisis estadísticos

Se realizaron análisis exploratorios para describir medidas de tendencia central (promedio, mediana y error estándar), así como de dispersión (mínimos y máximos) de las variables físicas y químicas de las muestras de sedimento. Se realizaron los análisis estadísticos, comenzando por

la prueba de Shapiro-Wilk, para evaluar normalidad y la prueba de Bartlett para homogeneidad de varianzas. Los datos no cumplieron con los supuestos de normalidad y homogeneidad de varianzas, por lo que se procedió a realizar un análisis no paramétrico con la prueba de Kruskal-Wallis para evaluar las diferencias de medianas entre las especies, posteriormente, se realizó la prueba de Dunn para identificar los grupos que presentan diferencias significativas.

6.6 Captura y procesamiento de fotografías aéreas

Las fotografías aéreas fueron capturadas con un VANT, específicamente con un dron marca DJI modelo Phantom 4 pro el cual cuenta con una cámara de 20 megapíxeles que captura la reflectancia en las longitudes de onda del rojo, verde y azul (RGB por sus siglas en inglés). Adicionalmente se instaló una cámara multispectral de 12 megapíxeles de la marca MAPIR modelo Survey 3. Esta cámara captura la reflectancia en el verde, rojo e infrarrojo cercano (GRN, por sus siglas en inglés).

Se utilizó la aplicación DJI GS Pro para establecer las rutas de vuelo, la altura y el número de fotografías. La resolución de los píxeles variará en función los parámetros antes mencionados; para la toma de las fotografías se utilizó el modo de desplazamiento y captura en el punto. El porcentaje de traslape lateral y frontal entre imágenes fue de 60 y 80%, respectivamente. Por otra parte, la cámara multispectral MAPIR se programó para la captura de fotografías en intervalos de 5 segundos, ya que no puede controlarse por medio de la aplicación. Por esta razón, algunas fotografías no se capturaron de manera perpendicular con respecto al suelo, sin embargo, el software utilizado para crear los ortomosaicos corrigió esto.

En el caso de los parches de manglar se utilizó un polígono de vuelo que cubriera la extensión total de estos sistemas. En la marisma, por otra parte, se utilizó un polígono representativo con una extensión de 8.23 ha, es decir, aproximadamente el 1% del área completa de este ecosistema, el cual era demasiado grande para ser fotografiado en su totalidad.

Posteriormente, se utilizó el software Agisoft Metashape para el procesamiento de las fotografías aéreas para la obtención de los ortomosaicos y los modelos digitales de superficie y terreno (DSM y DTM por sus siglas en inglés). El procesamiento de las fotografías aéreas consta de cuatro etapas: 1) La primera etapa es la alineación, en la cual el software busca puntos comunes en las fotografías y los combina, también se encuentra la posición y orientación de la cámara para cada imagen (aplica para las imágenes RGB y GRN). A partir de la información de orientación y posición de la cámara se obtiene como resultado una nube de puntos dispersos y un conjunto de posiciones; este último producto es el más importante ya que se utiliza para la reconstrucción de la superficie 3D. 2) La segunda etapa es generar la nube de puntos densa construida en función de las posiciones estimadas de la cámara y las imágenes (aplica para las imágenes RGB y GRN). 3) Durante la tercera etapa se genera el modelo digital de elevación el cual representa un modelo de superficie como una cuadrícula regular de valores de altura, puede ser construido en proyecciones geográficas, planas o cilíndricas (aplica para las imágenes RGB). En esta etapa es posible hacer una clasificación de la nube de puntos densos misma que puede ser utilizada para crear el modelo digital del terreno, para esto, se utilizan los valores de elevación de los píxeles clasificados como suelo, removiendo las otras clases. El software aplica una interpolación para estimar los valores de altura de las clases que fueron removidas. 4) Finalmente, la cuarta etapa es la construcción del ortomosaico (aplica para las imágenes RGB y GRN). Posteriormente se calculó el modelo de elevación del dosel (MED), sustrayendo del DSM el DTM (aplica para las imágenes RGB).

Después de obtener los ortomosaicos (GRN y RGB) de cada localidad se utilizó el software R versión 4.0.3 (R Core Team, 2021) para calcular 20 índices de vegetación (IV) basados en las bandas espectrales de la porción visible la luz (RGB) (Tabla 4) y el infrarrojo cercano (NIR) (Tabla 5), que han sido reportados en la literatura (Maimaitijiang *et al.*, 2019; Saberioon *et al.*, 2014); así como en bases de datos disponibles en la red (<https://www.indexdatabase.de/db/i.php>).

Tabla 4. Lista de índices de vegetación basados en las bandas espectrales GRN.

Índice espectral	Ecuación
Normalized Difference Greenness Index	$NDGI = (G - R) / (G + R)$
Normalized Difference Vegetation Index	$NDVI = NIR - R / NIR + R$
Non linear vegetation index	$NLI = (NIR^2 - R) / (NIR^2 + R)$
Soil Adjusted Vegetation Index	$SAVI = NIR - R * 1 - 0.5 / NIR - R + 0.5$
Difference vegetation index	$DVI = NIR - R$
Green-Red NDVI	$GRNDVI = NIR - (G + R) / NIR + (G + R)$
Ratio Vegetation Index	$RVI = NIR / R$
Green Normalized Difference Veg. Index	$GNDVI = NIR - G / NIR + G$
Green Difference Vegetation Index	$GDVI = NIR - G$
Modified Soil Adjusted Vegetation Index	$MSAVI = 0.5 * (2 * NIR + 1) - (\sqrt{2 * NIR^2} - (8 * (NIR - R)))$
Ratio Green Vegetation Index	$GVI = NIR / G$
Renormalized difference vegetation index	$RDVI = \sqrt{NDVI * DVI}$
Thiam's Transformed Vegetation Index	$TTVI = \sqrt{ NDVI + 0.5 }$

Todos los índices fueron tomados de Index DataBase <https://www.indexdatabase.de/db/i.php>

Tabla 5. Lista de índices de vegetación basados en RGB.

Índice espectral	Ecuación
Normalized red	$rn = R / (R + G + B)$
Normalized green	$gn = G / (R + G + B)$
Normalized blue	$bn = B / (R + G + B)$
Green red ratio index	$GRRi = G / R$
Green blue ratio index	$GBRI = G / B$
Red blue ratio index	$RBRI = R / B$
Green-red vegetation index	$grvi = (G - R) / (G + R)$
Color intensity index	$int = (R + G + B) / 3$
Normalized difference index	$ndi = (rn - gn) / (rn + gn + 0.01)$
Kawashima index	$lkaw = (R - B) / (R + B)$
Green leaf index	$GLI = (2 * G - R - B) / (2 * G + R + B)$
Visible atmospherically resistance index	$VARI = (2 - R) / (G + R - B)$
Excess red vegetation index	$ExR = 1.4 * rn - gn$
Excess green vegetation index	$ExG = 2 * gn - rn - bn$
Excess blue vegetation index	$ExB = 1.4 * bn - gn$
Excess green minus Excess red index	$ExGR = ExG - ExR$
Vegetative index	$veg = G / (R^{0.667}) * (B^{1 - 0.667})$
Principal component analysis index	$IPCA = 0.994 * R - B + 0.961 * G - B + 0.914 * G - R $
Color index of vegetation	$CIVE = 0.441 * R - 0.881 * G + 0.385 * B + 18.78745$
Combination	$com = 0.24 * ExG + 0.3 * ExGR + 0.33 * CIVE + 0.12 * veg$

Todos los índices fueron tomados de Maimaitijiang *et al.* (2019)

Un IV puede ser definido como un parámetro calculado a partir de los valores de la reflectancia a distintas longitudes de onda, y que pretende extraer de los mismos la información relacionada con la vegetación minimizando la influencia de perturbaciones como las debidas al suelo y a las condiciones atmosféricas (Gilabert Navarro *et al.*, 1997). Sin embargo, cada índice presenta determinadas limitaciones, por lo cual es recomendable aplicar diversos índices para un análisis más preciso de la vegetación. Algunos ejemplos son: el NDVI que puede ser sensible a los efectos del suelo y la atmosfera; el EVI que intenta reducir los efectos causados por la atmosfera y es recomendado en zonas con altas densidades de biomasa; el SAVI enfocado en corregir los efectos del suelo (color, humedad y variabilidad del suelo) es útil en regiones áridas con escasa vegetación y superficies expuestas de suelo, entre muchos otros.

A partir de los mosaicos RGB se creó una capa ráster de distancia al agua utilizando la función “distance” de la librería “raster” en el software R. Esta función calcula por defecto la distancia al píxel más cercano correspondiente a la característica establecida (polígonos de cuerpos de agua, establecidos de forma manual o por clasificación supervisada). Un ráster es una estructura de datos formada por una matriz de celdas codificadas numéricamente (píxeles). Los píxeles se organizan en filas y columnas, dando lugar a una cuadrícula de celdas. Cada píxel es la unidad mínima de información, con un valor asignado para cada atributo (Congalton, 1997). El ráster de distancia al agua se utilizó como una variable adicional para incluir tanto en la clasificación supervisada como en los modelos de estimación de carbono del suelo.

6.7 Clasificación supervisada

Random Forest (RF) es una técnica de aprendizaje conjunto desarrollada por Breiman (2001) para mejorar el método de árboles de clasificación y regresión (CART). Esta técnica utiliza la combinación de múltiples árboles de decisión construidos con un algoritmo determinista seleccionando un conjunto aleatorio de variables y una muestra aleatoria del conjunto de datos de entrenamiento. Los resultados se obtienen promediando las predicciones de todos los árboles de regresión individuales (Mutanga *et al.*, 2012). En la Fig. 5 se muestra un esquema simplificado del proceso de clasificación del algoritmo RF.

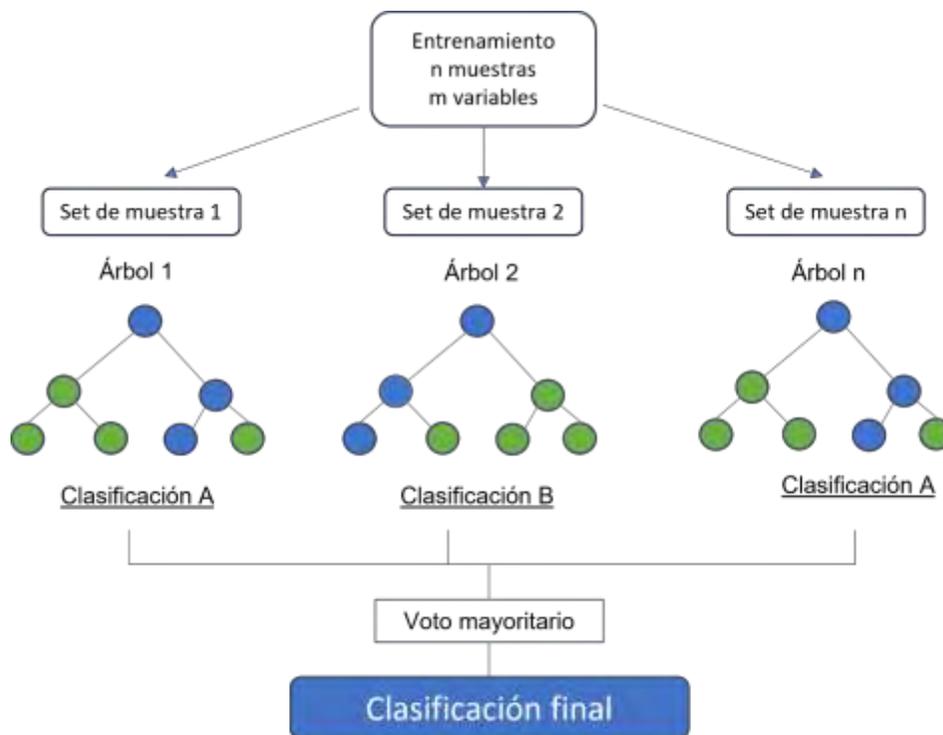


Figura 5. Diagrama simplificado de la predicción con Random Forest.

Para este trabajo se eligió el algoritmo RF, debido a que se ha demostrado que tiene un mejor desempeño comparado con otros métodos de clasificación supervisada (Toosi *et al.*, 2019; Zhou *et al.*, 2020). Las ventajas de RF en comparación con otros métodos de árboles de regresión son: (1) alta precisión para los resultados de predicción, (2) robustez frente a valores atípicos y ruido, (3) velocidad de cálculo rápida y (4) capacidad para estimar la importancia de las variables predictoras (Pham y Brabyn, 2017). Se utilizó el paquete RandomForest (Liaw y Wiener, 2002) del lenguaje de programación R para aplicar estos modelos.

Antes de aplicar la clasificación supervisada se creó un archivo vectorial de puntos para establecer las clases (uno para cada localidad de manglar y marisma). En este paso se utilizó el software QGIS versión 3.4.1. En el archivo se incluyeron coordenadas tomadas en campo de las distintas especies de interés y 10 a 15 puntos seleccionados en la imagen para otras clases como: suelo, agua, sombra, ramas y matorral. Estos archivos se importaron con el software R

para generar polígonos alrededor de cada punto, con un buffer de 18 cm como se ejemplifica en la Fig. 6, para aumentar el número de datos (número de píxeles), con lo cual se buscaba captar una mayor variación en la reflectancia de cada clase y facilitar el aprendizaje del algoritmo RF.

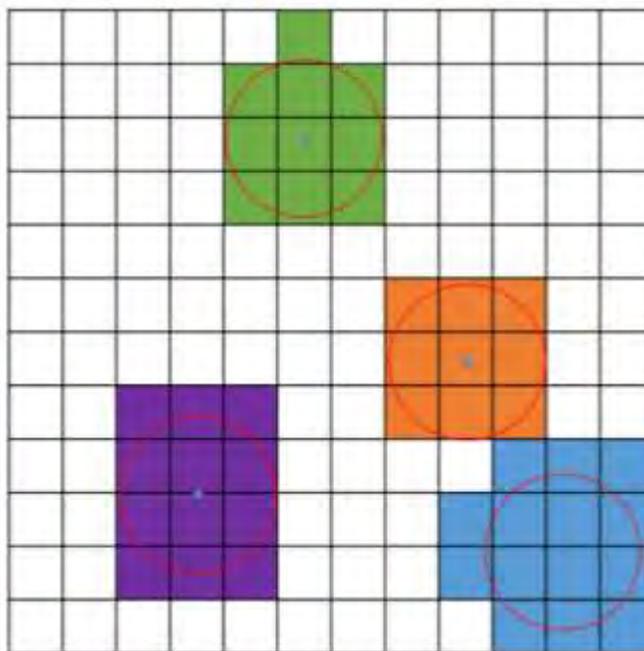


Figura 6. Ejemplo de extracción de valores de píxeles por puntos geográficos dentro de un buffer. Tomado de Roque-Sosa (2021).

Las capas correspondientes a los valores de reflectancia de las bandas RGB o GRN, los IV basados en RGB y GRN, la altura de la vegetación y la distancia al agua fueron combinadas en un ráster multibandas del cual se extrajeron los valores correspondientes a los polígonos previamente descritos. Estos valores se integraron en una base de datos con una columna adicional correspondiente a la clase. Esta información se utilizó para alimentar los modelos de clasificación supervisada.

Se desarrollaron dos modelos uno de ellos basado en los datos del mosaico RGB y el segundo para los datos del mosaico GRN. En ambos modelos, las clases fueron utilizadas como variable respuesta y las distintas bandas espectrales, índices de vegetación, altura de la vegetación y distancia al agua como variables predictivas. Los resultados de este método se evaluaron a partir de la matriz de confusión y los estadísticos de exactitud y Kappa. El paquete caret (Kuhn,

2016), del lenguaje de programación R, fue utilizado para obtener todos los estadísticos descriptivos del desempeño de RF.

Una matriz de confusión es una forma de expresar cuántas de las predicciones de un clasificador fueron correctas y cuantas fueron incorrectas (Vujović, 2021). En la Tabla 6 se presenta un ejemplo de una matriz de confusión, las filas representan las etiquetas verdaderas y las columnas representan las etiquetas predichas. Los valores en la diagonal representan el número (o porcentaje) de veces en que la etiqueta predicha coincide con la etiqueta verdadera. Los valores en las otras celdas representan casos en los que el clasificador etiquetó incorrectamente una observación.

Tabla 6. Ejemplo de una matriz de confusión.

		Etiqueta predicha			
		A	B	C	D
Etiqueta verdadera	A	1	0	0	0
	B	0	1	0	0
	C	0	0	1	0
	D	0	0	0	1

El estadístico de exactitud estima la proporción de las predicciones correctas que ha realizado el modelo entre el total de predicciones (Vujović, 2021), la fórmula para calcular la exactitud es:

$$Exactitud = \frac{VP + VN}{VP + VN + FP + FN} \quad (11)$$

Dónde VP = Verdaderos positivos, VN = Verdaderos negativos, FP = Falsos positivos y FN = Falsos negativos.

El coeficiente kappa de Cohen es una medida estadística que ajusta el efecto del azar en la proporción de la concordancia observada y estimada, y puede tomar valores entre -1 y +1;

mientras más cercano a +1 mayor es el grado de concordancia y más cercano a -1 mayor es el grado de discordancia; un valor de $k = 0$ refleja que la concordancia observada es precisamente la que se espera a causa exclusivamente del azar (Vujović, 2021). La ecuación simplificada para calcular el coeficiente Kappa es:

$$K = \frac{\text{Pr}(o) - \text{Pr}(e)}{1 - \text{Pr}(e)} \quad (12)$$

Dónde $\text{Pr}(o)$ = precisión observada, $\text{Pr}(e)$ = precisión esperada.

Finalmente, se utilizaron los modelos para realizar la predicción espacial de las clases y visualizar su distribución espacial; posteriormente, este mapa se simplificó conservando solo las clases correspondientes a las especies de interés para cuantificar el área y porcentaje de cobertura ocupado por cada especie dentro de cada sitio de estudio.

6.8 Distribución espacial del carbono orgánico

Los métodos de regresión como los modelos aditivos generalizados (GAM) pueden ser utilizados para evaluar relaciones no lineales entre la variable respuesta y las variables predictivas utilizando funciones suavizadoras no-paramétricas; sin embargo, también pueden incluirse relaciones lineales cuando se tiene por ejemplo una variable cualitativa (factor) (Hastie *et al.*, 2013).

En esta investigación se utilizaron GAMs para explorar la relación entre la concentración de COS (obtenida a partir de las mediciones *in situ*) y variables obtenidas en campo tales como especie, altura, diámetro, nitrógeno total, fósforo total y densidad aparente del suelo. Asimismo, se evaluó la relación del COS y las variables obtenidas a partir de los ortomosaicos: especie, distancia al agua y altura de la vegetación.

Los GAM se crearon utilizando el paquete *mgcv* (Wood, 2017) del software R. Se seleccionó la familia de distribución gaussiana y logaritmo como función de enlace para evitar la predicción

de valores negativos de COS debido a los bajos valores registrados en las muestras de sedimentos. En general, los modelos GAM se pueden representar de la siguiente manera:

$$\log(\text{COS}) = \alpha + f_1(\text{distancia al agua}) + \text{Clase} + f_2(\text{CHM}) \quad (13)$$

Dónde $\log(\text{COS})$ es el valor esperado de la concentración del porcentaje de Carbono Orgánico del Suelo (COS) en escala logarítmica; Clase representa a las clases en los manglares o en la marisma; CHM es la altura del dosel; α = intercepto; f = funciones suavizadoras (thin plate regression spline). En el GAM se utilizó la familia de distribución normal y la función de enlace logaritmo para evitar valores negativos en las predicciones del modelo.

El ajuste de los modelos fue evaluado con el criterio de información de Akaike (AIC), coeficiente de determinación R^2 ajustado (R^2_{adj}), coeficiente de correlación de Pearson (r) y porcentaje de devianza explicada (DE). Las ecuaciones correspondientes a los estadísticos de evaluación de los modelos GAM se presentan en la Tabla 7.

Tabla 7. Ecuaciones de los estadísticos de evaluación de los GAMs.

Estadístico	Ecuación
Criterio de información de Akaike (AIC)	$AIC = -2\ell(\hat{\Theta}_{n,k}) + 2\kappa$
Coeficiente de determinación R^2 ajustado (R^2_{adj})	$R^2_{\text{adj}} = 1 - \frac{\sum \hat{E}_i^2 / (n - p)}{\sum (y_i - \bar{y})^2 / (n - 2)}$
Coeficiente de correlación de Pearson (r)	$r_{xy} = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}}$
Devianza explicada (DE)	$r^2 = 1 - \frac{\sum \hat{E}_i^2 / n}{\sum (y_i - \bar{y})^2 / n}$

7. RESULTADOS

7.1 Descripción de biomasa aérea y parámetros físicos y químicos del sedimento

7.1.1 Localidad Guerrero Negro

En las marismas de Laguna Guerrero Negro se colectaron 45 muestras de vegetación dentro de cuadrantes de 25 cm × 25 cm para la cuantificación de biomasa aérea y 45 muestras de sedimento en una profundidad de 0 a 15 cm para análisis físicos y químicos. Los resultados obtenidos se muestran en la Tabla 8 y en la Fig. 7.

En las muestras de vegetación se identificaron tres especies halófilas *Spartina foliosa* (SF), *Batis maritima* (BM) y *Salicornia pacifica* (SP), las cuales se encontraron tanto separadas como en asociación (BMSF, BMSP, BMSFSP). *B. maritima* fue la especie que se encontró presente con mayor frecuencia (34 de los 45 puntos de muestreo).

La densidad aparente del suelo presentó un mínimo de 1.1 g·cm⁻³ en puntos con *S. foliosa* y máximo de 1.31 g·cm⁻³ en sitios con la combinación de *B. maritima* y *S. foliosa*. No se observaron diferencias significativas entre especies o asociaciones de especies ($\chi^2_{40,5} = 5.83$, $p > 0.05$).

El porcentaje de materia orgánica en las distintas asociaciones vegetales varió entre 2.41 y 4.37% y no se observaron diferencias significativas ($\chi^2_{40,5} = 4.45$, $p > 0.05$), mientras que el carbono orgánico varió entre 1.61 y 2.53 %. En ambos casos los valores más altos se encontraron en los puntos donde ocurría la asociación entre *B. maritima* y *S. pacifica*; sin embargo, no se observaron diferencias significativas entre las especies y asociaciones ($\chi^2_{40,5} = 4.19$, $p > 0.05$).

El porcentaje de nitrógeno total tuvo un intervalo entre 0.14 y 0.21 %. Los mayores porcentajes se registraron en los puntos en que se presentaba *B. maritima* tanto sola como asociada con *S.*

pacífica, no se observaron diferencias significativas entre especies y asociaciones ($\chi^2_{40,5} = 4.24$, $p > 0.05$).

En el caso del fósforo total se registraron un intervalo entre 0.57 y 1.45 ppm. La menor concentración de fósforo se registró en los puntos en que se encontraban asociadas las tres especies, para esta variable tampoco se registraron diferencias significativas entre especies y asociaciones ($\chi^2_{40,5} = 8.70$, $p > 0.05$).

La proporción carbono-nitrógeno en las distintas asociaciones de especies mantuvo valores entre 11.54 y 11.57. Los valores más altos se registraron en los puntos donde se encontraba únicamente *B. maritima*, mientras que los puntos con presencia únicamente de *S. foliosa* registraron los valores más bajos. No se registraron diferencias significativas para esta variable ($\chi^2_{40,5} = 1.09$, $p > 0.05$).

Los sitios con asociación de *B. maritima* y *S. foliosa* presentan la mayor estimación de Mg de Carbono por hectárea (43.4 Mg C ha⁻¹), seguido de la asociación de *B. maritima* con *S. pacífica* (BMSP) (42.8 Mg C ha⁻¹). Las estimaciones más bajas se observan en los sitios en que se encuentran presentes las tres especies (BMSFSP) (28.37 Mg C ha⁻¹) y no se registraron diferencias significativas entre especies y asociaciones ($\chi^2_{40,5} = 4.54$, $p > 0.05$).

En cuanto a biomasa aérea, los cuadrantes con la asociación de las tres especies (BMSFSP); así como los cuadrantes con dos de ellas presentaron los valores más altos (BMSF = 7.15 kg·m⁻²; BMSP = 6.74 kg·m⁻² y BMSFSP = 5.18 kg·m⁻²), se observaron diferencias significativas entre las especies y asociaciones ($\chi^2_{40,5} = 18.64$, $p < 0.05$). El promedio de biomasa aérea para todas las especies y asociaciones vegetales fue de 5.05 kg·m⁻² (± 2.44 kg·m⁻²).

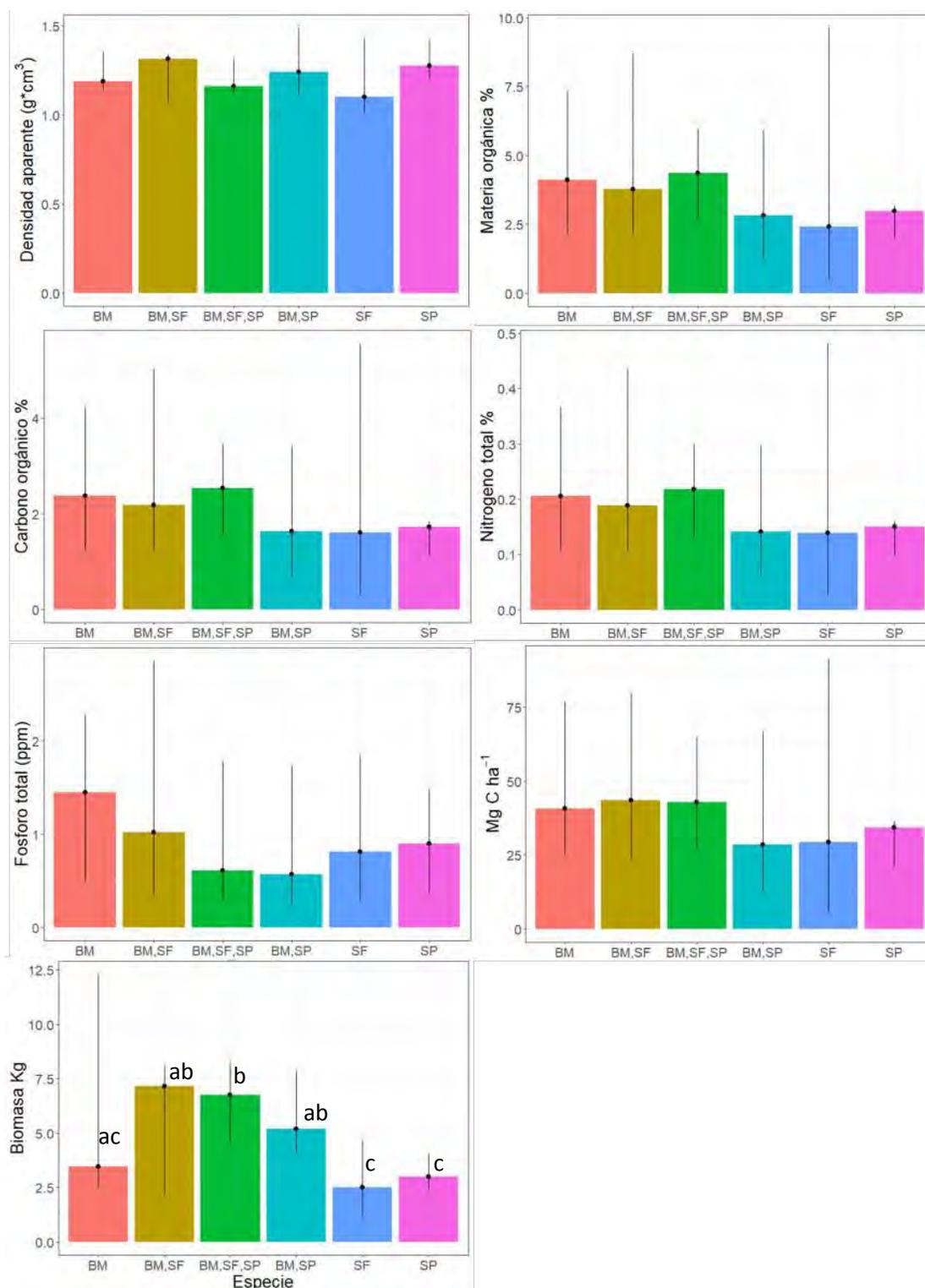


Figura 7. Parámetros físicos y químicos del sedimento y biomasa aérea por especie o asociación de especies en marisma de Laguna Guerrero Negro. Las barras corresponden a las medianas, las líneas verticales representan los valores mínimos y máximos, y las letras sobre las barras representan diferencias significativas entre grupos. BM = *B. maritima*; SF = *S. foliosa*; SP = *S. pacífica*.

Tabla 8. Medianas (mínimos-máximos) de los parámetros físicos y químicos del sedimento y biomasa aérea en marismas de Laguna Guerrero Negro.

Especies	Densidad aparente (g·cm ⁻³)	Materia orgánica %	Carbono orgánico %	Nitrógeno total %	Fósforo total (ppm)	C/N	Mg C ha ⁻¹	Biomasa kg·m ⁻²
BM	1.19 (1.14-1.36)	4.11 (2.12-7.66)	2.38 (1.22-4.43)	0.20 (0.16-0.38)	1.45 (0.36-2.34)	11.57 (11.5-11.58)	40.7 (24.5-81)	3.47 ^{ac} (2.41-14)
BM, SF	1.31 (1.04-1.34)	3.77 (2.06-9.2)	2.18 (1.19-5.32)	0.18 (0.10-0.46)	1.02 (0.31-2.86)	11.56 (11.08-11.6)	43.4 (22.3-83)	7.15 ^{ab} (1.88-8.11)
BM, SF, SP	1.24 (1.11-1.5)	2.81 (1.21-6.07)	1.63 (0.69-3.51)	0.14 (0.06-0.30)	0.57 (0.21-1.88)	11.56 (11.4-11.6)	28.37 (11.7-70)	5.18 ^b (4.09-7.86)
BM, SP	1.16 (1.12-1.32)	4.37 (2.6-5.99)	2.53 (1.51-3.46)	0.21 (0.13-0.3)	0.61 (0.28-1.94)	11.55 (11.53-11.61)	42.8 (26.27-66.1)	6.74 ^{ab} (4.20-8.35)
SF	1.1 (1-1.46)	2.41 (0.32-9.74)	1.61 (0.18-5.63)	0.14 (0.02-0.49)	0.81 (0.22-1.87)	11.54 (11.25-11.58)	29.22 (3.94-92.8)	2.50 ^c (1.04-4.71)
SP	1.28 (1.2-1.43)	2.97 (1.89-3.18)	1.72 (1.1-1.84)	0.15 (0.09-0.16)	0.9 (0.34-1.51)	11.56 (11.25-11.64)	34.19 (19.8-36.4)	3 ^c (2.33-4.14)

BM= *B. maritima*, SF= *S. foliosa*, SP= *S. pacifica*, letras diferentes por columna indican diferencias estadísticamente significativas en la prueba de Dunn, las columnas sin letras no presentaron diferencias estadísticamente significativas.

7.1.2 Localidad Santispac

En la localidad de Santispac de igual forma se seleccionaron 45 puntos de muestreo, correspondientes a 15 ejemplares de cada especie *Rhizophora mangle* (RM), *Laguncularia racemosa* (LR) y *Avicennia germinans* (AG). En estos mismos puntos se colectaron muestras de sedimento para análisis físicos y químicos. Los resultados obtenidos se muestran en la Fig. 8 y en la Tabla 9.

La mayor densidad aparente se registró en los puntos bajo *A. germinans* con una mediana de $1.27 \text{ g}\cdot\text{cm}^{-3}$, en tanto que el menor valor se observó en el sedimento bajo *R. mangle* $0.6 \text{ g}\cdot\text{cm}^{-3}$; se observaron diferencias significativas ($\chi^2_{43,2}=8.64$, $p<0.05$).

Respecto al porcentaje de materia orgánica el mayor valor se registró en el sedimento bajo los ejemplares de *L. racemosa* y *R. mangle* (13.27%, respectivamente); mientras que los puntos bajo *A. germinans* presentaron porcentajes menores (máximo= 6.1%). También se observaron diferencias significativas para esta variable ($\chi^2_{43,2}=6.40$, $p<0.05$). El porcentaje de carbono orgánico en los sedimentos bajo *L. racemosa* presentó una mediana de 3.23% y bajo *R. mangle* y *A. germinans* se registraron porcentajes menores (2.35 y 1.08% respectivamente), se observaron diferencias significativas ($\chi^2_{43,2}=6.40$, $p<0.05$).

Para el porcentaje de nitrógeno total los mayores valores se observaron bajo *L. racemosa* (0.28%), *R. mangle* presentó un valor intermedio (0.20%) y finalmente el sedimento bajo *A. germinans* tuvo el menor porcentaje (0.09%), no se observaron diferencias significativas ($\chi^2_{43,2}=6.54$, $p>0.05$). Los puntos en los que se ubicaba *R. mangle* presentaron la mediana más alta para la concentración de fósforo total (1.23 ppm), en los sitios donde se encontraba *A. germinans* y *L. racemosa* se registraron menores concentraciones 0.79 y 0.82 ppm respectivamente, no se observaron diferencias significativas ($\chi^2_{43,2}=6.04$, $p>0.05$).

La proporción carbono-nitrógeno no presentó diferencias significativas entre especies ($\chi^2_{43,2}=4.61$, $p>0.05$) y la mediana más alta se observó bajo *R. mangle* 11.58, seguido de *L. racemosa* 11.57 y finalmente bajo *A. germinans* 11.54.

Para la especie *L. racemosa* se registró la mayor estimación de Mg de carbono por hectárea (43.12 Mg C ha⁻¹), seguido de *R. mangle* con 36.6 Mg C ha⁻¹ y finalmente una estimación de 20.23 Mg C ha⁻¹ para *A. germinans*, sin embargo, no se encontraron diferencias significativas entre las especies ($\chi^2_{43,2} = 5.39, p > 0.05$).

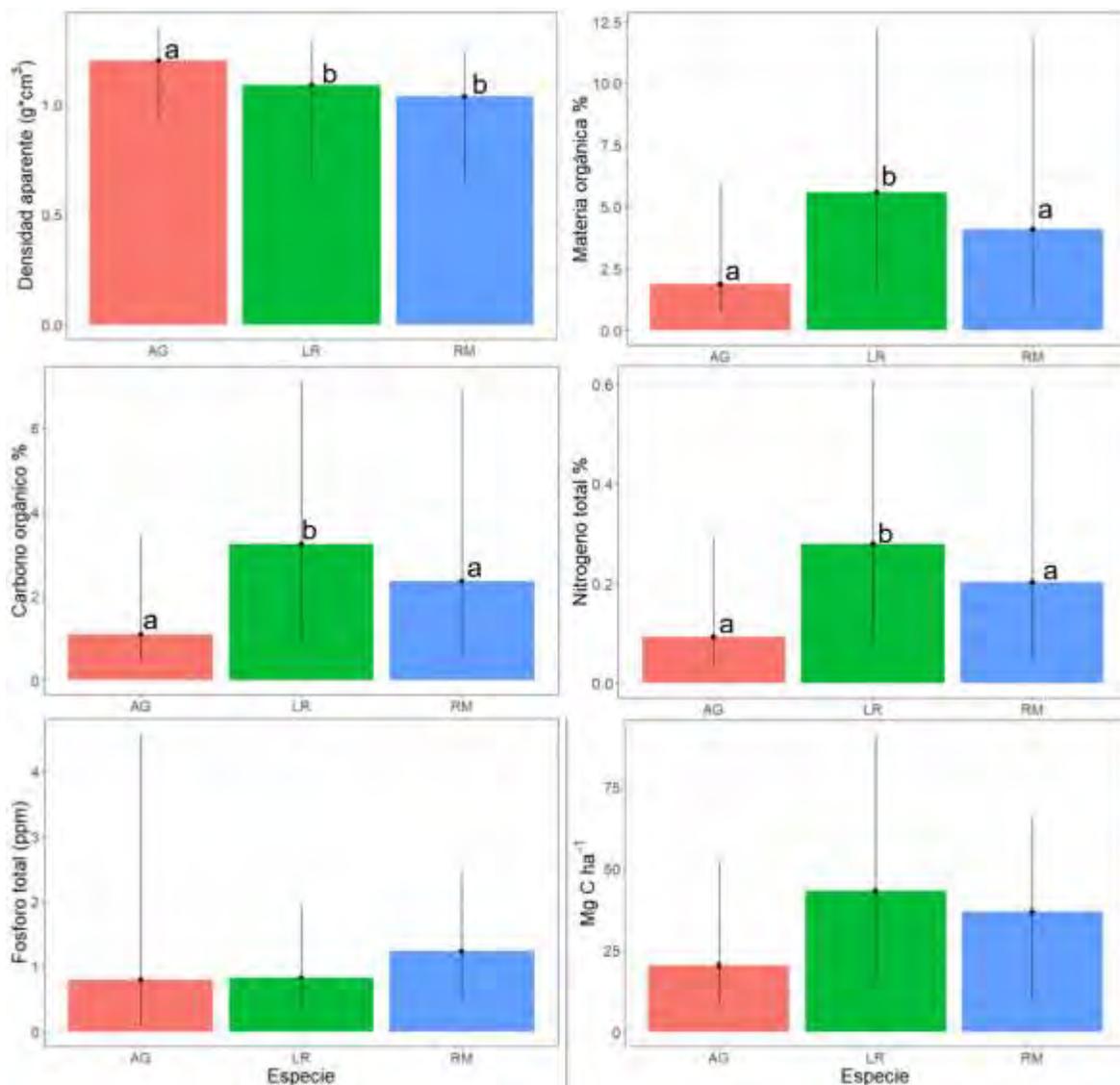


Figura 8. Parámetros físicos y químicos del sedimento por especie en manglar de Playa Santispac, Bahía Concepción. Las barras corresponden a las medianas, las líneas verticales representan los valores mínimos y máximos. AG = *A. germinans*; LR = *L. racemosa*; RM = *R. mangle*.

Tabla 9. Medianas (mínimos-máximos) de los parámetros físicos y químicos del sedimento en manglar de Playa Santispac, Bahía Concepción.

Parámetros físicos y químicos del sedimento							
Especie	Densidad aparente (g·cm ⁻³)	Materia orgánica (%)	Carbono orgánico (%)	Nitrógeno total (%)	Fósforo total (ppm)	Proporción C/N	Mg C ha ⁻¹
AG	1.27 ^a (0.91-1.36)	1.86 ^a (0.65-6.1)	1.08 ^a (0.38-3.53)	0.09 ^a (0.03-0.3)	0.79 (0-6.12)	11.54 (11.36-12.8)	20.23 (7.52-56.12)
LR	1.09 ^b (0.63-1.31)	5.59 ^b (1.3-13.27)	3.23 ^b (0.75-7.68)	0.28 ^b (0.06-0.66)	0.82 (0.29-2.11)	11.57 (11.53-12.04)	43.12 (14.06-108.28)
RM	1.04 ^b (0.6-1.26)	4.07 ^a (0.85-13.27)	2.35 ^a (0.49-7.68)	0.20 ^a (0.04-0.66)	1.23 (0.48-2.66)	11.58 (11.49-11.69)	36.66 (8.74-69.12)

AG= *A. germinans*, LR= *L. racemosa* y RM= *R. mangle*, letras diferentes por columna indican diferencias estadísticamente significativas en la prueba de Dunn, las columnas sin letras no presentaron diferencias estadísticamente significativas.

En cuanto a las variables de la vegetación los resultados obtenidos se muestran en la Fig. 9 y en la Tabla 10. El diámetro presentó una mediana de 7.96 cm para *L. racemosa*, 7 cm para *A. germinans* y 5.41 cm para *R. mangle*, no se observaron diferencias significativas ($\chi^2_{43,2} = 2.21$, $p > 0.05$). Para la altura total el valor más alto correspondió a *R. mangle* (7.5 m), seguido de *L. racemosa* (6.76 m) y los individuos de *A. germinans* presentaron las menores alturas con un máximo de 4.24 m; esta variable si presentó diferencias significativas ($\chi^2_{43,2} = 13.19$, $p < 0.05$).

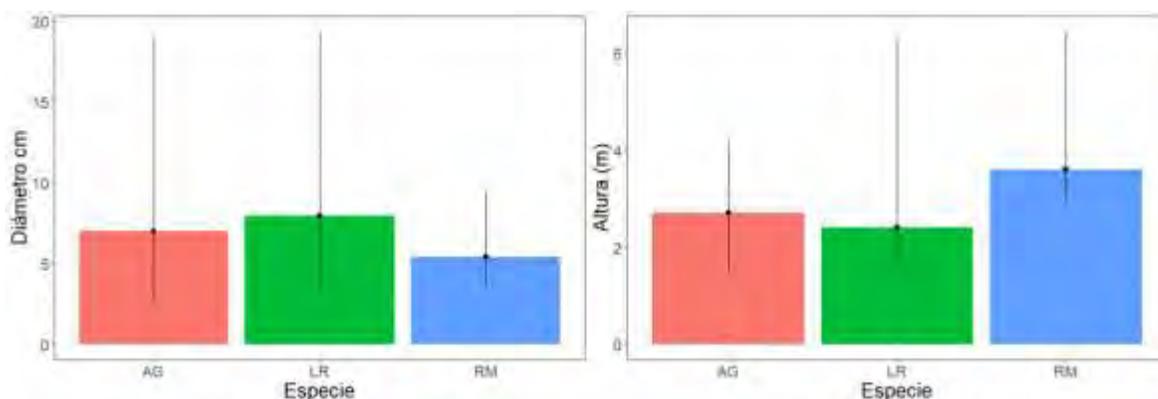


Figura 9. Diámetro y altura por especie en manglar de Playa Santispac, Bahía Concepción. Las barras corresponden a las medianas, las líneas representan los valores mínimos y máximos. AG = *A. germinans*, LR = *L. racemosa* y RM = *R. mangle*.

Las estimaciones de biomasa para *A. germinans* se observan en la Fig. 10. Las más altas estimaciones se obtuvieron con la ecuación de Day *et al.* (1987), con una mediana de 18.08 $\text{kg}\cdot\text{m}^{-2}$ un máximo de 203.9 $\text{kg}\cdot\text{m}^{-2}$, el valor máximo estimado con la ecuación de Fromard *et al.* (1998) fue de 186.73 $\text{kg}\cdot\text{m}^{-2}$ y con la ecuación de Smith y Whelan (2006) un máximo de 132.83 $\text{kg}\cdot\text{m}^{-2}$. No se registraron diferencias significativas entre las distintas ecuaciones ($\chi^2_{13,2} = 14$, $p > 0.05$).

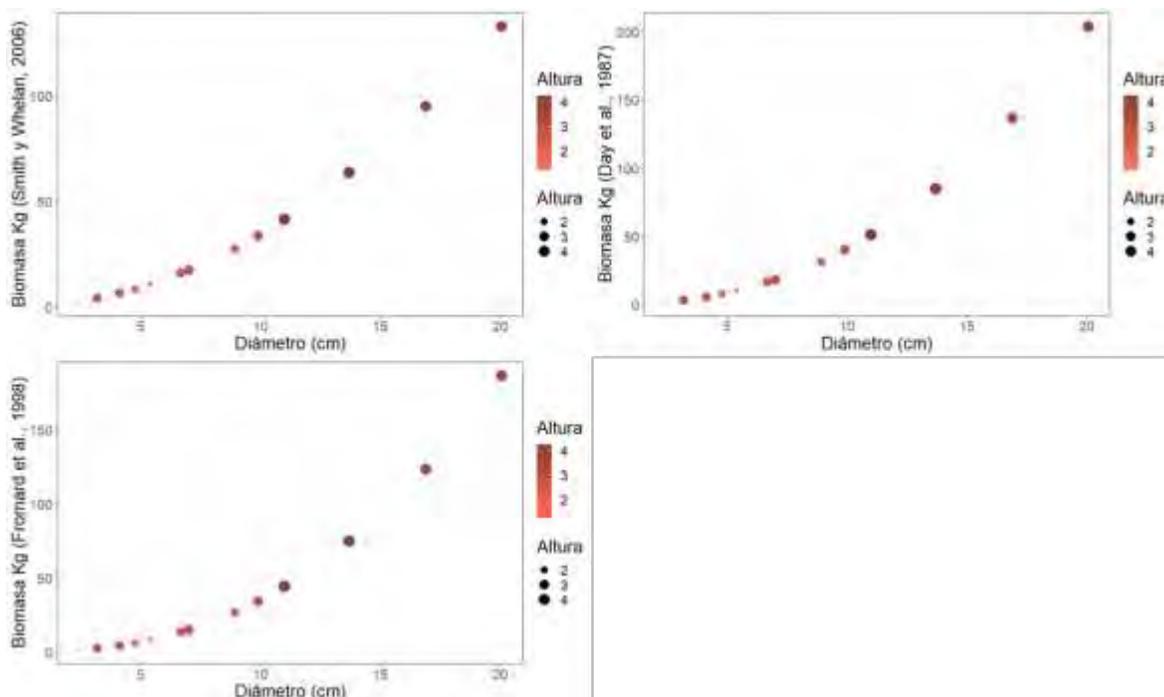


Figura 10. Estimaciones de biomasa aérea a partir de ecuaciones alométricas en individuos de *Avicennia germinans* del manglar Santispac.

La Fig. 11 muestra los resultados de biomasa aérea estimada por ecuaciones alométricas en individuos de *L. racemosa*. La ecuación de Fromard *et al.* (1998) estima los valores más altos de biomasa ($199.19 \text{ kg}\cdot\text{m}^{-2}$) con una mediana de $14.83\cdot\text{m}^{-2}$, seguido por la estimación con la ecuación de Day *et al.* (1987) con un máximo de $156.07 \text{ kg}\cdot\text{m}^{-2}$, las estimaciones con la ecuación de Smith y Whelan (2006) fueron de un máximo de $125.43 \text{ kg}\cdot\text{m}^{-2}$, no se registraron diferencias significativas entre los resultados de las tres ecuaciones ($\chi^2_{13,2} = 14, p > 0.05$).

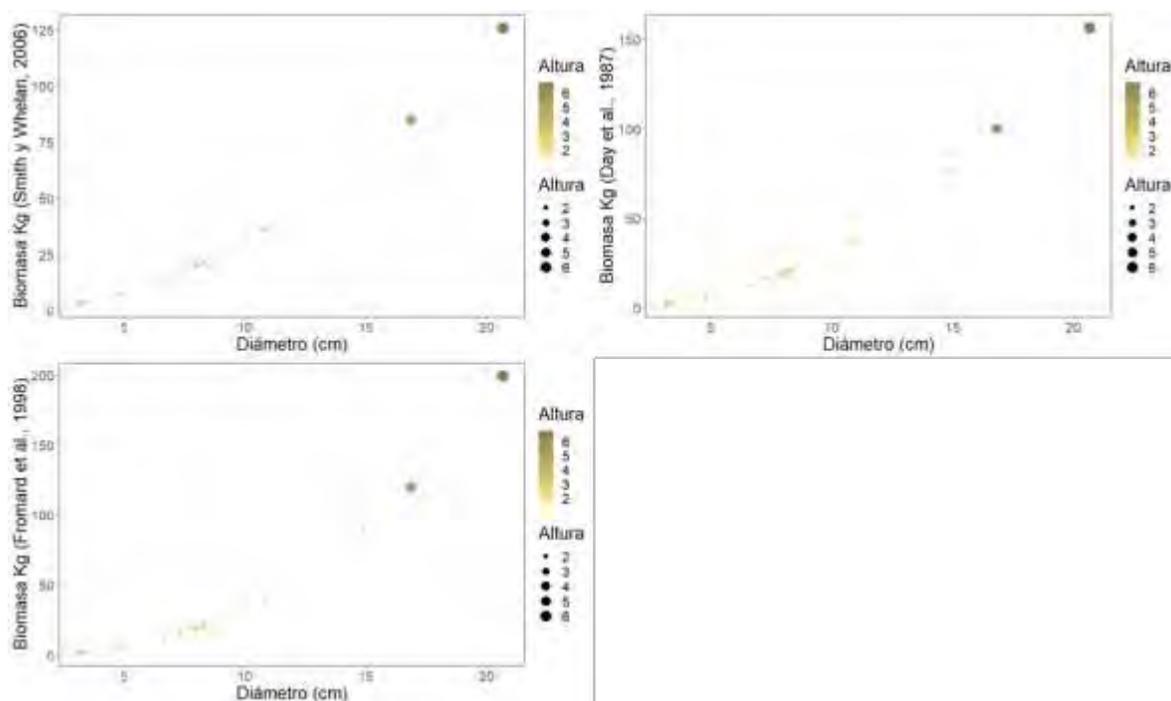


Figura 11. Estimaciones de biomasa aérea a partir de ecuaciones alométricas en individuos de *Laguncularia racemosa* del manglar Santispac.

En la Fig. 12. Se observan los valores de biomasa estimados para *R. mangle* con las distintas ecuaciones alométricas. La ecuación de Smith y Whelan (2006), estimó los valores más altos de biomasa para *R. mangle* con una mediana de $12.92 \text{ kg}\cdot\text{m}^{-2}$. Para esta especie se encontró una ecuación adicional que utiliza tanto el diámetro como la altura total (Cintrón y Shaeffer-Novelli, 1984) y se estimó el valor más alto de biomasa ($68.81 \text{ kg}\cdot\text{m}^{-2}$), no se registraron diferencias significativas entre los resultados de las ecuaciones ($\chi^2_{12,3} = 14, p > 0.05$).

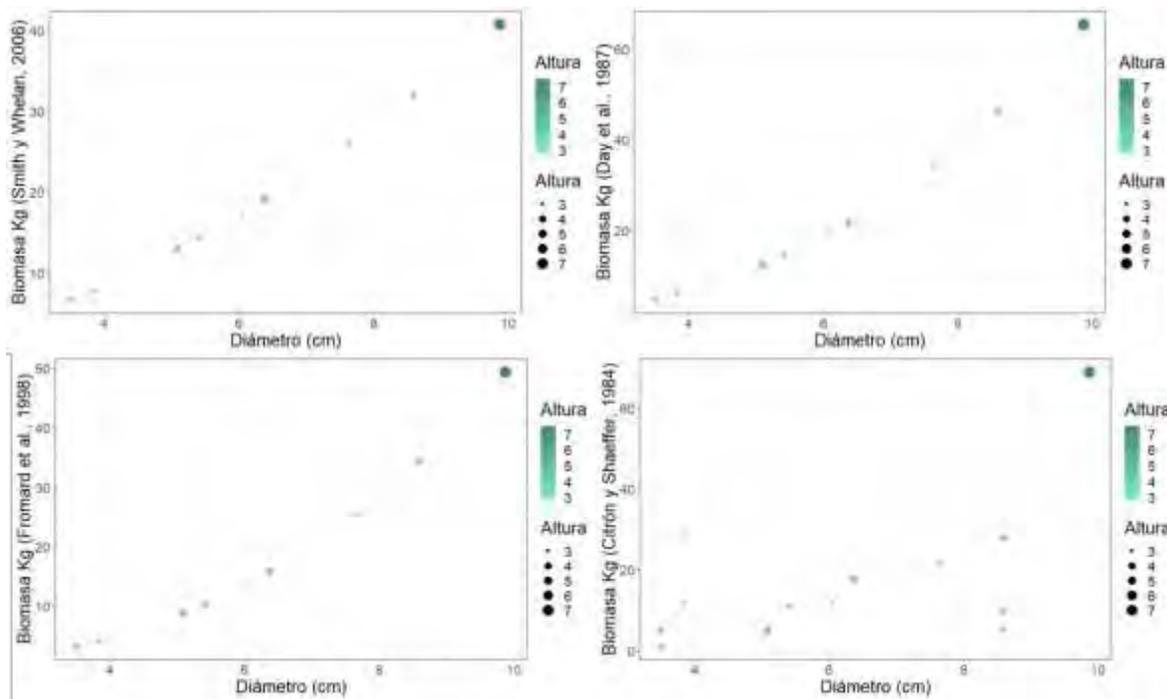


Figura 12. Estimaciones de biomasa aérea a partir de ecuaciones alométricas en individuos de *Rhizophora mangle* del manglar Santispac.

En la tabla 10 se presentan los intervalos de valores registrados para las variables altura y diámetro de las tres especies, además de los intervalos de biomasa estimados a partir de las ecuaciones alométricas.

Tabla 10. Biomasa aérea en $\text{kg}\cdot\text{m}^{-2}$ calculada a partir de ecuaciones alométricas para ejemplares del manglar Santispac.

Especie	Variables		Biomasa ($\text{kg}\cdot\text{m}^{-2}$)			
	Diámetro (cm)	Altura (m)	Smith y Whelan, 2006	Day <i>et al.</i> , 1987	Fromard <i>et al.</i> , 1998	Cintrón y Shaeffer-Novelli, 1984
<i>Avicennia germinans</i>	7 (2.23-20.05)	2.71 (1.25-4.24)	17.35 (2.17-132.83)	18.08 (1.52-203.9)	14.94 (1.13-186.73)	--
<i>Laguncularia racemosa</i>	7.32 (1.91-20.69)	2.4 (1.5-6.76)	16.89 (1.26-125.43)	16 (0.84-156.07)	14.83 (0.52-199.19)	--
<i>Rhizophora mangle</i>	5.09 (2.55-9.87)	3.6 (1.6-7.5)	12.92 (3.91-40.66)	12.42 (2.2-65.35)	8.82 (1.46-49.33)	11.03 (1.22-68.81)

(--) El autor no presenta ecuación para la especie.

7.1.3 Localidad estero Zacatecas

En el manglar del estero Zacatecas, ubicado al interior de la Ensenada de La Paz se seleccionaron 45 puntos de muestreo, correspondientes a 15 ejemplares de cada especie *Avicennia germinans*, *Laguncularia racemosa* y *Rhizophora mangle*. En estos puntos se colectaron también muestras de sedimento para análisis físicos y químicos. Los resultados de los análisis de las muestras de sedimento se presentan en la Fig. 13 y en la Tabla 11.

La densidad aparente en las muestras bajo *L. racemosa* se registró la mayor mediana $1.32 \text{ g}\cdot\text{cm}^{-3}$, seguida por *A. germinans* $1.21 \text{ g}\cdot\text{cm}^{-3}$ y finalmente bajo *R. mangle* $1.07 \text{ g}\cdot\text{cm}^{-3}$, se observaron diferencias significativas entre especies ($\chi^2_{43,2} = 7.39$, $p < 0.05$).

Con respecto a la materia orgánica y el carbono orgánico los mayores porcentajes se presentaron en las muestras tomadas bajo ejemplares de *R. mangle* (4.19 y 2.42%, respectivamente). *A. germinans* presentó valores intermedios (3.04 y 1.76%, respectivamente), y bajo *L. racemosa* se obtuvieron los menores porcentajes (0.99 y 0.57% respectivamente). Se observaron diferencias significativas entre las medianas para materia orgánica ($\chi^2_{43,2} = 11.63$, $p < 0.05$) y para carbono orgánico ($\chi^2_{43,2} = 11.80$, $p < 0.05$).

El contenido de nitrógeno total en el sedimento presentó el mismo comportamiento que la materia orgánica, y se observaron diferencias significativas entre especies ($\chi^2_{43,2} = 11.73$, $p < 0.05$). Los mayores valores (0.20%) se encontraron debajo de *R. mangle*, las muestras bajo *A. germinans* presentaron una mediana de 0.15%, la mediana más baja ocurrió en las muestras bajo *L. racemosa* 0.04%.

En el caso del fósforo, las muestras bajo *R. mangle* presentaron la mayor concentración 1.15 ppm, seguido de *L. racemosa* con 1.01 ppm y finalmente el sedimento bajo *A. germinans* 0.89 ppm; no se observaron diferencias significativas entre especies ($\chi^2_{43,2} = 1.46$, $p > 0.05$).

Las medianas de la proporción carbono/nitrógeno presentaron ligeras variaciones por especie entre 11.6 para *A. germinans* y *L. racemosa* y 11.56 para *R. mangle*. No hay diferencias significativas entre las tres especies ($\chi^2_{43,2} = 0.66$, $p > 0.05$).

La especie *R. mangle* mostró la mayor estimación de Mg de carbono por hectárea (41.08 Mg C ha⁻¹), seguido de *A. germinans* (31.7 Mg C ha⁻¹) y la estimación más baja se registró para la especie *L. racemosa* (11.83). Se encontraron diferencias significativas entre las estimaciones por especie ($\chi^2_{43,2} = 12.58$, $p < 0.05$).

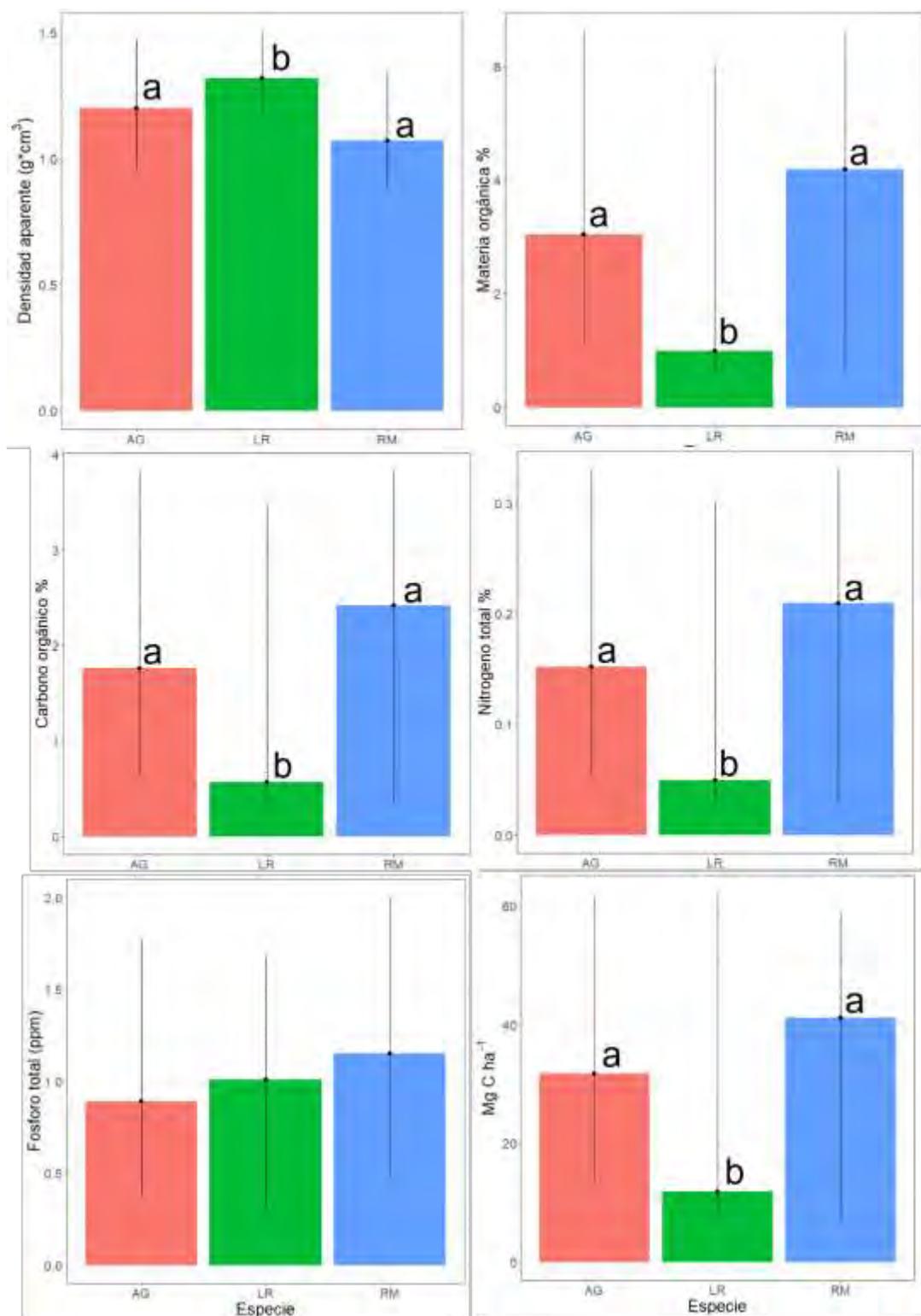


Figura 13. Parámetros físicos y químicos del sedimento por especie en manglar estero Zacatecas, Ensenada de La paz. Las barras corresponden a las medianas, las líneas representan los valores mínimos y máximos. AG = *A. germinans*, LR = *L. racemosa* y RM = *R. mangle*.

Tabla 11. Medianas (mínimos-máximos) de los parámetros físicos y químicos en sedimento de manglar del estero Zacatecas, Ensenada de La Paz.

Especie	Sedimento						
	Densidad aparente (g·cm ⁻³)	Materia orgánica (%)	Carbono orgánico (%)	Nitrógeno total (%)	Fósforo total (ppm)	Proporción C/N	Mg C ha ⁻¹
AG	1.2 ^a (0.94-1.5)	3.04 ^a (1.08-6.63)	1.76 ^a (0.63-3.83)	0.15 ^a (0.05-0.33)	0.89 (0.31-1.84)	11.6 (11.4-11.7)	31.7 ^a (12.8-63.8)
LR	1.32 ^b (1.16-1.52)	0.99 ^b (0.6-7.56)	0.57 ^b (0.34-4.37)	0.04 ^b (0.03-0.38)	1.01 (0.21-1.69)	11.6 (7.95-11.75)	11.83 ^b (6.82-78)
RM	1.07 ^a (0.88-1.35)	4.19 ^a (0.47-6.7)	2.42 ^a (0.27-3.87)	0.20 ^a (0.02-0.33)	1.15 (0.33-2.03)	11.56 (11.36-11.74)	41.08 ^a (5.46-59)

AG= *A. germinans*, LR= *L. racemosa*, RM= *R. mangle*, letras diferentes por columna indican diferencias estadísticamente significativas en la prueba de Dunn, las columnas sin letras no presentaron diferencias estadísticamente significativas.

El diámetro a la altura del pecho fue mayor en *R. mangle* (6.37 ± 0.86 cm) y *A. germinans* (6.37 ± 0.75 cm), por otra parte *L. racemosa* tuvo DAP menor (6.05 ± 0.68 cm); no se observaron diferencias significativas entre las medianas del DAP de las tres especies ($\chi^2_{29,2} = 1.013$, $p > 0.05$). Las medianas correspondientes a la altura total de los árboles variaron entre 2.1 m para *L. racemosa*, 2.6 m para *A. germinans* y 4.8 m para *R. mangle* (Fig. 14). No se encontraron diferencias significativas entre las medianas para la altura total de las tres especies ($\chi^2_{29,2} = 7.355$, $p > 0.05$).

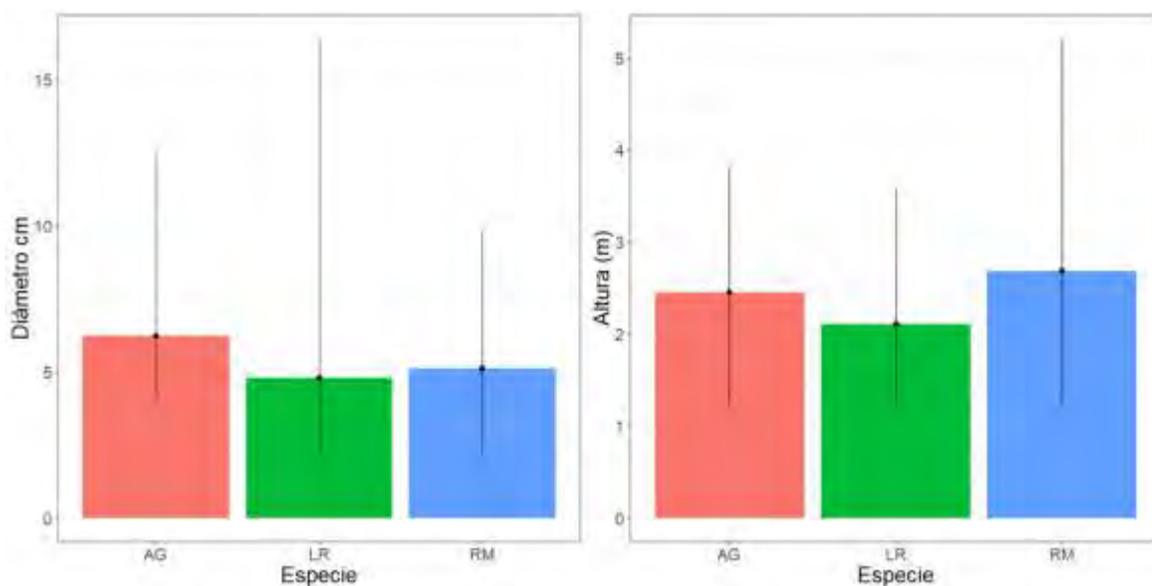


Figura 14. Diámetro y altura por especie en manglar estero Zacatecas, Ensenada de La paz. Las barras corresponden a las medianas, las líneas representan los valores mínimos y máximos. AG = *A. germinans*, LR = *L. racemosa* y RM = *R. mangle*.

Las mayores estimaciones de biomasa, en el caso de *A. germinans*, se obtuvieron con la ecuación de Day *et al.* (1987) con un máximo de $84.66 \text{ kg}\cdot\text{m}^{-2}$. El valor máximo estimado con la ecuación de Fromard *et al.* (1998) fue de $74.7 \text{ kg}\cdot\text{m}^{-2}$. A partir de la ecuación de Smith y Whelan (2006) el máximo estimado fue de $63.48 \text{ kg}\cdot\text{m}^{-2}$ (Fig. 15). Sin embargo, no se registraron diferencias significativas entre las distintas ecuaciones ($\chi^2_{13,2} = 14$, $p > 0.05$).

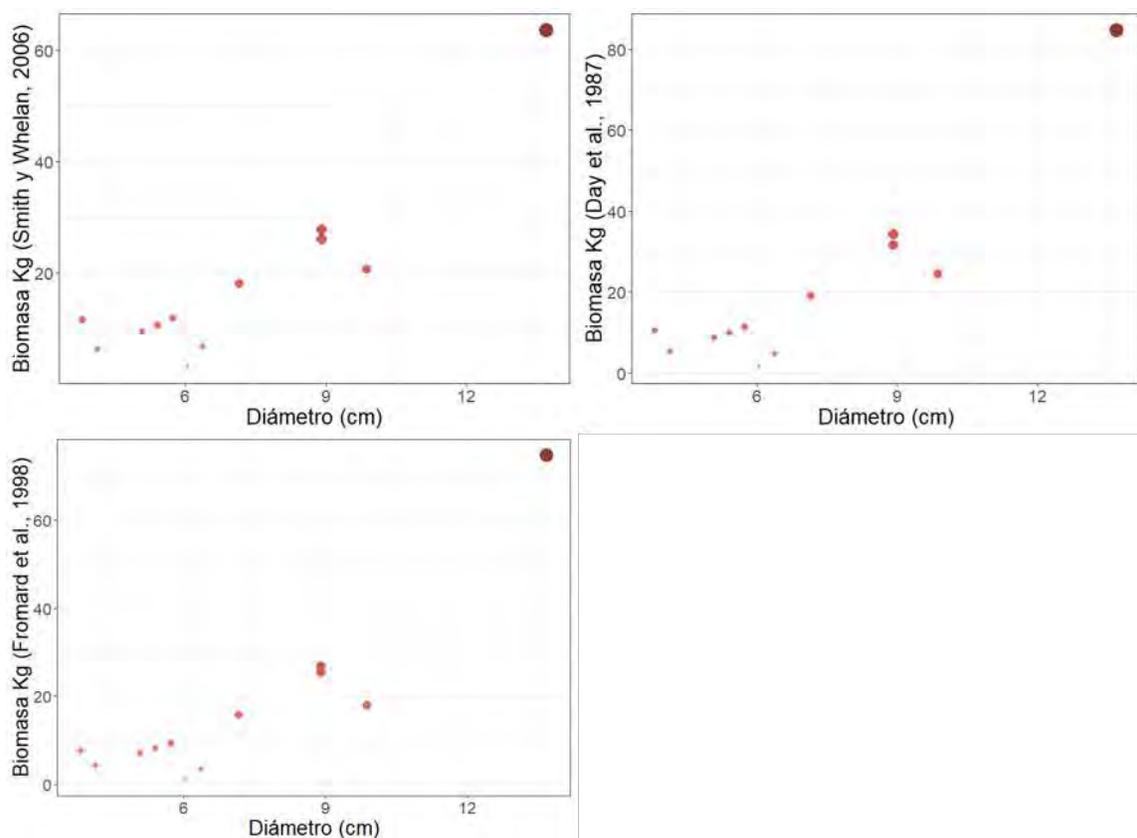


Figura 15. Estimaciones de biomasa aérea a partir de ecuaciones alométricas en individuos de *Avicennia germinans* del manglar estero Zacatecas.

Para *L. racemosa*, la ecuación de Fromard *et al.* (1998) fue la que generó las mayores estimaciones de biomasa ($184.23 \text{ kg}\cdot\text{m}^{-2}$), seguida por la estimación con la ecuación de Day *et al.* (1987) $145.74 \text{ kg}\cdot\text{m}^{-2}$ y por último la estimación con la ecuación de Smith y Whelan (2006) $118.09 \text{ kg}\cdot\text{m}^{-2}$ (Fig. 16). No se registraron diferencias significativas entre los resultados de las tres ecuaciones ($\chi^2_{13,2} = 14, p > 0.05$).

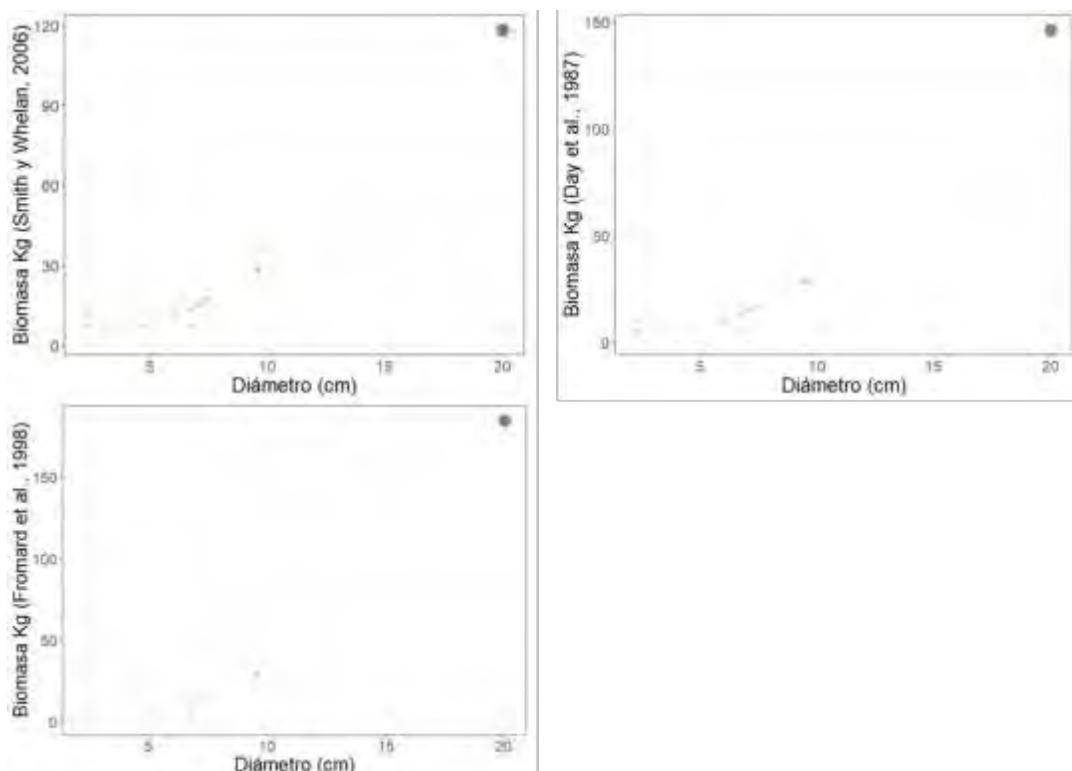


Figura 16. Estimaciones de biomasa aérea a partir de ecuaciones alométricas en individuos de *Laguncularia racemosa* del manglar estero Zacatecas.

En el caso de *R. mangle*, nuevamente la ecuación de Day *et al.* (1987) estima las mayores biomásas con un máximo de $68.04 \text{ kg}\cdot\text{m}^{-2}$. Para esta especie se encontró una ecuación adicional que incluye tanto el diámetro como la altura total (Cintrón y Shaeffer-Novelli, 1984), con la cual se estimó una biomasa máxima de $45.9 \text{ kg}\cdot\text{m}^{-2}$ (Fig. 17). No se registraron diferencias significativas entre las ecuaciones ($\chi^2_{12,3} = 14$, $p > 0.05$).

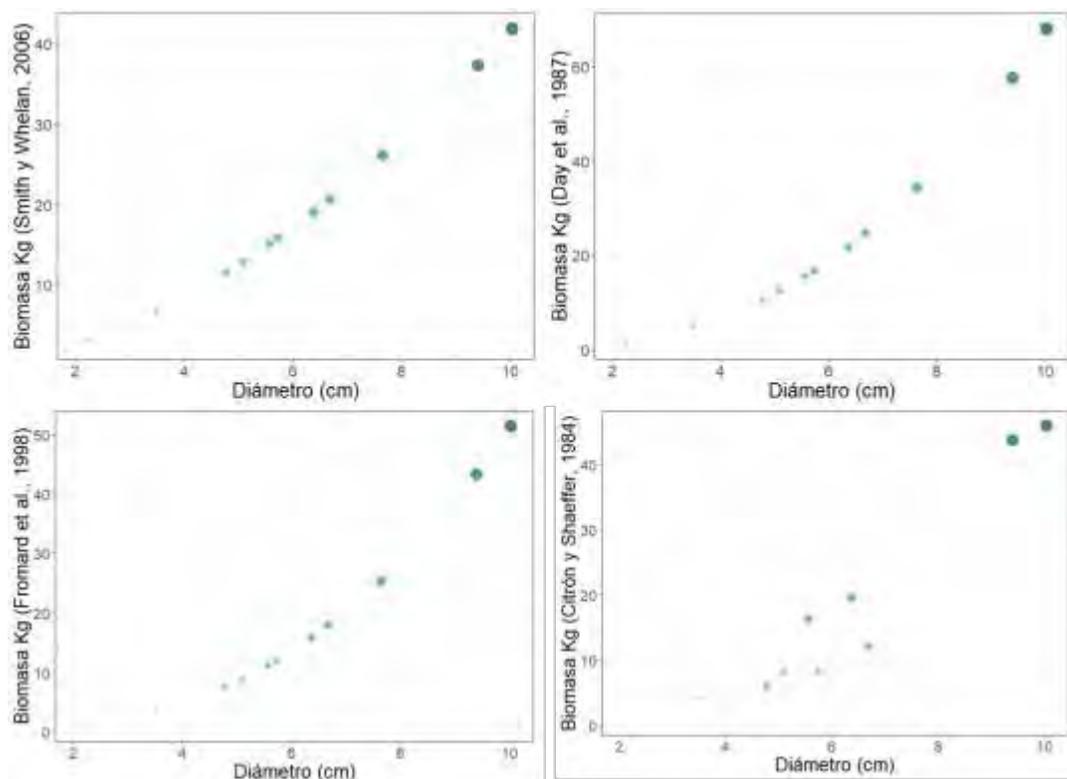


Figura 17. Estimaciones de biomasa aérea a partir de ecuaciones alométricas en individuos de *Rhizophora mangle* del manglar estero Zacatecas.

En la tabla 12 se muestran los valores registrados para las variables altura y diámetro de las tres especies, además de los intervalos de biomasa estimados a partir de las ecuaciones alométricas.

Tabla 12. Biomasa aérea en $\text{kg}\cdot\text{m}^{-2}$ calculada a partir de ecuaciones alométricas para ejemplares del manglar estero Zacatecas.

Especie	Variables		Biomasa ($\text{kg}\cdot\text{m}^{-2}$)			
	Diámetro (cm)	Altura (m)	Smith y Whelan, 2006	Day <i>et al.</i> , 1987	Fromard <i>et al.</i> , 1998	Cintrón y Shaeffer-Novelli, 1984
<i>Avicennia germinans</i>	6.21 (3.82-13.69)	2.45 (1.05-4)	11.67 (3.09-63.48)	10.99 (1.57-84.66)	8.65 (1.03-74.69)	--
<i>Laguncularia racemosa</i>	4.77 (2.23-20.05)	2.1 (1.15-3.6)	7.4 (2.2-118)	6.27 (1.58-145.7)	5.1 (1.06-184.23)	--
<i>Rhizophora mangle</i>	5.09 (2.07-10.03)	2.67 (1.15-5.3)	12.93 (2.72-41.81)	12.44 (1.3-68.04)	8.83 (0.85-51.44)	8.17 (0.74-45.9)

(--) El autor no presenta ecuación para la especie.

7.2 Clasificación supervisada

7.2.1 Clasificación supervisada marisma Guerrero Negro

Para la marisma de Guerrero Negro se aplicó un modelo de clasificación supervisada utilizando como variables predictivas los valores de las bandas RGB del ortomosaico y los índices de vegetación presentados en el método; no se incluyó el modelo de elevación ya que la altura de la vegetación es inferior a un metro.

La evaluación del modelo Random Forest mostró un valor de kappa de 0.79 y exactitud de 0.86, lo cual se define como una muy buena consistencia del modelo basados en la categorización de Sahani y Ghosh (2021). Los valores de exactitud de las clases variaron entre 0.61 y 1.0 como se observa en la Tabla 13.

La sensibilidad más alta, dentro las clases de vegetación, fue de 0.74 correspondiente a los sitios con presencia de las tres especies juntas, lo que indica una buena clasificación, con un bajo porcentaje de falsos positivos. La especificidad para la asociación de las tres especies también fue muy alta (0.98), esto sugiere una baja proporción de falsos negativos.

Tabla 13. Matriz de confusión de la clasificación supervisada (método Random Forest) basada en RGB para las marismas de la localidad Guerrero Negro.

	BM	BMSF	BMSFSP	BMSP	Si	Am	SF	Sensibilidad	Especificidad	Exactitud
BM	114	39	8	41	1	0	11	0.53	0.97	0.75
BMSF	40	95	12	45	8	0	12	0.45	0.97	0.71
BMSFSP	2	11	224	23	33	2	6	0.74	0.98	0.86
BMSP	41	42	24	305	35	2	17	0.65	0.96	0.81
Si	0	5	13	17	2217	0	1	0.98	0.96	0.97
Am	0	0	0	1	0	685	0	1.00	1.00	1.00
SF	23	18	13	23	4	0	48	0.37	0.99	0.68

BM= *B. maritima*, SF= *S. foliosa*, SP= *S. pacifica*, Si= Suelo inundable, Am= Algas marinas.

La Fig. 18 muestra el esquema circular que representa los valores de la matriz de confusión del modelo, el tamaño de las elipses es proporcional al número de observaciones (número de píxeles) de cada clase, igualmente las líneas que conectan las elipses son proporcionales al número de observaciones mal clasificadas por el modelo. En esta figura se observa que una alta proporción de píxeles correspondientes a la clase Bm son erróneamente clasificados dentro de las clases BmSf y BmSp. En general el resto de las clases correspondientes a vegetación presentan alta proporción de píxeles mal clasificados, en cambio la clase de algas marinas (Am) es la que presenta un menor número de malas clasificaciones.

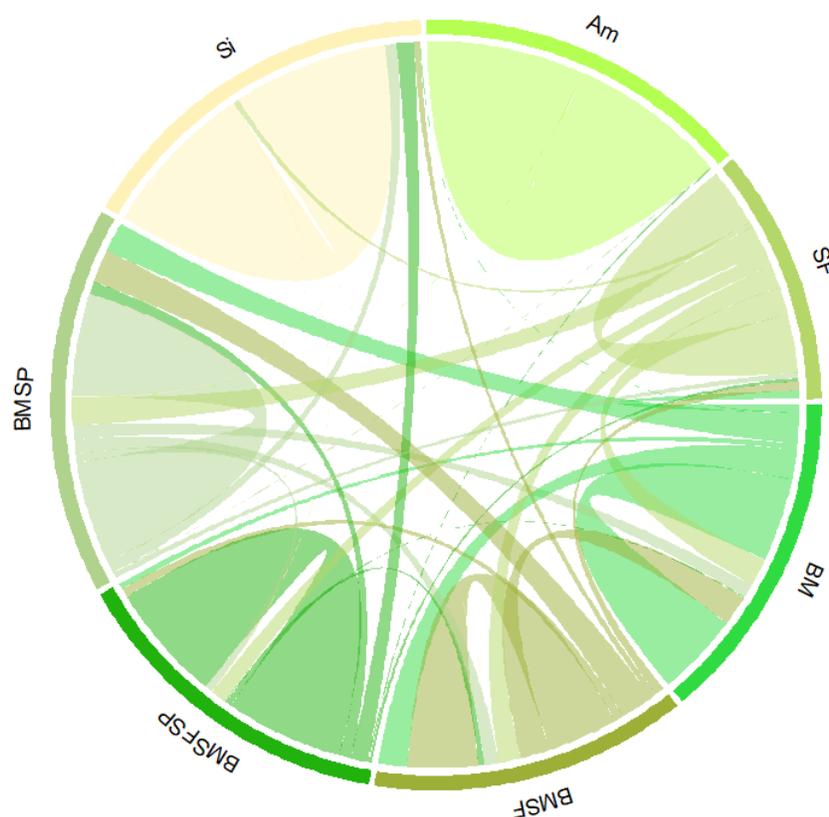


Figura 18. Diagrama de cuerdas de la matriz de confusión del modelo RF RGB, localización Guerrero Negro. En la gráfica circular, las líneas conectan clases mal clasificadas, el grosor de la línea es proporcional al número de observaciones mal clasificadas. Am = Algas marinas; BM = *B. maritima*; SF= *S. foliosa*; SP = *S. paficica*; Si = Suelos inundables.

Después de la evaluación del modelo con los datos de entrenamiento, se realizó la predicción espacial en el ortomosaico (RGB) completo para obtener el mapa temático con las siete clases establecidas (BM, BMSF, BMSFSP, BMSP, Si, Am, SF). El mapa resultante se muestra en la Fig. 19.

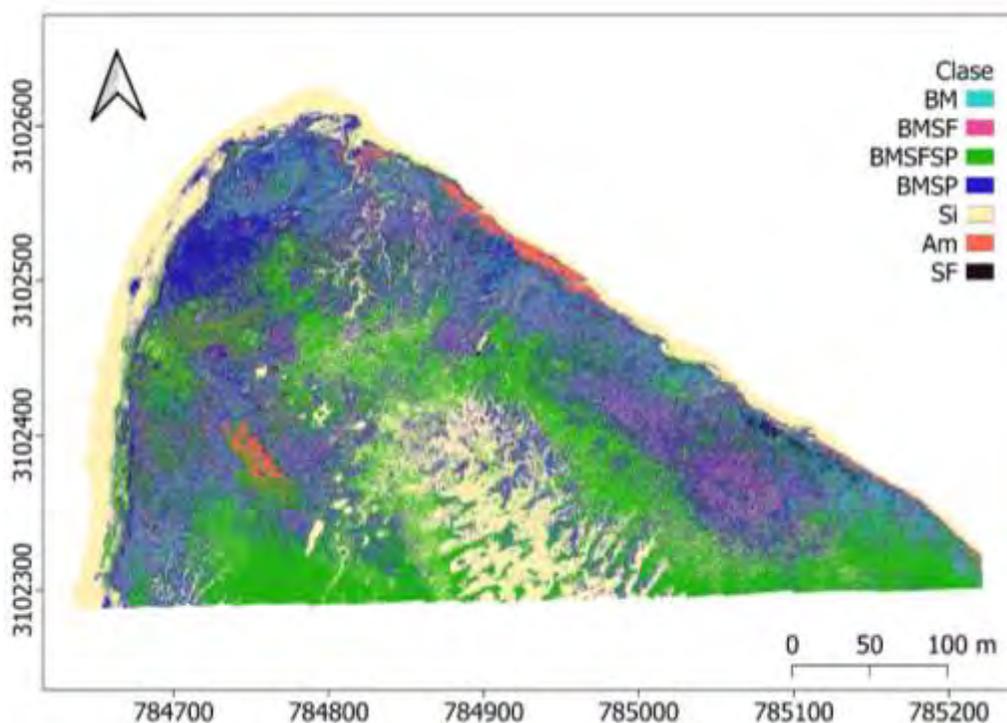


Figura 19. Mapa temático de clasificación supervisada para la marisma de laguna Guerrero Negro a partir del método Random Forest basado en bandas RGB. Am = Algas marinas; BM = *B. maritima*; SF = *S. foliosa*; SP = *S. pacifica*; Si = Suelos inundables.

Posteriormente, para conocer la distribución de las especies de interés se omitieron del mapa las clases que no corresponden a la vegetación. El mapa resultante se observa en la Fig. 20. A partir de este mapa se determinó el área de cobertura de cada especie o asociación de especies. El mayor porcentaje de cobertura corresponde a la asociación de las tres especies con 3.38 ha (40.77%). La especie *B. maritima* ocupa una superficie de 1.15 ha (13.87%) y 0.38 ha (4.5%) para *S. foliosa*. La especie *S. pacifica* no se encuentra sola en ninguno de los cuadrantes al interior del polígono, por lo que esta clase no fue incluida en la predicción.

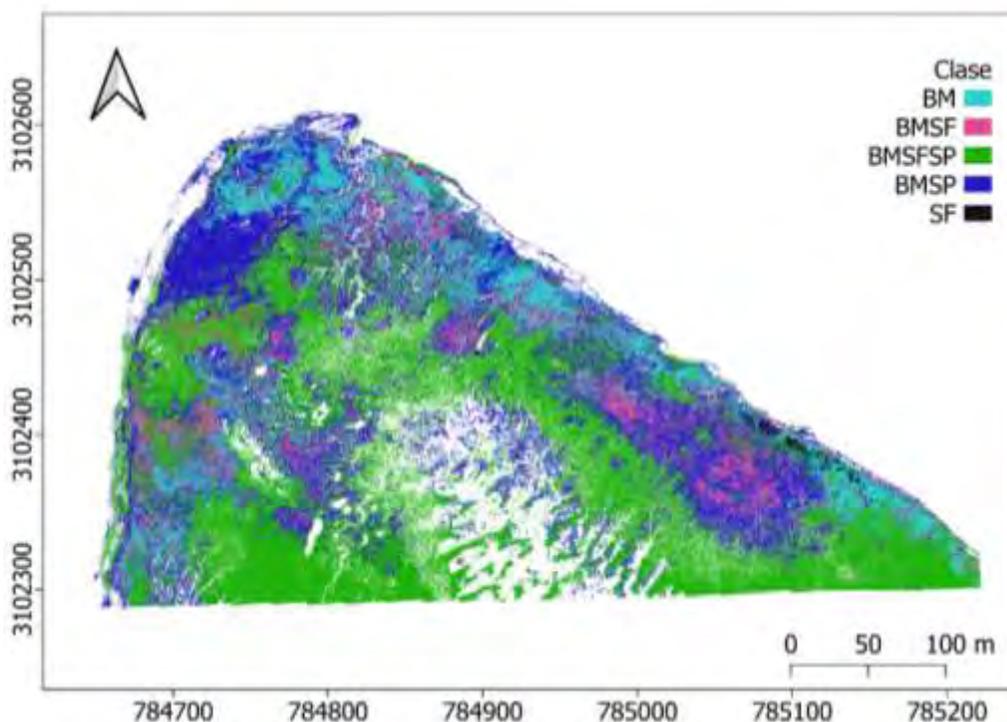


Figura 20. Mapa de distribución espacial de *Batis maritima* (BM), *Spartina foliosa* (SF) y *Salicornia pacifica* (SP) en marisma de Laguna Guerrero Negro a partir de clasificación supervisada (método Random Forest) basado en RGB.

7.2.2 Clasificación supervisada manglar Santispac

En el manglar Santispac se aplicaron dos modelos de clasificación supervisada; el primero utilizando los valores de las bandas espectrales RGB y los respectivos índices de vegetación y el segundo, con los valores de las bandas espectrales GRN y los índices de vegetación respectivos. Ambos modelos incluyeron adicionalmente la distancia al cuerpo de agua y el modelo de altura del dosel.

La evaluación del modelo RGB con todas las variables mostró un valor de kappa de 0.91 y exactitud de 0.91, lo cual se define como una excelente consistencia del modelo basados en la categorización de Sahani y Ghosh (2021). El valor de exactitud para la clase *A. germinans* fue de 0.82, 0.82 para *L. racemosa* y 0.96 para *R. mangle* como se observa en la Tabla 14.

La sensibilidad para las clases *A. germinans* y *L. racemosa* fue de 0.69 indicando que en estas especies puede existir un mayor número de falsos positivos predichos por el modelo, mientras que para *R. mangle* la sensibilidad llega hasta 0.93, lo que sugiere una mejor clasificación en los pixeles correspondientes a esta especie. La especificidad para las tres especies presentó valores más altos que la sensibilidad (0.96-0.99) y en consecuencia una menor proporción de falsos negativos.

Tabla 14. Matriz de confusión de la clasificación supervisada (método Random Forest) basada en RGB para el manglar Santispac.

	Agua	LR	AG	RM	Matorral	Ramas	Sombra	Suelo	Sensibilidad	Especificidad	Exactitud
Agua	310	0	0	0	0	1	0	0	0.99	1	0.99
LR	0	350	93	12	45	3	1	1	0.69	0.96	0.82
AG	0	97	269	7	51	0	1	0	0.69	0.96	0.82
RM	0	17	12	400	11	1	0	0	0.93	0.99	0.96
Matorral	0	30	11	9	642	28	1	21	0.83	0.97	0.90
Ramas	1	12	2	1	11	314	3	22	0.88	0.98	0.93
Sombra	0	0	0	0	0	1	904	1	0.99	0.99	0.99
Suelo	0	0	0	0	5	8	0	810	0.94	0.99	0.97

AG= *Avicennia germinans*, LR= *Laguncularia racemosa*, RM= *Rhizophora mangle*.

Para el modelo basado en las bandas GRN se registró un valor general de kappa de 0.98 y exactitud de 0.98, lo cual se define como una excelente consistencia del modelo basados en la categorización de Sahani y Ghosh (2021). El valor de exactitud para la clase *A. germinans* fue de 0.98, 0.98 para la clase *L. racemosa* y 0.99 para la clase *R. mangle*. Todos los valores de la matriz de confusión y estadísticos de evaluación del modelo GRN se encuentran en la Tabla 15.

La sensibilidad de la clasificación basada en GRN fue más alta que con el modelo basado en RGB. Los valores para las tres especies variaron de 0.96 a 0.99 es decir que este modelo produce un menor número de falsos positivos en la clasificación de las tres especies. En este caso la especificidad presentó valores de 0.99 y 1.0 para todas las clases lo que implica una menor proporción de falsos negativos.

Tabla 15. Matriz de confusión de la clasificación supervisada (método Random Forest) basada en GRN para el manglar Santispac.

	Agua	LR	AG	RM	Matorral	Ramas	Sombra	Suelo	Sensibilidad	Especificidad	Exactitud
Agua	311	0	0	0	0	0	0	0	1	1	1
LR	0	493	8	1	2	1	0	0	0.97	0.99	0.98
AG	0	9	412	0	4	0	0	0	0.96	0.99	0.98
RM	0	0	0	448	3	0	0	0	0.99	0.99	0.99
Matorral	0	4	6	0	727	4	0	1	0.98	0.99	0.98
Ramas	0	0	0	4	5	351	5	1	0.97	0.99	0.98
Sombra	0	0	0	0	0	6	901	4	0.99	0.99	0.99
Suelo	0	0	0	0	1	0	1	821	0.99	0.99	0.99

AG= *Avicennia germinans*, LR= *Laguncularia racemosa*, RM= *Rhizophora mangle*.

La Fig. 21 representa de manera gráfica los valores obtenidos en la matriz de confusión de los modelos RGB y GRN. En esta gráfica el tamaño de las elipses es proporcional al total de observaciones de cada clase que entraron al modelo y las líneas que se conectan entre las elipses de las distintas clases son también proporcionales al número de observaciones mal clasificadas. En el diagrama se observa que un mayor número de píxeles fueron mal clasificados para todas las clases en el modelo RGB, en comparación con el modelo GRN. En particular en la gráfica del modelo RGB se observa que existe un mayor error de clasificación entre las especies *A. germinans* y *L. racemosa*; así como la clase correspondiente al matorral. Por otra parte, en la gráfica del modelo GRN se observan líneas muy delgadas entre las elipses, que indican un menor error de clasificación de las especies y del resto de las clases.

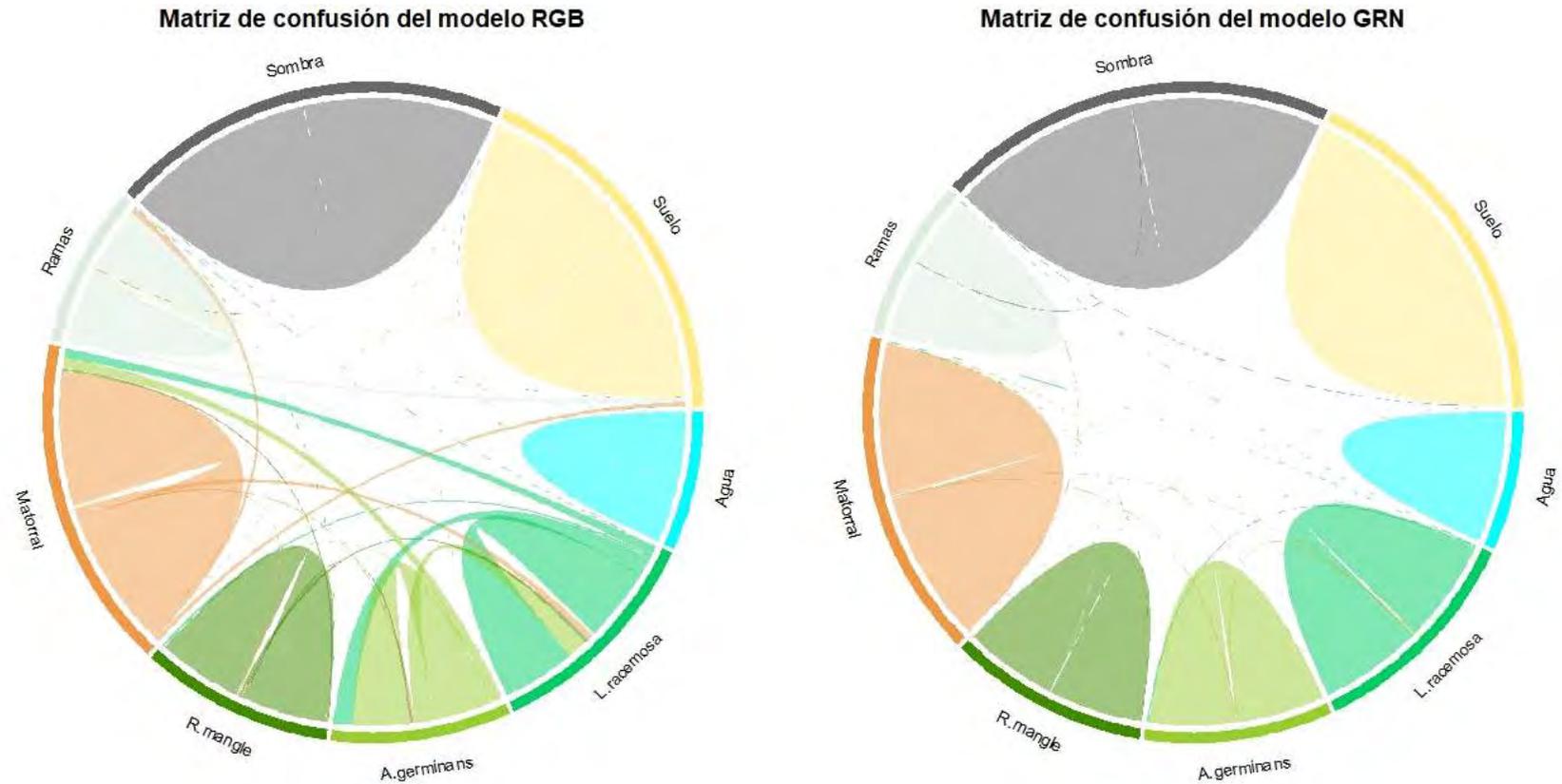


Figura 21. Diagrama de cuerdas basado en las matrices de confusión RGB y GRN, para la localidad playa Santispac. En la gráfica circular, las líneas conectan clases mal clasificadas, el grosor de la línea es proporcional al número de observaciones mal clasificadas.

Después de la evaluación de los modelos se realizaron las predicciones de clasificación con las ocho clases establecidas (Agua, *A. germinans*, *L. racemosa*, *R. mangle*, Matorral, Ramas, Sombra y Suelo) como se muestra en la Fig. 22.

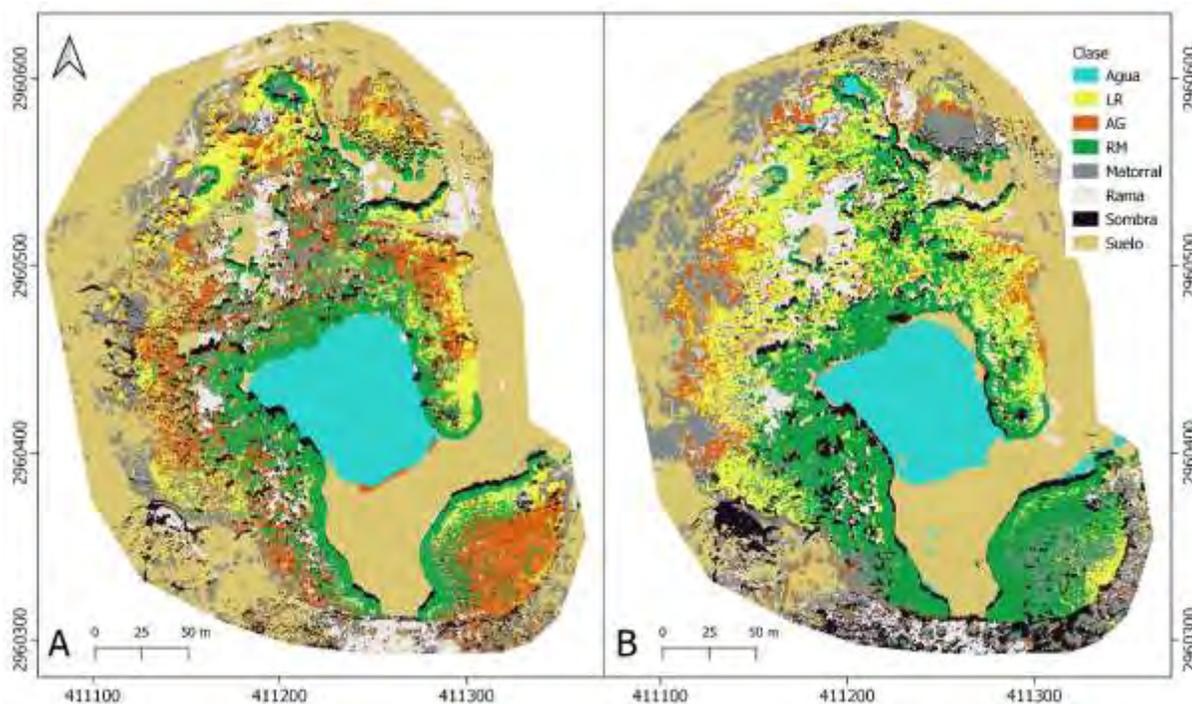


Figura 22. Mapa temático de clasificación supervisada para el manglar Santispac a partir del método Random Forest basado en: A) RGB, B) GRN. AG = *A. germinans*, LR = *L. racemosa*, RM = *R. mangle*.

Posteriormente, se seleccionaron las clases de interés correspondientes a la vegetación (*A. germinans*, *L. racemosa* y *R. mangle*) y con esto se obtuvieron los mapas de distribución espacial de las tres especies de mangle como se muestra en la Fig. 23.

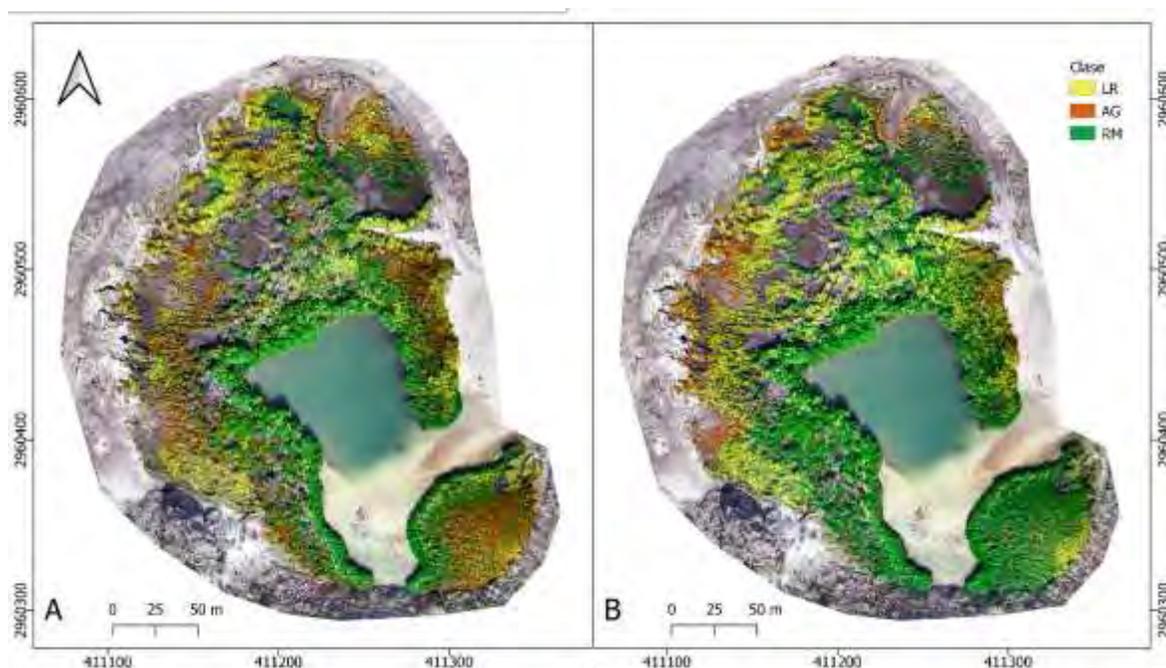


Figura 23. Mapas de distribución espacial de *Avicennia germinans*, *Laguncularia racemosa* y *Rhizophora mangle* en el manglar Santispac a partir de clasificación supervisada (método Random Forest) basado en RGB (A) y GRN (B).

A partir de los mapas de distribución espacial elaborados con ambos métodos se estimó el área de cobertura de cada especie. En la clasificación basada en RGB se obtuvo una cobertura de 0.68 ha (29.82%) para *L. racemosa*, 0.81 ha (35.52%) para *A. germinans* y 0.79 ha (34.64%) para *R. mangle*. Por otra parte, con la clasificación basada en GRN la especie *L. racemosa* abarcó una cobertura de 0.97 ha (38.49%), la mayor cobertura fue de *R. mangle* con 1.22 ha (48.41%) y la especie con menor cobertura fue *A. germinans* con 0.33 ha (13.09%).

7.2.3 Clasificación supervisada manglar estero Zacatecas

En el caso del manglar Zacatecas únicamente fue posible aplicar el modelo de clasificación supervisada basado en las bandas espectrales RGB y sus respectivos índices de vegetación, así como la distancia al agua y altura del dosel. El modelo GRN no se obtuvo debido a fallas en la cámara multiespectral.

La evaluación del modelo RGB mostró un valor de kappa de 0.97 y exactitud de 0.97, lo cual se define como una excelente consistencia del modelo basados en la categorización de Sahani y Ghosh (2021). El valor de exactitud para las clases *A. germinans*, *L. racemosa* y *R. mangle* fue de 0.98 como se observa en la Tabla 16.

La sensibilidad para las clases *R. mangle* y *L. racemosa* fue de 0.97 y para *A. germinans* fue de 0.96, lo que sugiere una buena clasificación en los pixeles correspondientes a las tres especies, con un bajo porcentaje de falsos positivos. La especificidad también fue muy alta para las tres especies (0.99-1.00) lo cual es señal de una baja proporción de falsos negativos.

Tabla 16. Matriz de confusión de la clasificación supervisada (método Random Forest) basada en RGB para el manglar estero Zacatecas.

	AG	agua	LR	Otra veg	ramas	RM	sombra	suelo	Sensibilidad	Especificidad	Exactitud
AG	618	0	4	4	0	3	7	0	0.96	1.00	0.98
Agua	0	1486	0	1	0	1	21	0	1.00	0.99	1.00
LR	9	0	632	0	0	3	8	0	0.98	1.00	0.99
Otra veg	7	0	0	669	1	2	0	4	0.98	1.00	0.99
Ramas	1	0	0	2	451	1	0	1	0.97	1.00	0.98
RM	3	0	9	0	0	628	18	0	0.98	0.99	0.99
Sombra	1	6	1	0	0	3	356	0	0.87	1.00	0.93
Suelo	2	0	0	7	15	0	0	1100	1.00	1.00	1.00

AG= *Avicennia germinans*, LR= *Laguncularia racemosa*, RM= *Rhizophora mangle*.

La Fig. 24 muestra de manera gráfica los valores obtenidos en la matriz de confusión del modelo RF. En la gráfica el tamaño de las elipses es proporcional al total de observaciones (número de píxeles) de cada clase y las líneas que se conectan entre elipses son también proporcionales al número de observaciones mal clasificadas. En esta figura resalta un bajo porcentaje de observaciones erróneamente clasificadas prácticamente en todas las clases. La clase sombra mostró la mayor proporción de píxeles mal clasificados dentro de la clase agua y de las tres clases correspondientes a las especies de mangle.

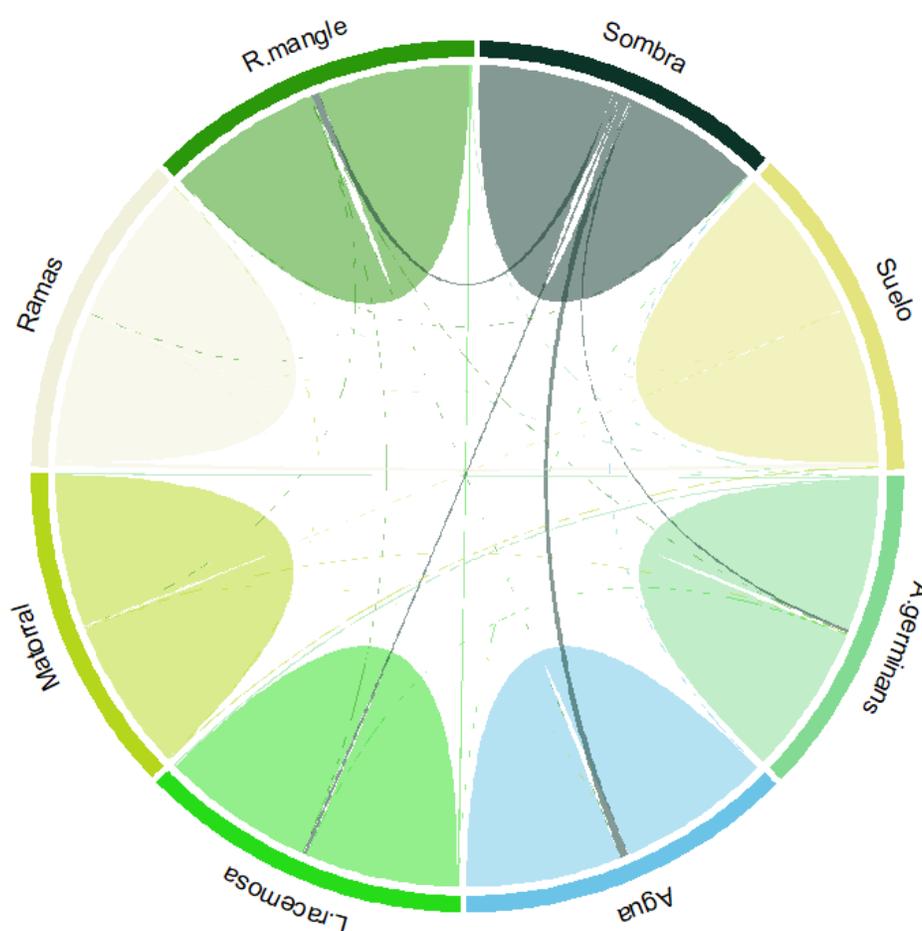


Figura 24. Diagrama de cuerdas a partir de la matriz de confusión del modelo RF RGB, para la localidad estero Zacatecas. En la gráfica circular las líneas conectan las clases mal clasificadas, el grosor de la línea es proporcional al número de observaciones mal clasificadas.

Después de la evaluación del modelo se realizó la predicción en toda el área de estudio para obtener el mapa temático con las ocho clases establecidas (*A. germinans*, Agua, *L. racemosa*, Otra vegetación, Ramas, *R. mangle*, Sombra y Suelo) como se muestra en la Fig. 25.

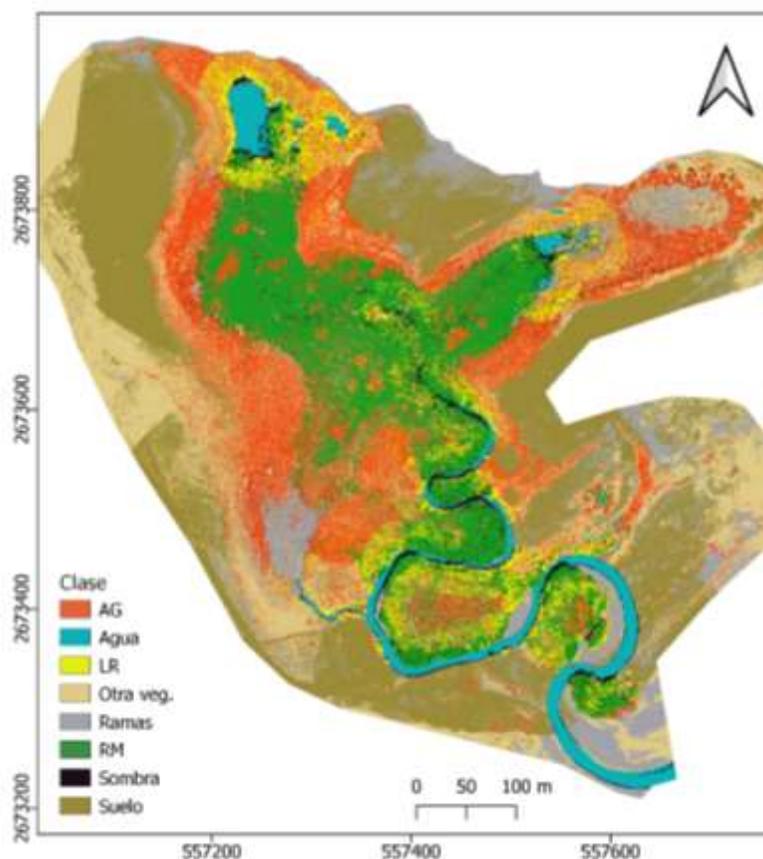


Figura 25. Mapa temático de clasificación supervisada para el manglar estero Zacatecas a partir del método Random Forest basado en bandas RGB. AG = *A. germinans*, LR = *L. racemosa*, RM = *R. mangle*.

Posteriormente se seleccionaron las clases de interés correspondientes a las tres especies de mangle *A. germinans*, *L. racemosa* y *R. mangle* y se obtuvieron los mapas de distribución espacial como se muestra en la Fig. 26. A partir del mapa de distribución de las especies de mangle se determinó el área de cobertura de cada una, la cobertura de *L. racemosa* fue de 1.96 ha, 5.43 ha para *R. mangle* y 6.64 ha para *A. germinans*, correspondientes al 13.97, 38.70 y 47.32% del área total.

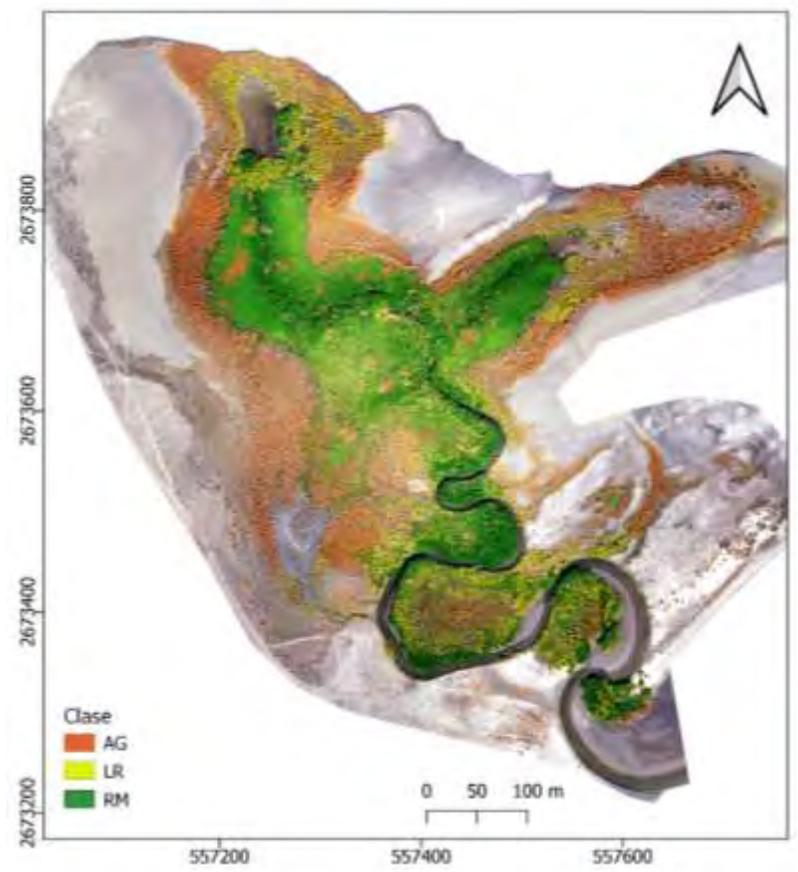


Figura 26. Mapa de distribución espacial de *Avicennia germinans*, *Laguncularia racemosa* y *Rhizophora mangle* en el manglar estero Zacatecas a partir de clasificación supervisada (método Random Forest) basado en RGB. AG = *A. germinans*, LR = *L. racemosa*, RM = *R. mangle*.

7.3 Modelos de estimación de carbono orgánico del sedimento y mapas de distribución espacial

7.3.1 Estimación de la distribución espacial del COS en marisma de laguna Guerrero Negro

Antes de construir los GAMs para la estimación del SOC se exploró la correlación entre las variables predictivas como se muestra en la Fig. 27. Los resultados mostraron correlación negativa entre la densidad aparente del suelo y la concentración de nitrógeno total (-0.33) y entre la biomasa y la concentración de fósforo total (-0.35), estas correlaciones fueron relativamente bajas, pero significativas con $p < 0.05$.

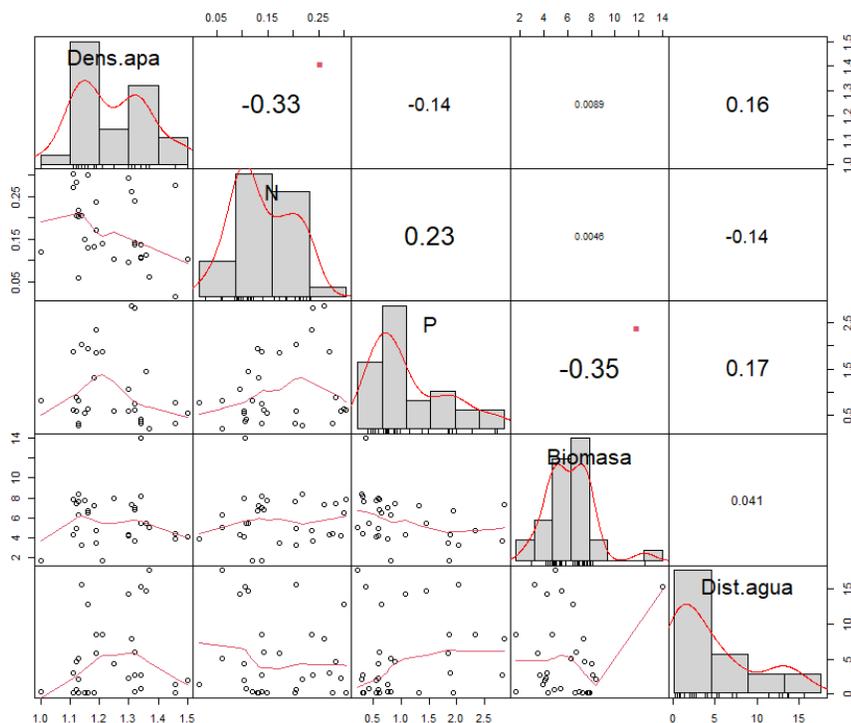


Figura 27. Matriz de correlación de variables *in situ* y obtenidas a partir de imágenes de VANT en marisma Guerrero Negro.

Posteriormente, se desarrollaron los GAMs para la estimación de COS a partir de los datos *in situ* de los parámetros físicos y químicos del sedimento como la densidad aparente, nitrógeno total, fósforo total y variables de la vegetación como la biomasa. También se desarrollaron modelos con datos obtenidos a partir de las imágenes del VANT tales como la distancia al agua y especie. Las ecuaciones de los modelos, así como los estadísticos de evaluación se presentan en las Tablas 17 y 18.

El modelo máximo basado en los datos *in situ* incluyó como variables predictivas la especie, biomasa, densidad aparente del suelo, contenido de fósforo y nitrógeno. Con este modelo se alcanzó una devianza explicada de 99.8%, un R^2 ajustado de 0.99 y un AIC de -86.85. No obstante, bajo el principio de parsimonia, el modelo mínimo adecuado es el que incluye únicamente la concentración de nitrógeno. Con este modelo se alcanzó una devianza que explica el 99.8%, un R^2 ajustado de 0.99 y un AIC de -97.48.

Tabla 17. Modelos aditivos generalizados para la estimación de carbono orgánico del suelo a partir de datos *in situ* de la localidad Guerrero Negro. En negritas el modelo mínimo adecuado.

Modelo	Devianza explicada (%)	R ² _{adj}	AIC
log(CO) ~ nitrógeno + densidad aparente + fósforo + biomasa + especie	99.8	0.997	-86.85
log(CO) ~ nitrógeno + densidad aparente + fósforo + especie	99.8	0.997	-88.82
log(CO) ~ nitrógeno + fósforo + especie	99.8	0.997	-90.71
log(CO) ~ nitrógeno + especie	99.8	0.997	-90.73
log(CO) ~ nitrógeno	99.8	0.998	-97.48
Modelo nulo	0	0	86.02

CO = carbono orgánico

Tabla 18. Modelos aditivos generalizados para la estimación de carbono orgánico del suelo a partir de datos del ortomosaico de la localidad Guerrero Negro. En negritas el modelo mínimo adecuado.

Modelo	Devianza explicada (%)	R2 adj	AIC
log(CO) ~ especie + distancia al agua	23.9	0.085	87.61
log(CO) ~ especie	21	0.088	86.72
log(CO) ~ distancia al agua	3.63	-0.004	87.31
modelo nulo	0	0	86.02

CO = carbono orgánico

Las gráficas de efectos parciales mostraron que la concentración de carbono orgánico en sedimento tiende a incrementarse conforme aumenta tanto la densidad aparente del suelo como la concentración de fósforo total y la concentración de nitrógeno total. Por otra parte, se observa una mayor concentración de carbono en sedimento en los sitios con presencia de las tres especies y sitios con la asociación de *Batis marítima* y *Salicornia pacifica* (Fig. 28).

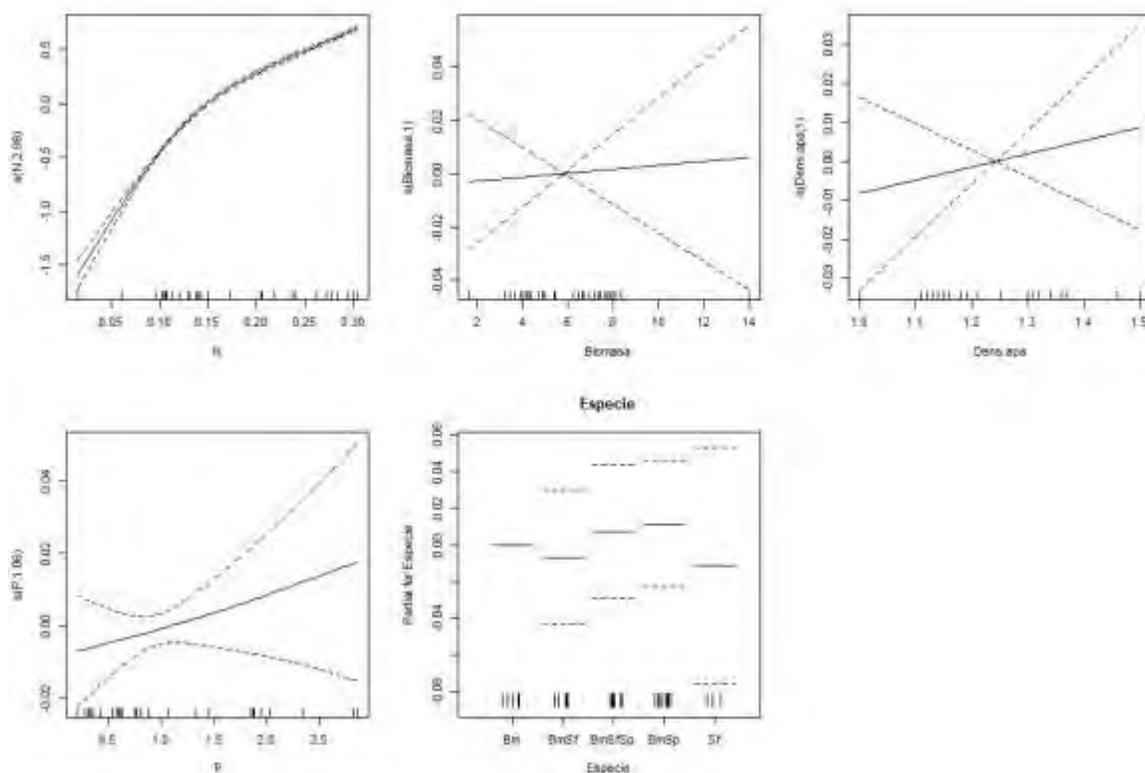


Figura 28. Gráficas de efectos parciales del modelo máximo para estimación de carbono orgánico del suelo a partir de variables *in situ* para la marisma de Guerrero Negro.

Por otra parte, basados en las variables obtenidas con las imágenes aéreas, el modelo seleccionado utilizó las dos variables predictivas especie y distancia al agua; su devianza explicada fue de 23.9%, un valor de AIC de 87.61 y un R^2 ajustado de 0.085. Las gráficas de efectos parciales mostraron una tendencia de disminución en la concentración del carbono con respecto al aumento de la distancia al agua. Adicionalmente, se observa que la mayor concentración de carbono en el sedimento puede registrarse en los sitios con la presencia de las tres especies juntas (Fig. 29).

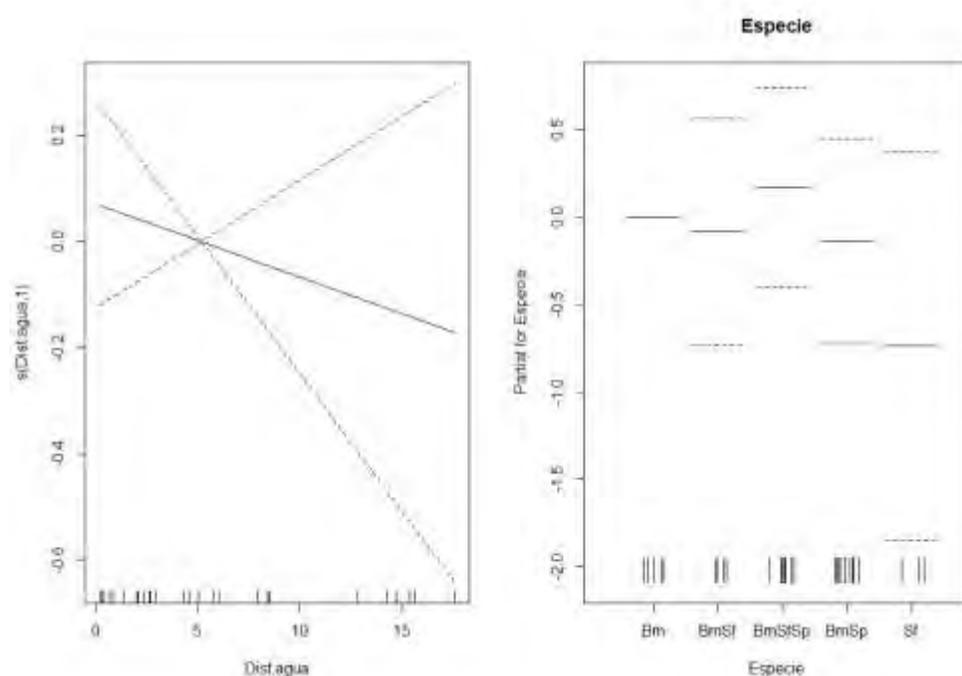


Figura 29. Gráficas de efectos parciales del modelo máximo para estimación de carbono orgánico del suelo a partir de variables obtenidas con imágenes aéreas de la localidad Guerrero Negro.

El mapa con la predicción del carbono orgánico del suelo muestra valores entre 0 y 2.59 %. Los valores más altos se encuentran en los sitios en que se las tres especies están juntas; sin embargo, no se observa un patrón claro con respecto a la distancia al agua, ya que los valores altos de carbono en el sedimento se encuentran tanto en las mayores distancias al agua como en puntos cercanos a los canales (Fig. 30).

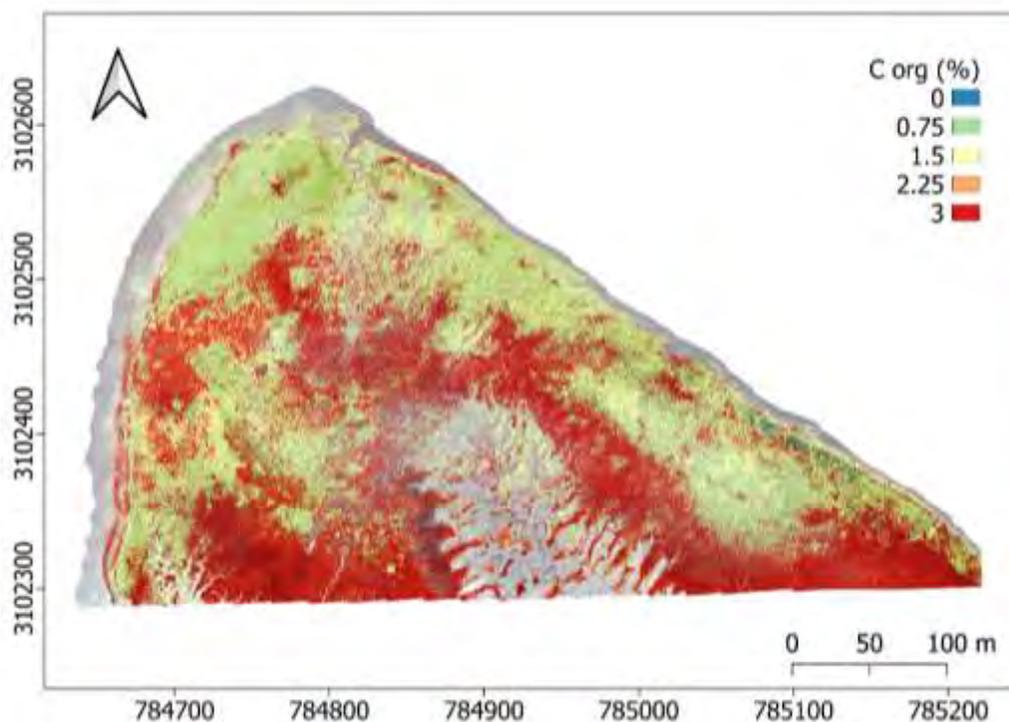


Figura 30. Mapa de predicción espacial del carbono orgánico del suelo en las marismas de laguna Guerrero Negro a partir de modelos aditivos generalizados.

7.3.2 Estimación de la distribución espacial del COS en manglar Santispac

En la Fig. 31 se muestran los valores de correlación entre las variables predictivas. Los resultados mostraron correlación negativa entre la distancia al cuerpo de agua y la altura de los árboles (-0.60), y entre la densidad del suelo y el nitrógeno total (-0.78); estas correlaciones son significativas con $p < 0.05$.

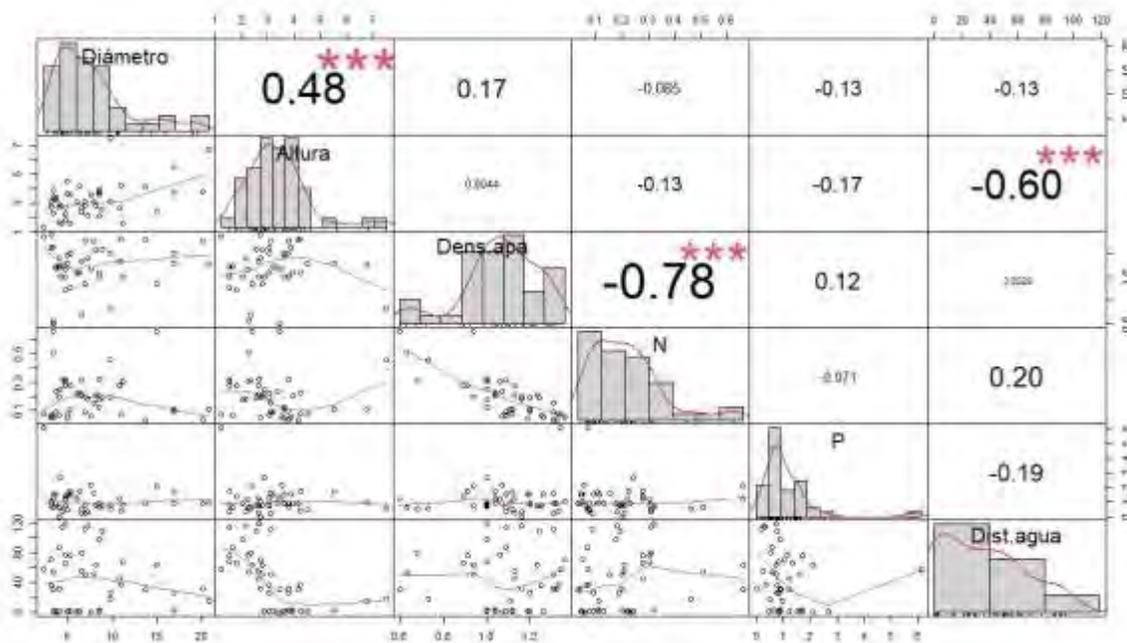


Figura 31. Matriz de correlación de variables in situ y obtenidas a partir de imágenes de VANT del manglar Santispac.

Se exploró también la relación entre los valores de altura de los árboles observados en campo contra los valores de altura estimados con el modelo de elevación del dosel. Con el modelo lineal se obtuvo un R^2 de 0.54 y un coeficiente de correlación de 0.74, como se muestra en la Fig. 32.

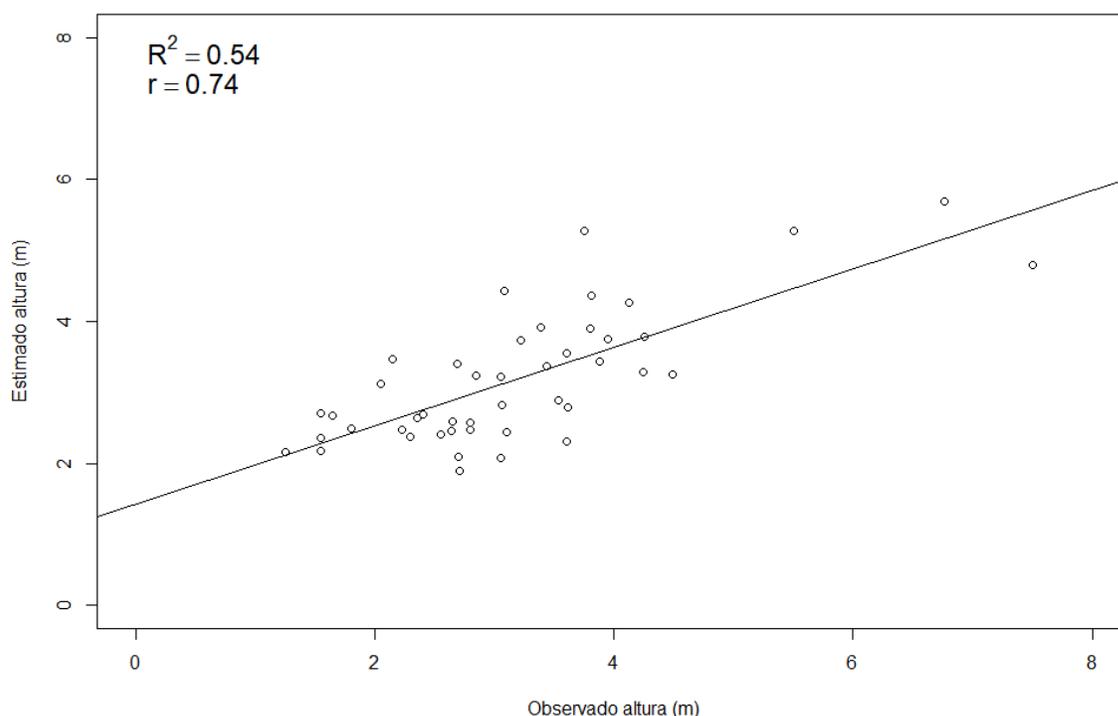


Figura 32. Regresión lineal valores observados de altura contra estimados por el modelo de elevación del dosel, datos del manglar Santispac.

Posteriormente, se desarrollaron modelos para la estimación de carbono orgánico del suelo, a partir de los datos *in situ* de los parámetros físicos y químicos del sedimento (densidad aparente, nitrógeno total, fósforo total) y de variables de la vegetación (especie, diámetro a la altura del pecho y altura). También se desarrollaron modelos con datos obtenidos a partir de las imágenes del dron como altura de la vegetación, distancia al cuerpo de agua y especie. Las ecuaciones de los modelos, así como los estadísticos de evaluación se presentan en las Tablas 18 y 19.

El modelo máximo basado en datos *in situ* incluyó como variables predictivas a la especie, altura, diámetro, densidad aparente del suelo, contenido de fósforo y nitrógeno. Con este modelo se alcanzó una devianza explicada del 91.3%, un R^2 ajustado de 0.92 y un AIC de 64.3. Con el modelo mínimo adecuado que incluyó únicamente a la concentración de nitrógeno se obtuvo el menor valor de AIC (59.21), una devianza explicada del 89.7% y un R^2 ajustado de 0.84.

Tabla 19. Modelos aditivos generalizados para la estimación de carbono orgánico del suelo a partir de datos *in situ* del manglar Santispac. En negritas el modelo mínimo adecuado.

Modelo	Devianza explicada (%)	R ² _{adj}	AIC
log(CO) ~ especie + altura + diámetro + densidad aparente + fósforo + nitrógeno	91.3	0.92	64.3
log(CO) ~ especie + altura + diámetro + densidad aparente + nitrógeno	91.3	0.92	62.34
log(CO) ~ especie + altura + diámetro + nitrógeno	91.3	0.92	60.77
log(CO) ~ especie + altura + nitrógeno	90.7	0.85	61.63
log(CO) ~ especie + nitrógeno	89.8	0.84	62.94
log(CO) ~ nitrógeno	89.7	0.84	59.21

CO= carbono orgánico

Tabla 20. Modelos aditivos generalizados para la estimación de carbono orgánico del suelo a partir de datos del ortomosaico del manglar Santispac. En negritas el modelo mínimo adecuado.

Modelo	Devianza explicada (%)	R ² _{adj}	AIC
log(CO) ~ distancia + especie + altura	54.8	0.46	158.32
log(CO)~ distancia + especie	53.9	0.47	157.07
log(CO)~ distancia	12.1	0.07	178.77
Modelo nulo	0	0	180.57

CO= carbono orgánico

Las gráficas de efectos parciales mostraron que los árboles con diámetro entre 2 y 8 cm presentan mayor concentración de carbono en sedimento. De la misma manera en árboles con altura superior a tres metros se incrementa la concentración de carbono en sedimento. Otra variable que tiene un comportamiento inverso es la densidad aparente y el contenido de carbono; es decir, conforme de incrementa la densidad aparente del sedimento se puede observar una disminución en la concentración de carbono, de igual manera con el incremento en la concentración de nitrógeno total se observa una marcada disminución en la concentración del carbono en el sedimento. En este caso se observó que el fósforo total no influye en la concentración de carbono. Finalmente, la especie *L. racemosa* es la que mantiene una mayor concentración de carbono en sedimento (Fig. 33).

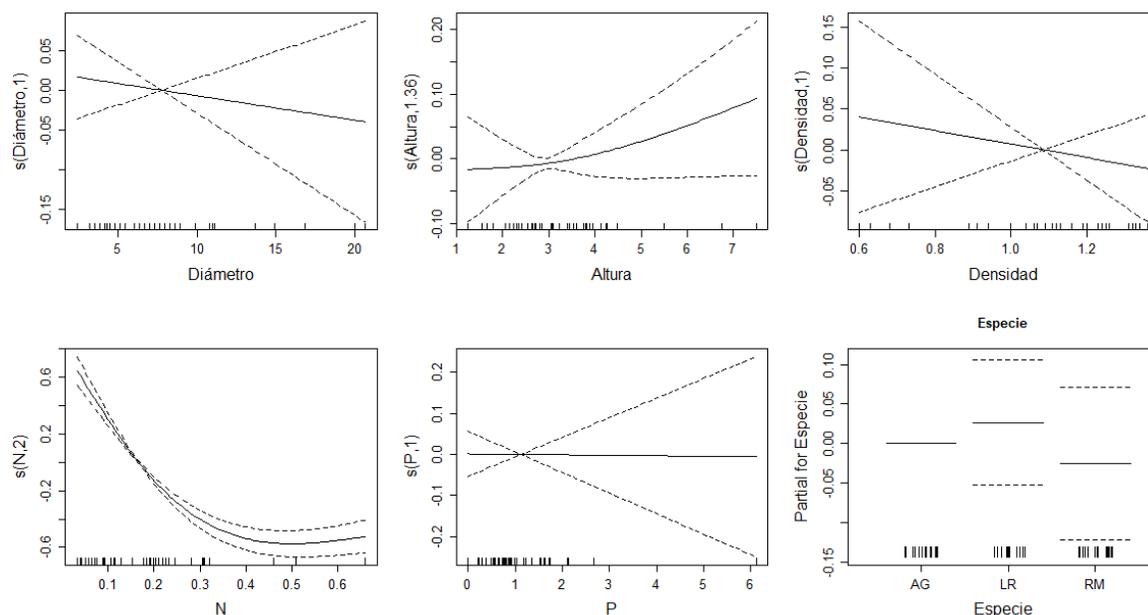


Figura 33. Gráficas de efectos parciales del modelo máximo para estimación de carbono orgánico del suelo a partir de variables *in situ* para el manglar Santispac.

Por otra parte, basados en las variables obtenidas con las imágenes aéreas el mejor modelo utiliza la especie y distancia al agua y obtuvo una devianza explicada de 53.9%, un valor de AIC de 157.07 y un R^2 ajustado de 0.47. Las gráficas de efectos parciales mostraron que en distancia al cuerpo de agua entre los 30 y 70 m ocurren las mayores concentraciones de carbono. Finalmente, la especie *R. mangle* presenta la mayor concentración de carbono en sedimento, seguida de *L. racemosa* (Fig. 34).

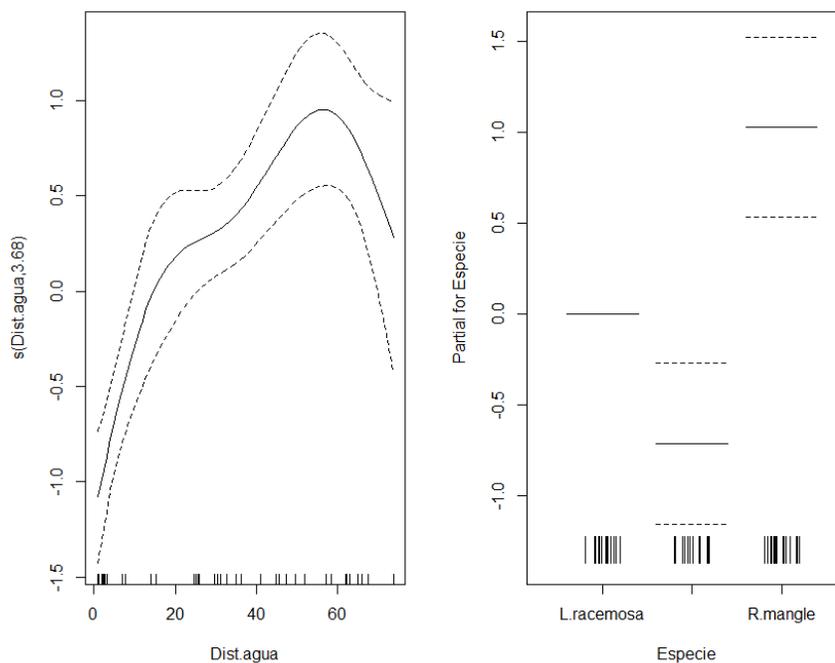


Figura 34. Gráficas de efectos parciales del modelo máximo para estimación de carbono orgánico del suelo a partir de variables obtenidas con imágenes aéreas del manglar Santispac.

En los mapas de predicción del carbono orgánico del suelo se observan valores entre 0 y 14 %. Los valores más altos se presentan en las zonas clasificadas como *R. mangle*, seguida por los sitios correspondientes a *L. racemosa*. También se observó una disminución del carbono conforme se incrementa la distancia al cuerpo de agua (Fig. 35).

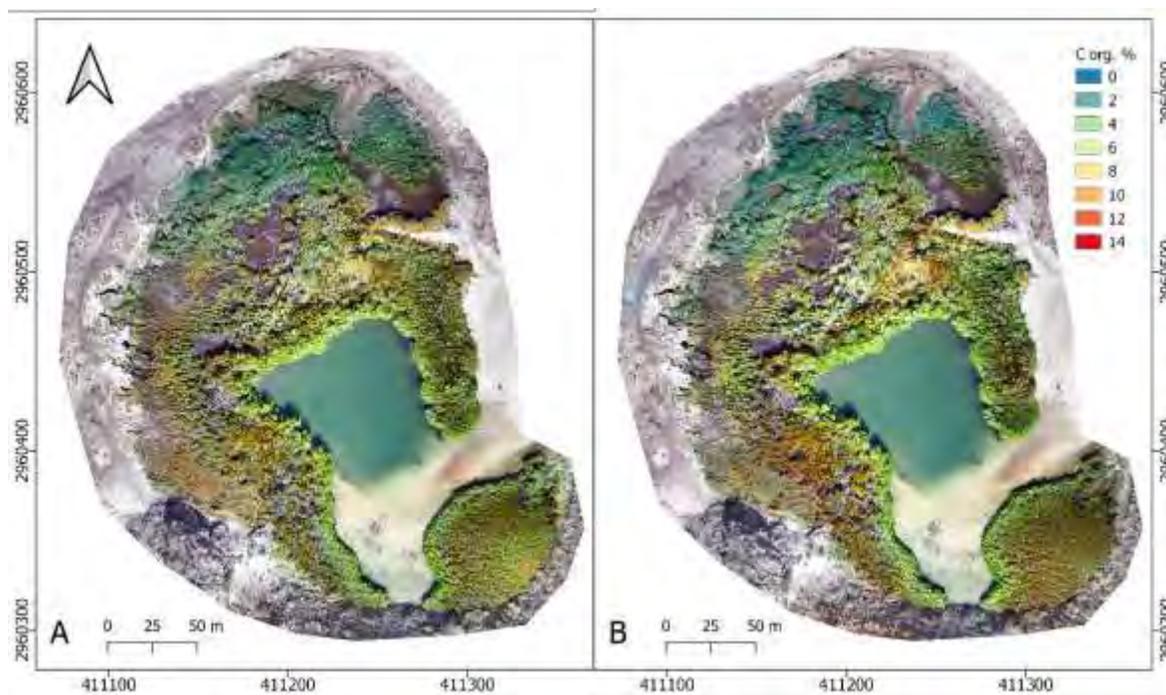


Figura 35. Predicción espacial del carbono orgánico del suelo en el manglar Santispac a partir de modelos aditivos generalizados, figura A basada en los datos RGB, figura B basada en los datos GRN.

7.3.3 Estimación de la distribución espacial del COS en manglar estero Zacatecas

La correlación entre las variables predictivas se muestra en la Fig. 36, observándose una correlación negativa entre la densidad del suelo y el nitrógeno total (-0.84) y una correlación positiva entre la distancia al agua y el contenido de Nitrógeno (0.51); estas correlaciones son significativas con $p < 0.05$.

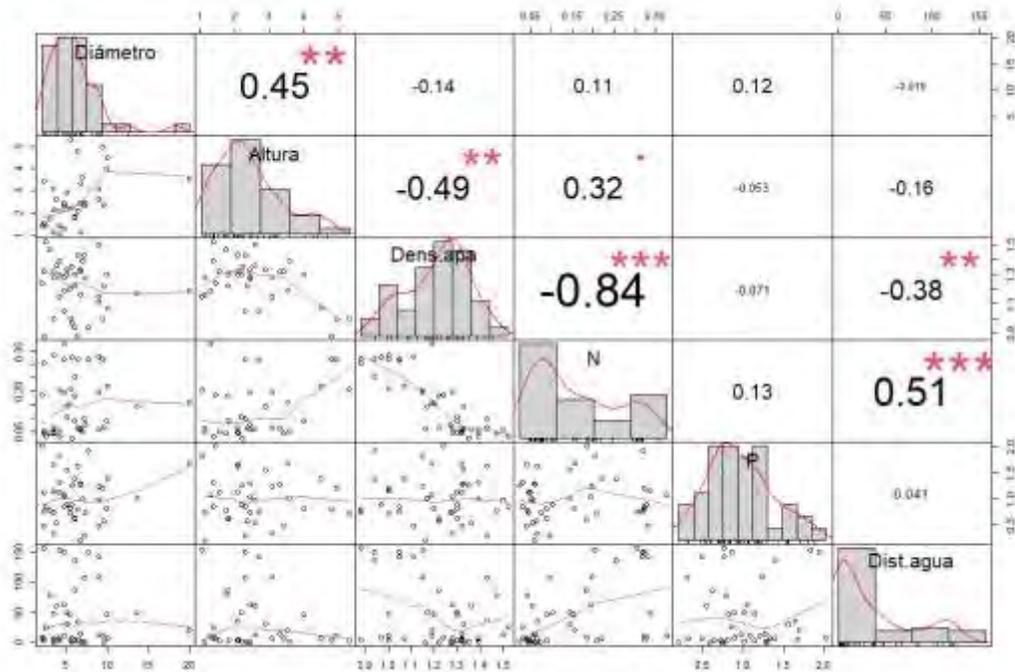


Figura 36. Matriz de correlación de variables *in situ* y obtenidas a partir de imágenes de VANT del manglar estero Zacatecas.

Se exploró la correlación entre los valores de altura de los árboles medidos en campo contra los valores de altura estimados con el modelo de elevación del dosel. El modelo lineal que se obtuvo presentó un R^2 de 0.48 y un coeficiente de correlación de 0.70 como se muestra en la Fig. 37.

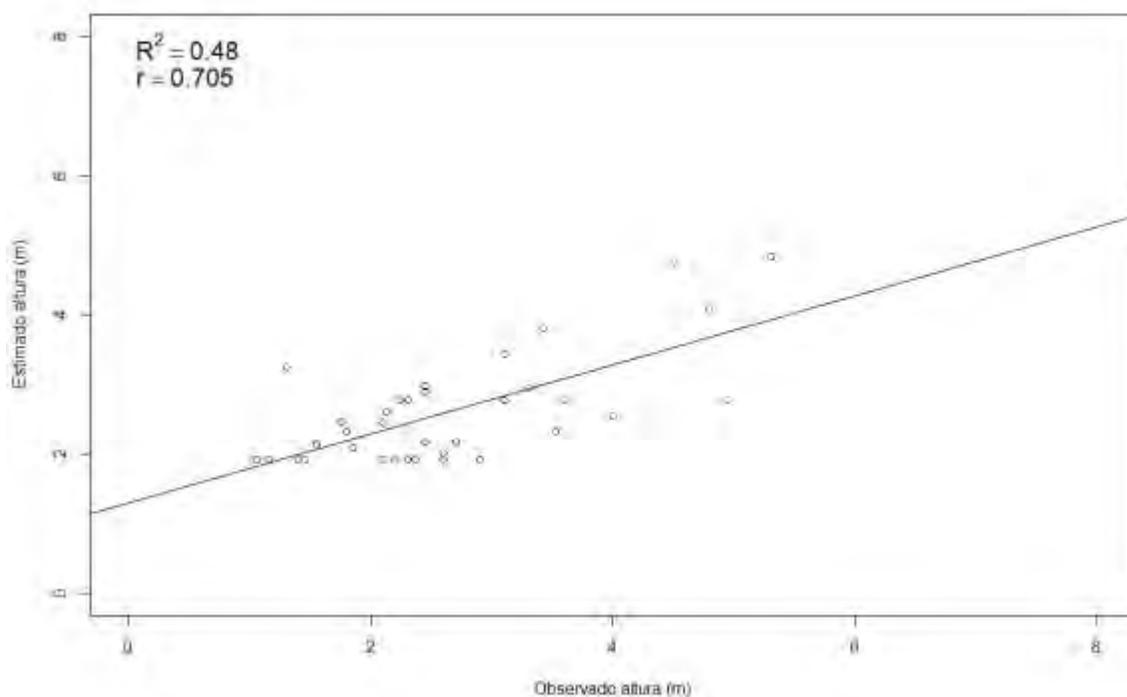


Figura 37. Regresión lineal valores observados de altura contra estimados por el modelo de elevación del dosel, datos del manglar estero Zacatecas.

Posteriormente se construyeron los modelos para la estimación de carbono orgánico del suelo a partir de los datos *in situ* de los parámetros físicos y químicos del sedimento como la densidad aparente, nitrógeno total, fósforo total y variables de la vegetación como la especie, diámetro a la altura del pecho y altura. También se desarrollaron modelos con datos obtenidos a partir de las imágenes del dron tales como la altura de la vegetación, distancia al agua y especie. Las ecuaciones de los modelos, así como los estadísticos de evaluación se presentan en las Tablas 21 y 22.

Tabla 21. Modelos aditivos generalizados para la estimación de carbono orgánico del suelo a partir de datos *in situ* del manglar estero Zacatecas. En negritas el modelo mínimo adecuado.

Modelo	Devianza explicada (%)	R ² _{adj}	AIC
log(CO) ~ especie + altura + diámetro + densidad aparente + fósforo + nitrógeno	99.8	0.99	-87.57
log(CO)~ altura + diámetro + densidad aparente + fósforo + nitrógeno	99.8	0.99	-91.35
log(CO)~ diámetro + densidad aparente + fósforo + nitrógeno	99.8	0.99	-92.76
log(CO)~ diámetro + densidad aparente + nitrógeno	99.7	0.99	-89.88
log(CO)~ densidad aparente + nitrógeno	99.7	0.99	-90.41
log(CO)~ nitrógeno	99.7	0.99	-90.60

CO= carbono orgánico.

Tabla 22. Modelos aditivos generalizados para la estimación de carbono orgánico del suelo a partir de datos del ortomosaico del manglar estero Zacatecas. En negritas el modelo mínimo adecuado.

Modelo	Devianza explicada (%)	R ² _{adj}	AIC
log(CO) ~ distancia + especie + altura	42.9	0.37	137.61
log(CO)~ distancia + especie	39.3	0.34	138.38
log(CO)~ distancia	22.6	0.18	147.31
Modelo nulo	0	0	154.81

CO= carbono orgánico.

El modelo máximo basado en los datos *in situ* incluyó como variables predictivas la especie, altura y diámetro de los árboles, densidad aparente del suelo, contenido de fósforo y nitrógeno, con este modelo se alcanzó una devianza explicada del 99.8%, un R^2 ajustado de 0.99 y un AIC de -87.57. No obstante, basado en el principio de parsimonia, el modelo con mejor ajuste incluyó únicamente la concentración de nitrógeno, y alcanzó una devianza explicada del 99.7%, un R^2 ajustado de 0.99 y un AIC de -90.60.

Las gráficas de efectos parciales del modelo mínimo adecuado mostraron una disminución de la concentración de carbono en sedimento, conforme se incrementa el diámetro de los árboles. Esta misma tendencia se observa con respecto a la densidad aparente del sedimento, y con la concentración de nitrógeno total. Por otra parte, se observa una tendencia de incremento en la concentración de carbono en concentraciones de fósforo total menores a 1.5 ppm y disminuciones en el COS en concentraciones de fosforo por arriba de 1.5 ppm (Fig. 38).

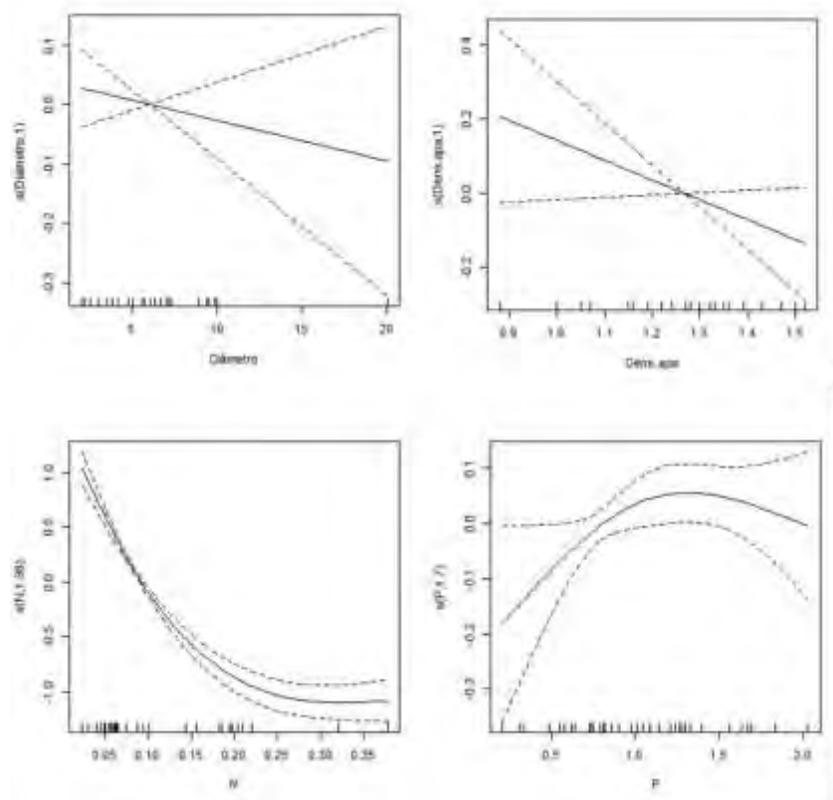


Figura 38. Gráficas de efectos parciales del modelo máximo para estimación de carbono orgánico del suelo a partir de variables *in situ* para el manglar estero Zacatecas.

Por otra parte, basados en las variables obtenidas con las imágenes aéreas, el mejor modelo utiliza las tres variables predictivas especie, altura y distancia al agua, su devianza explicada fue de 42.9%, un valor de AIC de 137.61 y un R^2 ajustado de 0.37. Las gráficas de efectos parciales mostraron una tendencia de incremento en la concentración del carbono con respecto al aumento de la altura de la vegetación. De igual manera se observa una tendencia al aumento del carbono en sedimento conforme incrementa la distancia al agua; finalmente, la especie *R. mangle* presenta la mayor concentración de carbono en sedimento (Fig. 39).

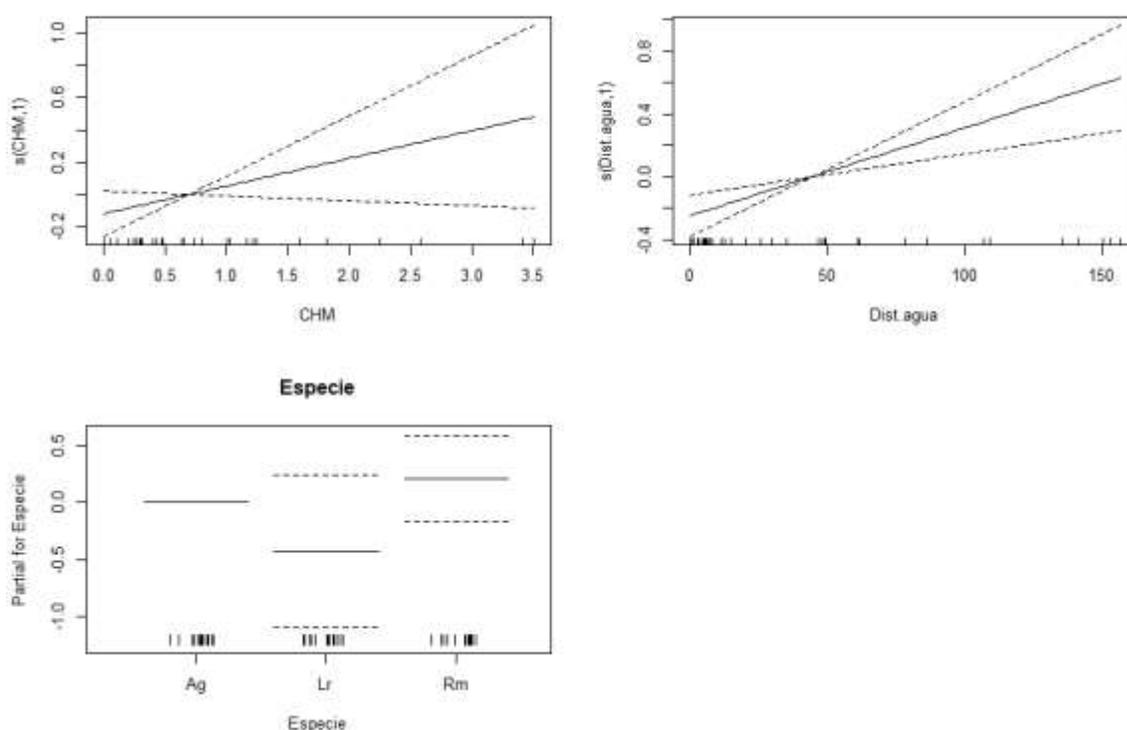


Figura 39. Gráficas de efectos parciales del modelo máximo para estimación de carbono orgánico del suelo a partir de variables obtenidas con imágenes aéreas del manglar estero Zacatecas. CHM= siglas en inglés del modelo de elevación del dosel.

El mapa de predicción del carbono orgánico del suelo muestra valores entre 0.75 y 6.56 % de carbono orgánico. Los valores más altos se registran en las zonas clasificadas como *R. mangle*, seguido por los sitios correspondientes a *A. germinans*. De igual manera se observan valores altos de carbono en los sitios con mayores alturas de los árboles; finalmente, se observa una

mayor concentración de carbono en la parte norte del manglar donde termina el canal de mareas (Fig. 40).

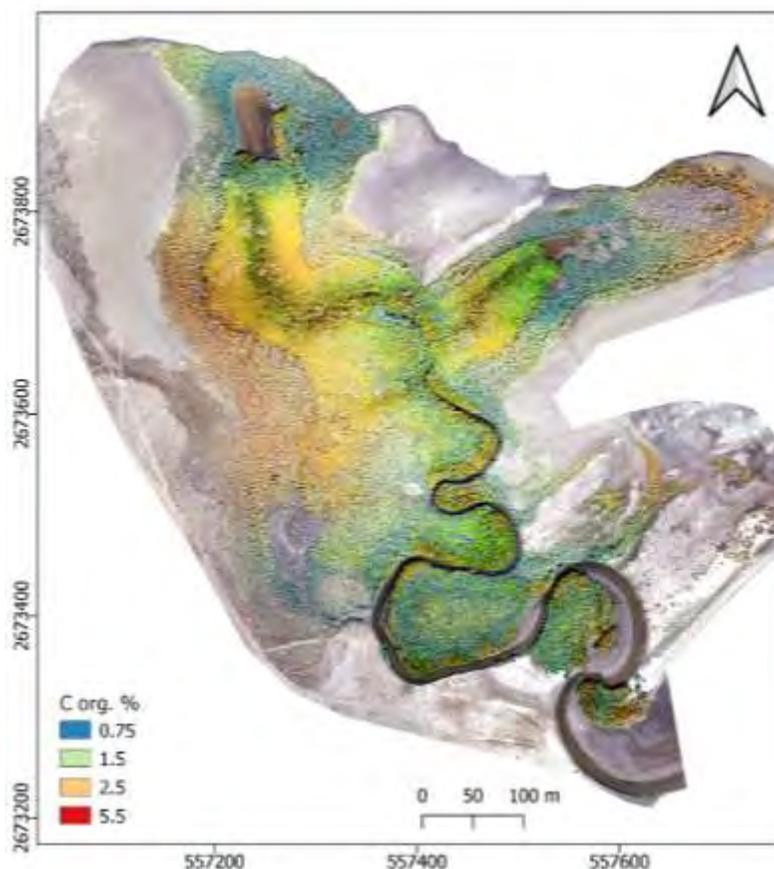


Figura 40. Predicción espacial del carbono orgánico del suelo en el manglar estero Zacatecas a partir de modelos aditivos generalizados.

7.4 Comparación del almacenamiento de carbono orgánico del suelo y biomasa aérea entre sistemas de marisma y manglar

En este trabajo se evaluaron y compararon las capacidades de almacenamiento de carbono orgánico entre un sistema de marisma y dos sistemas de manglar de zonas áridas con características distintas. Se realizó un muestreo aleatorio de 3000 puntos sobre los mapas de predicción de COS, con los cuales se crearon gráficas de densidad para conocer la concentración de COS dominante en cada sistema. La Tabla 23 muestra los estadísticos descriptivos de las

predicciones espaciales de COS obtenidas a partir de los modelos aditivos generalizados en cada localidad.

Tabla 23. Estadísticos descriptivos del porcentaje de COS predicho a partir de los GAMs en los sitios de estudio por especie o asociación de especies.

Localidad / Especie	Promedio	Error estándar	Mediana	Mínimo	Máximo
Guerrero Negro					
BM	1.93	0	1.93	1.93	1.93
BMSF	2.02	0	2.02	2.02	2.02
BMSFSP	2.59	0	2.59	2.59	2.59
BMSP	1.86	0	1.86	1.86	1.86
SF	1.06	0	1.06	1.06	1.06
Playa Santispac					
AG	1.18	0.02	1.21	0.02	2.39
LR	2.29	0.05	2.33	0.06	4.88
RM	4.66	0.08	4.25	0.58	13.59
Estero Zacatecas					
AG	1.89	0.02	1.73	0.77	5.53
LR	1.13	0.02	0.99	0.77	2.81
RM	2.11	0.02	2.07	0.79	4.16

BM= *Batis marítima*, SF= *Spatina foliosa*, SP= *Salicornia pacífica*, AG= *Avicennia germinans*, LR= *Laguncularia racemosa*, RM= *Rhizophora mangle*.

La Fig. 41 muestra las gráficas de densidad de pixeles del muestreo aleatorio realizado en los mapas de COS de las tres localidades. En la gráfica de densidad correspondiente a la marisma de Guerrero Negro se observa que la concentración dominante en el mapa de COS es de 2.59%, y corresponde al pico más alto observado en dicha gráfica. El segundo pico de mayor altura que se observa en la gráfica pertenece a la concentración de 1.86% de COS. En la gráfica correspondiente a los pixeles del manglar estero Zacatecas la concentración de COS dominante es de 1.73%, seguida de una concentración de 2.07%. Finalmente, en la gráfica del manglar de playa Santispac el pico más alto de densidad de pixeles corresponde a la concentración de 1.21% de COS, seguido del pico correspondiente a la concentración de 2.33% de COS.

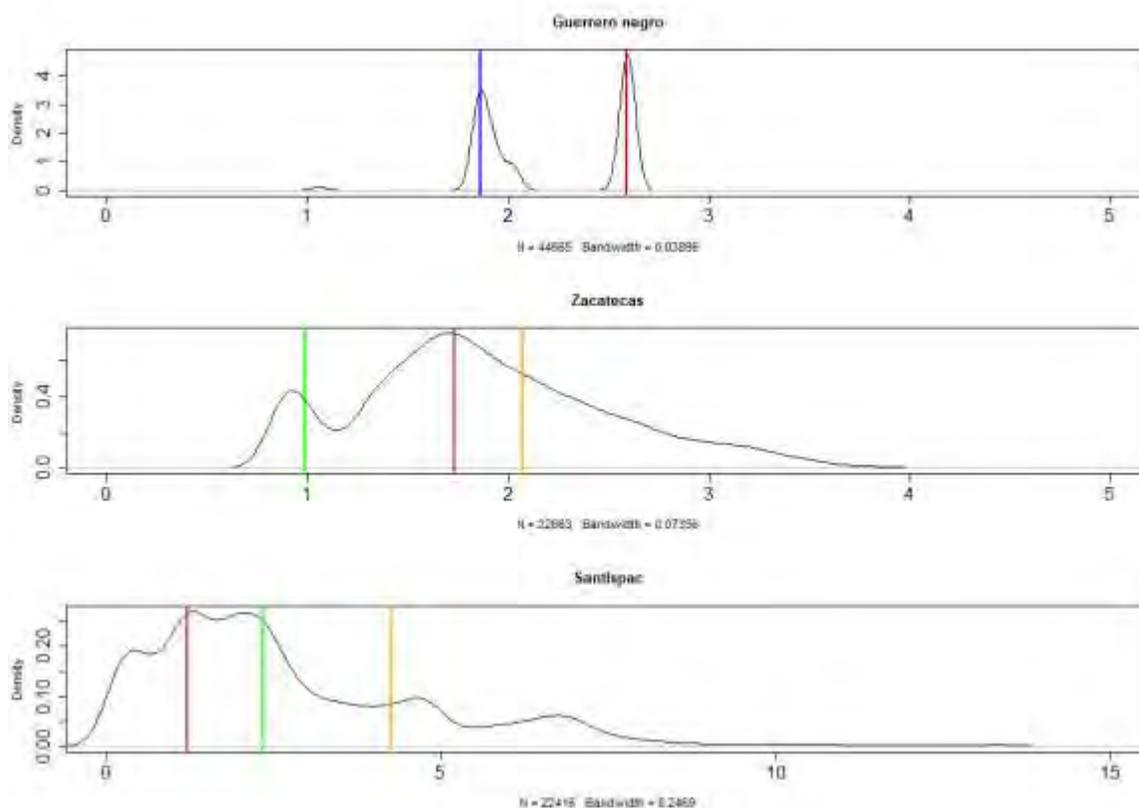


Figura 41. Gráfica de densidad de las concentraciones de COS por localidad. Las líneas verticales representan la mediana de COS por especie o asociación de especies: línea azul mediana de la asociación BMSP, línea roja mediana de la asociación BMSFSP, línea verde mediana de la especie *L. racemosa*, línea café mediana de la especie *A. germinans* y línea naranja mediana de la especie *R. mangle*.

Para corroborar la especie o asociación de especies relacionada con los valores dominantes de COS se elaboraron gráficas de dispersión para cada una de las localidades y clases de vegetación (Fig. 42). En la marisma de Guerrero Negro, los valores dominantes (2.59 y 1.86% COS) están asociados con los puntos donde se encuentran *Batis maritima* junto con *Salicornia pacífica*, seguido de los sitios con la asociación de las tres especies *Batis maritima*, *Spartina foliosa* y *Salicornia pacífica*. En el manglar de estero Zacatecas, los valores dominantes (1.73 y 2.07% COS) corresponden a *Avicennia germinans* y *Rhizophora mangle* respectivamente. Finalmente, en el manglar Santispac los valores dominantes (1.21 y 2.33% COS) corresponden a *Avicennia germinans* y *Laguncularia racemosa*.



Figura 42. Gráficas de dispersión de los valores de COS de las localidades de estudio. Bm = *B. maritima*, Sf = *Spartina foliosa*, Sp = *S. pacífica*, Ag = *A. germinans*, Lr = *L. racemosa*, Rm = *R. mangle*.

A partir de los datos obtenidos con las predicciones espaciales de la distribución de la vegetación y del COS se determinó la capacidad de almacenamiento de carbono en los primeros 15 cm de profundidad del sedimento en cada localidad (Tabla 24). Los resultados indican que en el polígono de la marisma de Guerrero Negro, que abarca una extensión total de 8.29 ha cubiertas de vegetación, la capacidad de almacenamiento de COS en los primeros 15 cm de profundidad es de 309.88 Mg de C, el manglar lagunar de playa Santispac tiene una cobertura de vegetación de 2.28 ha con una capacidad de almacenamiento de 96.95 Mg C, y finalmente el manglar de estero Zacatecas cuenta con una extensión de 14.03 ha de vegetación en las cuales se almacenan 425.59 Mg C en los primeros 15 cm de profundidad del sedimento.

Tabla 24. Estimaciones de COS en las localidades de estudio según el área de cobertura de las especies o asociación de especies.

Localidad/clase	Cobertura (ha)	Cobertura (%)	COS %	Densidad aparente (g·cm ⁻³)	Mg C ha ⁻¹	Mg C por área
Guerrero Negro						
BM	1.15	13.87	1.93	1.19	34.45	39.62
BMSF	1.05	12.66	2.02	1.31	39.69	41.68
BMSFSP	3.38	40.77	1.86	1.24	34.60	116.93
BMSP	2.33	28.12	2.59	1.16	45.07	105.00
SF	0.38	4.58	1.06	1.1	17.49	6.65
	8.29					309.88
Playa Santispac						
AG	0.81	35.52	1.21	1.27	23.05	18.67
LR	0.68	29.82	2.33	1.09	38.10	25.90
RM	0.79	34.64	4.25	1.04	66.30	52.38
	2.28					96.95
Estero Zacatecas						
AG	6.64	47.32	1.73	1.2	31.14	206.77
LR	1.96	13.97	0.99	1.32	19.60	38.42
RM	5.43	38.7	2.07	1.07	33.22	180.40
	14.03					425.59

BM= *Batis maritima*, SF= *Spartina foliosa*, SP= *Salicornia pacífica*, AG= *Avicennia germinans*, LR= *Laguncularia racemosa*, RM= *Rhizophora mangle*.

Respecto a la biomasa aérea, en el sistema de marisma se realizó una extrapolación a partir del valor medio registrado para cada especie o asociación de especies multiplicándolo por el área de cobertura estimada a partir de la clasificación Random Forest. Los resultados indican un rendimiento de 456.4 toneladas de biomasa aérea (39.9, 75, 175, 157 y 9.5 toneladas correspondientes a las clases BM, BMSF, BMSFSP, BMSP y SF, respectivamente), en las 8.29 hectáreas del área de estudio.

Por otra parte, en el caso de los sistemas de manglar observados, la estimación de biomasa aérea se vuelve más compleja debido a que el método de muestreo utilizado no incluyó un análisis de estructura de tallas. Adicionalmente, la densidad de individuos por unidad de área que caracteriza los ambientes estudiados limitó la posibilidad de establecer el área de la copa de cada individuo. Por esta razón, la extrapolación se basó únicamente en el dato promedio de biomasa área estimado para cada especie con la ecuación alométrica de Smith y Whelan (2006).

Dicha biomasa se multiplicó por el área de cobertura de la especie estimada a partir de la clasificación Random Forest. Cabe señalar que esta estimación no refleja la variabilidad total de biomasa aportada por los individuos de las distintas tallas presentes en el sistema. En el manglar Santispac la biomasa acumulada con este método fue de 356.84 toneladas en las 2.28 hectáreas de cobertura del manglar (136.80, 117.98 y 102.06 toneladas correspondientes a *Laguncularia racemosa*, *Avicennia germinans* y *Rhizophora mangle*, respectivamente). En el manglar del estero Zacatecas la biomasa estimada fue de 1622.01 toneladas en una extensión de 14.03 hectáreas de manglar (145.04, 774.88 y 702.09 toneladas correspondientes a *Laguncularia racemosa*, *Avicennia germinans* y *Rhizophora mangle*, respectivamente).

8. DISCUSIÓN

8.1 Parámetros *in situ*

En general, los sistemas de manglar y marisma analizados presentaron valores bajos de densidad aparente (marisma $D_{ap}=1.1-1.31$, manglar $D_{ap}=1.04-1.32$), lo cual puede estar relacionado con una alta cantidad de biomasa de raíces, así como el alto grado de saturación de agua en el sedimento. En la localidad de Santispac se observó que las concentraciones de MO y CO en el sedimento disminuían conforme incrementaba la densidad aparente; no obstante, en las otras dos localidades no se detectó un patrón específico entre dichas variables. La densidad aparente es una característica que difiere con respecto a las condiciones estructurales del sedimento, se considera como indicador de la resistencia mecánica al crecimiento de las plantas y se usa para evaluar las concentraciones de COS (Shaltout *et al.*, 2019). Conforme se incrementa la saturación de agua en el sedimento, la densidad aparente disminuye debido a la separación de las partículas del suelo (Drewry *et al.*, 2008). En los sistemas de manglar se ha observado que en los primeros centímetros del sedimento la densidad de suelo es más baja debido a la densidad de biomasa de raíces, lo cual incrementa la actividad biológica del suelo y promueve la conversión de microporos a macroporos gracias a la acción cementante de los ácidos orgánicos y polisacáridos formados durante la descomposición de residuos orgánicos (Eid y Shaltout, 2016).

En la localidad Santispac, los sitios con mayor concentración de MO y CO presentan también las mayores concentraciones de N total; sin embargo, nuevamente en las otras dos localidades no se observó una relación particular entre el contenido de MO y CO con el resto de las variables físicas y químicas del sedimento que fueron analizadas. El contenido de N en el suelo está asociado con diversos procesos que se llevan a cabo en los manglares, por ejemplo, una baja disponibilidad de N puede estar relacionada con bajas tasas de desnitrificación, alta fijación de N y altas tasas de exportación de amonio (Adame *et al.*, 2020). Se ha descrito que en las regiones áridas, los manglares pueden presentar mayores concentraciones de C y N que en regiones húmedas y semihúmedas (Etemadi *et al.*, 2018). Las concentraciones de carbono orgánico y nitrógeno de esta investigación son ligeramente superiores a lo reportado en el Golfo

Pérsico por Etemadi *et al.* (2018) quienes registraron valores de C entre 0.1-1.1% y de nitrógeno entre 0.0-0.1%.

En esta investigación no se observó una disminución en las concentraciones de P con respecto al gradiente de marea o elevación del terreno; además, los valores registrados son superiores a lo reportado para manglares de regiones áridas, lo cual puede indicar que en la región de estudio las aportaciones de este nutriente provienen de fuentes oceánicas. En diversas regiones áridas se ha observado que las escasas concentraciones de P crean una limitación de la productividad de los manglares (Davies *et al.*, 2017). Las limitaciones de N y P en manglares pueden estar directamente relacionadas con la elevación del suelo y las frecuencias de entrada de nutrientes por mareas o ríos a lo largo de la zonificación existente (Deborde *et al.*, 2015). En manglares del Mar Rojo se han registrado concentraciones de P entre 0.03 y 0.08%, además, en esa región las precipitaciones y las entradas de agua dulce en los manglares son escasas, por lo que la principal entrada de nutrientes ocurre por deposición de los polvos del desierto (Saderne *et al.*, 2020). En otro estudio realizado en Nueva Caledonia donde los manglares tienen entradas limitadas de agua dulce y se caracterizan por árboles de poca altura, se observó que las concentraciones de P disminuían conforme se avanzaba desde tierra hasta la orilla del mar. Deborde *et al.* (2015) indican que este fenómeno está relacionado con el gradiente de los procesos de oxidación-reducción ya que las concentraciones de P disuelto en las aguas de los poros dependen de la adsorción y desorción de hidróxidos y oxihidróxidos de hierro.

Las concentraciones de COS registradas en las dos localidades de manglar (playa Santispac 36.66 Mg C ha⁻¹, y estero Zacatecas 31.7 Mg C ha⁻¹) en los primeros 15 cm del sedimento, son menores a las reportadas en investigaciones similares para la región; por ejemplo, en manglares de Bahía de La Paz Ochoa-Gómez *et al.* (2019) registraron un promedio de 175 Mg C ha⁻¹ hasta 45 cm de profundidad del sedimento, y en manglares de la costa oeste de la península de Baja California Ezcurra *et al.* (2016) encontraron concentraciones de hasta 500 Mg C ha⁻¹ hasta 200 cm de profundidad del sedimento. Al respecto Ezcurra *et al.* (2016) mencionan que en Baja California Sur los manglares han compensado el aumento del nivel del mar durante los últimos dos milenios al acumularse sobre sus propios restos de raíces y en ese proceso han acumulado

cantidades muy grandes de carbono en sus sedimentos. A nivel mundial se han reportado concentraciones de COS en manglares de zonas áridas de 92 Mg C ha⁻¹ en núcleos de 50 cm en Arabia Saudita (Shaltout *et al.*, 2019). Los valores más cercanos a los reportados en esta investigación corresponden a los reportados en la región del mar Rojo (43 Mg C ha⁻¹; Almahasheer *et al.*, 2017); y para la costa central oeste de Venezuela (35 Mg C ha⁻¹ en los primeros 10 cm de suelo; Barreto *et al.*, 2016). En cuanto al sistema de marisma estudiado la concentración de COS estimada con los datos *in situ* se encuentra dentro de los valores descritos por algunos autores para este tipo de ambientes (30 Mg c ha⁻¹ Cui *et al.* (2021); 54.3 Mg c ha⁻¹ Eley-Quirk *et al.* (2011), 93-136 Mg C ha⁻¹ Keller *et al.* (2012), 56-380 Mg C ha⁻¹ van Ardenne *et al.* (2018)). Las bajas concentraciones de COS en el sedimento de las localidades de manglar y marisma pueden estar relacionadas con el escaso aporte de sedimentos fluviales que son necesarios para la acreción vertical y para restringir la descomposición microbiana de la materia orgánica (Keller *et al.*, 2012).

Por otra parte, en la capa superficial del sedimento el carbono puede ser removido hacia los cuerpos de agua como materia orgánica soluble o reemitido a la atmósfera como metano o dióxido de carbono, como se ha descrito en distintas localidades de la península de Baja California (Ezcurra *et al.*, 2016). Estos valores también pueden estar relacionados con las condiciones extremadamente áridas que tienen como consecuencia una limitación de nutrientes para el crecimiento de la vegetación (Almahasheer *et al.*, 2017). También se indican la ausencia de sedimento y materia orgánica a lo largo de la costa en el agua de mar debido a la falta de ríos (Cusack *et al.*, 2019), y la deficiencia de nutrientes (N y P) que pueden acelerar la descomposición de la MO y reducir la acumulación del COS (Vaiphasa *et al.*, 2007).

8.2 Clasificación supervisada con el método Random Forest

En esta investigación los modelos RF presentaron valores altos de exactitud y coeficiente kappa (marisma Kappa=0.79, exactitud=0.86, manglar Santispac Kappa=0.91-0.98, exactitud=0.91-0.98, manglar Zacatecas Kappa=0.97, exactitud=0.97). El algoritmo RF se ha utilizado para clasificar manglares en ortomosaicos con valores de precisión de 0.99 (Campomanes *et al.*, 2016) y para la clasificación de marismas a partir de imágenes de resolución espacial media con

valores de precisión de 0.78 (Hladik y Alber, 2014). Sin embargo, Campomanes *et al.* (2016) a pesar de los altos valores en la precisión de su modelo de clasificación, detectaron mediante análisis visual del mapa temático que el algoritmo clasificaba otros árboles como manglares, lo que provocaba una sobreestimación del área de manglar.

En los modelos de clasificación supervisada aplicados en el manglar Santispac, las variables más importantes para separar a las ocho clases fueron la distancia al agua y el CHM, seguidos por las bandas roja y la banda azul normalizado para el modelo RGB y las bandas roja y verde en el modelo GRN. En el modelo de clasificación supervisada aplicado al manglar del estero Zacatecas basado en RGB, las variables más importantes fueron distancia al agua, CHM, el índice GBRI y la banda azul. Finalmente, en el modelo RF para la marisma de Guerrero Negro las variables más importantes fueron el índice COM, seguido de los índices CIVE, EXG y GLI. En esta investigación la distancia al agua y el modelo de elevación del dosel no separan completamente a las clases *L. racemosa*, *A. germinans*, y *R. mangle* en los manglares, lo cual puede ser debido a que la extensión de los sistemas es reducida y los árboles no presentan grandes variaciones en la altura. Además, es posible que entre las tres especies presenten una alta heterogeneidad espectral, por esa razón las variables espectrales tampoco resultan suficientes para separar en su totalidad a las clases, como resultado se observó una marcada variación en el porcentaje de cobertura por especie entre la predicción con el modelo RGB y el modelo GRN en los mapas temáticos en el manglar Santispac. Debido a que en el manglar Zacatecas y en la marisma de Guerrero Negro no se utilizó la cámara multispectral no fue posible comparar las diferencias en la predicción con distintas resoluciones espectrales.

Hladik y Alber (2014) demostraron que las variables derivadas de percepción remota como la distancia al agua y modelos de elevación del terreno son variables importantes para la clasificación de marismas. Yeo *et al.* (2020) también indican que tener una resolución espacial más alta puede ser más importante que una resolución espectral más alta durante la clasificación de marismas. Respecto a la precisión para cada clase, algunos autores sugieren que puede verse afectada por el nivel de complejidad espectral de las clases específicas de cobertura terrestre, donde las categorías espectralmente homogéneas tienden a clasificarse con

mayor precisión en los mapas temáticos, mientras que las clases heterogéneas tienden a tener relativamente menores precisiones (Shi y Yang, 2016).

8.3 Estimaciones de carbono orgánico de suelo a partir de GAMs

En esta investigación los valores de R^2 y devianza explicada obtenidos en los modelos GAM para la estimación del COS fueron inferiores (marisma $R^2=0.085$, manglar Santispac $R^2=0.47$, manglar Zacatecas $R^2=0.37$) a los reportados en investigaciones similares en las cuales aplicaron regresiones lineales múltiples para la estimación de COS y MOS ($R^2= 0.68$ Bhunia *et al.*, 2019; $R^2= 0.75$ Lin *et al.*, 2020; $r = 0,82$ y $RMSE = 0,26$ Zhai, 2019). Dichas investigaciones se han realizado principalmente en áreas desprovistas de vegetación o áreas cultivadas (Castaldi *et al.*, 2019) y su objetivo ha sido relacionar la reflectancia del suelo (propiedades ópticas) con las propiedades físicas y químicas del mismo (Gholizadeh *et al.*, 2018). Al respecto, se ha mencionado que el contenido de materia orgánica es uno de los factores con mayor influencia en las propiedades ópticas del suelo, y las regiones de absorción espectral que se pueden utilizar para cuantificar el COS se encuentran principalmente en la región visible del espectro y en el infrarrojo cercano. Algunos autores incluso reconocen que las imágenes multiespectrales con alta resolución espacial, como los ortomosaicos, pueden conducir a una precisión de predicción ligeramente mayor que las imágenes de satélite de menor resolución espacial (Žížala *et al.*, 2019). Sin embargo, Gholizadeh *et al.* (2018) indican que la mayor limitación en la predicción espacial del COS a partir de la teledetección es la cobertura vegetal y la complejidad estructural de la materia orgánica, lo que, a su vez, implica una gran variabilidad de respuestas espectrales. Contrario a la propuesta de las investigaciones revisadas (Castaldi *et al.*, 2019; Gholizadeh *et al.*, 2018; Žížala *et al.*, 2019), el objetivo de esta investigación fue evaluar la relación entre COS y variables derivadas de ortomosaicos en sitios con vegetación densa de manglar y marisma para superar la limitación de la cobertura vegetal.

El porcentaje de COS estimado en el manglar Santispac, fue mayor en los sitios dominados por *R. mangle*, seguido por los sitios de *L. racemosa*. Este patrón es similar a otros reportes en manglares de zonas áridas de la península de Baja California (Ochoa-Gómez *et al.*, 2019). En el caso del manglar Zacatecas se observó este mismo comportamiento, donde los valores más

altos de COS ocurren en los sitios en que domina la especie *R. mangle*. La concentración de C en sedimentos de manglares suele incrementar con la proximidad a los cuerpos de agua, donde la altura del dosel es comparablemente mayor que en las áreas más alejadas del agua. Hickey *et al.* (2018) observaron que, a una mayor distancia al cuerpo de agua, la concentración de carbono se redujo en 10% en comparación con las muestras a menor distancia al agua (740-770m, respectivamente). En el sistema de marisma los sitios con mayor porcentaje de COS estimado se corresponden con la presencia de las tres especies juntas, en tanto que los valores más bajos se encuentran en puntos con mayor dominancia de *Spartina foliosa*. Las zonas más bajas de marisma con mayor influencia de marea suelen tener una mayor acumulación de sedimentos orgánicos y minerales que las zonas altas, lo cual supone una tasa de enterramiento de C mayor en las zonas bajas independientemente de la dinámica de la biomasa aérea (Elsley-Quirk *et al.*, 2011). No obstante, en esta investigación no se observó una importante influencia de la distancia al cuerpo de agua sobre la concentración de COS, ya que la distancia máxima que se registró fue de aproximadamente 15m, debido al gran número de canales presentes al interior del polígono de muestreo.

8.4 COS y Biomasa aérea del sistema de marisma contra sistemas de manglar

En esta investigación se trabajó bajo la hipótesis de que el almacenamiento de carbono en los sedimentos superficiales es mayor en la marisma que en los manglares considerando parámetros como la tasa de descomposición de raíces e incorporación de materia orgánica que diferencian estos ecosistemas como lo describe Ouyang *et al.* (2017). La estimación basada en los datos *in situ* corrobora la hipótesis propuesta ya que las estimaciones de COS fueron ligeramente superiores en marisma 43.4 Mg C ha⁻¹ versus 43.12 y 41.08 Mg C ha⁻¹ en las dos localidades de manglar. No obstante, la predicción espacial a partir de los modelos aditivos generalizados sugiere un mayor almacenamiento de CO por hectárea en el sistema del manglar Santispac 42.52 Mg C ha⁻¹, seguido por el sistema de marisma Guerrero Negro con 37.37 Mg C ha⁻¹ y en último lugar el manglar estero Zacatecas con 30.33 Mg C ha⁻¹. Finalmente, considerando el almacén total de carbono orgánico de los sistemas evaluados (correspondiente a la suma del COS y la biomasa aérea), el manglar Santispac aporta 199.52 Mg C ha⁻¹, 156.88 Mg C ha⁻¹ en manglar estero Zacatecas y 99 Mg C ha⁻¹ en marisma Guerrero Negro, donde el

porcentaje correspondiente al COS es de 21.6, 26.18 y 43.83% para playa Santispac, estero Zacatecas y laguna Guerrero Negro respectivamente. Estos resultados demuestran que los sistemas de marisma son capaces de almacenar concentraciones de COS en la capa superficial de una manera tan eficiente como los sistemas de manglar.

Diversos estudios han comparado el almacenamiento superficial de COS entre sistemas de manglar y marisma contiguos, donde su principal hipótesis es que la invasión de las marismas es perjudicial ya que incrementa la liberación de CO₂ a la atmósfera y por tanto podrán observarse menores concentraciones de COS en comparación con las áreas de manglar (Sun *et al.*, 2019; Sasmito *et al.*, 2020; Cui *et al.*, 2021; Lewis *et al.*, 2021). En general sus resultados han sido discrepantes; por ejemplo, algunos de ellos sugieren que puede existir un mayor contenido de MO en marismas en comparación con los manglares (Sun *et al.*, 2019), y que las marismas de reciente establecimiento registran mayores concentraciones de COS; sin embargo, conforme incrementa el tiempo de establecimiento en manglares el porcentaje de COS también se vuelve mayor debido a modificaciones en la comunidad microbiana que realiza la descomposición de la MOS (Cui *et al.*, 2021). Adicionalmente, se ha demostrado que en las marismas las especies del género *Spartina* tienen una tasa de descomposición de raíces mayor a la que registran las especies de manglar como *Avicennia germinans*. También que la descomposición de raíces se ve influenciada por la latitud de manera positiva en los manglares, negativa para las marismas y se incrementa con la temperatura para ambos ecosistemas (Ouyang *et al.*, 2017). Feng *et al.* (2017) mencionan que los ecosistemas de manglar pueden tener una mayor producción de biomasa aérea que las marismas; sin embargo, sugieren que eso no implica una mayor capacidad de almacenamiento de carbono en el suelo.

En casos opuestos donde la vegetación de manglar es la que invade las áreas de marisma se ha demostrado que la biomasa aérea incrementa drásticamente, mientras que el cambio en el contenido de COS es un proceso mucho más complejo relacionado con una serie de variables que van desde la biomasa aérea, fuentes alóctonas de materia orgánica, gradientes de elevación, regímenes de mareas, hidrodinámica local, humedad del suelo, composición de especies, edad del bosque, la talla y la densidad de árboles donde bosques maduros almacenan más carbono por unidad de área en biomasa y suelo (Raw *et al.*, 2019).

9. CONCLUSIONES

Los parámetros de evaluación de los modelos de clasificación Random Forest (RGB y GRN) sugieren que la banda NIR mejora el rendimiento de los modelos; sin embargo, la diferencia no es drástica, por lo cual se concluye que adquirir cámaras adicionales con distinta resolución espectral no resulta indispensable. Por lo tanto, las cámaras convencionales RGB de los VANT pueden ser utilizadas exitosamente en la predicción de la distribución espacial de especies de manglar y marisma en regiones áridas.

Los métodos indirectos de estimación del COS como los modelos aditivos generalizados, alimentados con datos *in situ* y datos espaciales obtenidos a partir de imágenes aéreas de VANT, lograron explicar el 54% de la variación de los datos, por lo que pueden ser utilizados exitosamente en la estimación del COS en los sistemas de manglar y marisma en regiones áridas.

El almacén total de CO que se determinó en ambos sistemas demuestra que las marismas son ecosistemas igualmente importantes para la región de Baja California Sur, ya que, a pesar de existir una gran diferencia en la biomasa aérea, el contenido de CO en la capa superior del sedimento es similar en ambos sistemas. Finalmente, ambos ecosistemas son de gran importancia en el almacenamiento de CO de las regiones dadas las características de aridez que limitan la cobertura de la vegetación tanto en las zonas costeras como al interior de la Península.

La principal innovación del método desarrollado en esta investigación fue utilizar la información espectral de la cobertura vegetal como variable predictiva del COS, con lo cual el monitoreo por percepción remota no se encuentra limitado a las zonas desprovistas de vegetación donde el suelo es visible en las imágenes aéreas.

10. LITERATURA CITADA

- Acosta-Velázquez, J. y Ruiz-Luna, A. (2007). Estudios ecológicos en Bahía Magdalena. Primera Edición. Instituto Politecnico Nacional. México. ISBN: 9789703605118
- Adame, M.F., Reef, R., Santini, N.S., Najera, E., Turschwell, M.P., Hayes, M.A., Masque, P. y Lovelock, C.E. (2020). Mangroves in arid regions: ecology, threats, and opportunities. *Estuarine, Coastal and Shelf Science*, 248: 1-31. doi: 10.1016/j.ecss.2020.106796
- Almahasheer, H., Serrano, O., Duarte, C.M., Arias-Ortiz, A., Masque, P. e Irigoien, X. (2017). Low carbon sink capacity of red sea mangroves. *Scientific Reports*, 7(1): 1-10. doi: 10.1038/s41598-017-10424-9
- Alongi, D.M. (2008). Mangrove forests: Resilience, protection from tsunamis, and responses to global climate change. *Estuarine, Coastal and Shelf Science*, 76(1): 1-13. doi: 10.1016/j.ecss.2007.08.024
- Alongi, D.M. (2015). The impact of climate change on mangrove forests. *Current Climate Change Reports*, 1(1): 30-39. doi: 10.1007/s40641-015-0002-x
- Barreto, M.B., Lo Mónaco, S., Díaz, R., Barreto-Pittol, E., López, L. y Peralba, M do C.R. (2016). Soil organic carbon of mangrove forests (Rhizophora and Avicennia) of the Venezuelan Caribbean coast. *Organic Geochemistry*, 100: 51-61. doi: 10.1016/j.orggeochem.2016.08.002
- Bhunja, G.S., Shit, P.K., Pourghasemi, H.R. y Edalat, M. (2019). Prediction of soil organic carbon and its mapping using regression analyses and remote sensing data in GIS and R. En: Spatial modeling in GIS and R for earth and environmental sciences. Elsevier Inc. India, pp. 429-450. doi: 10.1016/b978-0-12-815226-3.00019-3
- Breceda, A., Galina, P. y Bermúdez, B. (2016). Los sitios Ramsar de Baja California Sur, México: problemática y perspectivas. *Áreas Naturales Protegidas Scripta*, 2(2): 127-144. doi: 10.18242/anpscripta.2016.02.02.02.0007
- Breiman, L. (2001). Random forests. *Machine Learning*, 45: 5-32. doi: 10.1201/9780429469275-8
- Brown, M.I., Pearce, T., Leon, J., Sidle, R. y Wilson, R. (2018). Using remote sensing and traditional ecological knowledge (TEK) to understand mangrove change on the Maroochy River, Queensland, Australia. *Applied Geography*, 94: 71-83. doi: 10.1016/j.apgeog.2018.03.006
- Burke, W.E. e Hinojosa, C.A. (2018). Assessment of blue carbon storage by Baja California (Mexico) tidal wetlands and evidence for wetland stability in the face of anthropogenic and climatic impacts. *Sensor*, 18(32): 1-17. doi: 10.3390/s18010032
- Byrd, K.B., Ballanti, L., Thomas, N., Nguyen, D., Holmquist, J.R., Simard, M. y Windham-Myers, L. (2018). A remote sensing-based model of tidal marsh aboveground carbon stocks for the conterminous United States. *Remote Sensing*, 139: 255-271. doi: 10.1016/j.isprsjprs.2018.03.019
- Callaway, J.C., Borgnis, E.L., Turner, R.E. y Milan, C.S. (2012). Carbon sequestration and sediment accretion in San Francisco Bay tidal wetlands. *Estuaries and Coasts*, 35(5): 1163-1181. doi: 10.1007/s12237-012-9508-9
- Campomanes, F., Pada, A.V. y Silapan, J. (2016). Mangrove classification using support vector machines and random forest algorithm: a comparative study. En: GEOBIA 2016: Solutions and Synergies, 14 September 2016 - 16 September 2016, University of Twente Faculty of Geo-Information and Earth Observation (ITC).

- Carrillo-Bastos, A., Elizalde-Rendón, E.M, Torrescano-Valle, N. y Flores-Ortiz, G. (2008). Adaptación ante disturbios naturales, manglar de Puerto Morelos, Quitana Roo, Mexico. *Foresta Veracruzana*, 10(1): 31-38. <http://www.redalyc.org/articulo.oa?id=49711434004>
- Castaldi, F., Chabrilat, S., Don, A. y van Wesemael, B. (2019). Soil organic carbon mapping using LUCAS topsoil database and Sentinel-2 data: An approach to reduce soil moisture and crop residue effects. *Remote Sensing*, 11(18): 1-15. doi: 10.3390/rs11182121
- CEC (2013). North American blue carbon scoping study. Montreal, Canada. Commission for Environmental Cooperation. 49pp.
- Chmura, G.L., Anisfeld, S.C., Cahoon, D.R. y Lynch, J.C. (2003). Global carbon sequestration in tidal, saline wetland soils. *Global Biogeochemical Cycles*, 17(4):1111. doi: 10.1029/2002gb001917
- Cintrón G. y Schaeffer N.Y (1984) Methods for studying mangrove structure. En: The Mangrove Ecosystem: Research Methods. París, pp 91–113.
- Congalton, R.G. (1997). Exploring and evaluating the consequences of vector-to-raster and raster-to-vector conversion. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 63(4): 425-434
- Costa, M.T., Salinas-de-León, P. y Aburto-Oropeza, O. (2019). Storage of blue carbon in isolated mangrove forests of the Galapagos' rocky coast. *Wetlands Ecology and Management*, 27(4): 455-463. doi: 10.1007/s11273-019-09653-8
- Cui, L., Sun, H., Du, X., Feng, W., Wang, Y., Zhang, J. y Jiang, J. (2021). Dynamics of labile soil organic carbon during the development of mangrove and salt marsh ecosystems. *Ecological Indicators*, 129: 107875. doi: 10.1016/j.ecolind.2021.107875
- Cusack M., Saderne V., Arias-Ortiz A., Masqué P., Krishnakumar P.K., Rabaoui L., Qurban M.A., Qasem A.M., Prihartato P., Loughland R.A., Elyas A.A. y Duarte C.M. (2019). Organic carbon sequestration and storage in vegetated coastal habitats along the western coast of the Arabian Gulf. *Environmental Research Letters*, 13(7): 1-31. doi: 10.1088/1748-9326/aac899
- Davies, T.K.R., Lovelock, C.E., Pettit, N.E., Grierson, P.F., 2017. Short-term microbial respiration in an arid zone mangrove soil is limited by availability of gallic acid, phosphorus and ammonium. *Soil Biology and Biochemistry*, 115: 73–81. <https://doi.org/10.1016/j.soilbio.2017.08.010>
- Day, J.W, Conner, W.H, Ley-Lou, F., Day, R.H. y Machado-Navarro, A. (1987). The productivity and composition of mangrove forests, Laguna de Términos, Mexico. *Aquatic Botany*, 27(3): 267-284. [https://doi.org/10.1016/0304-3770\(87\)90046-5](https://doi.org/10.1016/0304-3770(87)90046-5).
- Deborde, J., Marchand, C., Molnar, N., Patrona, L. y Meziane, T. (2015). Concentrations and fractionation of carbon, iron, sulfur, nitrogen and phosphorus in mangrove sediments along an intertidal gradient (Semi-arid climate, New Caledonia). *Journal of Marine Science and Engineering*, 3(1): 52-72. doi: 10.3390/jmse3010052
- Donato, D.C., Kauffman, J.B., Murdiyarso, D., Kurnianto, S., Stidham, M. y Kanninen, M. (2011). Mangroves among the most carbon-rich forests in the tropics. *Nature Geoscience*, 4: 293-297. DOI: 10.1038/NGEO1123
- Drewry, J.J., Cameron, K.C. y Buchan, G.D. (2008). Pasture yield and soil physical property responses to soil compaction from treading and grazing - A review. *Australian Journal of Soil Research*, 46(3): 237-256. doi: 10.1071/SR07125
- Eid, E.M. y Shaltout, K.H. (2016). Distribution of soil organic carbon in the mangrove *Avicennia marina* (Forssk.) Vierh. along the Egyptian Red Sea Coast. *Regional Studies in Marine Science*,

3: 76-82. doi: 10.1016/j.rsma.2015.05.006

- Elsley-Quirk, T., Seliskar, D.M., Sommerfield, C.K. y Gallagher, J.L. (2011). Salt marsh carbon pool distribution in a mid-Atlantic Lagoon, USA: Sea level rise implications. *Wetlands*, 31(1): 87-99. doi: 10.1007/s13157-010-0139-2
- Etemadi, H., Smoak, J.M. y Sanders, C.J. (2018). Forest migration and carbon sources to Iranian mangrove soils. *Journal of Arid Environments*, 157: 57-65. doi: 10.1016/j.jaridenv.2018.06.005
- Ezcurra, P., Ezcurra, E., Garcillán, P.P., Costa, M.T. y Aburto-Oropeza, O. (2016). Coastal landforms and accumulation of mangrove peat increase carbon sequestration and storage. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 113(16): 4404-4409. doi: 10.1073/pnas.1519774113
- Félix, P.E.F., Zaragoza, S.E., Riosmena, R.R. y León, L.J.L. Eds. (2011). Los manglares de la península de Baja California. Centro Interdisciplinario de Ciencias Marinas, Centro de Investigaciones Biológicas del Noroeste, S.C. y Universidad Autónoma de Baja California Sur, México. ISBN 978-607-7634-06-5
- Feng, J., Zhou, J., Wang, L., Cui, X., Ning, C., Wu, H., Zhu, X. y Lin, G. (2017). Effects of short-term invasion of *Spartina alterniflora* and the subsequent restoration of native mangroves on the soil organic carbon, nitrogen and phosphorus stock. *Chemosphere*, 184: 774-783. doi: 10.1016/j.chemosphere.2017.06.060
- Fourqurean, J.W., Johnson, B., Boone, J.K., Kennedy, H., Lovelock, C., Megonigal, P.J., Rahman, A., Saintilan, N. (2014). Coastal blue carbon. *National Wetlands Newsletter*, 36(1): 5-7. doi: <http://dx.doi.org/10.2305/IUCN.CH.2015.10>.
- Fromard, F., Puig, H., Mougin, E., Marty, G., Betoulle, J.L. y Cadamuro, L. (1998). Structure, above-ground biomass and dynamics of mangrove ecosystems: new data from French Guiana. *Oecologia*, 115: 39-53. <https://doi.org/10.1007/s004420050489>
- Gedan, K.B., Silliman, B.R. y Bertness, M.D. (2009). Centuries of human-driven change in salt marsh ecosystems. *Annual Review of Marine Science*, 1(1): 117-141. doi: 10.1146/annurev.marine.010908.163930
- Gholizadeh, A., Žižala, D., Saberioon, M. y Borůvka, L. (2018). Soil organic carbon and texture retrieving and mapping using proximal, airborne and Sentinel-2 spectral imaging. *Remote Sensing of Environment*, 218: 89-103. doi: 10.1016/j.rse.2018.09.015
- Ghosh, S., Mishra, D.R. y Gitelson, A.A. (2016). Long-term monitoring of biophysical characteristics of tidal wetlands in the northern Gulf of Mexico - A methodological approach using MODIS. *Remote Sensing of Environment*, 173: 39-58. doi: 10.1016/j.rse.2015.11.015
- Gilabert Navarro, M., García-Haro, F. y González Piqueras, J. (1997). Acerca de los índices de vegetación. *Revista de la Asociación Española de Teledetección*, (8): 1-10.
- Grinand, C., Maire, G.L., Vieilledent, G., Razakamanarivo, H., Razafimbelo, T. y Bernoux, M. (2017). Estimating temporal changes in soil carbon stocks at ecoregional scale in Madagascar using remote-sensing. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 54: 1-14. doi: 10.1016/j.jag.2016.09.002
- Guo, P.T., Li, M.F., Luo, W., Tang, Q.F., Liu, Z.W. y Lin, Z.M. (2015). Digital mapping of soil organic matter for rubber plantation at regional scale: An application of random forest plus residuals kriging approach. *Geoderma*, 237-238: 49-59. doi: 10.1016/j.geoderma.2014.08.009
- Hastie, T., Friedman, J. y Tibshirani, R. (2013) The elements of statistical learning. Springer New York, NY. <https://doi.org/10.1007/978-0-387-21606-5>
- Hickey, S.M., Callow, N.J., Phinn, S., Lovelock, C.E. y Duarte, C.M. (2018). Spatial complexities in

- aboveground carbon stocks of a semi-arid mangrove community: A remote sensing height-biomass-carbon approach. *Estuarine, Coastal and Shelf Science*, 200: 194-201. doi: 10.1016/j.ecss.2017.11.004
- Hladik, C. y Alber, M. (2014). Classification of salt marsh vegetation using edaphic and remote sensing-derived variables. *Estuarine, Coastal and Shelf Science*, 141: 47-57. doi: 10.1016/j.ecss.2014.01.011
- Howard, J., Hoyt, S., Isensee, K., Pidgeon, E. y Telszewski, M. (2018). Carbono azul, métodos para evaluar las existencias y los factores de emisión de carbono en manglares, marismas y pastos marinos. The Blue Carbon Initiative. Arlington, Virginia, USA.
- Isacch, J.P., Costa, C.S.B., Rodriguez-Gallego, L., Conde, D., Gagliardini, D.A., Iribarne, O.O. y Escapa, M. (2006). Distribution of saltmarsh plant communities associated with environmental factors along a latitudinal gradient on the south-west Atlantic coast. *Journal of Biogeography*, 33(5): 888-900. doi: 10.1111/j.1365-2699.2006.01461.x
- Jhonnerie, R., Siregar, V.P., Nababan, B., Prasetyo, L.B. y Wouthuyzen, S. (2015). Random forest classification for mangrove land cover mapping using Landsat 5 TM and Alos Palsar imageries. *Procedia Environmental Sciences*, 24: 215-221. doi: 10.1016/j.proenv.2015.03.028
- Johnson, J.L., Raw, J.L. y Adams, J.B. (2020). First report on carbon storage in a warm-temperate mangrove forest in South Africa. *Estuarine, Coastal and Shelf Science*, 235: 106566. doi: 10.1016/j.ecss.2019.106566
- Kauffman, B.J., Donato, D. y Adame, M.F. (2013). Protocolo para la medición, monitoreo y reporte de la estructura, biomasa y reservas de carbono de los manglares. *Documento de Trabajo 117*. Bogor, Indonesia: CIFOR. doi: <http://dx.doi.org/10.17528/cifor/004386>
- Keller, J.K., Takagi, K.K., Brown, M.E., Stump, K.N., Takahashi, C.G., Joo, W., Au, K.L., Calhoun, C.C., Chundu, R.K., Hokutan, K., Mosolf, J.M. y Roy, K. (2012). Soil organic carbon storage in restored salt marshes in Huntington Beach, California. *Bulletin, Southern California Academy of Sciences*, 111(2): 153-161. doi: 10.3160/0038-3872-111.2.153
- Laffoley, D.A. y Grimsditch, G. Eds. (2009) The management of natural coastal carbon sinks. SwissPrinters. Suiza.
- Lara-Lara J.R. (2008). Los ecosistemas costeros, insulares y epicontinentales. En: Capital natural de México CONABIO. México, pp. 109-134.
- Lewis, D.B., Jimenez, K.L., Abd-Elrahman, A., Andreu, M.G., Landry, S.M., Northrop, R.J., Campbell, C., Flower, H., Rains, M.C. y Richards, C.L. (2021). Carbon and nitrogen pools and mobile fractions in surface soils across a mangrove saltmarsh ecotone. *Science of the Total Environment*, 798: 149328. doi: 10.1016/j.scitotenv.2021.149328
- Lin, C., Zhu, A.X., Wang, Z., Wang, X. y Ma, R. (2020). The refined spatiotemporal representation of soil organic matter based on remote images fusion of Sentinel-2 and Sentinel-3. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 89: 102094. doi: 10.1016/j.jag.2020.102094
- Liaw, A. y Wiener, M. (2002). Classification and regression by random forest. *R News*, 2(3): 18-22
- Lymburner, L., Bunting, P., Lucas, R., Scarth, P., Alam, I., Phillips, C., Ticehurst, C. y Held, A. (2020). Mapping the multi-decadal mangrove dynamics of the Australian coastline. *Remote Sensing of Environment*, 238: 111185. doi: 10.1016/j.rse.2019.05.004
- Maimaitijiang, M., Sagan, V., Sidike, P., Maimaitiyiming, M., Hartling, S., Peterson, K.T., Maw, M.J.W., Shakoore, N., Mockler, T. y Fritschi, F.B. (2019). Vegetation index weighted canopy volume model (CVM VI) for soybean biomass estimation from unmanned aerial system-

- based RGB imagery. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 151: 27-41. doi: 10.1016/j.isprsjprs.2019.03.003
- Mutanga, O., Adam, E. y Cho, M.A. (2012). High density biomass estimation for wetland vegetation using worldview-2 imagery and random forest regression algorithm. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 18(1): 399-406. doi: 10.1016/j.jag.2012.03.012
- Navarro, A., Young, M., Allan, B., Carnell, P., Macreadie, P. y Ierodionou, D. (2020). The application of unmanned aerial vehicles (UAVs) to estimate above-ground biomass of mangrove ecosystems. *Remote Sensing of Environment*, 242: 111747. doi: 10.1016/j.rse.2020.111747
- Nellemann, C., Corcoran, E., Duarte, C., Valdés, L., DeYoung, C., Fonseca, L. (2009). Blue carbon. The role of healthy oceans in binding carbon. A rapid response assessment. Birkeland Trykkeri AS. Noruega.
- Nóbrega, G.N., Ferreira, T.O., Siqueira Neto, M., Mendonça, E de S., Romero, R.E. y Otero, X.L. (2019). The importance of blue carbon soil stocks in tropical semiarid mangroves: a case study in Northeastern Brazil. *Environmental Earth Sciences*, 78(12): 1-10. doi: 10.1007/s12665-019-8368-z
- Ochoa-Gómez, J.G. (2014). Estructura y productividad del manglar de Balandra, BCS. México. Tesis de maestría inédita. Universidad Autónoma de Baja California Sur, Departamento Académico de Ciencias Marinas y Costeras, México.
- Ochoa-Gómez, J.G., Lluch-Cota, S.E., Rivera-Monroy, V.H., Lluch-Cota, D.B., Troyo-Diéguez, E., Oechel, W. y Serviere-Zaragoza, E. (2019). Mangrove wetland productivity and carbon stocks in an arid zone of the Gulf of California (La Paz Bay, Mexico). *Forest Ecology and Management*, 442: 135-147. doi: 10.1016/j.foreco.2019.03.059
- Ouyang, X., Lee, S.Y. y Connolly, R.M. (2017). The role of root decomposition in global mangrove and saltmarsh carbon budgets. *Earth-Science Reviews*, 166: 53-63. doi: 10.1016/j.earscirev.2017.01.004
- Pendleton, L., Donato, D.C., Murray, B.C., Crooks, S., Jenkins, W.A., Sifleet, S., Craft, C., Fourqurean, J.W., Kauffman, J.B., Marbà, N., Megonigal, P., Pidgeon, E., Herr, D., Gordon, D. y Baldera, A. (2012). Estimating global «blue carbon» emissions from conversion and degradation of vegetated coastal ecosystems. *PLoS ONE*, 7(9). doi: 10.1371/journal.pone.0043542
- Pham, L.T.H. y Brabyn, L. (2017). Monitoring mangrove biomass change in Vietnam using SPOT images and an object-based approach combined with machine learning algorithms. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 128: 86-97. doi: 10.1016/j.isprsjprs.2017.03.013
- Raw, J.L., Julie, C.L. y Adams, J.B. (2019). A comparison of soil carbon pools across a mangrove-salt marsh ecotone at the southern African warm-temperate range limit. *South African Journal of Botany*, 127: 301-307. doi: 10.1016/j.sajb.2019.11.005
- R core team (2021) R: A language and environment for statistical computing. R Foundation for Statistical Computing, Vienna, Austria. URL <https://www.R-project.org/>.
- Roque-Sosa, F.A. (2021). Modelo para la identificación de especies de mangle mediante fotografía aérea con VANT y algoritmo de clasificación random forest, en Bahía de La Paz, BCS. Tesis de maestría inédita. Centro de Investigaciones Biológicas del Noroeste, México.
- Saberioon, M.M., Amin, M.S.M., Anuar, A.R., Gholizadeh, A., Wayayok, A. y Khairunniza-Bejo, S.

- (2014). Assessment of rice leaf chlorophyll content using visible bands at different growth stages at both the leaf and canopy scale. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 32(1): 35-45. doi: 10.1016/j.jag.2014.03.018
- Saderne, V., Cusack, M., Serrano, O., Almahasheer, H., Krishnakumar, P.K., Rabaoui, L., Qurban, M.A. y Duarte, C.M. (2020). Role of vegetated coastal ecosystems as nitrogen and phosphorous filters and sinks in the coasts of Saudi Arabia. *Environmental Research Letters*, 15(3). doi: 10.1088/1748-9326/ab76da
- Sahani, N. y Ghosh, T. (2021). GIS-based spatial prediction of recreational trail susceptibility in protected area of Sikkim Himalaya using logistic regression, decision tree and random forest model. *Ecological Informatics*, 64: 101352. doi: 10.1016/j.ecoinf.2021.101352
- Sanderman, J., Hengl, T., Fiske, G., Solvik, K., Adame, M.F., Benson, L., Bukoski, L.J., Carnell, P., Cifuentes-Jara, M., Donato, D., Duncan, C., Eid, E.M., zu Ermgassen, P., Ewers-Lewis, C.J., Macreadie, P.I., Glass, L., Gress, S., Jardine, S.L., Jones T.G, Ndemem E.N., Rahman, M.M., Sanders, C.J., Spalding, M. y Landis, E. (2018). A global map of mangrove forest soil carbon at 30 m spatial resolution. *Environmental Research Letters*, 13(05): 5002. <https://doi.org/10.1088/1748-9326/aabe1c>.
- Sasmito, S.D., Kuzyakov, Y., Lubis, A.A., Murdiyarto, D., Hutley, L.B., Bachri, S., Friess, D.A., Martius, C. y Borchard, N. (2020). Organic carbon burial and sources in soils of coastal mudflat and mangrove ecosystems. *Catena*, 187: 104414. doi: 10.1016/j.catena.2019.104414
- Schile, L.M.; Kauffman, J.B.; Crooks, S.; Fourqurean, J.W.; Glavan, J. y Magonigal, P. (2016). Limits on carbon sequestration in arid blue carbon ecosystems. *International Journal of Laboratory Hematology*, 38(1): 42-49. doi: 10.1111/ijlh.12426
- Seifi, M., Ahmadi, A., Neyshabouri, M.R., Taghizadeh-Mehrjardi, R. y Bahrami, H.A. (2020). Remote and Vis-NIR spectra sensing potential for soil salinization estimation in the eastern coast of Urmia hyper saline lake, Iran. *Remote Sensing Applications: Society and Environment*, 20: 100398. doi: 10.1016/j.rsase.2020.100398
- SEMARNAT (2000). NOM-021-SEMARNAT-2000, Que establece las especificaciones de fertilidad, sanidad y clasificación de suelos, estudio, muestreo y análisis. DOF 31-12-2002
- Shaltout, K.H., Ahmed, M.T., Alrumman, S.A., Ahmed, D.A. y Eid, E.M. (2019). Evaluation of the carbon sequestration capacity of arid mangroves along nutrient availability and salinity gradients along the Red Sea coastline of Saudi Arabia. *Oceanologia*, 62: 56-69. doi: 10.1016/j.oceano.2019.08.002
- Shi, D. y Yang, X. (2016). An assessment of algorithmic parameters affecting image classification accuracy by random forests. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 82(6): 407-417. doi: 10.14358/PERS.82.6.407
- Silvestri, S., Marani, M., Settle, J., Benvenuto, F. y Marani, A. (2002). Salt marsh vegetation radiometry: Data analysis and scaling. *Remote Sensing of Environment*, 80(3): 473-482. doi: 10.1016/S0034-4257(01)00325-X
- Smith, T.J. y Welan, K.R.T. (2006). Development of allometric relations for three mangrove species in South Florida for use in the Greater Everglades ecosystem restoration. *Wetlands Ecology and Management*. 14: 409–419. DOI 10.1007/s11273-005-6243-z
- Sun, C., Fagherazzi, S. y Liu, Y. (2018). Classification mapping of salt marsh vegetation by flexible monthly NDVI time-series using Landsat imagery. *Estuarine, Coastal and Shelf Science*, 213: 61-80. doi: 10.1016/j.ecss.2018.08.007
- Sun, H., Jiang, J., Cui, L., Feng, W., Wang, Y. y Zhang, J. (2019). Soil organic carbon stabilization

- mechanisms in a subtropical mangrove and salt marsh ecosystems. *Science of the Total Environment*, 673: 502-510. doi: 10.1016/j.scitotenv.2019.04.122
- Thorhaug, A.L., Poulos, H.M., López-Portillo, J., Barr, J., Lara-Domínguez, A.L., Ku, T.C. y Berlyn, G.P. (2019). Gulf of Mexico estuarine blue carbon stock, extent and flux: mangroves, marshes, and seagrasses: A North American hotspot. *Science of The Total Environment*, 653: 1253-1261. doi: 10.1016/J.SCITOTENV.2018.10.011
- Toosi, N.B., Soffianian, A.R., Fakheran, S., Pourmanafi, S., Ginzler, C. y Waser, L.T. (2019). Comparing different classification algorithms for monitoring mangrove cover changes in southern Iran. *Global Ecology and Conservation*, 19: e00662. doi: 10.1016/j.gecco.2019.e00662
- Torres, M. y Qiu, G. (2013). Automatic habitat classification using image analysis and random forest. *Ecological Informatics*, 23: 126-136. doi: 10.1016/j.ecoinf.2013.08.002
- Vaiphasa, C., De Boer, W.F., Skidmore, A.K., Panitchart, S., Vaiphasa, T., Bamrongrugs, N. y Santitamont, P. (2007). Impact of solid shrimp pond waste materials on mangrove growth and mortality: A case study from Pak Phanang, Thailand. *Hydrobiologia*, 591(1): 47-57. doi: 10.1007/s10750-007-0783-6
- Valderrama-Landeros, L.H., López-Portillo, J., Velázquez-Salazar, S., Alcántara-Maya, J.A., Troche-Souza, C., Rodríguez-Zúñiga, M.T., Vázquez-Balderas, B., Villeda-Chávez, E., Cruz-López, M.I. y Ressler, R. (2020). Regional distribution and change dynamics of mangroves in México between 1970/80 and 2015. *Wetlands*, 40(5): 1295-1305. doi: 10.1007/s13157-020-01299-0
- van Ardenne, L.B., Jolicouer, S., Bérubé, D., Burdick, D. y Chmura, G.L. (2018). The importance of geomorphic context for estimating the carbon stock of salt marshes. *Geoderma*, 330: 264-275. doi: 10.1016/J.GEODERMA.2018.06.003
- Vázquez-Lule, A., Colditz, R., Herrera-Silveira, J., Guevara, M., Rodríguez-Zúñiga, M.T., Cruz, I., Ressler, R. y Vargas, R. (2019). Greenness trends and carbon stocks of mangroves across Mexico. *Environmental Research Letters*, 14(7). doi: 10.1088/1748-9326/ab246e
- Velázquez, S.S., Rodríguez, Z.M.T., Alcántara, M.J.A., Villeda, C.E., Valderrama, L.L., Troche, S.C., Vázquez, B.B., Pérez, E.I., Cruz, L.M.I., Ressler, R., De la Borbolla, D.V., Paz, O., Aguilar, S.V., Hruby, F. y Muñoa, C.J.H. (2021). Manglares de México. Actualización y análisis de los datos 2020. Comisión Nacional para el Conocimiento y Uso de la Biodiversidad. México CDMX.
- Vujović, Ž. (2021). Classification model evaluation metrics. *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, 12(6): 599-606. doi: 10.14569/IJACSA.2021.0120670
- Wang, L., Sousa, W.P. y Gong, P. (2004). Integration of object-based and pixel-based classification for mapping mangroves with IKONOS imagery. *International Journal of Remote Sensing*, 25(24): 5655-5668. doi: 10.1080/014311602331291215
- Wood, S.N. (2017) Generalized Additive Models: An Introduction with R. Segunda edición. Chapman and Hall Book. New York USA. <https://doi.org/10.1201/9781315370279>
- Yeo, S., Lafon, V., Alard, D., Curti, C., Dehouck, A. y Benot, M.L. (2020). Classification and mapping of saltmarsh vegetation combining multispectral images with field data. *Estuarine, Coastal and Shelf Science*, 236: 106643. doi: 10.1016/j.ecss.2020.106643
- Zhai, M. (2019). Inversion of organic matter content in wetland soil based on Landsat 8 remote sensing image. *Journal of Visual Communication and Image Representation*, 64: 102645. doi: 10.1016/j.jvcir.2019.102645
- Zhang, M., Ustin, S.L., Rejmankova, E. y Sanderson, E.W. (1997). Monitoring pacific coast salt

marshes using remote sensing. *Ecological Applications*, 7(03): 1039-1053. [https://doi.org/10.1890/1051-0761\(1997\)007\[1039:MPCSMU\]2.0.CO;2](https://doi.org/10.1890/1051-0761(1997)007[1039:MPCSMU]2.0.CO;2)

Zhou, T., Geng, Y., Chen, J., Pan, J., Haase, D. y Lausch, A. (2020). High-resolution digital mapping of soil organic carbon and soil total nitrogen using DEM derivatives, Sentinel-1 and Sentinel-2 data based on machine learning algorithms. *Science of The Total Environment*, 729: 138244. doi: 10.1016/j.scitotenv.2020.138244

Žížala, D., Minarík, R. y Zádorová, T. (2019). Soil organic carbon mapping using multispectral remote sensing data: Prediction ability of data with different spatial and spectral resolutions. *Remote Sensing*, 11(24): 1-23. doi: 10.3390/rs11242947