



INSTITUTO POLITECNICO NACIONAL
CENTRO INTERDISCIPLINARIO DE CIENCIAS MARINAS



ESTIMACIÓN DE BATIMETRÍA Y OLEAJE
MEDIANTE PERCEPCIÓN REMOTA PARA LA
IMPLEMENTACIÓN DEL MODELO SWAN EN
LA BAHÍA DE SAN JOSÉ DEL CABO, B.C.S.

TESIS

QUE PARA OBTENER EL GRADO DE
MAESTRÍA EN CIENCIAS EN MANEJO DE RECURSOS MARINOS

PRESENTA

MIGUEL CORDERO DOMÍNGUEZ

LA PAZ, B. C. S., JUNIO DE 2019



INSTITUTO POLITÉCNICO NACIONAL

SECRETARIA DE INVESTIGACIÓN Y POSGRADO

ACTA DE REVISIÓN DE TESIS

En la Ciudad de La Paz, B. C. S., siendo las 12:00 horas del día 23 del mes de Mayo del 2019 se reunieron los miembros de la Comisión Revisora de Tesis designada por el Colegio de Profesores de Estudios de Posgrado e Investigación de CICIMAR para examinar la tesis titulada:

“ESTIMACIÓN DE BATIMETRÍA Y OLEAJE MEDIANTE PERCEPCIÓN REMOTA PARA LA IMPLEMENTACIÓN DEL MODELO SWAN EN LA BAHÍA DE SAN JOSÉ DEL CABO, B. C. S.”

Presentada por el alumno:

CORDERO
Apellido paterno

DOMÍNGUEZ
materno

MIGUEL
nombre(s)

Con registro:

A	1	7	0	8	5	8
---	---	---	---	---	---	---


Aspirante de:

MAESTRIA EN CIENCIAS EN MANEJO DE RECURSOS MARINOS


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

LA COMISION REVISORA


Directores de Tesis



DR. GUILLERMO MARTÍNEZ FLORES
Director de Tesis



DR. RUBÉN ANTELMO MORALES PÉREZ
2º. Director de Tesis



DR. VÍCTOR MANUEL GÓMEZ MUÑOZ



DR. ENRIQUE HIPARCO NAVA SÁNCHEZ



DR. MARCO ANTONIO CASTRO LIERA

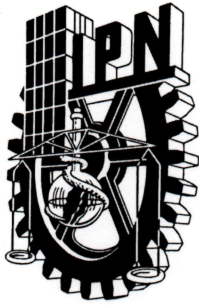
PRESIDENTE DEL COLEGIO DE PROFESORES



DR. SERGIO HERNÁNDEZ TRUJILLO



I.P.N.
CICIMAR
DIRECCIÓN



INSTITUTO POLITÉCNICO NACIONAL SECRETARÍA DE INVESTIGACIÓN Y POSGRADO

CARTA CESIÓN DE DERECHOS

En la Ciudad de La Paz, B.C.S., el día 04 del mes de Junio del año 2019

El (la) que suscribe ING. MIGUEL CORDERO DOMÍNGUEZ Alumno (a) del Programa
MAESTRÍA EN CIENCIAS EN MANEJO DE RECURSOS MARINOS

con número de registro A170858 adscrito al CENTRO INTERDISCIPLINARIO DE CIENCIAS MARINAS

manifiesta que es autor(a) intelectual del presente trabajo de tesis, bajo la dirección de:

DR. GUILLERMO MARTÍNEZ FLORES Y DR. RUBÉN ANTELMO MORALES PÉREZ

y cede los derechos del trabajo titulado:

"ESTIMACIÓN DE BATIMETRÍA Y OLEAJE MEDIANTE PERCEPCIÓN REMOTA

PARA LA IMPLEMENTACIÓN DEL MODELO SWAN EN LA BAHÍA DE SAN JOSÉ DEL CABO, B.C.S."

al Instituto Politécnico Nacional, para su difusión con fines académicos y de investigación.

Los usuarios de la información no deben reproducir el contenido textual, gráficas o datos del trabajo sin el permiso expreso del autor y/o director del trabajo. Éste, puede ser obtenido escribiendo a la

siguiente dirección: migue28091990@gmail.com - gmflores@ieee.org - rmorales@tlaloc.imta.mx

Si el permiso se otorga, el usuario deberá dar el agradecimiento correspondiente y citar la fuente del mismo.

ING. MIGUEL CORDERO DOMÍNGUEZ

Nombre y firma del alumno

Agradecimientos

A mi tutor, el Dr. Guillermo Martínez Flores por su enorme paciencia y dedicación y por haberme brindado sus valiosos conocimientos. Sin su ayuda esta meta no habría podido alcanzarla.

Al Instituto Mexicano de Tecnología del Agua, en especial al Dr. Rubén Antelmo Morales Pérez por haberme permitido realizar mi estancia de investigación de excelente manera y por contribuir a consolidar mis conocimientos.

A mi comité tutorial conformado por Dr. Guillermo Martínez Flores, Dr. Rubén Antelmo Morales Pérez, Dr. Enrique Hiparco Nava Sánchez, Dr. Víctor Manuel Gómez Muñoz y Dr. Marco Antonio Castro Liera por sus sugerencias y excelentes comentarios para contribuir al desarrollo de este trabajo de investigación.

A mi novia Diana Acosta Guardiola por alentarme a seguir en todo momento y ser un apoyo incondicional en estos años.

A todos mis amigos, en especial a mis vecinos Emilio, Aylin, Isa y Ailet, por hacerme pasar gratos momentos y por su apoyo y comprensión durante el desarrollo de mi tesis.

Al centro Interdisciplinario de Ciencias Marinas, al Instituto Politécnico Nacional, al Consejo Nacional de Ciencia y Tecnología (CONACYT) y al Programa Institucional de Formación de Investigadores (PIFI) por el apoyo brindado para la realización de este trabajo.

Dedicatoria

A mis padres por su sacrificio desmedido, por los valores que me inculcaron para hacerme un hombre de bien, por su amor infinito y sus excelentes consejos. Los amo.

A mi hermano por ser mi guía intelectual, mi amigo desde pequeño y por ser un ejemplo de padre.

A mi familia por creer en mí en todo momento y apoyarme en esta travesía. A mis sobrinitos Thiago, Fabián, Diego y la Sofi por ser un motivo más por el cual estar orgulloso.

Índice general

1. Introducción.....	1
1.1 Batimetría.....	1
1.2 Parámetros de oleaje	5
1.3 Modelación numérica de oleaje.....	9
2. Antecedentes	10
2.1 Batimetría derivada de satélite.....	10
2.2 Parámetros de oleaje	12
2.3 Modelación numérica de oleaje.....	13
3. Justificación.....	15
4. Hipótesis.....	16
5. Objetivo general	16
5.1 Objetivos específicos	16
6. Zona de estudio.....	16
7. Datos y métodos	18
7.1 Datos.....	19
7.1.1 Datos para estimar la batimetría	19
7.1.2 Datos para estimar los parámetros de oleaje	22
7.1.3 Datos para la modelación de oleaje	24
7.2 Métodos	25
7.2.1 Batimetría derivada de satélite	25
7.2.2 Parámetros de oleaje	36
7.2.3 Modelación numérica de oleaje.....	39

8. Resultados	40
8.1 Batimetría derivada de satélite.....	41
8.2 Parámetros de oleaje	53
8.3 Modelación numérica de oleaje.....	65
9. Discusión.....	71
9.1 Batimetría derivada de satélite.....	71
9.2 Parámetros de oleaje	74
9.3 Modelación numérica de oleaje.....	78
10. Conclusiones.....	80
11. Recomendaciones.....	82
12. Referencias	83
13. Anexos	91

Índice de figuras

Figura 1. Evolución de las técnicas de adquisición de datos batimétricos. De izquierda a derecha, en el primer recuadro, se muestran las técnicas a bordo de embarcaciones, comenzando con la utilización del cable previamente medido; el uso de ecosondas monohaz; y la utilización de ecosondas multihaz. En el centro se muestra el uso de la técnica aerotransportada y más a la derecha, el uso de satélites, que evidencia una mayor cobertura espacial respecto a las técnicas anteriores. (tomado de NOAA, 2018).	2
Figura 2. Lanzamientos de la misión espacial Landsat (tomado de USGS, 2018)..	4
Figura 3. a. Macrolocalización del área de estudio (pequeño cuadrado rojo). El cuadrado con borde gris representa la zona de captura de datos SAR. b.	18
Figura 4. Diagrama metodológico general de la investigación.	19
Figura 5. Levantamiento batimétrico realizado en la zona central de la celda litoral Punta Palmilla-Punta Gorda (06/04/2017).....	20
Figura 6. Forma de adquisición de datos del sensor Sentinel-1 en modo WV, (tomado de ESA-A, 2019)	23
Figura 7. Selección de la batimetría del GEBCO (2008) para el área de estudio, obtenida con el software DelftDashBoard.	24
Figura 8. Esquema metodológico para la estimación de batimetría derivada de satélite (BDS) aplicando dos métodos: formulación del cociente entre bandas y redes neuronales.....	25
Figura 9. Nivel del mar para el día del levantamiento batimétrico (06/04/2017) y el día de captura de la imagen Landsat 8 utilizada (25/02/2017). Se observa la diferencia del nivel del mar en cada punto del recorrido (segmento en color rojo) con respecto al nivel del mar para el instante en que se tomó la imagen (punto en color negro), lo que representa el rango de la corrección por marea.....	26
Figura 10. Representación de la sección obtenida luego de aplicado el recorte sobre las bandas de la imagen Landsat.....	27
Figura 11. Acercamiento a la cobertura de pixeles Landsat. Los puntos de diferentes colores representan los datos del levantamiento <i>in situ</i> por pixel, mientras que los	

símbolos cuadrados en color rojo representan la ubicación del valor promedio de profundidad de los puntos contenidos en cada pixel.....	28
Figura 12. Registros de profundidad <i>in situ</i> (N=22) para un pixel Landsat. El punto de color rojo representa la profundidad promedio de los registros contenidos en el pixel seleccionado.	29
Figura 13. Registros del levantamiento batimétrico depurados y promediados	30
Figura 15. Máscara (M3) generada para la estimación de	32
Figura 17. Esquema ANFIS, tomado de Corucci <i>et al.</i> (2011).....	35
Figura 18. Esquema metodológico para la estimación de parámetros de oleaje. .	36
Figura 20. Listado de las primeras 24 de 84 variables del archivo NetCDF correspondiente a una viñeta del día 13/02/2017 (software Panoply).....	37
Figura 21. Ubicación de las viñetas utilizadas para la obtención de los parámetros de oleaje. Los puntos de un mismo color representan las 9 regiones en la que fueron agrupadas espacialmente las viñetas. Se muestra un acercamiento a la viñeta más próxima a la ROI (encerrada en un círculo de color rojo y denominada VMP).....	38
Figura 22. Esquema metodológico para la modelación numérica de oleaje utilizando el modelo SWAN.....	39
Figura 23. Regresión entre las mediciones de profundidad <i>in situ</i> y el cociente entre bandas (azul/verde).....	42
Figura 24. BDS aplicando el cociente entre bandas (azul/verde) de la imagen Landsat.	43
Figura 25. a. Comparación de la BDS-C y las mediciones <i>in situ</i> . b. Residuales..	44
Figura 25. BDS utilizando ANFIS (BDS-RN).	45
Figura 26. a. Comparación de la BDS-RN y las mediciones <i>in situ</i> para la fase de validación de la red neuronal. b. Residuales.....	46
Figura 27. a. Comparación de la BDS-RN y las mediciones <i>in situ</i> para toda el área de estimación de BDS, determinada en la sección 7.2.1. b. Residuales.....	47
Figura 28. Ubicación de los tres perfiles batimétricos utilizados para el análisis de los resultados.	48
Figura 29. Representación de los tres perfiles batimétricos frente al Estero San José (la BDS-C arrojó un R^2 de 0.88 mientras que con la BDS-RN, el R^2 fue de 0.96). 48	

Figura 30. Representación de los tres perfiles batimétricos del lado este de la Marina Puerto Los Cabos (la BDS-C arrojó un R^2 de 0.80, mientras que con la BDS-RN se obtuvo un R^2 de 0.90).....	49
Figura 31. Representación de los tres perfiles batimétricos cerca del poblado El Encanto (la BDS-C resultó en un R^2 de 0.81, mientras que con la BDS-RN se obtuvo un R^2 de 0.89).	50
Figura 32. Residuales de la BDS-C respecto a la interpolación de los registros <i>in situ</i> . Los rangos con valores negativos en la leyenda indican subestimación en la BDS-C, mientras que los valores positivos muestran sobreestimación.....	52
Figura 33. Residuales de la BDS-RN respecto a la interpolación de los registros <i>in situ</i> . Los rangos con valores negativos en la leyenda indican subestimación en la BDS-RN, mientras que los valores positivos muestran sobreestimación.	53
Figura 34. Altura significativa de la ola (H_s) en las nueve regiones seleccionadas.	54
Figura 35 (a). Altura significativa de la ola (H_s) para invierno. (b) Histograma de la altura significativa de la ola (H_s) para invierno en las 9 regiones.	55
Figura 36 (a). Altura significativa (H_s) para verano. (b) Histograma de la altura significativa (H_s) para verano en las 9 regiones.	55
Figura 37. Período medio de la ola (T_{m_w}) en las nueve regiones seleccionadas..	56
Figura 38 (a). Período medio de la ola (T_{m_w}) para invierno. (b) Histograma del período medio (T_{m_w}) para invierno en las 9 regiones.	57
Figura 39 (a). Período medio de la ola (T_{m_w}) para verano. (b) Histograma del período medio (T_{m_w}) para verano para las 9 regiones.....	58
Figura 40. Dirección media del oleaje (Dir_{med}) durante invierno, en las 9 regiones seleccionadas.....	59
Figura 41. Dirección media del oleaje (Dir_{med}) durante invierno, promediando los datos de las 9 regiones seleccionadas.....	59
Figura 42. Dirección media del oleaje (Dir_{med}) durante verano, en las 9 regiones seleccionadas.....	60
Figura 43. Dirección media del oleaje (Dir_{med}) durante verano, promediando los datos de las 9 regiones seleccionadas.....	61

Figura 44. Velocidad del viento (m/s) durante invierno y verano de 2017 en la viñeta más próxima a la celda litoral Punta Palmilla-Punta Gorda.....	62
Figura 45. Velocidad del viento (m/s) durante invierno y verano de 2017 dentro de la celda litoral Punta Palmilla-Punta Gorda.	62
Figura 46. Velocidad y dirección de los vectores de viento en la viñeta más próxima a la celda litoral Punta Palmilla-Punta Gorda en el 2017. a. Época de invierno. b. Época de verano.	63
Figura 47. Velocidad y dirección de los vectores de viento dentro de la celda litoral Punta Palmilla-Punta Gorda en el 2017. a. Época de invierno. b. Época de verano.	64
Figura 48. Vectores de viento de la viñeta más próxima a la celda litoral Punta Palmilla-Punta Gorda (21.1°N, -110.1°W) y en la celda litoral (23.0°N, -109.6°W) para el 15/02/2017 (a) y el 15/08/2017 (b).	65
Figura 49. Altura significativa de la ola (H_s) en la celda litoral Punta Palmilla-Punta Gorda para el día 15/02/2017 a las 00:00 horas.	66
Figura 50. Período medio de la ola (T_{m_w}) en la celda litoral Punta Palmilla-Punta Gorda para el día 15/02/2017 a las 00:00 horas.	67
Figura 51. Dirección media de las olas (Dir_{med}) en la celda litoral Punta Palmilla-Punta Gorda para el día 15/02/2017 a las 00:00 horas.	68
Figura 52. Altura significativa de la ola (H_s) en la celda litoral Punta Palmilla-Punta Gorda para el día 15/08/2017 a las 00:00 horas.	69
Figura 53. Período medio de la ola (T_{m_w}) en la celda litoral Punta Palmilla-Punta Gorda para el día 15/08/2017 a las 00:00 horas.	70
Figura 54. Dirección media de las olas (Dir_{med}) en la celda litoral Punta Palmilla-Punta Gorda para el día 15/08/2017 a las 00:00 horas.	71

Índice de tablas

Tabla 1. Clasificación de las olas (modificado de Garrison 2010).	6
Tabla 2. Características generales de la imagen Landsat 8 obtenida.	21
Tabla 3. Características generales de las imágenes Sentinel-1 obtenidas.	22
Tabla 4. Proceso de depuración aplicado a los datos de batimetría <i>in situ</i>	41
Tabla 5. Ecuación y parámetros aplicados para la BDS.	42
Tabla 6. RMSE para la BDS-C y la BDS-RN, a partir de los datos de los tres perfiles seleccionados. La columna “Global” hace referencia a los valores de RMSE obtenidos para toda el área de estimación de BDS.	51
Tabla 7. RMSE acumulado en cada rango de profundidad, para la BDS-C y la BDS-RN, a partir de los datos de los tres perfiles seleccionados.	51
Tabla 8. Parámetros de entrada al modelo SWAN, utilizados para la modelación del oleaje en cada época y obtenidos del procesamiento de datos SAR en el área de viñetas.	66

Glosario

Altura significativa de la ola (H_s): Se define, en un registro de oleaje, como el 30% de las olas más altas.

ANFIS: Adaptive Neuro-Fuzzy Inference Systems (Sistemas Adaptativos de Inferencia Neuro-Difusa)

Batimetría: Levantamiento del relieve de la superficie subacuática, que permite describir las características del fondo de cualquier cuerpo de agua.

Celda litoral: sección de la costa aislada por estructuras geológicas o desembocaduras de ríos y que cuenta con sus propias fuentes y sumideros de sedimento.

Difracción: Es el fenómeno por el cual el frente de oleaje se quiebra y se divide cuando encuentra un obstáculo, como puede ser una punta natural de tierra, un espigón o un rompeolas.

Ecosonda: Aparato electrónico que permite medir la distancia entre la superficie del agua y el fondo marino.

Espigón: Estructura costera que se utiliza para detener el azolvamiento de canales de comunicación y para dirigir las corrientes de marea.

GEBCO: General Bathymetric Chart of the Oceans (Carta Batimétrica General de los Océanos).

Landsat: Primera misión espacial de los Estados Unidos para el monitoreo de los recursos terrestres. Su mantenimiento y operación está a cargo de la Administración Nacional de la Aeronáutica y el Espacio (NASA), mientras que la producción y comercialización de las imágenes depende del Servicio Geológico de los Estados Unidos (USGS).

Longitud de ola (L): Distancia horizontal entre dos crestas o dos depresiones sucesivas.

NetCDF: Formulario de Datos Comunes de la Red (por sus siglas en inglés, Network Common Data Form) es un formato de archivo destinado a almacenar datos científicos multidimensionales (variables) como la temperatura, la humedad, la presión, la velocidad del viento y su dirección.

Ola: Perturbación de la superficie del mar que se propaga en función del tiempo y el espacio.

Ola de viento: Olas de gravedad generadas por la fricción de las partículas de aire en la superficie del agua.

Período de ola (T): Es el tiempo, en segundos, entre el paso de dos crestas sucesivas por un mismo punto.

Píxel: Unidad básica de una imagen digitalizada en pantalla a base de puntos a color o en escala de grises.

Red neuronal o red neuronal artificial: Habitualmente denominada RNA o en inglés "ANN", constituye un paradigma de aprendizaje y procesamiento automático compuesto por muchos elementos de procesamiento simples (nodos) que operan en paralelo, cuya función está determinada por la topología de la red, las fortalezas de conexión y el procesamiento en los nodos.

Refracción: Es el fenómeno que se produce cuando el oleaje se mueve en agua somera en dirección no paralela a los contornos del fondo y el sentido del oleaje cambia, de manera que el frente de la ola tiende a alinearse en forma paralela a la línea de costa.

SAR: Synthetic Aperture Radar (Radar de Apertura Sintética).

SWAN: (Simulating WAVes Nearshore). Modelo de tercera generación para la modelación numérica de oleaje en zonas costeras desarrollado por la Universidad Tecnológica de Delft, en Holanda.

Swell: Son las olas que se propagan libremente, sin la influencia del viento. Presentan períodos entre 10 y 30 segundos.

Velocidad de propagación: Es la relación entre la longitud de ola y el período de la misma, expresa como: $C = \frac{L}{T}$

Viñeta: Es la forma de adquisición de datos en escenas de 20 km x 20 km, situadas a intervalos regulares de 100 km a lo largo del recorrido del radar Sentinel-1.

Whitecapping: Creación de espuma blanca por el viento en la cima de una cresta de ola.

Resumen

La información batimétrica y los parámetros del oleaje son fundamentales en la modelación numérica de la zona costera, herramienta esencial para el estudio de su dinámica. En este trabajo se plantea que en la Bahía de San José del Cabo, la batimetría puede ser estimada mediante el tratamiento de datos de sensores remotos pasivos y la implementación de redes neuronales, y los parámetros del oleaje a partir del procesamiento de datos de sensores remotos activos, para evaluar el régimen de oleaje en la zona costera a través de su integración al modelo SWAN. Para estimar la batimetría se utilizó una imagen Landsat 8 y datos *in situ* colectados con una ecosonda Garmin 431s, para el entrenamiento y validación de los algoritmos. Se aplicó un algoritmo basado en el cociente entre las bandas de 0.452 a 0.512 μm (azul) y de 0.533 a 0.590 μm (verde), así como un modelo difuso basado en redes neuronales (ANFIS), utilizando la banda azul, verde, de 0.640 a 0.670 μm (roja) y el cociente entre las bandas azul y verde. Para obtener los parámetros del oleaje (altura significativa [H_s], período medio [T_{m_w}] y la dirección media [Dir_{med}]) se utilizaron 132 imágenes SAR Sentinel-1, colectadas al suroeste de la zona de estudio. Para la modelación numérica del oleaje se utilizó la batimetría obtenida aplicando ANFIS y los parámetros de oleaje estimados, utilizando el software Delft3D. El rango de la batimetría estimada fue de 0 a 25 m. Con ANFIS se obtuvo una $R^2= 0.91$ y con el cociente entre bandas una $R^2= 0.84$. El parámetro de oleaje H_s fue de 0.75 m (invierno) y de 0.50 m (verano). El rango del T_{m_w} obtenido (11-18 s) para ambas épocas permite inferir que existe un predominio de oleaje distante al suroeste de la zona de estudio, con dirección predominante del noreste. La modelación del oleaje reflejó los procesos de asomeramiento, refracción y difracción que tienen lugar en la zona de estudio. La metodología desarrollada, apoyada en el uso de datos de fácil acceso, constituye una herramienta de soporte para el proceso de toma de decisiones en la gestión de zonas costeras.

Abstract

Bathymetric information and the wave parameters are fundamental in the numerical modeling of the coastal zone, an essential tool for the study of its dynamics. In this work, it is proposed that in the Bay of San José del Cabo, the bathymetry can be estimated through the processing of passive remote sensor data and the implementation of neural networks, and the wave parameters from remote sensor data processing assets, to evaluate the wave regime in the coastal zone through its integration to the SWAN model. To estimate the bathymetry, a Landsat 8 image and in situ data collected with a Garmin 431s echo sounder were used to train and validate the algorithms. An algorithm was applied based on the ratio between the bands of 0.452 to 0.512 μm (blue) and 0.533 to 0.590 μm (green), as well as a diffuse model based on neural networks (ANFIS), using the blue band, green, 0.640 to 0.670 μm (red) and the ratio between the blue and green bands. To obtain wave parameters (significant height [H_s], mean period [T_{m_w}] and mean direction [Dir_{med}]), 132 SAR Sentinel-1 images were used, collected southwest of the study area. For the numerical modeling of the swell, the bathymetry obtained by applying ANFIS and the estimated wave parameters was used, using the Delft3D software. The range of the estimated bathymetry was from 0 to 25 m. With ANFIS an $R^2 = 0.91$ was obtained and with the band ratio an $R^2 = 0.84$. The wave parameter H_s was 0.75 m (winter) and 0.50 m (summer). The range of T_{m_w} obtained (11-18 s) for both seasons allows us to infer that there is a predominance of distant waves to the southwest of the study area, with a predominant northeast direction. The wave modeling reflected the processes of shoaling, refraction and diffraction that take place in the study area. The methodology developed, based on the use of easily accessible data, is a support tool for the decision-making process in the management of coastal zones.

1. Introducción

Las zonas costeras constituyen ecosistemas muy dinámicos producto de la interacción de procesos naturales y de origen antrópico que en éstas tienen lugar. Los ecosistemas costeros son de gran importancia debido a que proporcionan servicios a la sociedad, como la protección y estabilidad de la propia zona costera, fuente de alimentos a través de las pesquerías, materiales de construcción, farmacéuticos, regulación del clima y recreación (Lara-Lara *et al.*, 2008). Existe una creciente demanda por desarrollar estudios cada vez más detallados en aguas costeras, que puedan ser aplicados a la prevención y mitigación de daños ante la ocurrencia de fenómenos naturales, así como en la planificación y gestión de actividades e infraestructura costera (Lemus, 2014). Los procesos y transformaciones que sufren las olas (asomeramiento, refracción, difracción, reflexión y rotura) al separarse del campo de generación, en su propagación y aproximación a la costa, son diferentes a los que se producen en aguas profundas. El conocimiento preciso de estos procesos es una tarea difícil y gracias al desarrollo de los modelos de simulación numérica de oleaje se han podido simular y conocer estas transformaciones (Guisado *et al.*, 2010). Estos modelos constituyen una herramienta esencial para el entendimiento de la dinámica costera y requieren para su implementación, la estimación de la batimetría y de parámetros de oleaje.

1.1 Batimetría

La batimetría precisa constituye un dato esencial para conducir el modelado y monitoreo de zonas costeras (Pacheco *et al.*, 2015). La información batimétrica de zonas costeras, lagos interiores y ríos es crucial para la seguridad de la navegación, la gestión costera y diversos estudios científicos del medio acuático (Malthus & Mumby, 2003; Coleman *et al.*, 2010; Su *et al.*, 2014).

Las técnicas utilizadas para la obtención de la profundidad del fondo marino han evolucionado (Figura 1), perfeccionándose con el paso del tiempo como consecuencia del desarrollo tecnológico (Said *et al.*, 2017).

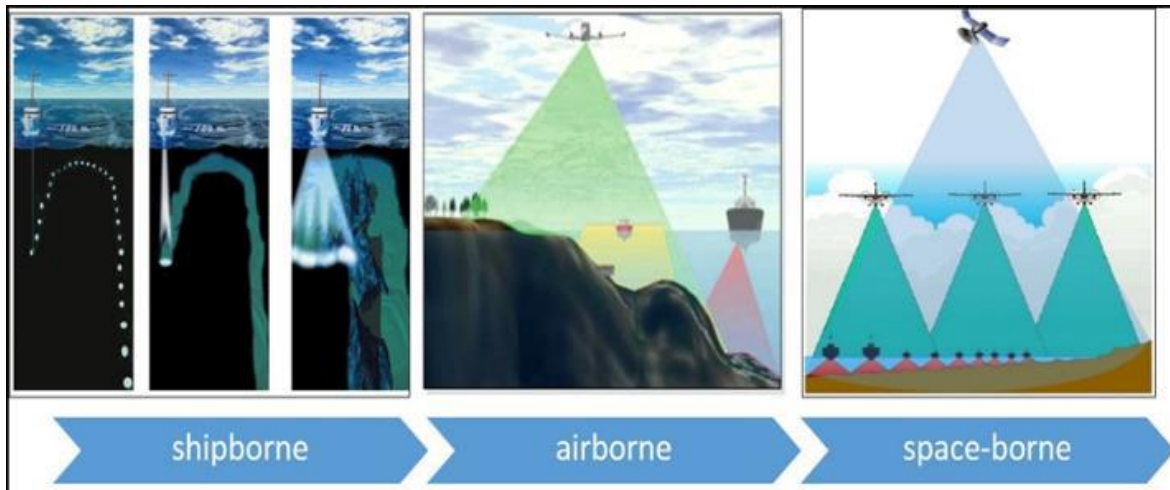


Figura 1. Evolución de las técnicas de adquisición de datos batimétricos. De izquierda a derecha, en el primer recuadro, se muestran las técnicas a bordo de embarcaciones, comenzando con la utilización del cable previamente medido; el uso de ecosondas monohaz; y la utilización de ecosondas multihaz. En el centro se muestra el uso de la técnica aerotransportada y más a la derecha, el uso de satélites, que evidencia una mayor cobertura espacial respecto a las técnicas anteriores. (tomado de NOAA, 2018).

Antes de la década de 1940, el método manual del plomo era ampliamente utilizado para realizar mediciones de profundidad del agua. Dicha técnica basada en el lanzamiento desde un barco, de un plomo atado a una cuerda o cable previamente medido, permitía obtener la profundidad de un solo punto del lecho marino a la vez, lo que la hacía ineficiente (Su *et al.*, 2014).

Después de la Segunda Guerra Mundial, se empezó a utilizar la técnica de eco acústico. Desde entonces, se han utilizado embarcaciones de reconocimiento equipadas con ecosondas monohaz (SBES) y multihaz (MBES) para medir profundidades marinas de hasta 500 m (Hassan *et al.*, 2015). Esta técnica se basa en la transmisión de ondas sonoras hacia el fondo del mar a partir de transductores instalados en embarcaciones, los cuales reciben las ondas reflejadas. El tiempo transcurrido en que dichas ondas llegan al lecho marino y retornan al receptor, es empleado en el cálculo de la profundidad. El enfoque SBES transmite y recibe ondas de sonido de un solo punto, mientras que el MBES transmite ondas de sonido en

todas direcciones al tiempo que recibe ondas de sonido de múltiples puntos, por lo que posee mayor cobertura en la estimación de profundidad (Jagalingam *et al.*, 2015). La técnica MBES proporciona una cobertura total del fondo marino con una precisión de aproximadamente 8 cm en profundidades de 200 m (Kongsberg 2005; Hassan *et al.*, 2015). Sin embargo, esta precisión, se ve afectada en zonas costeras, donde las aguas generalmente son más turbias y donde el rendimiento del método disminuye debido a la infiltración de ondas de sonido en el fondo marino (Jagalingam *et al.*, 2015). Además, las zonas costeras con profundidades inferiores a 25 m no son accesibles para los buques hidrográficos debido a la poca profundidad y en ocasiones, además, por la presencia de rocas en el fondo, así como arrecifes de coral (Mehdi *et al.*, 2013).

El sistema batimétrico LIDAR es una tecnología láser aerotransportada que detecta el fondo marino con una alta precisión vertical (aproximadamente 15 cm) en aguas con una profundidad de hasta 70 m, dependiendo de la turbidez del agua (Chust *et al.*, 2010). Numerosos sistemas LiDAR, tales como CHARTS (Heslin *et al.*, 2003), LADS (Stumpf *et al.*, 2003), EAARL (Brock *et al.*, 2004) y SHOALS (Collin *et al.*, 2008) han surgido en las últimas dos décadas y a pesar de su mencionada precisión, su uso está condicionado por sus altos costos y una cobertura comparativamente limitada (Hassan *et al.*, 2015).

Las imágenes obtenidas mediante percepción remota pueden transformarse en información batimétrica confiable aplicando algoritmos como los de Lyzenga (1978, 1981); Philplot (1989); Lyzenga *et al.* (2006); Su *et al.* (2008) y Stumpf *et al.* (2013). Esta técnica contemporánea se conoce como batimetría derivada de satélite (SDB) y se ha convertido en una tecnología prometedora y una opción atractiva en el campo de la topografía hidrográfica, especialmente en entornos de aguas poco profundas (Said *et al.*, 2017).

La creciente demanda de datos batimétricos para diversas aplicaciones marinas se ha incrementado dramáticamente en las últimas décadas (Said *et al.*, 2017) y el lanzamiento en series de satélites al espacio ha permitido que la teledetección pueda considerarse como una de las herramientas alternativas para estimar la

batimetría debido a su amplia cobertura espacial, bajo costo y disponibilidad temporal (Jagalingam *et al.*, 2015). El satélite Landsat 8, perteneciente a la misión espacial Landsat y seleccionado para el desarrollo de esta investigación, tiene una cobertura espacial definida por el tamaño de una escena, que es de 190 x 180 km (USGS, 2016). El acceso a los datos de la misión espacial Landsat es gratuito y tiene registros disponibles desde el año 1972, con planes de nuevos lanzamientos (Figura 2).

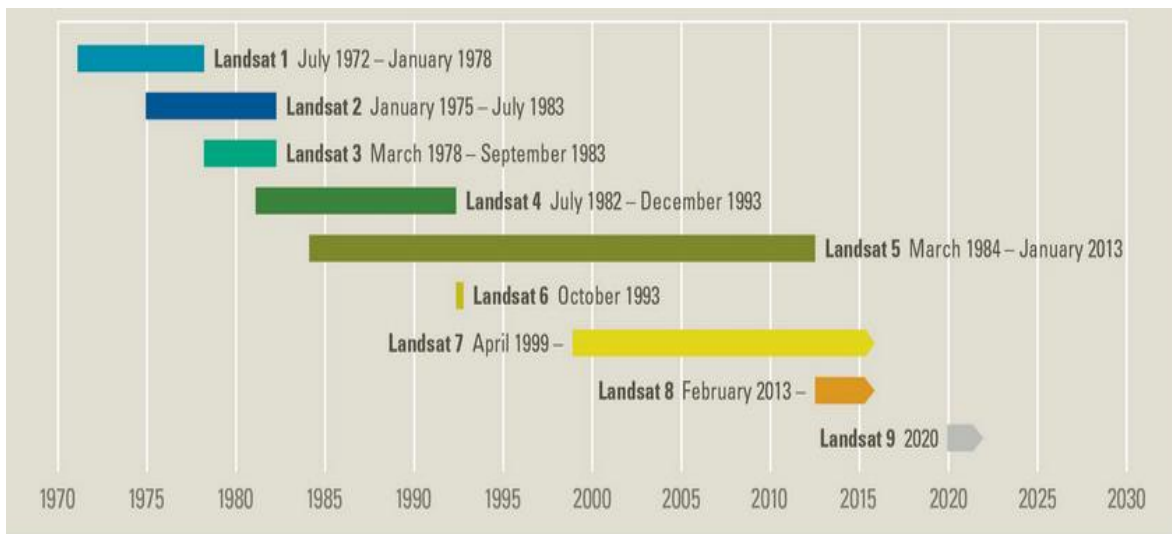


Figura 2. Lanzamientos de la misión espacial Landsat (tomado de USGS, 2018).

Los lanzamientos de satélites equipados con sensores multiespectrales con resolución espacial de 2 a 1.23 m, como IKONOS (1999), QuickBird (2001), GEOEYE (2008) y WorldView (2007-2016), han renovado el interés en SDB para aguas costeras y continentales poco profundas, debido a su alta resolución espacial y mayor capacidad de penetración del agua (Su *et al.*, 2014). Esto ha permitido el desarrollo de posteriores trabajos de investigación para evaluar y analizar los algoritmos de SDB (Bramante *et al.*, 2013; Najhan *et al.*, 2017).

Actualmente, una serie de algoritmos empíricos para la SDB están disponibles en la literatura, como los trabajos de Su *et al.* (2008); Stumpf *et al.* (2013) y algoritmos analíticos como el de Lyzenga (1978, 1981); Philplot (1989) y Lyzenga *et al.* (2006). Para aplicar el método analítico en la obtención de batimetría es necesario determinar varios parámetros de entrada tales como: la composición de la columna

de agua, los asociados a la interfaz aire-mar, a efectos atmosféricos y de iluminación; y el tipo de fondo, entre otros; lo que lo hace muy complejo. En cambio, para estimar la batimetría aplicando el método empírico solo se requiere el uso de dos parámetros ajustables (se obtienen mediante una regresión entre los valores de profundidad *in situ* y el resultado de aplicar el cociente entre bandas) para obtener los valores de profundidad absolutos para la imagen y otro parámetro para mantener el valor positivo de ambos logaritmos y para que el resultado del cociente muestre una relación lineal con la profundidad (Camacho, 2006).

La información espectral recopilada por los sensores multiespectrales depende básicamente de tres factores: profundidad del agua, coeficiente de absorción del agua y tipo del fondo. Desde que se determinó que la relación entre estos factores es no lineal (Lyzenga, 1978; Huang *et al.*, 2016), se consideró el uso de las redes neuronales supervisadas para estimar la batimetría (Huang *et al.*, 2016).

En los últimos años, varios investigadores (Özçelik y Arisoy, 2010; Sheela *et al.*, 2013; Corucci *et al.*, 2011; Mehdi *et al.*, 2013) han utilizado algoritmos de redes neuronales artificiales (ANN) para la estimación de batimetría, pues estos permiten determinar la relación no lineal entre la reflectancia de diferentes bandas espectrales y la profundidad del agua, aislando la atenuación del agua, y, por lo tanto, la profundidad, de otros factores ambientales como el material de fondo.

1.2 Parámetros de oleaje

A lo largo de las costas, las olas representan la mayor fuente de energía en la zona litoral, parte de la energía que llega a la costa es reflejada y devuelta hacia el mar abierto y la mayoría restante se transforma para generar corrientes costeras y transporte de sedimentos, constituyendo la fuerza que domina los cambios morfológicos en las zonas costeras. Este es uno de los motivos por lo que el conocimiento de las fuerzas que generan las olas y su dinámica es fundamental para entender la morfología costera y gestionar las actividades y procesos que sobre ella se asientan (Guisado *et al.*, 2010).

Se mencionan diversas clasificaciones de las olas (Troyo, 2003; Garrison, 2010):

- ❖ Según la fuerza que las genera.
- ❖ Según la fuerza restauradora que trata de regresar el nivel del mar a su posición de reposo.
- ❖ De acuerdo con la longitud de ola.

La variabilidad de la superficie libre del mar puede originarse por varias causas (Tabla 1). Para los efectos de esta investigación centraremos nuestra atención en el oleaje generado por viento, debido a que éste es el principal responsable de la generación del oleaje y juega un rol muy importante en la modificación de la línea de costa.

Tabla 1. Clasificación de las olas (modificado de Garrison 2010).

TIPO DE OLA	FUERZA PERTURBADORA	FUERZA RESTAURADORA	LONGITUD DE OLA
Ola capilar	Usualmente viento	Cohesión de las moléculas de agua	Hasta 1.72 cm
Ola de viento	Viento sobre el océano	Gravedad	60 - 150 m
Seiche	Cambio en la presión atmosférica, oleaje de tormenta y tsunami	Gravedad	Grande, variable; en función del tamaño de la cuenca oceánica
Ola sísmica de mar (tsunami)	Fallas en el fondo marino, erupción volcánica y deslizamientos de tierra	Gravedad	200 km
Marea	Atracción gravitatoria y rotación de la tierra	Gravedad	Media circunferencia de la Tierra

El viento es el principal responsable de la generación del oleaje y juega un rol muy importante en la modificación de la línea de costa.

Según Garrison (2010), existen tres factores que influyen en el desarrollo de las olas de viento:

- ❖ La velocidad del viento debe ser mayor que la de las crestas de las olas para que la transferencia de energía del aire al mar continúe, lo que significa, que la velocidad del viento es indispensable para el desarrollo de estas olas.
- ❖ El tiempo que sopla el viento.
- ❖ El fetch, que es la distancia ininterrumpida sobre la cual sopla el viento, sin un cambio significativo de dirección.

Las olas están influenciadas por la profundidad del agua a través de la cual se mueven. La longitud de onda determina el tamaño de órbita de las moléculas de agua dentro de la ola, mientras que la profundidad del agua determina la forma de la órbita (Garrison, 2010).

La propagación de las olas al interactuar con la zona de asomeramiento genera procesos biofísicos debido a que la batimetría de la plataforma, a partir de un umbral, controla la dirección, los modos de transferencia de la energía y la inercia generada por las olas (Guisado *et al.*, 2010).

Con respecto a la velocidad de propagación, Garrison (2010) plantea que en general, cuanto más larga sea la longitud de onda, más rápidamente la energía de la onda se moverá a través del agua. Expresa que para olas de aguas profundas esta relación está dada por la fórmula:

$$C = \frac{L}{T} \quad (I)$$

donde **C** es la velocidad (m/s), **L** es la longitud de onda (m) y **T** el tiempo o período (s).

Para el caso de olas de aguas poco profundas, la velocidad puede escribirse como:

$$C = \sqrt{gd} \quad \text{ó} \quad C = 3.1\sqrt{d} \quad (II)$$

Donde C es la velocidad (m/s), g es la aceleración de la gravedad (9.8 m/s²) y d es la profundidad del agua (m).

En general, la velocidad de las olas oceánicas está controlada por la gravedad, la longitud de ola y la profundidad del agua. La velocidad de una ola en aguas profundas también puede ser estimada por:

$$C = \sqrt{\frac{gL}{2\pi}} \quad (\text{III})$$

donde g es la aceleración de la gravedad, 9.8 m/s². Como g y π (3.14) son constantes, la expresión resulta:

$$C = 1.251\sqrt{L} \quad (\text{IV})$$

donde C es la velocidad (m/s) y L es la longitud de ola (m).

Tradicionalmente, las olas se miden *in situ* en un punto, mediante boyas ancladas, que a menudo se ubican cerca de las costas, por lo que ofrecen una cobertura espacial muy limitada (Li, 2010).

El lanzamiento de diversas misiones espaciales (Radarsat-2, TerraSAR-X, TanDEM-X, Cosmo-SkyMed, ALOS-2 y Sentinel-1) ha permitido la obtención de información de la superficie del océano a partir de sensores remotos. El radar de apertura sintética (SAR) ha sido muy utilizado para obtener información de viento y parámetros de oleaje como la altura significativa de la ola y el período medio de la ola (Shao *et al.*, 2016), con una amplia cobertura (hasta 530 x 500 km²) y una alta resolución espacial de 1-2 m para el caso del Radarsat-2.

A diferencia de las mediciones con boyas ubicadas principalmente cerca de las costas, los datos satelitales están disponibles en el océano abierto donde las olas se generan y se propagan (Chapron *et al.*, 2001).

Li *et al.* (2008) plantean que las imágenes de SAR adquiridas sobre el océano contienen información sobre fenómenos a pequeña escala y mesoescala que ocurren en el océano:

- ❖ Espectro bidimensional de la ola y parámetros de la ola (altura significativa, longitud de la ola y dirección del oleaje).
- ❖ Campo de viento cerca de la superficie del mar (10 m de altura), velocidad y dirección del viento.
- ❖ Frentes, remolinos, límites de corrientes, afloramientos, plumas de ríos.
- ❖ Estimación de profundidad de la capa de mezcla.
- ❖ Detección de buques y derrames de petróleo.

1.3 Modelación numérica de oleaje

Los modelos de simulación de propagación del oleaje en las proximidades de la costa son herramientas utilizadas hoy en día en la toma de decisiones ingenieriles, así como en estudios de la morfodinámica costera relacionados con la gestión integral del litoral y el manejo de las costas (Guisado *et al.*, 2010).

Estudios de modelación de olas de aguas profundas (Komen *et al.*, 1994; Tolman, 1998) y poco profundas (Kirby y Dalrymple, 1994; Booij *et al.*, 1999), dieron paso al desarrollo de modelos de olas de viento como el WAM y WaveWatch III. Con el aumento de los requerimientos para las predicciones de las condiciones de olas en el litoral, las investigaciones de oleaje modificaron su énfasis de la generación de olas de viento hacia la transformación de las olas de aguas profundas en la zona cercana a la costa, lo que resultó en la creación de modelos de aguas poco profundas como STWAVE y SWAN (Dykes *et al.*, 2003).

El SWAN (Simulating WAVes Nearshore) es un modelo espectral de tercera generación desarrollado por Booij *et al.* (1999), en la Universidad Tecnológica de Delft, en Holanda. Describe la evolución del espectro de energía del oleaje considerando las condiciones del viento, oleaje, corrientes y batimetría, calculando procesos de generación, disipación e interacciones no lineales. Se puede acoplar con modelos meteorológicos y ha sido ampliamente validado tanto empíricamente como en laboratorio (Guisado *et al.*, 2010).

El modelo SWAN ha sido incorporado al software Delft3D, el cual incluye módulos que pueden ser aplicados a diversos escenarios de modelación y diseño de estructuras hidráulicas, permitiendo enfocarse en áreas específicas de interés como la hidrodinámica (flujo), la calidad del agua (campo cercano y lejano), el oleaje (generación y propagación), la morfología y el transporte de sedimentos (Deltares, 2018).

El módulo DELFT-WAVE, simula el oleaje generado por viento en zonas costeras, modelando la propagación, interacción no lineal y disipación del oleaje a partir de las condiciones de la topografía del fondo, campo de viento, nivel del mar y corrientes en aguas someras, intermedias y profundas (Deltares-A, 2014).

2. Antecedentes

2.1 Batimetría derivada de satélite

Lyzenga (1978), propuso un modelo teórico de brillantez para aguas poco profundas, el cual incluye como principales ventajas:

1. Flexibilidad operacional aumentada debido al uso de bandas con diferentes coeficientes de atenuación del agua.
2. Mejor discriminación del tipo de fondo con espectros de reflectancia similar.
3. Rendimiento mejorado mediante el uso de más de dos bandas.

Lyzenga *et al.* (2006) describieron un método para estimar la profundidad a partir de imágenes multiespectrales, utilizando un modelo de reflectancia aproximada para aguas someras. El algoritmo corrige un rango de variaciones tanto en la atenuación del agua como en la reflectancia del fondo, usando una variante lineal de transformación logarítmica para la brillantez en las bandas azul y verde del sensor IKONOS (4 m de resolución espacial).

Stumpf *et al.* (2003) realizaron una comparación entre el algoritmo de transformación lineal y el algoritmo de transformación de cociente entre bandas propuesto, para lo cual utilizaron imágenes IKONOS (4 m de resolución espacial) y datos batimétricos LiDAR de dos atolones en las islas hawaianas del noroeste. Los

autores obtuvieron como resultado que ambos algoritmos resuelven el tipo de fondo variable (arena, algas y coral) y el albedo, estimando profundidades de hasta 15 m. Con la transformación lineal no obtuvieron profundidades mayores a 15 m, sin embargo, con la transformación de cociente fue posible estimar (en aguas claras), profundidades mayores a 25 m. La transformación de cociente también fue más eficiente que el algoritmo de transformación lineal en aguas con mayor turbidez. El RMSE entre las profundidades de entrada del modelo del cociente entre bandas y las profundidades estimadas hasta 20 m fue de 0.4 m. El trabajo de estos autores demostró que el algoritmo de transformación de cociente entre bandas, en general, es más robusto que el algoritmo de transformación lineal.

Corucci *et al.* (2011) estimaron la batimetría del área de Castiglione, en Italia, utilizando la banda azul (479.5 nm), verde (546.5 nm), roja (654 nm) e infrarrojo cercano (814.5 nm) de imágenes QuickBird (de 2.44 m de resolución espacial) y la aplicación de un Sistema de Inferencia Difusa basado en una Red Adaptativa. Los autores obtuvieron que para condiciones marinas óptimas (baja rugosidad de la superficie del mar) y un conjunto de 10,840 puntos de entrenamiento, la batimetría fue muy precisa (desviación estándar (STD) = 36.7 cm en el intervalo de profundidad de 1 a 18 m). Para condiciones marinas desfavorables (alta rugosidad de la superficie del mar) y un conjunto de 641 puntos, los resultados continuaban siendo precisos (STD = 64 cm en el intervalo de profundidad de 1 a 14 m).

Su *et al.* (2014) introdujeron un novedoso algoritmo basado en un Modelo de Inversión Geográficamente Adaptable, como alternativa al Modelo de Inversión Global ampliamente utilizado hasta entonces. Este modelo considera la heterogeneidad espacial del tipo de fondo y la calidad del agua, subdividiendo la imagen en regiones geográficas y ajustando un modelo de inversión para cada región. Los autores aplicaron el modelo al procesamiento de una imagen multiespectral IKONOS (4 m de resolución espacial) de la Isla Kauai, en Hawai y a una imagen Landsat ETM+ (de 30 m de resolución espacial) de la Isla Barbuda, en el Mar Caribe oriental. Los resultados obtenidos por estos autores muestran que con la imagen IKONOS el RMSE fue de 0.48 m, mejorando sustancialmente el

modelo de inversión regional (RMSE=1.11m), lo que significa una reducción del error en un 57%. Además de mejorar el modelo de inversión global (RMSE=1.43m), significando una reducción del error en 66%. Para el caso de la imagen Landsat el RMSE fue de 1.25 m, mejorando el modelo de inversión global (RMSE = 2.34 m), lo que representa una reducción del error en un 47%. Estos resultados demostraron que el modelo de inversión geográficamente adaptable puede lograr estimaciones batimétricas significativamente más precisas que el modelo de inversión global convencional.

Pacheco *et al.* (2015) aplicaron el algoritmo de transformación lineal para obtener SDB para una franja costera de 60 km que incluye islas de barrera, playas de arena expuestas y canales de entrada de marea en Ria Formosa, Portugal. Los autores utilizaron tres bandas (violeta-azul profundo: 433-453 nm; azul: 450-515 nm; y verde: 525-600 nm) de imágenes Landsat 8 (resolución espacial de 30 m) y datos batimétricos LiDAR. Los resultados demostraron la eficiencia del algoritmo para estimar la batimetría en aguas poco profundas (de 0 a 12 m) con un RMSE de 0.89 m. La precisión depende de la profundidad, lo que es una limitación inherente de los sistemas de detección ópticos pasivos. Ésta disminuyó en áreas con mayor turbidez, como zonas adyacentes a canales de marea. El uso de imágenes satelitales de libre acceso demostró ser un método rápido y confiable para adquirir información batimétrica actualizada de resolución media y bajo costo para profundidades de hasta 12 m en aguas claras, sin la presencia de espuma causada por las olas rompientes (whitecapping).

2.2 Parámetros de oleaje

Shao *et al.* (2015) modificaron el Método del Espectro de Primer Factor Parametrizado (PFSM) para extraer parámetros de oleaje de la banda X de imágenes del TerraSAR-X (TS-X). Extrajeron parámetros de ola como la altura significativa (H_s) y el período medio (T_{m_w}) a partir de 16 imágenes en modo StripMap de polarización HH y se compararon con mediciones de boyas ancladas. Las imágenes fueron tomadas de una zona delimitada por las coordenadas (58.0,179.3°W; 21.1,55.8°N) y entre los años 2008-2012. La H_s obtenida fue de 1 a

5 m y el período medio de la ola de 2 a 10 s. Además, los resultados obtenidos fueron comparados con los del modelo operacional WAVEWATCH III. La comparación de H_s entre SAR y el modelo WAVEWATCH III resultaron en un RMSE de 0.43 m y un 32.8 % de índice de dispersión (SI), siendo ligeramente superior al RMSE (0.26 m) entre H_s obtenida con TS-X y la de boyas con un 19.8 % de SI. El RMSE entre el T_{m_w} obtenido con TS-X y el de boyas fue de 0.45 s con un SI de 26 %, siendo ligeramente mejor que la comparación del modelo SAR con el modelo WAVEWATCH III (RMSE = 0.47 s con un SI de 37 %). Los resultados obtenidos demuestran que el algoritmo PFSM es adecuado para estimar los parámetros de oleaje a partir de datos de la banda X del TerraSAR-X.

Shao *et al.* (2016) presentaron un algoritmo semiempírico para la obtención de los parámetros de oleaje H_s y T_{m_w} a partir de 106 imágenes SAR Sentinel-1 (banda-C con polarización VV) recopiladas entre abril de 2014 y enero de 2016. Para la validación se utilizaron mediciones del oleaje (con intervalo de 10 minutos) obtenidas con boyas. Se seleccionaron las mediciones de las boyas más cercanas en el tiempo respecto a las imágenes SAR, manteniéndose una diferencia entre ambos tiempos de 5 minutos. De los 150 pares de datos de H_s y T_w , que se utilizaron, 93 fueron usados para ajustar los coeficientes del algoritmo semiempírico y 57 para su validación. El RMSE para H_s fue de 0.69 m con un SI de 18.6%, mientras que el RMSE para T_{m_w} fue de 1.98 s con un SI de 24.8%. Los autores concluyeron que el algoritmo es adecuado para la obtención de parámetros de oleaje a partir de datos SAR Sentinel-1.

2.3 Modelación numérica de oleaje

Ou *et al.* (2002) estimaron campos de viento aplicando el modelo de vórtice Rankin modificado y utilizaron el modelo SWAN para simular las condiciones de las olas provocadas por el paso de cuatro tifones: Kent (1995), Herb (1996), Amber (1997) y Zeb (1998) tanto por la costa este, como por la costa oeste de Taiwán, comparando los resultados del modelo con las estadísticas de olas medidas en estaciones ubicadas en ambas costas. Los resultados obtenidos en las simulaciones, para ambas costas, muestran una buena aproximación respecto a las

mediciones de las estaciones, sin embargo, las discrepancias aumentan en los resultados simulados en las aguas costeras del oeste debido a que las montañas centrales de la isla dañan las estructuras ciclónicas de los tifones que la cruzan. Además, mencionan que el esquema de mallas anidadas en la ejecución del modelo SWAN podría mejorar la precisión de la simulación en aguas costeras.

Mulligan *et al.* (2008) investigaron la evolución del campo de oleaje en la Bahía de Lunenburg, Nueva Escocia, durante el paso de una tormenta extratropical. Realizaron una comparación entre observaciones *in situ* (boyas direccionales) y simulaciones numéricas utilizando el modelo SWAN (evaluando las dos formulaciones de *whitecapping* disponibles en el modelo: Komen *et al.* (1984) y van der Westhuysen *et al.* (2007); así como los modos de ejecución estacionario y no estacionario del modelo). El modelo fue implementado sobre una malla rectangular cubriendo un área de 13.7 km en la dirección X y 10.4 km en la dirección Y, con una resolución de 60 m. Los autores concluyeron que el modelo de ejecución que combinó los cálculos no estacionarios y la formulación de *whitecapping* de van der Westhuysen *et al.* (2007), proporcionó resultados más cercanos ($R^2 = 0.81$ para la H_s y $R^2 = 0.72$ para el T_{m_w}) a los datos de oleaje registrados por las boyas, para las condiciones mixtas de oleaje local y de swell que ocurrieron durante la tormenta.

Dagua *et al.* (2013) compararon los resultados del modelo SWAN (usando como forzamiento datos de viento NARR) con los datos de oleaje registrados con boyas de oleaje direccional (Triaxys) de la Dirección General Marítima (Dimar) y de la NOAA para el período de 2006-2010, en el Caribe colombiano. El índice de correlación lineal entre los valores de altura significativa de la ola modelada y la registrada *in situ* por las boyas fue entre 0.69 y 0.87. Los autores mencionan que el modelo SWAN reprodujo de forma adecuada los datos registrados con las boyas incluso durante cambios estacionales entre época seca (diciembre-marzo) y húmeda (abril-noviembre). Igualmente, el modelo arrojó datos de alturas de ola mayores al valor promedio, que se correspondieron con los registros de las boyas asociados a tormentas y frentes fríos.

3. Justificación

La modelación numérica del oleaje en zonas costeras actualmente constituye una herramienta muy utilizada como soporte para la toma de decisiones en el ámbito de la gestión integral del litoral, y es bien conocida la importancia de contar con una batimetría precisa y parámetros de oleaje como elementos de entrada para la ejecución del modelo, como se ha descrito en la sección anterior. Recientemente el levantamiento batimétrico de aguas marinas poco profundas se ha basado principalmente en operaciones con ecosondas a bordo de embarcaciones, sin embargo, esta técnica exige elevados costos y mayor tiempo, fundamentalmente en aguas de poca profundidad, donde se requiere una densa red de puntos (Pattanaik *et al.*, 2015) para obtener mayor detalle del fondo marino. Por su parte, los parámetros de oleaje, en ocasiones, son obtenidos a partir del procesamiento de datos de boyas direccionales pertenecientes a la NOAA y otras instituciones y centros de investigación como parte de programas de monitoreo del estado y las condiciones del océano.

En la zona costera de San José del Cabo no se dispone de registros históricos de oleaje y la captura de datos batimétricos *in situ* en ocasiones se hace difícil por el estado del mar (oleaje con marejada), principalmente en zonas someras (rompiente). Bañuelos-Montero (2017) estimó la dirección y la tasa del transporte litoral a partir de fórmulas empíricas y la simulación de oleaje con el modelo SWAN para la misma área de estudio. Sin embargo, los parámetros de oleaje incorporados al modelo, debido a la carencia de datos *in situ*, los obtuvo a partir de la revisión bibliográfica, mientras que la batimetría utilizada la obtuvo a partir de la interpolación de datos colectados en la sección central de la celda litoral (con un ecosonda). Rojas-Silva (2018) estimó los cambios volumétricos del sedimento en la barrera arenosa ubicada en el Estero San José (ubicado dentro de la misma área de estudio) para el período anual (2017-2018) mediante la técnica de fotogrametría aérea con dron. Además, modeló la dinámica en la barrera arenosa implementando el modelo numérico XBeach, utilizando el mismo conjunto de datos batimétricos que Bañuelos-Montero (2017) y datos de oleaje obtenidos de un ológrafo ubicado frente a Cabo Falso.

La presente investigación plantea el uso de sensores remotos pasivos y la incorporación de los paradigmas metodológicos (formulación del cociente entre bandas y la aplicación de redes neuronales) para la obtención de mejores resultados en la estimación batimétrica, así como el uso de percepción remota activa para la obtención de parámetros de oleaje, como elementos de entrada para la modelación de oleaje en la zona de estudio.

4. Hipótesis

En la zona de San José del Cabo, pueden ser caracterizados tanto la estimación de batimetría mediante el tratamiento de datos de sensores remotos pasivos y la implementación de redes neuronales, como los parámetros de oleaje a partir del procesamiento de datos de sensores remotos activos.

5. Objetivo general

Estimar la batimetría y los principales parámetros del oleaje mediante percepción remota (sensores activos y pasivos) para su incorporación al modelo numérico de oleaje SWAN.

5.1 Objetivos específicos

1. Estimar la batimetría a partir del procesamiento de imágenes de satélite Landsat y la implementación de redes neuronales.
2. Estimar los parámetros de oleaje: altura significativa (H_s), período medio (T_{m_w}) y dirección media (Dir_{med}) a partir del procesamiento de datos de Radar de Apertura Sintética (SAR) obtenidos por el satélite Sentinel-1.
3. Realizar la modelación numérica del oleaje con el modelo SWAN, incorporando los datos de batimetría y oleaje obtenidos.

6. Zona de estudio

El área de estudio se localiza en el extremo sur de la Península de Baja California, en el municipio Los Cabos. Comprende la celda litoral localizada entre Punta Palmilla y Punta Gorda, la cual cuenta con un cañón submarino cerca de la costa (Bañuelos-Montero, 2017). Las coordenadas que delimitan la mencionada celda son

631353 E a 645849 E, en longitud, y 2544655 N a 2553782 N en latitud y están en el sistema de coordenadas UTM zona 12N (Figura 3b). Además, como parte del área de estudio se tiene la región seleccionada para la extracción de parámetros de oleaje de las imágenes Sentinel-1 (zona de datos SAR), delimitada por las coordenadas geográficas (16.5°N, 113.5°W) y (21.5°N, 108.0°W) (Figura 3a).

Se considera a esta región como una zona de transición entre un ambiente de alta energía (Océano Pacífico) y uno de baja energía (Golfo de California), con una zona costera caracterizada por una topografía irregular y playas protegidas por dunas poco desarrolladas (Nava-Sánchez *et al.*, 1994).

Respecto a las condiciones de viento, según Castro *et al.* (2000) son estacionales, pues durante el invierno el viento proviene del noroeste, con velocidades en el rango de 8 a 10 m/s, mientras que en verano sopla del sureste con velocidades de 5 m/s.

Emery (1960), menciona que el rango de marea promedio en San José del Cabo es de 0.94 m y de 1.34 m durante mareas vivas. La predicción de mareas realizada por el Departamento de Oceanografía Física del CICESE, establece que la marea predominante en Cabo San Lucas (estación mareográfica más cercana al área de estudio) es semidiurna, lo que significa que presenta dos máximos y dos mínimos en un día (Camacho, 2003).

Troyo (2003), en Bahía San Lucas, a partir del análisis de datos de abril de 1999 (primavera), reportó una altura significativa promedio de 2.7 m, un período de 3.2 s y una dirección predominante del sur-sureste. Para noviembre del año 2000 (otoño) indicó una altura significativa de aproximadamente 2.2 m, con un período de 11.6 s y la misma dirección predominante del sur-sureste.

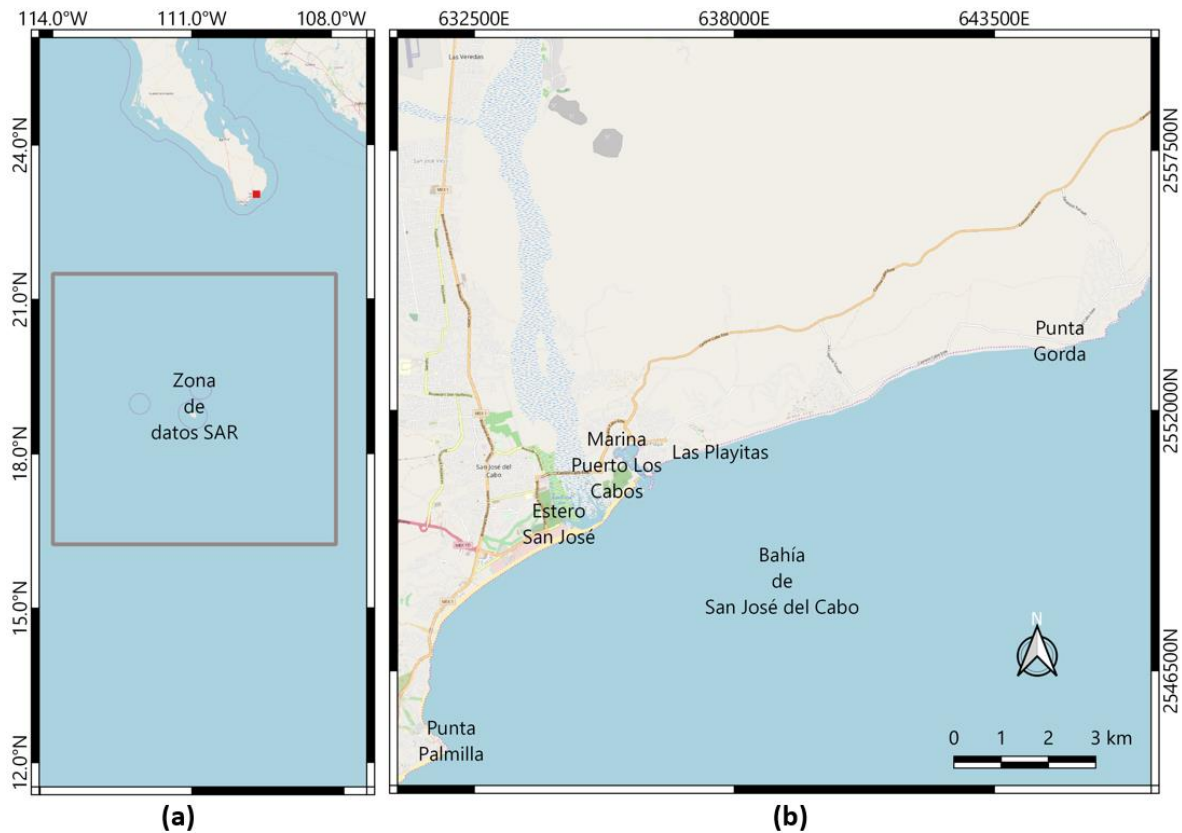


Figura 3. a. Macrolocalización del área de estudio (pequeño cuadrado rojo). El cuadrado con borde gris representa la zona de captura de datos SAR. b. Área de estudio (celda litoral de Punta Palmilla-Punta Gorda).

7. Datos y métodos

Los datos y métodos empleados para dar cumplimiento a los objetivos planteados se describen a continuación. Se presenta un esquema general (Figura 4) que describe los procesos fundamentales a desarrollar en la presente investigación. Inicialmente, a partir del procesamiento de imágenes de satélite Landsat se estimó la batimetría aplicando dos métodos: el cociente entre bandas y las redes neuronales; posteriormente se estimaron los parámetros de oleaje (H_s , T_{m_w} y Dir_{med}) a partir del procesamiento de imágenes SAR Sentinel-1 y finalmente, con los resultados obtenidos en los objetivos anteriores, se realizó la modelación numérica de oleaje aplicando el modelo SWAN.

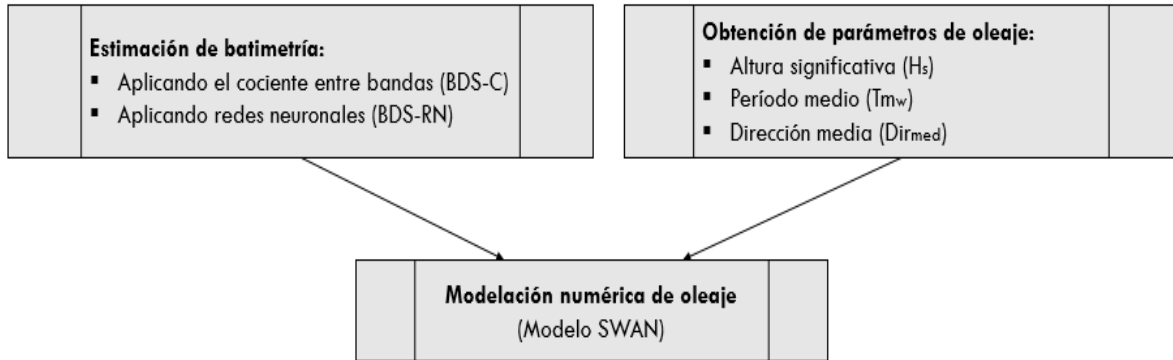


Figura 4. Diagrama metodológico general de la investigación.

7.1 Datos

7.1.1 Datos para estimar la batimetría

Conjunto de datos in situ

Se utilizó un conjunto de datos de 9,999 puntos, recolectados el 06/04/2017 con un ecosonda GARMIN 431s, en la zona comprendida entre el poblado El Encanto y la barrera arenosa del estero San José, pasando frente al cañón submarino. El recorrido del ecosonda se realizó en forma de zigzag, con una distancia entre los transectos perpendiculares a la costa de aproximadamente 200 m (Figura 5).

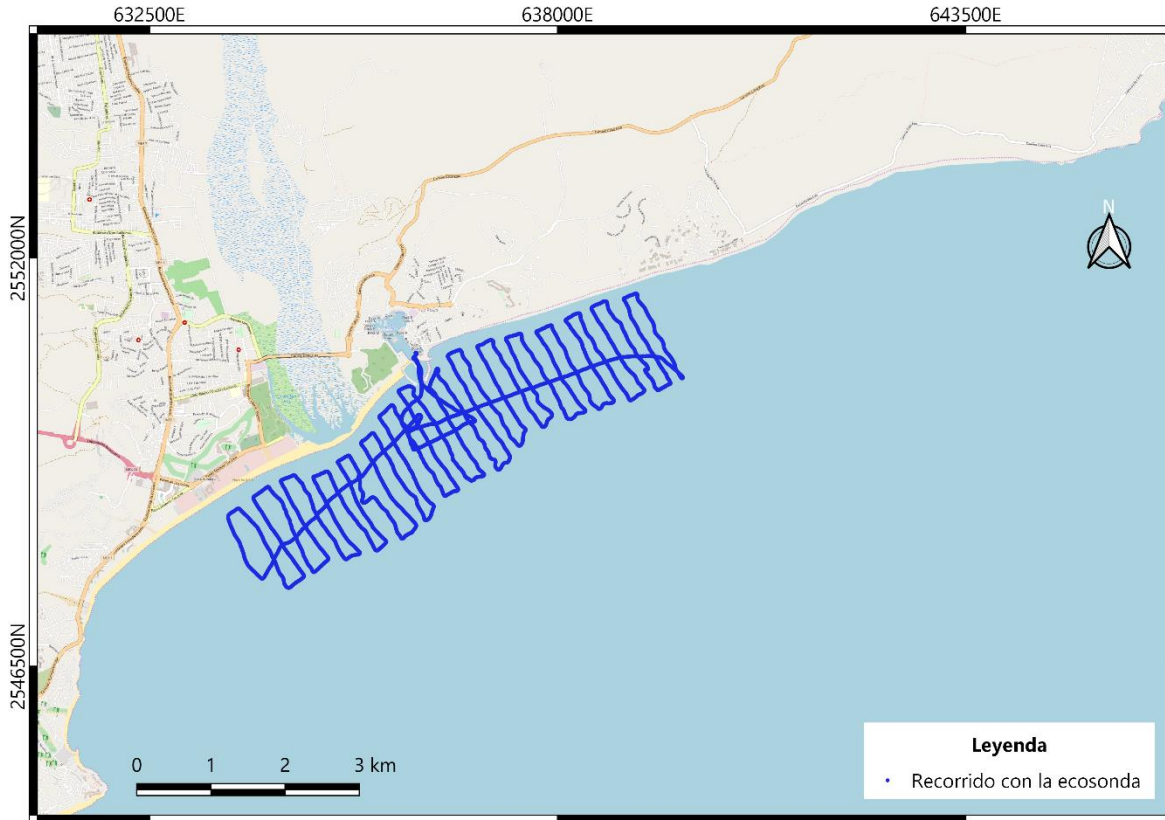


Figura 5. Levantamiento batimétrico realizado en la zona central de la celda litoral Punta Palmilla-Punta Gorda (06/04/2017).

Imágenes de satélite

La imagen Landsat (Tabla 2) utilizada se obtuvo de <http://landsat.usgs.gov/>, sitio del Servicio Geológico de los Estados Unidos (USGS). Se seleccionó una imagen del día 25/02/2017, por ser la más cercana a la fecha del levantamiento batimétrico, por presentar un porcentaje de nubosidad menor al 10%, así como un menor número de embarcaciones y espuma sobre la superficie del mar.

Tabla 2. Características generales de la imagen Landsat 8 obtenida.

PARÁMETRO	VALOR
Satélite	Landsat 8
Sensor	OLI/TIRS
Nivel de Procesamiento	2
Path/Row	33/44
Fecha	25/02/2017
Bandas utilizadas	violeta-azul profundo (435-451 nm) azul (452-512 nm) verde (533-590 nm) rojo (636-673 nm) infrarrojo cercano (851-879 nm) infrarrojo de onda corta (1570-1650 nm)
Fuente	USGS-A, 2018
Formato	GeoTIFF
Resolución espacial	30 m
Sistema de coordenadas	UTM 12N

Datos de marea

Los datos de marea fueron obtenidos de http://redmar.cicese.mx/meteoro/graph/lista_met.php/, en la sección “Estaciones Mareográficas y Meteorológicas Costeras” de la Red Mareográfica del Centro de Investigación Científica y de Educación Superior de Ensenada (CICESE, 2018). Se utilizaron datos de la estación ubicada en los 22°52’N y los 109°54’W, en Cabo San Lucas, Baja California Sur, medidos por un sensor OTT-CBS con un intervalo de transmisión de un minuto. Se descargaron los datos de marea del día 06/04/2017

(fecha del levantamiento batimétrico) y del día 25/02/2017 (fecha de la imagen Landsat 8 utilizada).

7.1.2 Datos para estimar los parámetros de oleaje

Imágenes SAR Sentinel-1

Se obtuvieron 132 imágenes (modo WV) SAR Sentinel-1 de <https://scihub.copernicus.eu/dhus/#/home>, en el sitio de la Agencia Espacial Europea (ESA). La información general de las imágenes se presenta en la Tabla 3. Corresponden al período del 01/01/2017 al 31/12/2017, con una frecuencia de 6 días. Cada imagen contiene (en promedio) 108 archivos NetCDF correspondientes a cada una de las viñetas que la conforman, para un total de 14,374 archivos.

Tabla 3. Características generales de las imágenes Sentinel-1 obtenidas.

PARÁMETRO	VALOR
Plataforma	S1A_* y S1B_*
Modo del Sensor	Wave (WV)
Polarización	VV
Tipo de Producto	OCN - Nivel 2
Formato	NetCDF
Ángulo de incidencia	23° y 36°
Fuente	ESA, 2018

El modo WV del sensor Sentinel-1, adquiere los datos en viñetas de 20 x 20 km con una resolución espacial de 5 x 5 m, cada 100 km a lo largo de la órbita, de forma alterna con dos ángulos de incidencia (aproximadamente entre 23 y 36°). Las viñetas con el mismo ángulo de incidencia están separadas por 200 km. (Figura 6).

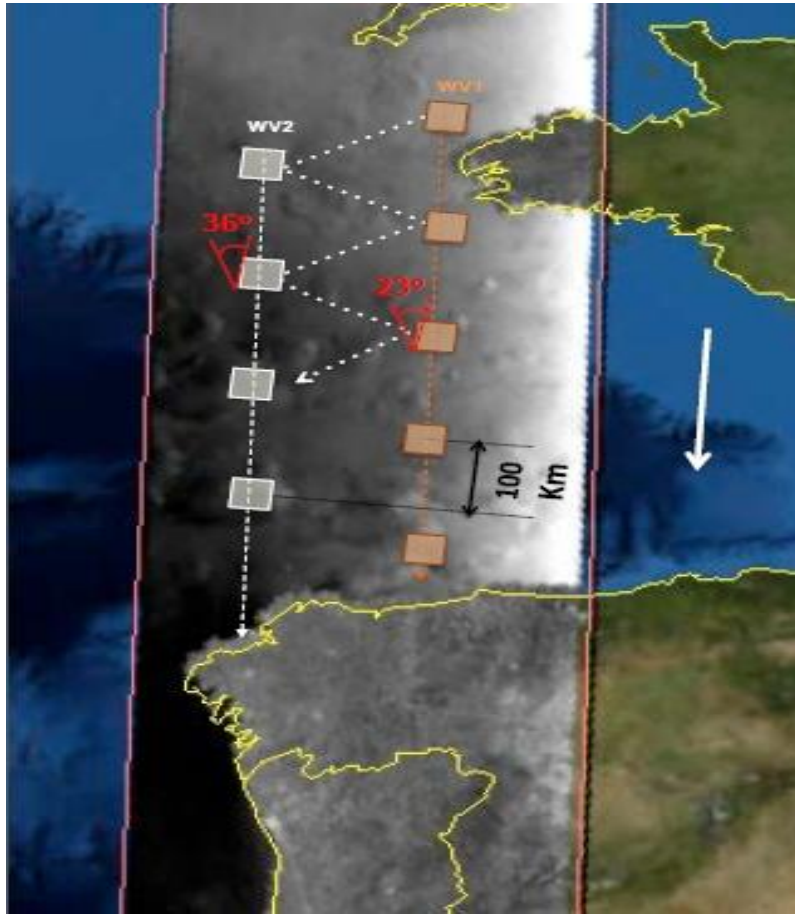


Figura 6. Forma de adquisición de datos del sensor Sentinel-1 en modo WV, (tomado de ESA-A, 2019)

Datos de viento

Los datos de viento fueron obtenidos del repositorio <ftp://ftp.cdc.noaa.gov/Datasets/NARR/Dailies/pressure/> del proyecto para el Reanálisis Regional de América del Norte (NARR), en formato NetCDF y resolución espacial de 32 km (NARR, 2018). Se descargaron datos de promedios diarios para los meses de enero y febrero de 2017 (época de invierno) y para los meses de julio, agosto y septiembre de 2017 (época de verano).

7.1.3 Datos para la modelación de oleaje

Datos batimétricos

Con la finalidad de incorporar al modelo SWAN una batimetría representativa del área de estudio, se utilizaron tres conjuntos de datos batimétricos: 1) BDS aplicando redes neuronales para los valores de profundidad menores o iguales a 25 m. 2) Datos de batimetría convencional (colectados con el ecosonda e interpolados) para profundidades de 25 a 200 m. 3) Datos batimétricos GEBCO (actualización del año 2008), con formato .xyz (texto plano) y con una resolución de 30 arco-segundos, ~ 900 m (Figura 7), para incorporar batimetría de aguas profundas (mayores a 200 m).

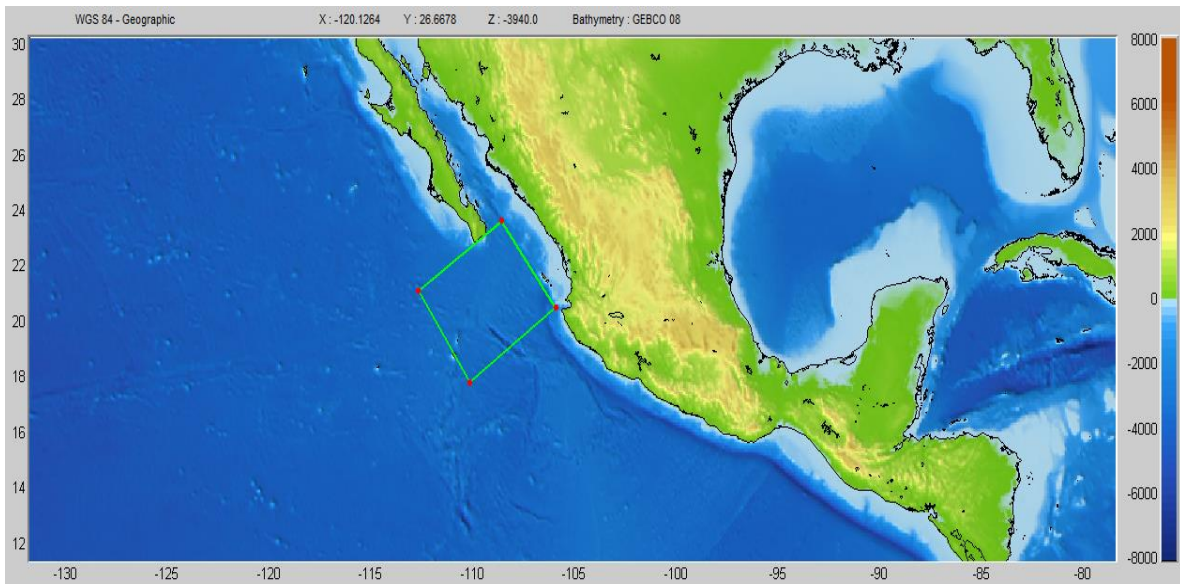


Figura 7. Selección de la batimetría del GEBCO (2008) para el área de estudio, obtenida con el software DelftDashboard.

Parámetros de oleaje

Los parámetros del oleaje: H_s , T_{m_w} , Dir_{med} , fueron obtenidos mediante procesamiento de los datos Sentinel-1 descritos en la sección 7.1.2, aplicando el método descrito en la sección 7.2.2.

7.2 Métodos

7.2.1 Batimetría derivada de satélite

Se realizó un proceso de depuración y corrección de profundidad a los datos de batimetría *in situ*. Luego, utilizando una imagen Landsat, se procedió a delimitar la región de interés para realizar la estimación batimétrica mediante dos métodos: 1) BDS aplicando el cociente entre bandas (Stumpf *et al.*, 2003) y 2) BDS aplicando redes neuronales (Figura 8). Los procesos mencionados anteriormente serán abordados con mayor detalle a continuación.

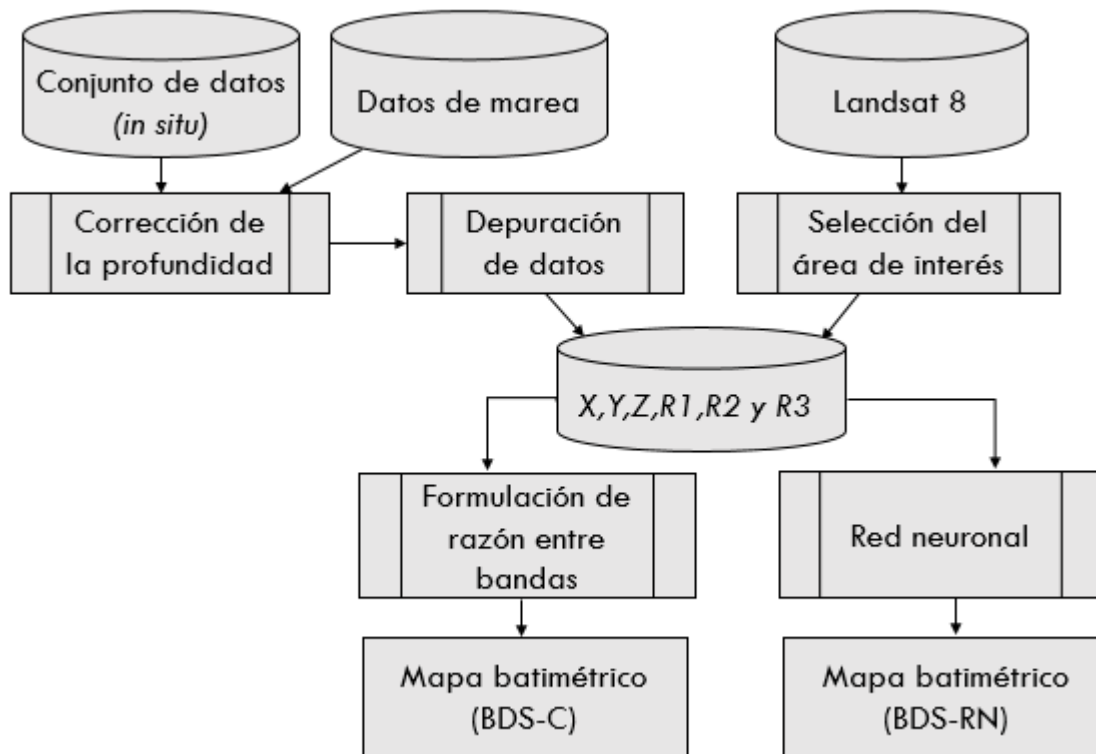


Figura 8. Esquema metodológico para la estimación de batimetría derivada de satélite (BDS) aplicando dos métodos: formulación del cociente entre bandas y redes neuronales.

Corrección de la profundidad de los datos in situ

Se aplicaron dos correcciones a los datos de profundidad del levantamiento batimétrico. La primera consistió en adicionar la profundidad a la que estaba

sumergido el transductor durante el levantamiento (0.50 m) a todos los registros. Con la segunda corrección se ajustó el nivel del mar del levantamiento batimétrico, con respecto al nivel del mar en el instante en que se captó la imagen Landsat, considerado como el nivel de referencia (Figura 9). Para ello, se utilizaron los datos de marea descritos en la sección 7.1.1. Una vez aplicada la corrección por marea, la diferencia con respecto a los datos de batimetría *in situ* fue de ± 0.40 m, y con ambas correcciones de ± 0.90 m.

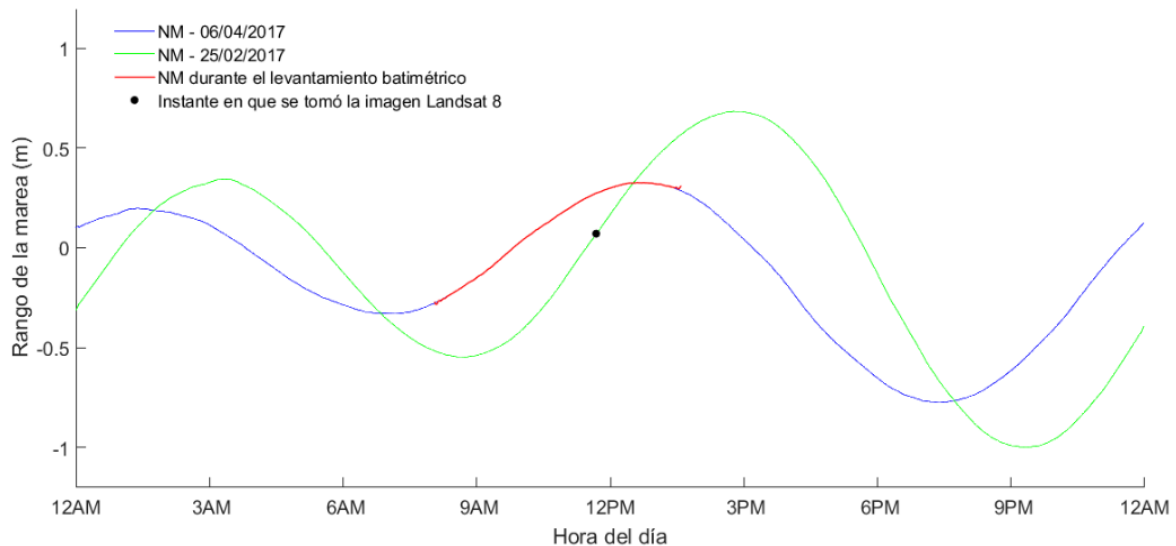


Figura 9. Nivel del mar para el día del levantamiento batimétrico (06/04/2017) y el día de captura de la imagen Landsat 8 utilizada (25/02/2017). Se observa la diferencia del nivel del mar en cada punto del recorrido (segmento en color rojo) con respecto al nivel del mar para el instante en que se tomó la imagen (punto en color negro), lo que representa el rango de la corrección por marea.

Depuración de datos in situ

Al conjunto de datos del levantamiento batimétrico se le aplicó un proceso de depuración (desarrollado en MATLAB) que consistió en la identificación y selección de puntos para excluirlos de la estimación batimétrica, aplicando los criterios que se presentan a continuación:

- I. Puntos sin registro de profundidad (valores NaN).
- II. Puntos con las mismas coordenadas.

III. Puntos consecutivos con cambios de pendiente abruptos ($m \geq 45^\circ$).

IV. Puntos con valores de profundidad mayores a 25 m.

Una vez aplicado el proceso de depuración, se extrajo la región de interés de las bandas violeta-azul profundo, azul, verde, rojo, infrarrojo cercano e infrarrojo de onda corta de la imagen Landsat, seleccionando las coordenadas mínimas y máximas de los registros batimétricos depurados para establecer sus límites (Figura 10).

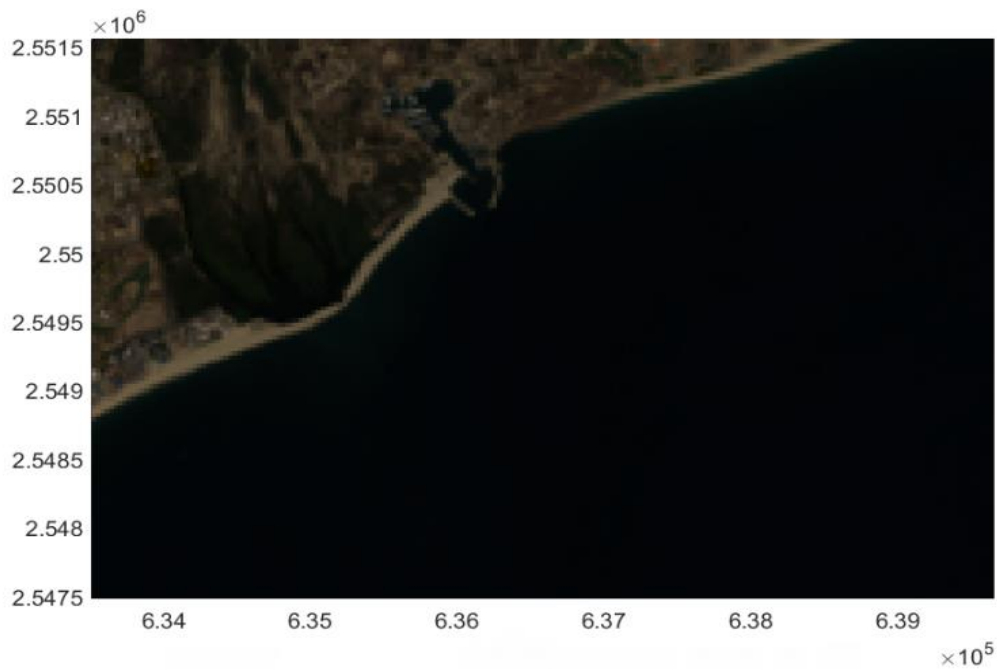


Figura 10. Representación de la sección obtenida luego de aplicado el recorte sobre las bandas de la imagen Landsat.

Debido a que la resolución espacial de las bandas Landsat utilizadas es de 30 m, y el levantamiento batimétrico se realizó con una frecuencia de muestreo de 2 s (una medición cada 5-10 m aproximadamente), se tienen múltiples mediciones *in situ* en los pixeles Landsat (Figura 11).

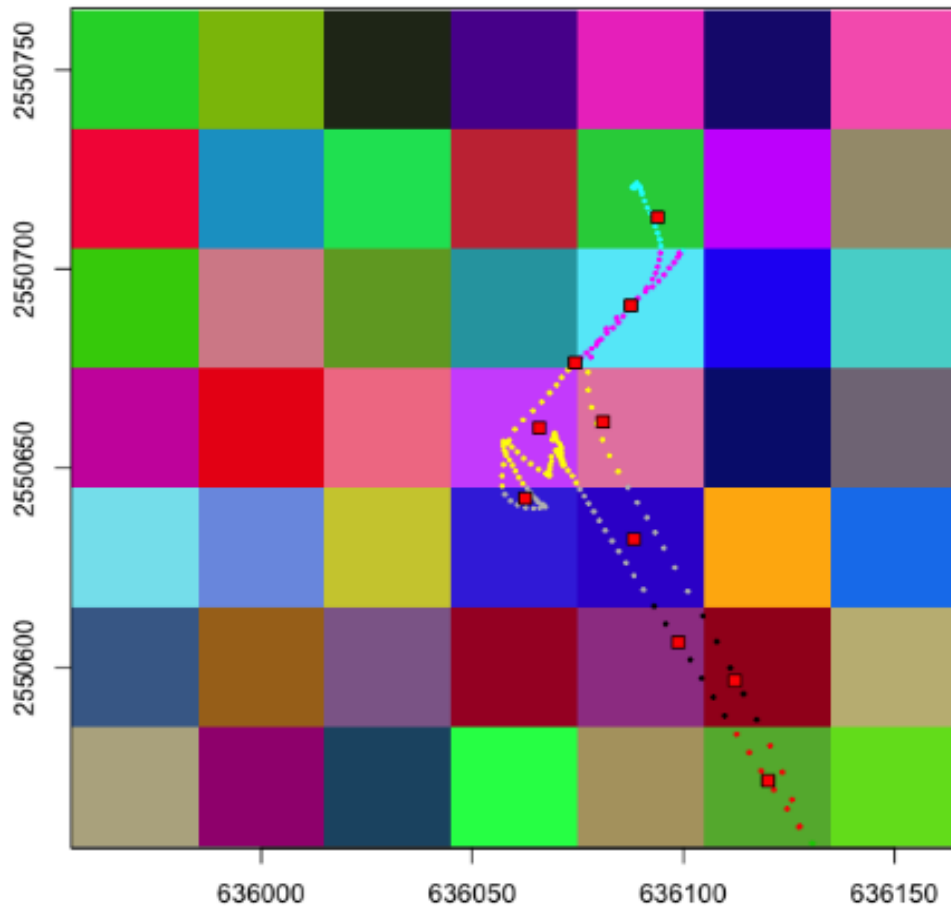


Figura 11. Acercamiento a la cobertura de pixeles Landsat. Los puntos de diferentes colores representan los datos del levantamiento *in situ* por pixel, mientras que los símbolos cuadrados en color rojo representan la ubicación del valor promedio de profundidad de los puntos contenidos en cada pixel.

Para obtener un valor de profundidad único para cada pixel Landsat se determinó el promedio de los registros de profundidad que coinciden espacialmente con dicho pixel (Figura 12) y para determinar la ubicación del valor promedio de profundidad

calculado, se determinó el promedio del rango de las coordenadas de los registros *in situ*.

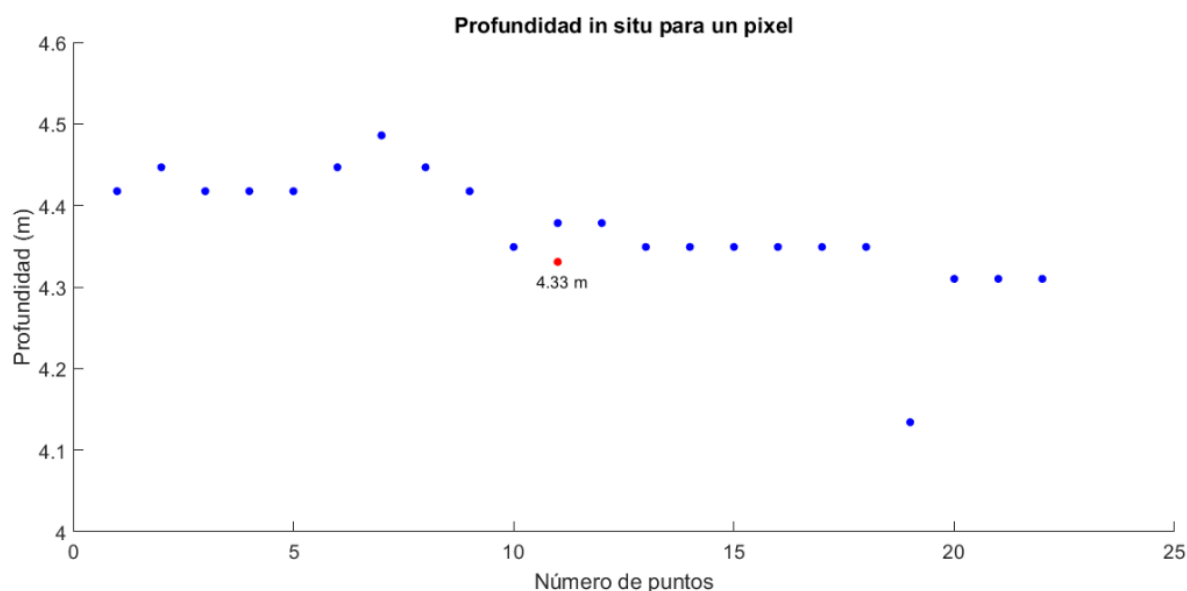


Figura 12. Registros de profundidad *in situ* (N=22) para un pixel Landsat. El punto de color rojo representa la profundidad promedio de los registros contenidos en el pixel seleccionado.

Delimitación del área de la BDS

Para limitar el área dentro de la región de interés en la cual es posible estimar la BDS (partiendo de la limitante de la profundidad que presenta este método), primeramente, se excluyeron de los valores promedio previamente calculados, los puntos con profundidades mayores a 25 m (Figura 13).



Figura 13. Registros del levantamiento batimétrico depurados y promediados.

Luego, a partir de las coordenadas de estos puntos, se generó una cuadrícula que fue utilizada para realizar la interpolación aplicando el método “v4” (interpolación biarmónica) con el comando *griddata* del software Matlab. Luego de la interpolación, se generó una máscara (M1) donde los pixeles con valores NaN fueron sustituidos por 0, mientras que los pixeles con profundidades en el rango de 0-25 m se sustituyeron por el valor 1 (Figura 14).

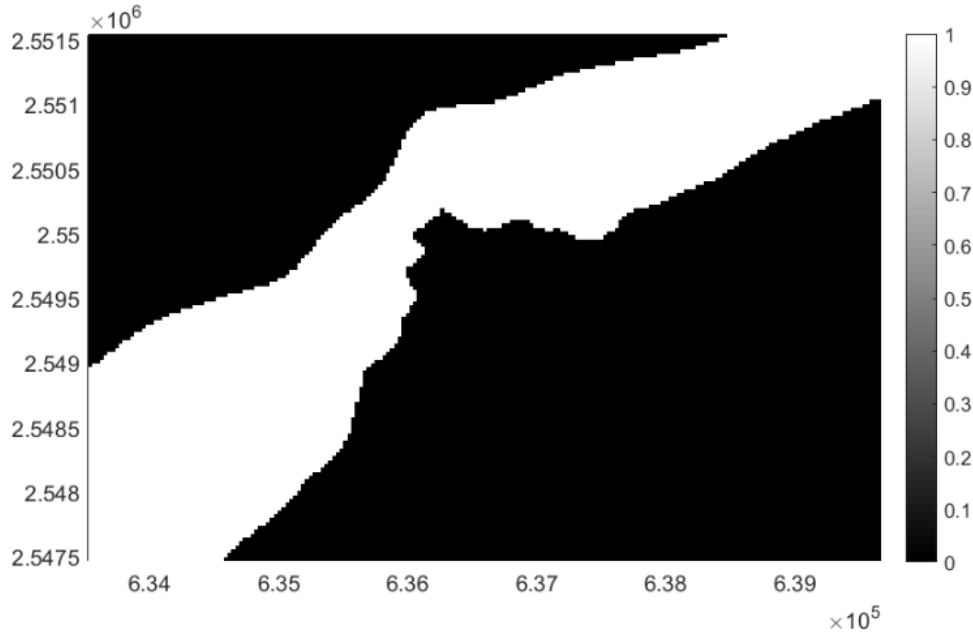


Figura 14. Máscara generada a partir del proceso de interpolación.

Debido a que, en los recortes de las bandas previamente obtenidos, se tiene presencia de píxeles correspondientes a tierra y a profundidades mayores a 25 m, que no deben ser incluidos en el proceso de estimación batimétrica, fue necesario seleccionarlos para su posterior exclusión. Para la delimitación de la interfase tierra-agua en los píxeles, se generó una segunda máscara (M2) donde los valores 0 indican la presencia de tierra, mientras que los valores 1 representan los cuerpos de agua. La máscara se obtuvo como resultado de la suma del Índice de Agua de Diferencia Normalizada (NDWI, por sus siglas en inglés) propuesto por (McFeeters, 1996):

$$NDWI = \frac{GREEN - NIR}{GREEN + NIR} \quad (V)$$

donde **GREEN** se refiere a la banda verde (530-590 nm) y **NIR** se refiere a la banda del infrarrojo cercano (850-880 nm), y el Índice de Agua de Diferencia Normalizada Modificado (MNDWI, por sus siglas en inglés) propuesto por (Xu, 2006):

$$MNDWI = \frac{GREEN - SWIR1}{GREEN + SWIR1} \quad (VI)$$

donde **GREEN** se refiere a la banda verde (530-590 nm) y **SWIR1** se refiere a la banda del infrarrojo de longitud de onda corta (1570-1650 nm).

Para identificar los pixeles correspondientes a zonas con una profundidad mayor a 25 m, se generó otra máscara (M3), en la que los valores 0, además de indicar la presencia de tierra, indican la presencia de agua con profundidad mayor a 25 m, y los valores 1 indican la presencia de agua en el rango de profundidad de 0 a 25 m (Figura 15). Esta máscara se obtuvo al multiplicar pixel a pixel la máscara (M1) y la máscara (M2) anteriormente generadas.

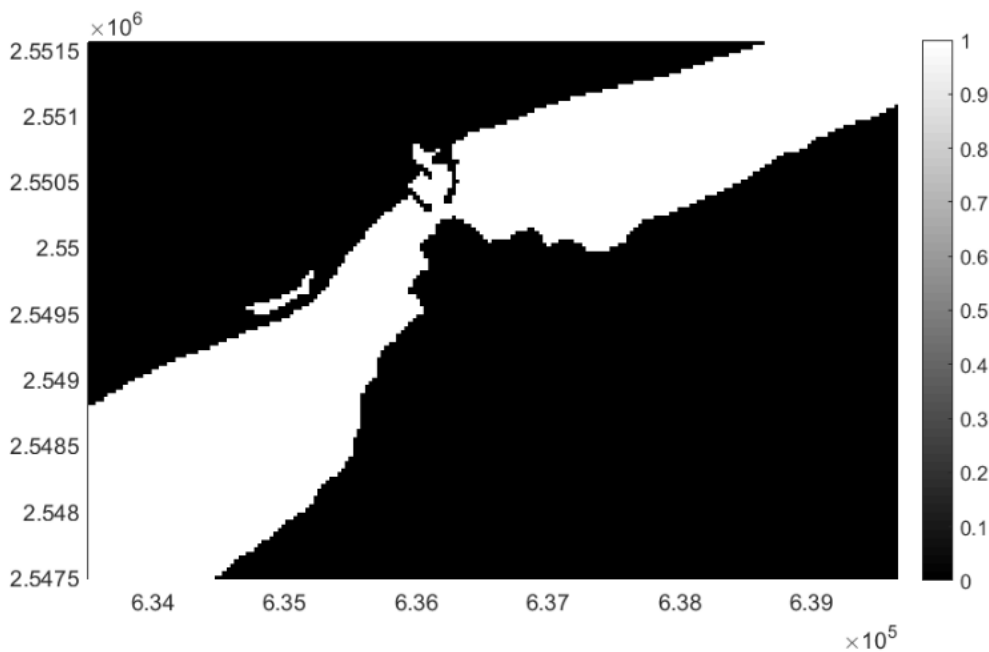


Figura 15. Máscara (M3) generada para la estimación de BDS.

La máscara (M3) obtenida se utilizó para extraer de las bandas violeta-azul profundo, azul, verde, rojo, infrarrojo cercano e infrarrojo de onda corta, el área para la estimación de BDS, realizando una multiplicación pixel a pixel de cada una de éstas con dicha máscara.

Se descartaron los pixeles con ruido (valores de reflectancia en la banda del infrarrojo cercano (NIR) mayores a dos desviaciones estándar, en este caso 0.008), debido a la presencia de embarcaciones y de espuma en la superficie del mar.

BDS utilizando el método del cociente entre bandas

Para seleccionar las bandas que se utilizaron en el proceso de estimación batimétrica, se realizó una correlación múltiple, en el software R, entre los valores promedio de profundidad de los datos obtenidos *in situ* y los valores de reflectancia de las bandas violeta-azul profundo, azul, verde y el cociente entre la banda azul y la banda verde (Figura 16). Además, para minimizar los errores de profundidad, las bandas de longitud de onda con menor atenuación deben usarse para la inversión batimétrica. En este sentido, la luz azul (430 a 512 nm) puede penetrar hasta 30 m de profundidad, la luz verde (533 a 590 nm) puede penetrar hasta una profundidad de aproximadamente 15 m, mientras que longitudes de onda más largas se atenúan rápidamente en el agua (Green *et al.*, 2000).

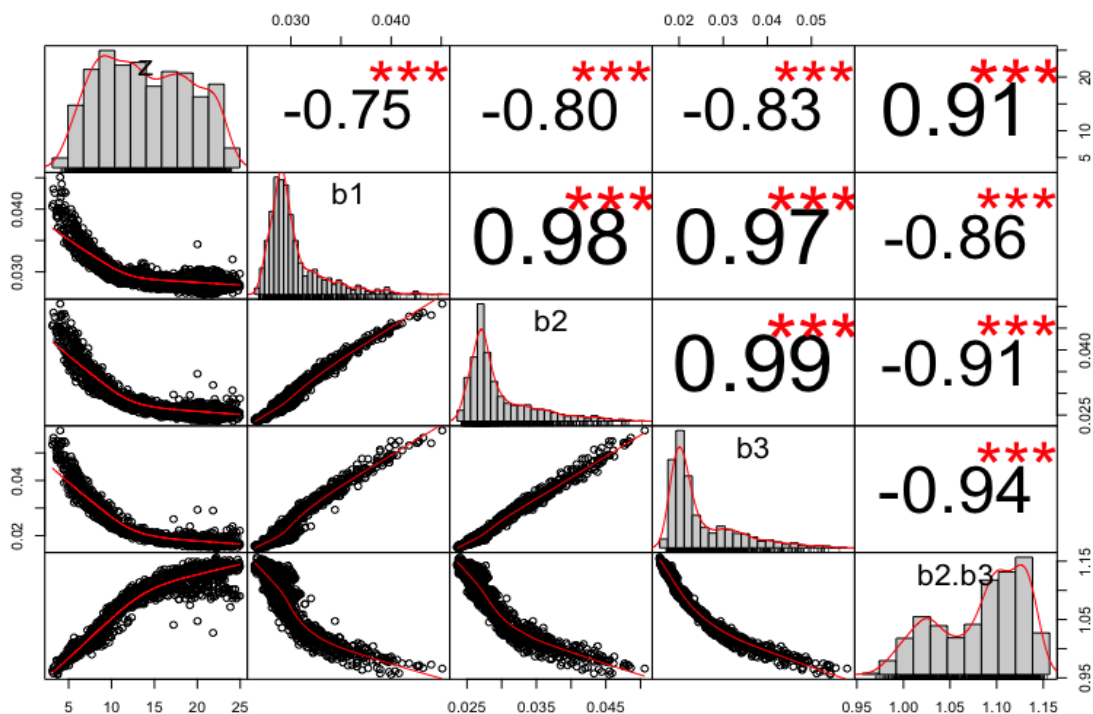


Figura 16. Correlaciones entre los valores promedio de profundidad de los datos obtenidos *in situ* y la reflectancia para las bandas violeta-azul profundo, azul, verde y el cociente entre la banda azul y la banda verde.

Con el propósito de reducir el número de parámetros de ajuste y permanecer con robustez ante la variabilidad de tipos de fondo, se aplicó la ecuación VII,

incorporando el cociente entre bandas con diferente absorción de agua (Stumpf *et al.*, 2003).

$$z = a * \exp(-b * X) + c \quad (\text{VII})$$

Donde **z** representa la profundidad estimada, **a**, **b** y **c** son los coeficientes determinados a partir de una regresión exponencial entre los valores promedio de profundidad de las mediciones *in situ* y el cociente entre la reflectancia de las bandas azul y verde en dichos puntos (utilizando *Curve Fitting Toolbox* de MATLAB), y, por último, **X**:

$$X = \frac{\log(n * BLUE)}{\log(n * GREEN)} \quad (\text{VIII})$$

donde **BLUE** y **GREEN** son los valores de reflectancia en el área de la BDS en las bandas azul y verde respectivamente. Por su parte, **n**, es una constante aplicada para mantener el valor positivo de ambos logaritmos y para que el resultado del cociente muestre una relación lineal con la profundidad. Según Stumpf *et al.* (2003), el cálculo de profundidad es insensible a cambios en el valor de n, ya que luego de evaluar su modelo sobre diferentes tipos de fondo, variando los valores de n entre 500 y 1500, el RMSE se mantuvo siempre menor que 0.4 m. Para el presente trabajo el valor de n utilizado fue de 1000.

BDS utilizando ANFIS

Entre los diferentes sistemas neuro difusos existentes, se seleccionó un Sistema de Inferencia Difusa basado en una Red Adaptativa (ANFIS) de cinco capas (Figura 17), que representa la implementación del modelo de inferencia difuso Takagi-Sugeno (Correa-Henao y Montoya-Suárez, 2013), utilizado por Corucci *et al.* (2011), en una investigación mencionada en la sección 2.1, con procedimiento de aprendizaje supervisado, basado en la combinación del método de descenso de gradiente con retro-propagación y el método de mínimos cuadrados.

El proceso de estimación batimétrica con ANFIS se dividió en dos etapas: la etapa de entrenamiento, para la cual se seleccionó de manera aleatoria el 70% de los

puntos del levantamiento batimétrico; y la etapa de validación en la que se utilizó el 30% restante de los puntos.

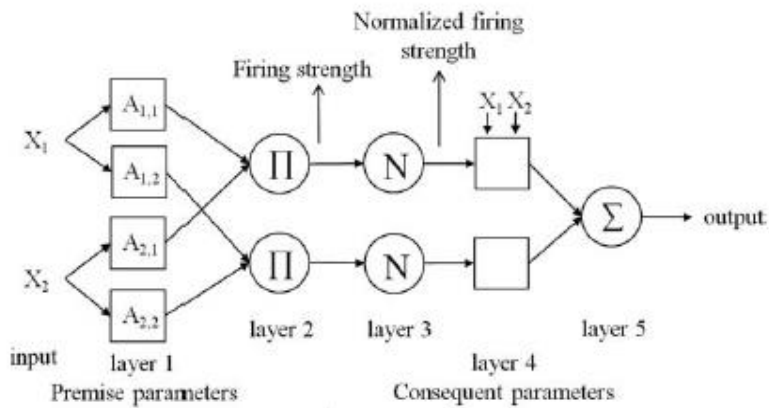


Figura 17. Esquema ANFIS, tomado de Corucci *et al.* (2011).

Como parámetros de entrada del sistema difuso se utilizaron los valores de reflectancia correspondientes a las bandas azul, verde, roja y la razón entre la banda azul y la banda verde. La salida del sistema representa la profundidad estimada, mientras que los valores de profundidad medidos *in situ* (promediados) representan la salida deseada. Para construir el conjunto de datos de entrada y la salida correspondiente, se seleccionaron los píxeles en los que las mediciones *in situ* estaban disponibles. De esta manera, a cada píxel seleccionado corresponde un elemento del conjunto de datos, compuesto por un par de vectores $\{[R_2, R_3, R_4 \text{ y } R_2/R_3], dm\}$, donde el primero es el vector de reflectancias (incluyendo el cociente entre bandas) y el segundo es la profundidad medida *in situ* correspondiente al píxel.

En la parametrización del modelo, se seleccionaron 3 particiones para cada variable de entrada, se especificó el tipo de función de pertenencia de campana generalizada y como salida de cada regla difusa una función lineal. Para el entrenamiento ANFIS se utilizó la rutina *anfis* (*Fuzzy Logic Toolbox* de MATLAB), diseñada específicamente para sistemas de inferencia difusa de tipo Takagi-Sugeno (MathWorks, 2009). La red neuronal fue entrenada durante 500 épocas.

7.2.2 Parámetros de oleaje

Para la obtención de los parámetros de oleaje (H_s , T_{m_w} y Dir_{med}), se siguió la metodología representada en la Figura 18. A partir del procesamiento de imágenes SAR Sentinel-1 y de datos de viento NARR, utilizando una rutina desarrollada en MATLAB, primeramente, se extrajeron las variables de interés, luego se eliminaron los registros con valores no válidos y finalmente se redujo el número de viñetas a procesar, aplicando los límites establecidos para la zona de datos SAR. Seguidamente, cada uno de los procesos antes mencionados, serán abordados con más detalle.

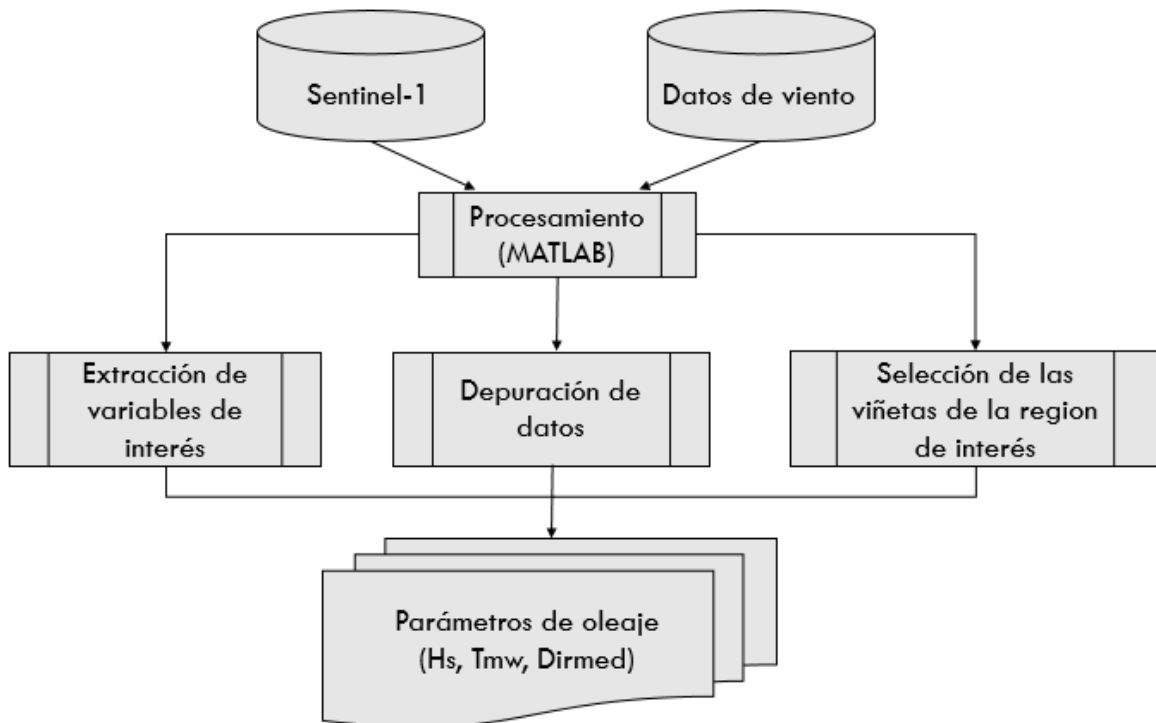


Figura 18. Esquema metodológico para la estimación de parámetros de oleaje.

Para la visualización de las variables contenidas en los archivos NetCDF (Figura 20) se utilizó el software Panoply, desarrollado por la NASA. El procesamiento de estos archivos se realizó mediante una rutina desarrollada en MATLAB. Se extrajeron las siguientes variables de interés: ubicación geográfica (Lat, Lon), la altura significativa (H_s), la dirección media (Dir_{med}) y longitud de ola (L), así como la velocidad (W_s) y dirección del viento (W_d). Se calculó la velocidad de propagación

(C) aplicando la ecuación (IV) presentada en la sección 1.2. Posteriormente, despejando T y sustituyendo C en la ecuación (I), se calculó el período medio (T_{m_w}) para cada viñeta.

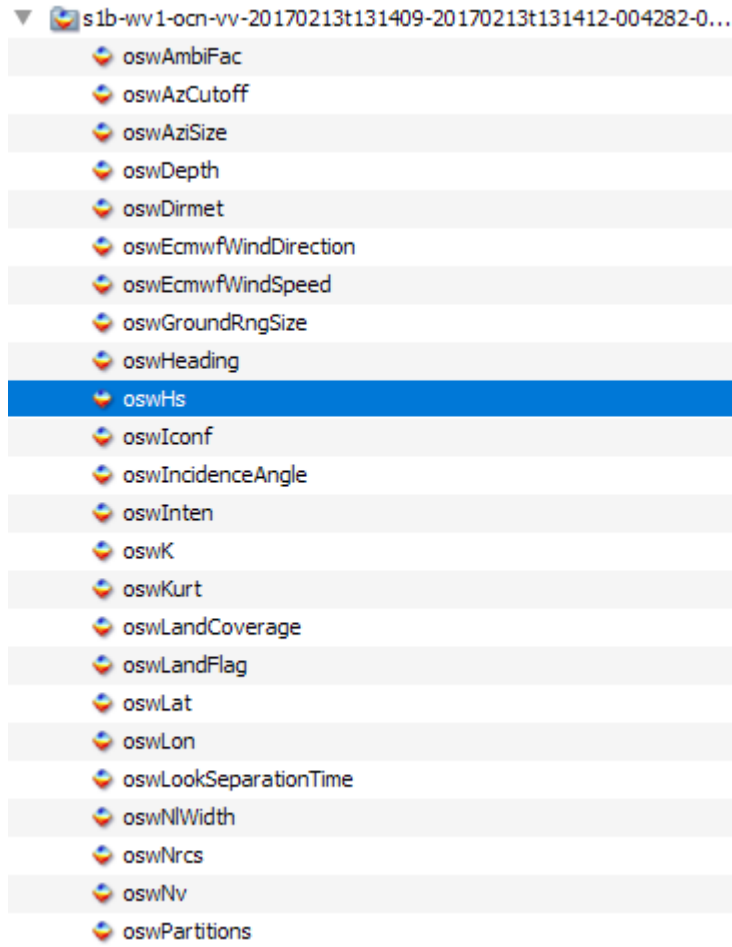


Figura 20. Listado de las primeras 24 de 84 variables del archivo NetCDF correspondiente a una viñeta del día 13/02/2017 (software Panoply).

Para eliminar los valores anómalos presentes en los datos se realizó un proceso de depuración enfocado a descartar los valores negativos en la H_s . Con el propósito de reducir el número de viñetas, obtener solo las incluidas dentro del área de datos SAR y para contribuir a un mejor análisis posterior, se generó una matriz de 3x3, de regiones cuadradas de 2° , con límites (16.5°N a 21.5°N) y (108.0°W a 113.5°W), seleccionándose solo las viñetas ubicadas en cada una de las regiones (Figura 21).

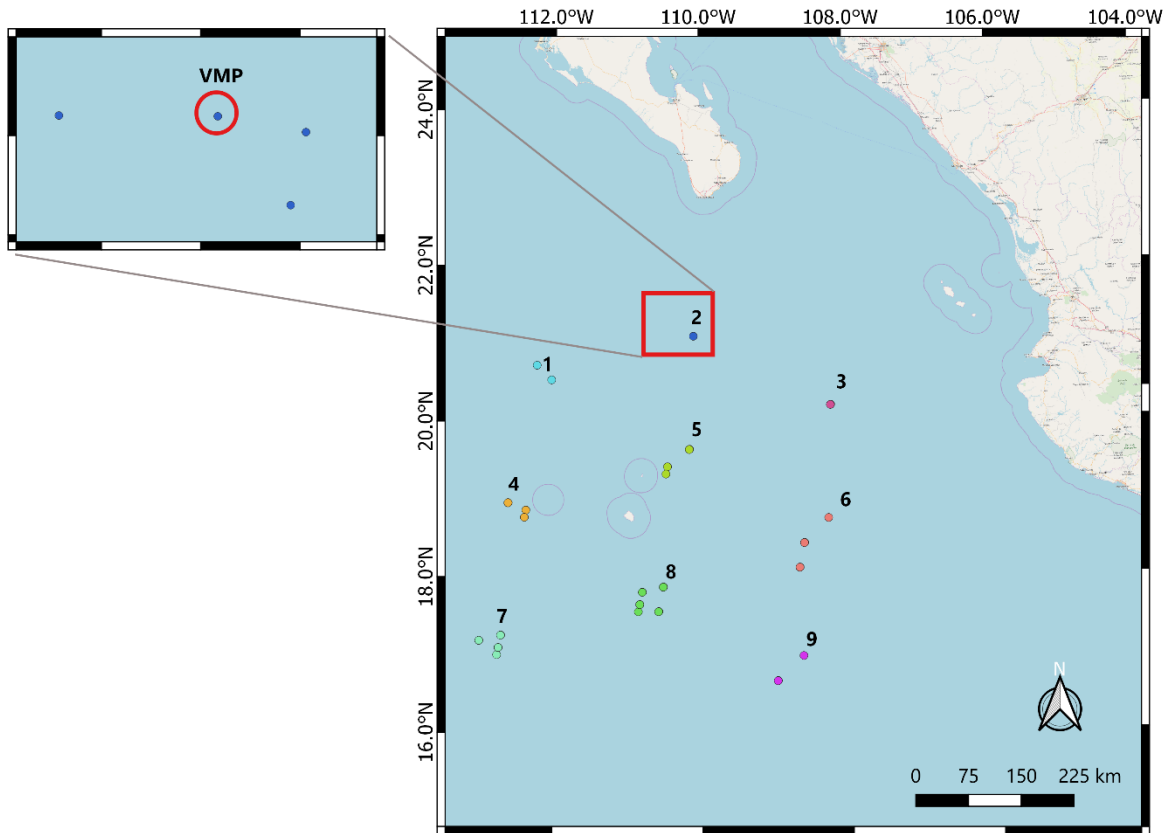


Figura 21. Ubicación de las viñetas utilizadas para la obtención de los parámetros de oleaje. Los puntos de un mismo color representan las 9 regiones en la que fueron agrupadas espacialmente las viñetas. Se muestra un acercamiento a la viñeta más próxima a la ROI (encerrada en un círculo de color rojo y denominada VMP).

Se procesaron los datos de viento descritos en la sección 7.1.2, utilizando una rutina desarrollada en MATLAB, en la que, a partir de los vectores U y V contenidos en los archivos NetCDF, se calculó la velocidad del viento para la ROI definida por los límites (15.7°N a 23.2°N) y (108.0°W a 112.8°W), aplicando la formulación:

$$W = \sqrt{U^2 + V^2} \quad (\text{IX})$$

donde W es la velocidad del viento expresada en m/s, U es la componente zonal (este-oeste) y V es la componente meridional (norte-sur) de los vectores de dirección del viento.

7.2.3 Modelación numérica de oleaje

Para la modelación numérica del oleaje en la celda litoral Punta Palmilla-Punta Gorda, se utilizó el software Delft3D (Deltares, 2018), siguiendo la metodología (Figura 22). Se incorporaron al software 3 conjuntos de datos batimétricos, los cuales fueron interpolados, usando el complemento QUICKIN, dentro del dominio de las mallas generadas con el complemento RFGRID. Luego se realizó la parametrización del modelo (módulo Wave Input), donde se especificaron los parámetros de oleaje (H_s , T_{mw} y Dir_{med}) y se estableció el anidamiento entre las dos mallas generadas. Luego de la ejecución del modelo se procedió al análisis y visualización de los resultados, para lo cual se utilizó el módulo QUICKPLOT.

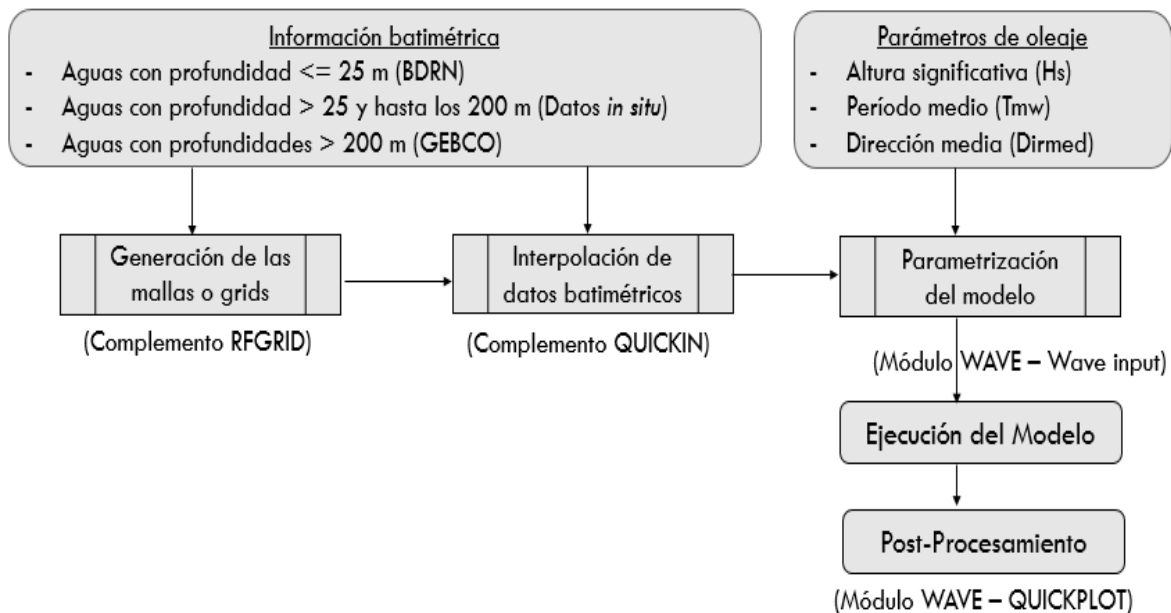


Figura 22. Esquema metodológico para la modelación numérica de oleaje utilizando el modelo SWAN.

Se realizaron ejecuciones del modelo para dos meses (febrero y agosto) del año 2017, representativos de la época de invierno y verano respectivamente. En ambos casos se incluyeron los espigones de la Marina Puerto Los Cabos.

Para la implementación del modelo se utilizó una malla interior con la cobertura de la celda litoral, de 288 pixeles en el eje X por 64 pixeles en el eje Y, con una

resolución de pixel de 30 m. También se utilizó una malla exterior (parte oceánica) de 549 pixeles en el eje X por 441 pixeles en el eje Y, con un tamaño de pixel de aproximadamente 900 m, con el propósito de propagar adecuadamente el dominio de cálculo. Estas mallas fueron creadas con el módulo RFGRID del software Delft3D. La batimetría de la zona comprendida entre el Estero San José y el poblado El Encanto se obtuvo interpolando la BDS aplicando redes neuronales (hasta los 25 m) y los datos de profundidad *in situ* (de 25 m hasta aproximadamente 200 m), con el módulo QUICKIN del software Delft3D, utilizando el método de triangulación. La batimetría de aguas con profundidades superiores a los 200 m (GEBCO, 2008) fue utilizada para representar las profundidades en las fronteras.

Los períodos de simulación fueron del 01/01/2017 al 28/02/2017 y del 01/07/2017 al 31/08/2017, obteniéndose resultados cada hora. Los resultados considerados fueron los generados a partir del segundo mes para cada período, debido a que, durante el primer mes, el modelo debe estabilizarse para evitar valores nulos en el día inicial (Bañuelos-Montero, 2017).

En el proceso de simulación con el módulo Delft3D-WAVES fue necesario considerar parámetros de viento (dirección en grados y velocidad en m/s), marea (nivel medio del mar en metros) y oleaje (H_s en metros, T_{m_w} en segundos y Dir_{med} en grados) para cada período. Los parámetros que se muestran en el Anexo 13.1 mantuvieron sus valores por omisión.

8. Resultados

Los resultados correspondientes a los objetivos planteados y desarrollados con los métodos previamente descritos, se abordan en el mismo orden en los siguientes apartados: estimación de batimetría a partir del procesamiento de imágenes de satélite Landsat, estimación de los parámetros de oleaje a partir del procesamiento de imágenes SAR Sentinel-1 y modelación numérica del oleaje implementada con el modelo SWAN.

8.1 Batimetría derivada de satélite

A continuación, se muestra el resultado del proceso de depuración, descrito en la sección 7.2.1, después de aplicar los criterios descritos en la Tabla 4.

Tabla 4. Proceso de depuración aplicado a los datos de batimetría *in situ*.

CRITERIOS DE DEPURACIÓN	PUNTOS INICIALES	PUNTOS IDENTIFICADOS	PUNTOS RESULTANTES
Puntos con valores de profundidad NaN	9,999	620	9,379
Puntos con las mismas coordenadas	9,379	215	9,164
Puntos consecutivos con pendiente abrupta ($\geq 45^\circ$)	9,164	614	8,550

BDS utilizando el método del cociente entre bandas (Stumpf *et al.*, 2003)

La Figura 23 muestra la regresión entre los valores de profundidad obtenidos con la ecosonda y el cociente entre la banda azul y verde. Hasta aproximadamente los 12 m la nube de puntos se encuentra cohesionada, mientras que para profundidades mayores a los 15 m existe una mayor dispersión en los datos.

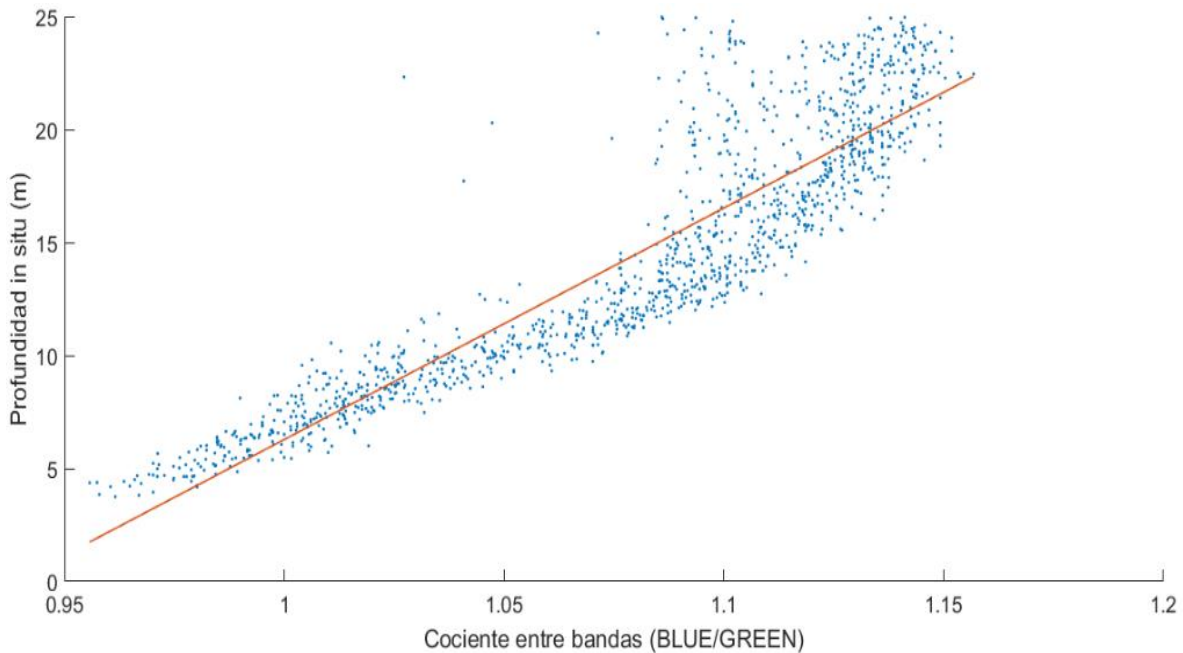


Figura 23. Regresión entre las mediciones de profundidad *in situ* y el cociente entre bandas (azul/verde).

La Tabla 5 muestra la ecuación y parámetros obtenidos por medio de una regresión de tipo exponencial, que fueron utilizados en la BDS.

Tabla 5. Ecuación y parámetros aplicados para la BDS.

ECUACIÓN	PARÁMETROS		
	a	b	c
$a \cdot \exp(-b \cdot x) + c$	0.0182	-6.3440	-3.5288

La Figura 24 representa la BDS resultado de aplicar la ecuación exponencial y parámetros mostrados anteriormente, a los valores de reflectancia del área para la estimación de BDS (obtenida según lo descrito en la sección 7.2.1), aplicando el cociente entre las bandas azul y verde de la imagen Landsat. La profundidad mínima estimada fue de 3.20 m y la máxima de 24.72 m.

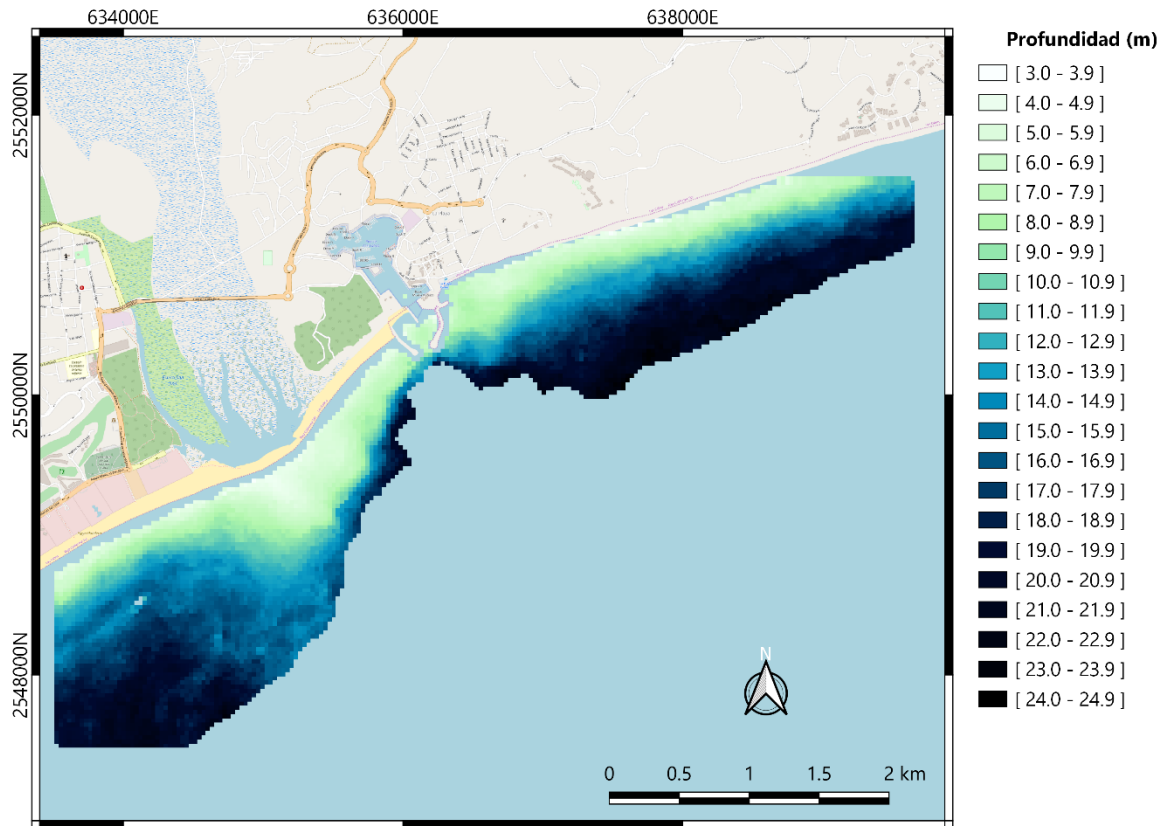


Figura 24. BDS aplicando el cociente entre bandas (azul/verde) de la imagen Landsat.

La comparación de los valores obtenidos por la BDS aplicando el cociente entre bandas (azul/verde), en adelante BDS-C, con las mediciones *in situ* arrojó un RMSE de 2.25 m con un $R^2 = 0.84$ (Figura 25).

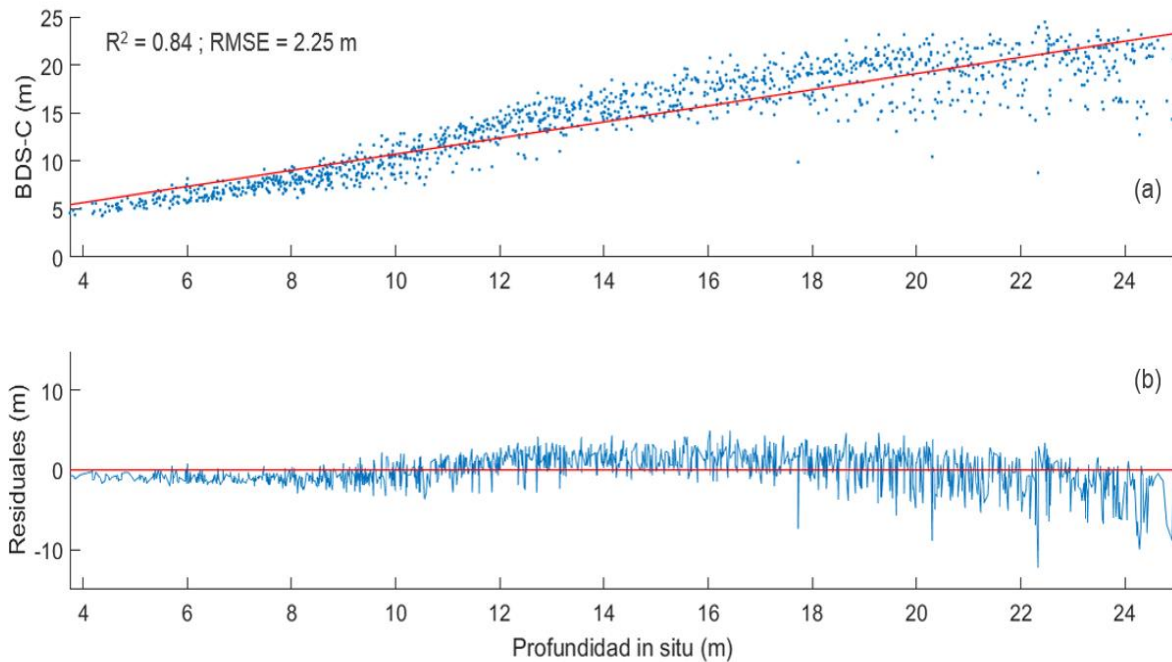


Figura 25. a. Comparación de la BDS-C y las mediciones *in situ*. b. Residuales.

BDS utilizando ANFIS

La Figura 25 representa la BDS utilizando ANFIS (BDS-RN), incorporando como entradas las reflectancias del área para la estimación de BDS (determinada en la sección 7.2.1), de las bandas azul, verde, roja y el cociente entre las bandas azul y verde. La profundidad mínima estimada fue de 0.42 m y la máxima de 24.96 m. Las pequeñas regiones de color blanco en la batimetría representan profundidades estimadas mayores a 25 m, consideradas estimaciones no válidas.

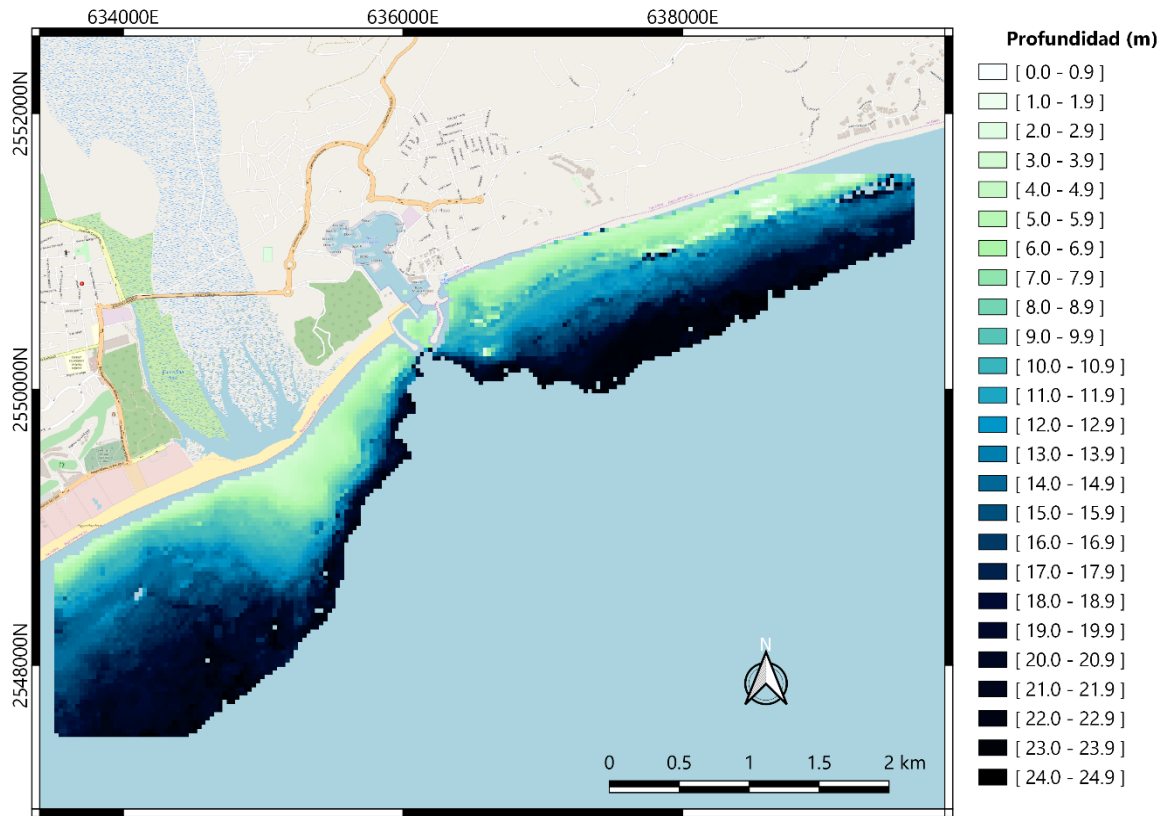


Figura 25. BDS utilizando ANFIS (BDS-RN).

La comparación de los resultados de la BDS-RN y la profundidad *in situ* para la fase de validación de la red neuronal (utilizando el 30% de los puntos del levantamiento batimétrico), resultó en un RMSE de 2.08 m y $R^2 = 0.86$ (Figura 26).

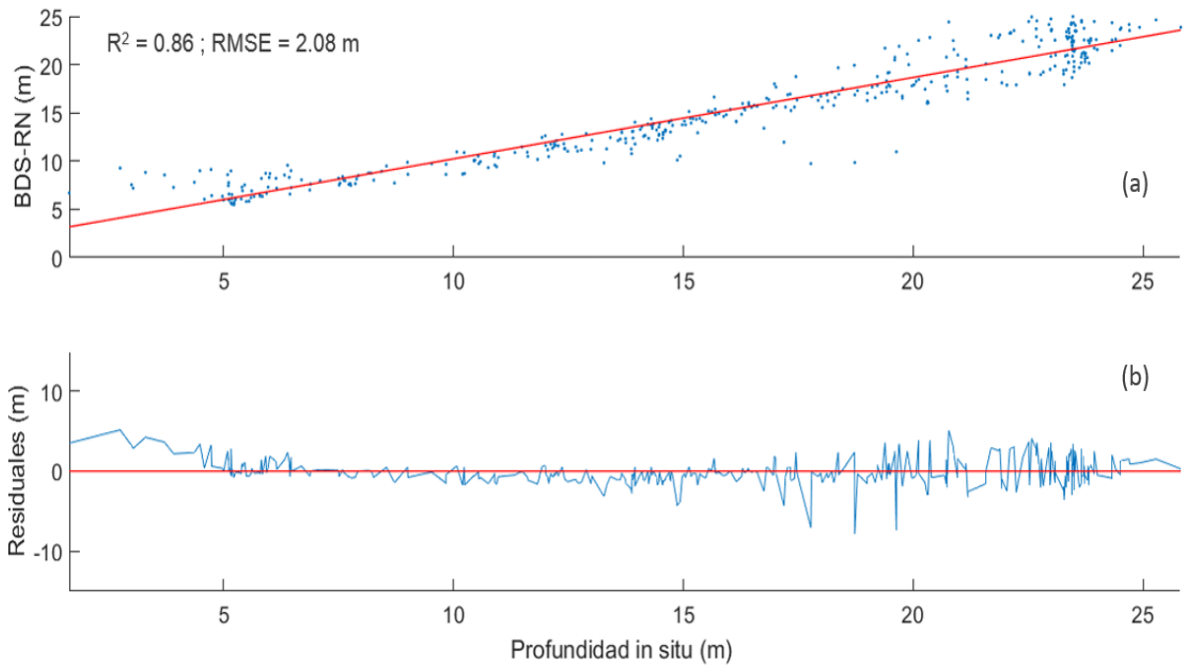


Figura 26. a. Comparación de la BDS-RN y las mediciones *in situ* para la fase de validación de la red neuronal. b. Residuales.

El resultado de la BDS-RN incorporando como entradas del modelo, las reflectancias de las bandas antes mencionadas para el área de estimación de BDS (determinada en la sección 7.2.1), arrojó un RMSE de 1.68 y un $R^2 = 0.91$ (Figura 27).

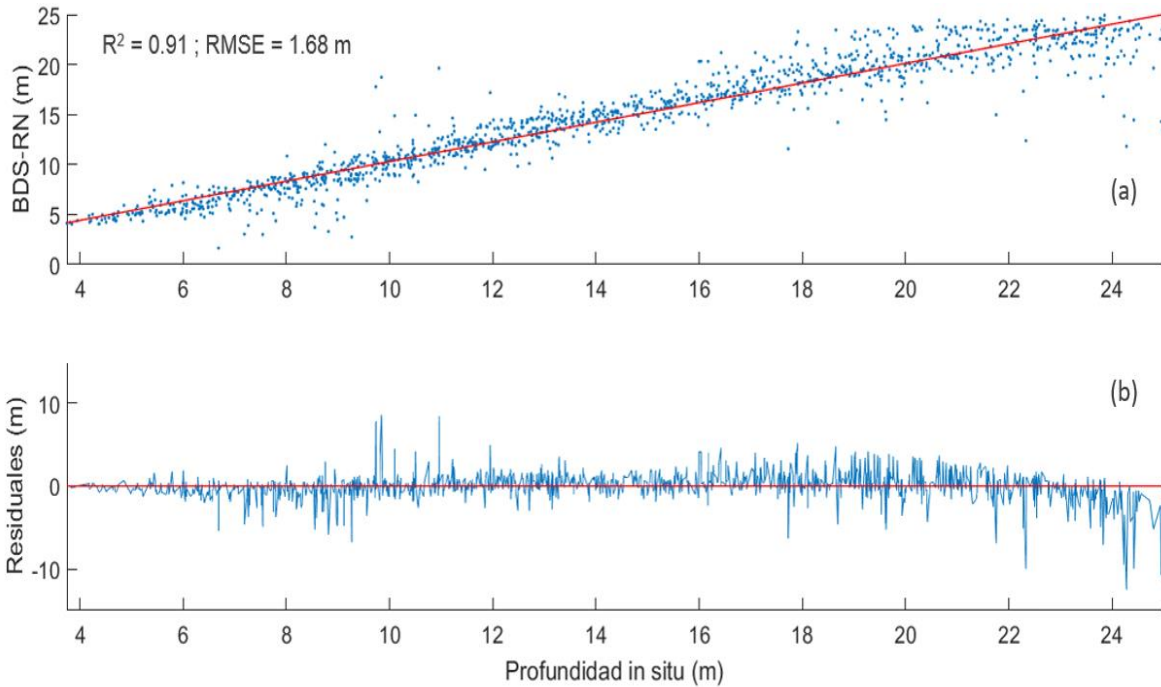


Figura 27. a. Comparación de la BDS-RN y las mediciones *in situ* para toda el área de estimación de BDS, determinada en la sección 7.2.1. b. Residuales.

Perfiles batimétricos

Para comparar los resultados obtenidos por los métodos aplicados: BDS-C y la BDS-RN, se establecieron perfiles batimétricos: perfil “Estero San José”, perfil “Marina Puerto Los Cabos” y perfil “El Encanto” (Figura 28). Se seleccionaron estas tres zonas para extraer los perfiles por presentar diferencias de profundidad entre sí, evidenciadas en los cambios de pendientes conforme nos alejamos de la costa. El perfil frente al Estero San José (Figura 29) presenta una pendiente bastante suave hasta aproximadamente los 500 m respecto a la línea de costa, evidenciando un cambio de profundidad de solo 5 m. A partir de esa distancia comienza a aumentar la profundidad abruptamente (de 8 m a 21 m) en los próximos 200 m, debido a la presencia del cañón submarino.

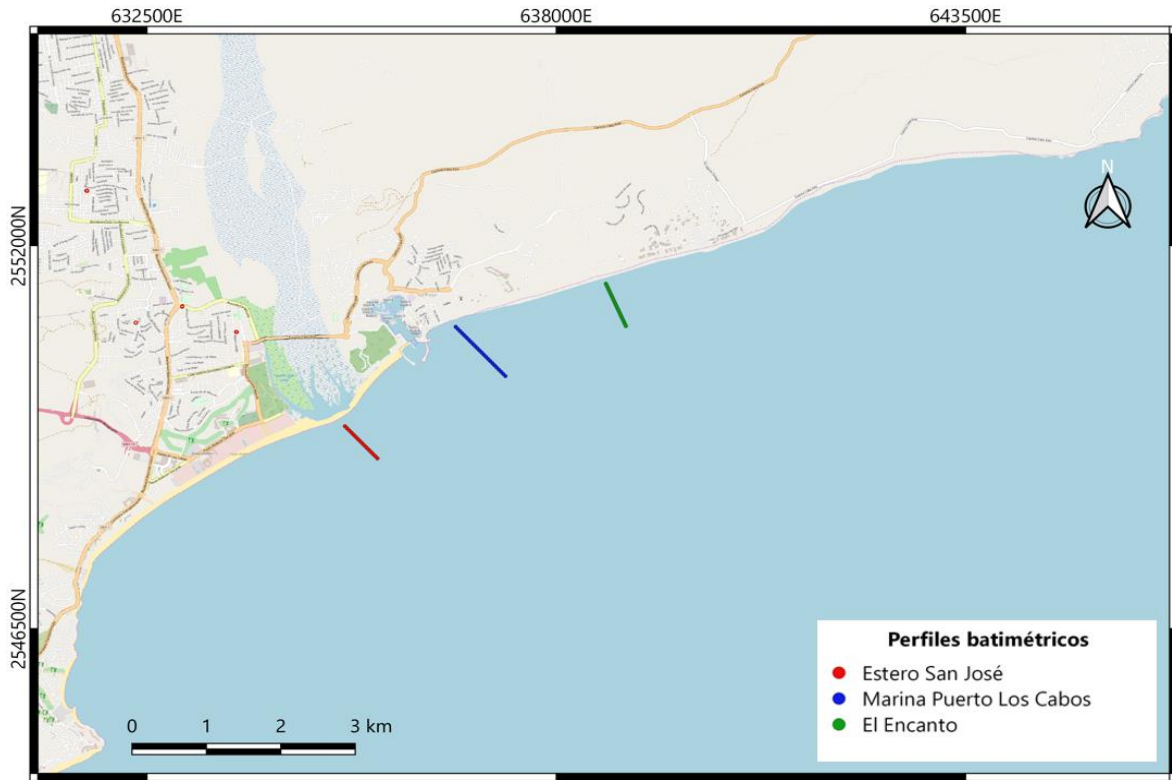


Figura 28. Ubicación de los tres perfiles batimétricos utilizados para el análisis de los resultados.

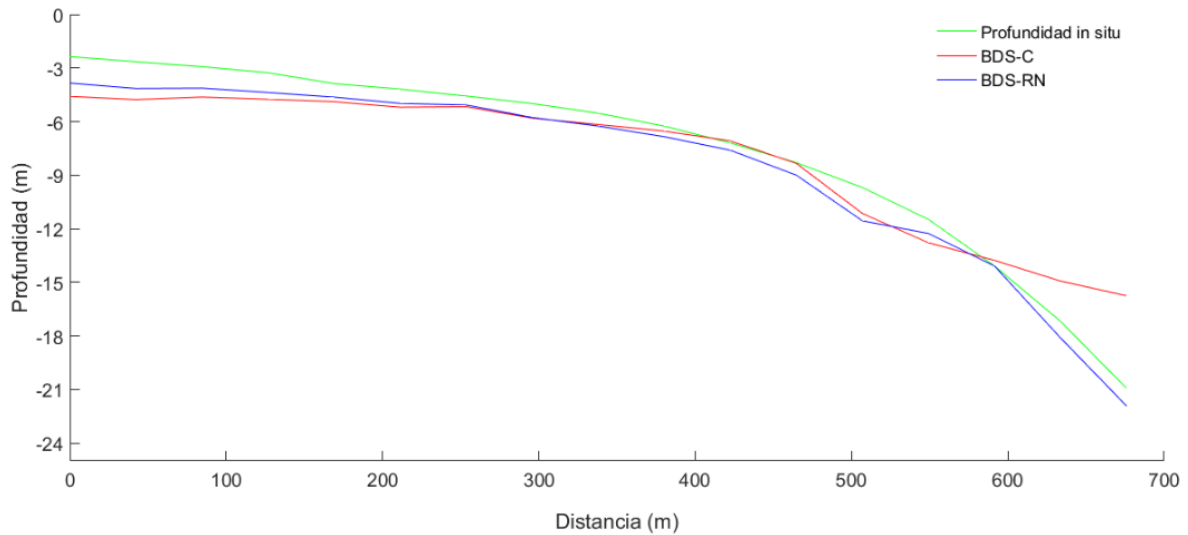


Figura 29. Representación de los tres perfiles batimétricos frente al Estero San José (la BDS-C arrojó un R^2 de 0.88 mientras que con la BDS-RN, el R^2 fue de 0.96).

El perfil ubicado al este de la Marina Puerto Los Cabos (Figura 30) presenta una mayor pendiente respecto al perfil del estero. En los primeros 500 m de distancia respecto a la costa, la profundidad aumentó de 3 m hasta aproximadamente 12 m, continuando la tendencia hasta los 850 m aproximadamente, donde la profundidad alcanza los 18 m. En esta zona, la pendiente presenta este comportamiento, debido a que el cañón submarino se encuentra más cercano a la costa y como consecuencia también de una erosión muy intensa, evidenciada en un drástico retroceso de la línea de costa.

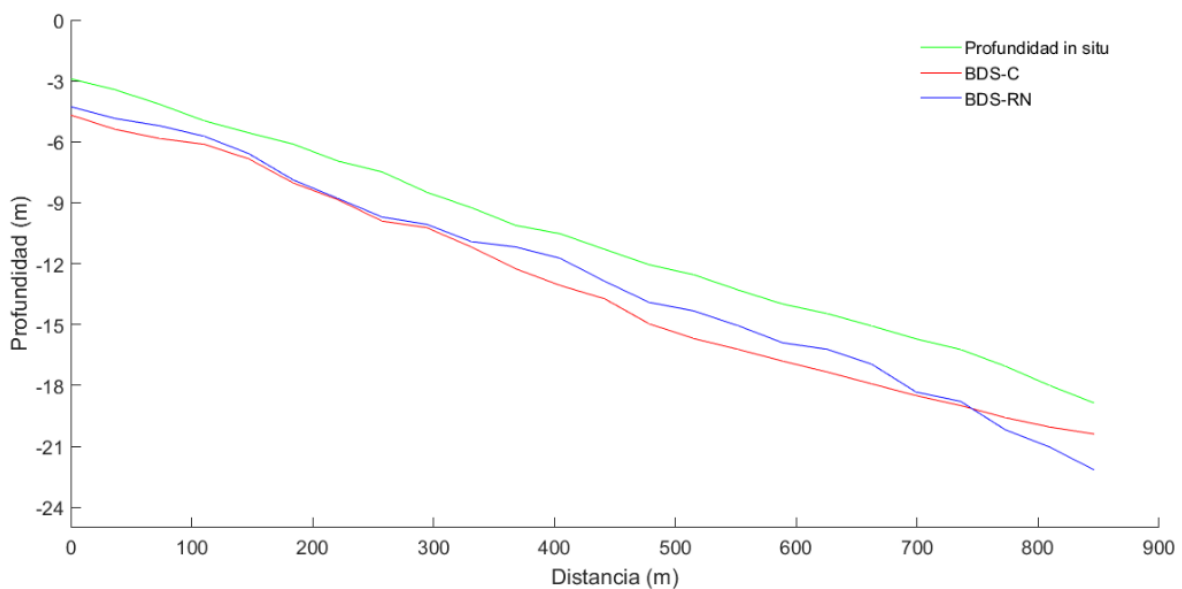


Figura 30. Representación de los tres perfiles batimétricos del lado este de la Marina Puerto Los Cabos (la BDS-C arrojó un R^2 de 0.80, mientras que con la BDS-RN se obtuvo un R^2 de 0.90).

El perfil cercano al poblado El Encanto (Figura 31) presenta una pendiente más pronunciada que los anteriores. Para los primeros 500 m de distancia respecto a la costa, la profundidad aproximada fue de 15 m, continuando la tendencia hasta los 700 m aproximadamente, donde la profundidad alcanzó los 21 m.

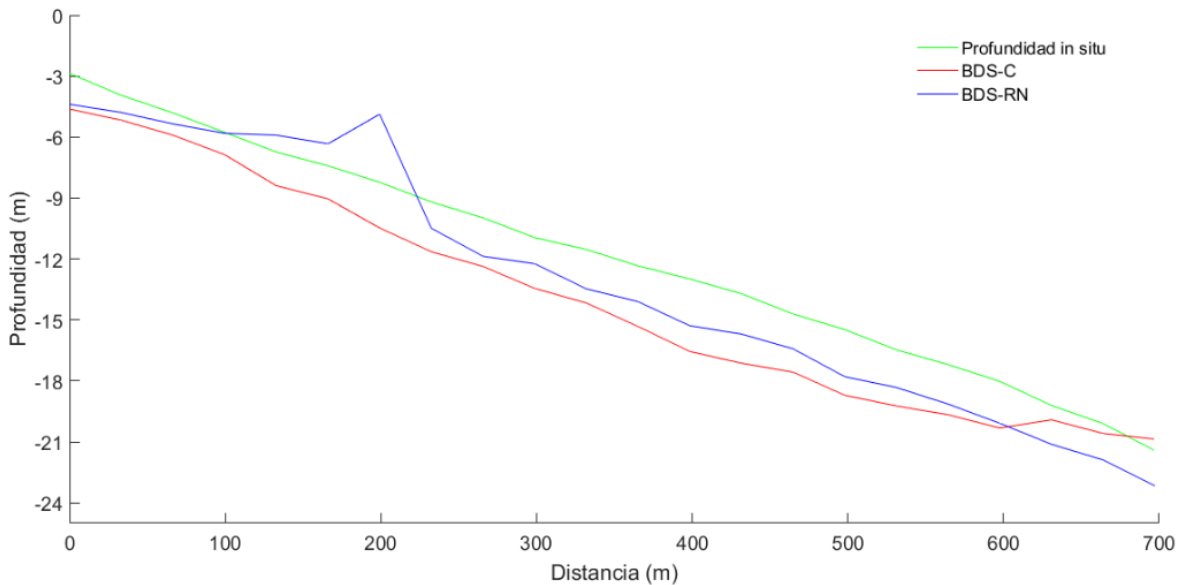


Figura 31. Representación de los tres perfiles batimétricos cerca del poblado El Encanto (la BDS-C resultó en un R^2 de 0.81, mientras que con la BDS-RN se obtuvo un R^2 de 0.89).

La Tabla 6 muestra los RMSE obtenidos con la BDS-C y la BDS-RN para los rangos de profundidad (0-6 m), (6-9 m), (9-15 m), (15-18 m), (18-25 m) y para el conjunto de todas las profundidades (0-25 m), analizando los datos de los tres perfiles antes mencionados. En el rango 0-6 m la BDS-RN obtuvo mejores resultados (1.04 m) que la BDS-C (1.45), específicamente, fue 0.41 m menor. Para el rango 6-9 m, los resultados mostrados por ambos métodos son muy similares, con una diferencia mínima de 0.04 m en la BDS-C. Para el rango de 9-15 m, en la BDS-C, el RMSE aumentó significativamente (esto se aprecia en la Figura 24, donde a partir de los 12 m aproximadamente, el conjunto de datos comienza a dispersarse). Por su parte, el RMSE para la BDS-RN, mantuvo un valor similar (1.64 m) al obtenido en el rango anterior, con una diferencia de 0.94 m con respecto a la BDS-C. Los resultados para el rango 15-18 m, muestran un aumento del RMSE para ambos métodos, lo que, para el caso de la BDS-RN, concuerda con lo observado en la Figura 27, donde a partir de este rango el conjunto de datos muestra una mayor dispersión. No obstante, la diferencia con respecto a los resultados de la BDS-C, fue de 0.48 m. En el rango 18-25 m la BDS-C mostró una disminución respecto al rango anterior,

discrepando con lo que se observa en la Figura 24, donde pasados los 15 m se evidencia la mayor dispersión en los datos; en cambio, la BDS-RN se mantuvo con idénticos resultados (2.24 m) que en el rango inferior. En general, el RMSE de la BDS-C, fue 0.57 m mayor que el RMSE de la BDS-RN.

Tabla 6. RMSE para la BDS-C y la BDS-RN, a partir de los datos de los tres perfiles seleccionados. La columna “Global” hace referencia a los valores de RMSE obtenidos para toda el área de estimación de BDS.

MÉTODO APLICADO	RMSE POR RANGO DE PROFUNDIDAD					
	(0-6 m)	(6-9 m)	(9-15 m)	(15-18 m)	(18-25 m)	Global
BDS-C	1.45 m	1.63 m	2.58 m	2.72 m	2.38 m	2.25 m
BDS-RN	1.04 m	1.67 m	1.64 m	2.24 m	2.24 m	1.68 m

Tabla 7. RMSE acumulado en cada rango de profundidad, para la BDS-C y la BDS-RN, a partir de los datos de los tres perfiles seleccionados.

MÉTODO APLICADO	RMSE POR RANGO DE PROFUNDIDAD				
	(0-6 m)	(0-9 m)	(0-15 m)	(0-18 m)	(0-25 m)
BDS-C	1.45 m	1.51 m	2.03 m	2.14 m	2.17 m
BDS-RN	1.04 m	1.30 m	1.45 m	1.59 m	1.67 m

Las Figura 32 y 33 muestran el resultado de los residuales entre la batimetría interpolada a partir de los registros *in situ* y los dos métodos de BDS (BDS-C y BDS-RN respectivamente). Los resultados indican una mayor subestimación de la BDS-C en profundidades mayores a 15 m, como se evidenció en cada uno de los perfiles batimétricos mostrados. Esta subestimación fue más evidente, abarcando un área mayor, en la zona al oeste de la marina, donde la diferencia con respecto a la

profundidad *in situ* fue de 6-10 m. En la zona de la boca del cañón submarino, ambos métodos subestimaron la profundidad, alcanzando sus valores máximos: alrededor de 10 m para el caso de la BDS-RN y poco más de 11 m para la BDS-C.

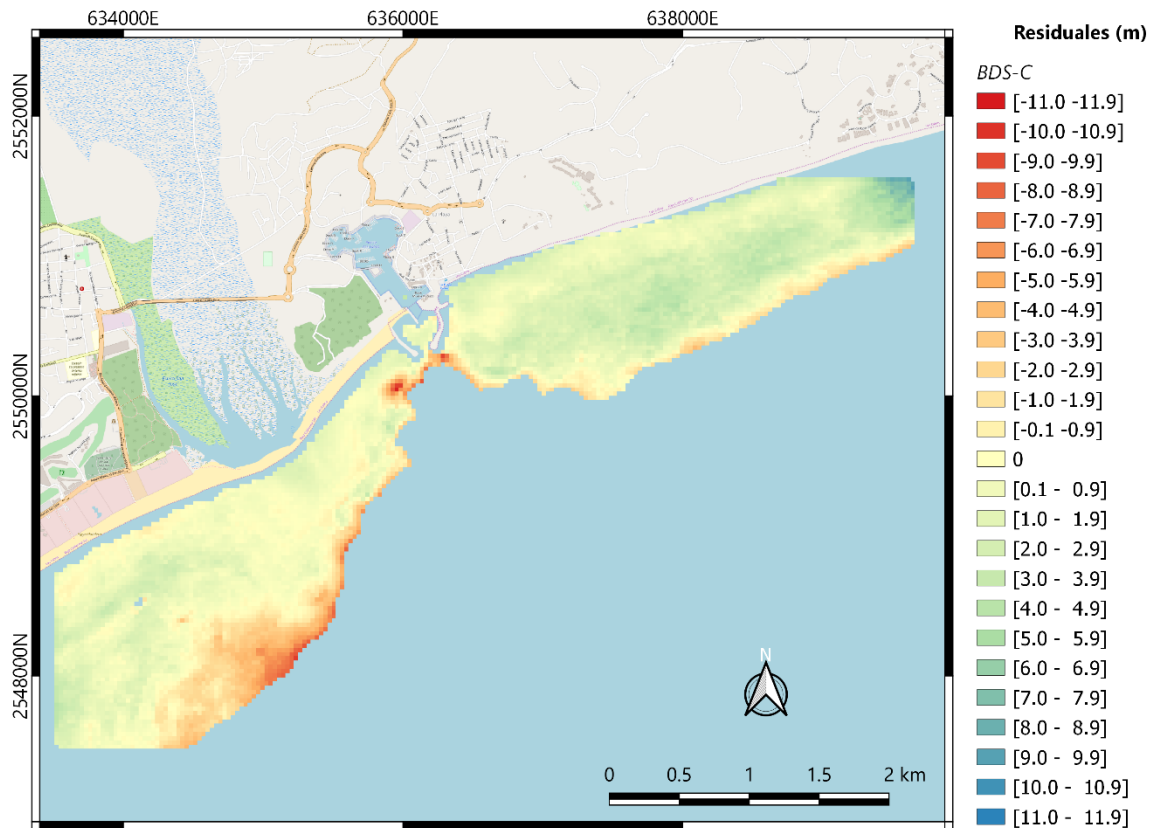


Figura 32. Residuales de la BDS-C respecto a la interpolación de los registros *in situ*. Los rangos con valores negativos en la leyenda indican subestimación en la BDS-C, mientras que los valores positivos muestran sobreestimación.

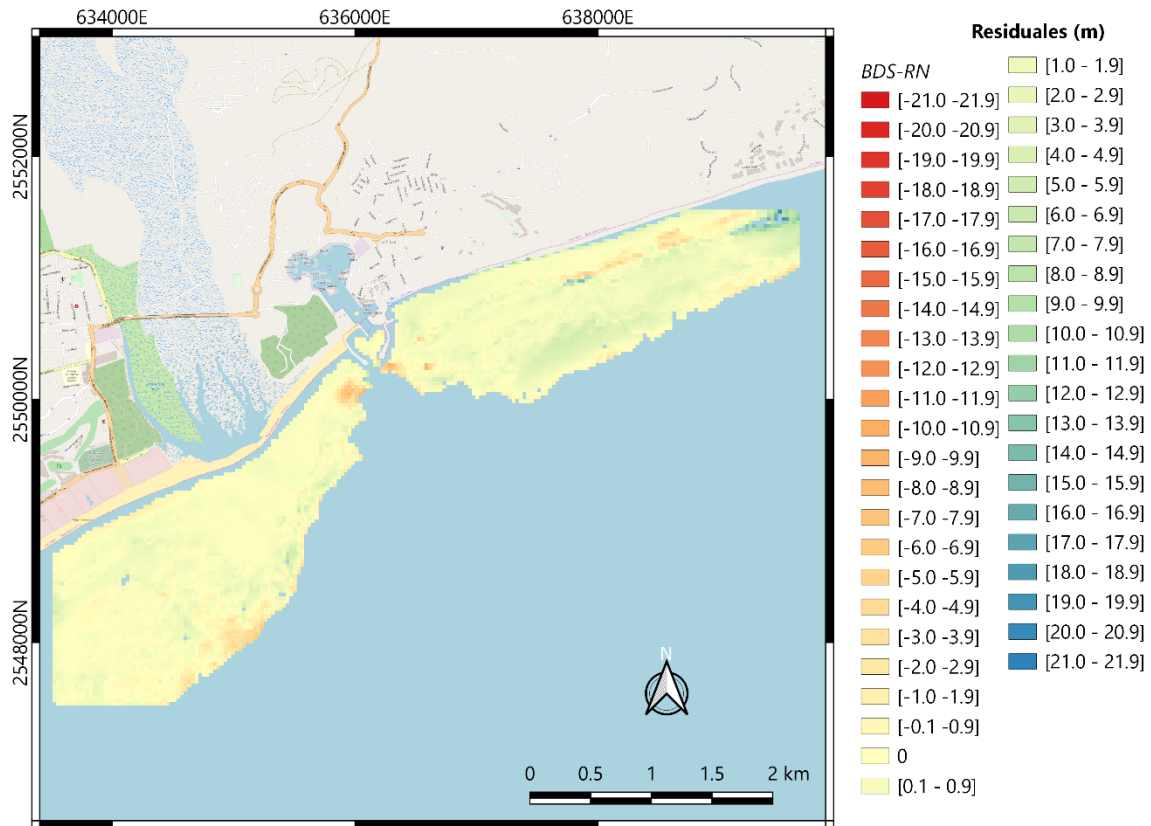


Figura 33. Residuales de la BDS-RN respecto a la interpolación de los registros *in situ*. Los rangos con valores negativos en la leyenda indican subestimación en la BDS-RN, mientras que los valores positivos muestran sobrestimación.

8.2 Parámetros de oleaje

Altura significativa de la ola (H_s)

La Figura 34 muestra la altura significativa de la ola (H_s) obtenida en las 9 regiones (Figura 19) para el año 2017, una vez procesados los datos de las viñetas.

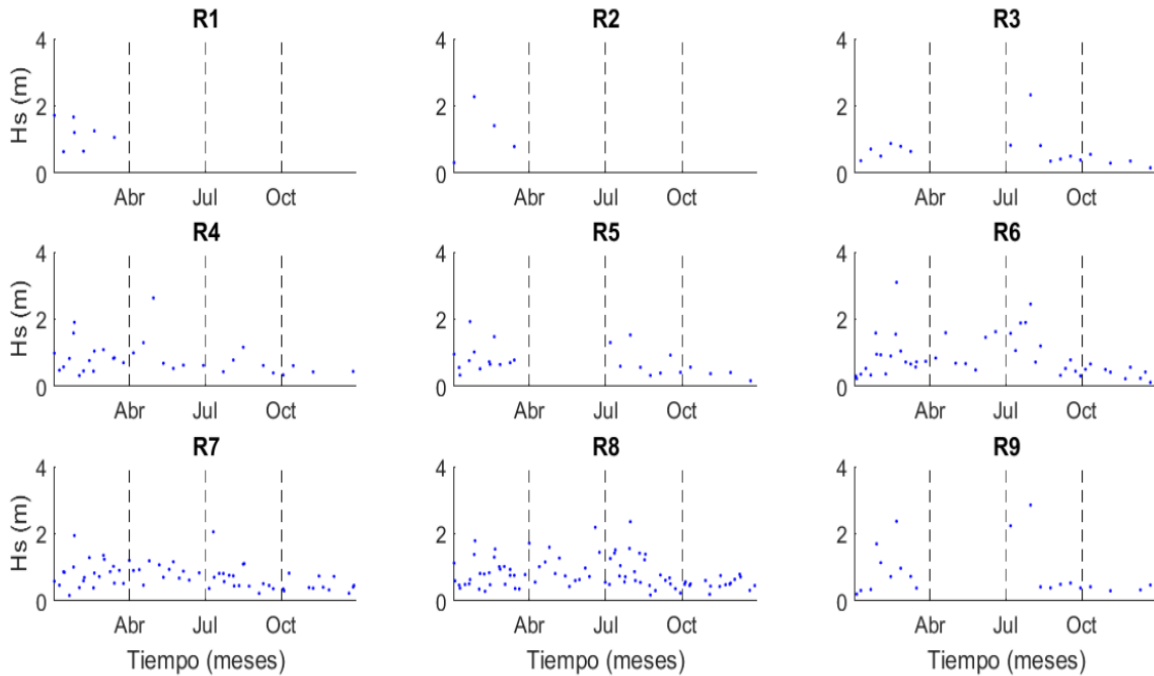


Figura 34. Altura significativa de la ola (H_s) en las nueve regiones seleccionadas.

Haciendo una comparación latitudinal (Sur-Norte) de la variación de la H_s en las 9 regiones, agrupándolas de la siguiente forma: (R7 a R1), (R8 a R2) y (R9 a R3), donde las primeras regiones de cada grupo, son las ubicadas más al sur y las segundas, las más al norte (solo se tienen en cuenta las regiones extremas de cada grupo); se obtuvo que, para la época de invierno, en el primer grupo, la H_s aumentó conforme aumentó la latitud, con un valor de 0.82 m en R7 y de 1.17 m en R1. El segundo grupo tuvo el mismo comportamiento, con una H_s de 0.78 m en R8 y de 1.19 m en R2. En el tercer grupo la H_s mostró un comportamiento inverso respecto a los grupos anteriores, pues disminuyó desde 0.88 m en R9 a 0.65 m en R3. De manera general, en invierno para las 9 regiones, la H_s mínima fue de 0.16 m, la máxima alcanzada fue de 3.09 m, con una mediana de 0.75 m, como lo indica la mayor frecuencia en el histograma (Figura 35 b)

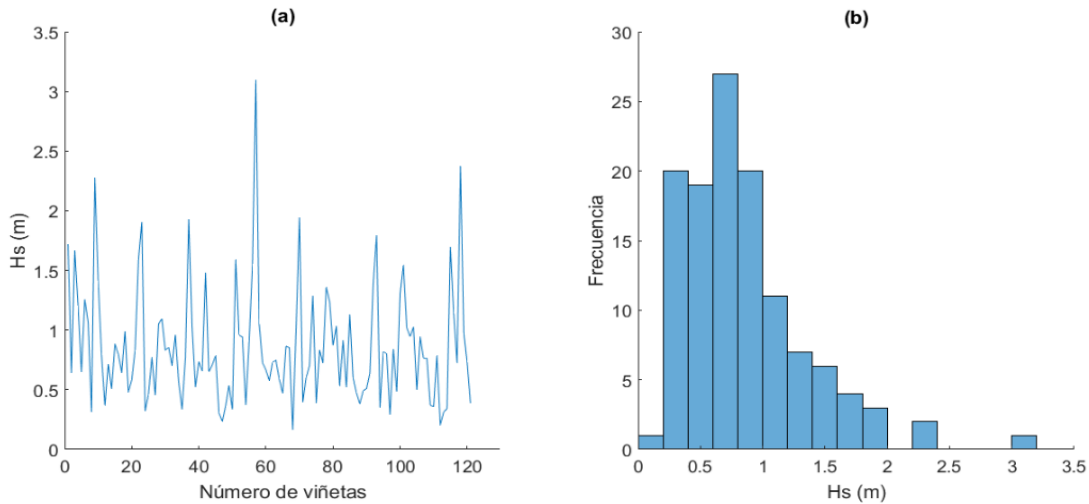


Figura 35 (a). Altura significativa de la ola (H_s) para invierno. (b) Histograma de la altura significativa de la ola (H_s) para invierno en las 9 regiones.

En el verano, se obtuvo que para el primer grupo la variación de H_s fue mínima, con 0.74 m en R7 y 0.75 m en R1. En el segundo grupo la H_s disminuyó con el aumento de la latitud, siendo de 0.97 m en R8 y de 0.86 en R2. El último grupo mantuvo el comportamiento del grupo anterior, disminuyendo de 1.47 m en R9 a 1.08 m en R3. En general, en la época de verano, en las 9 regiones, la H_s mínima fue de 0.17 m, la máxima de 2.85 m con una mediana de 0.50 m (Figura 36 b).

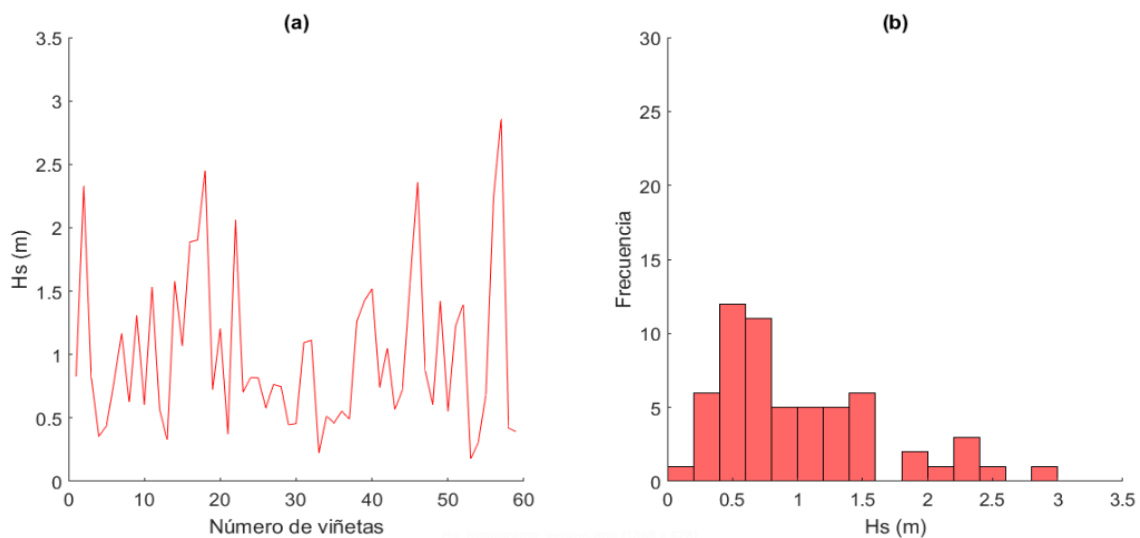


Figura 36 (a). Altura significativa (H_s) para verano. (b) Histograma de la altura significativa (H_s) para verano en las 9 regiones.

Período medio de la ola (T_{mw})

En la Figura 37 muestra el período medio de la ola (T_{mw}) estimado en las 9 regiones, luego de procesados los datos de las viñetas.

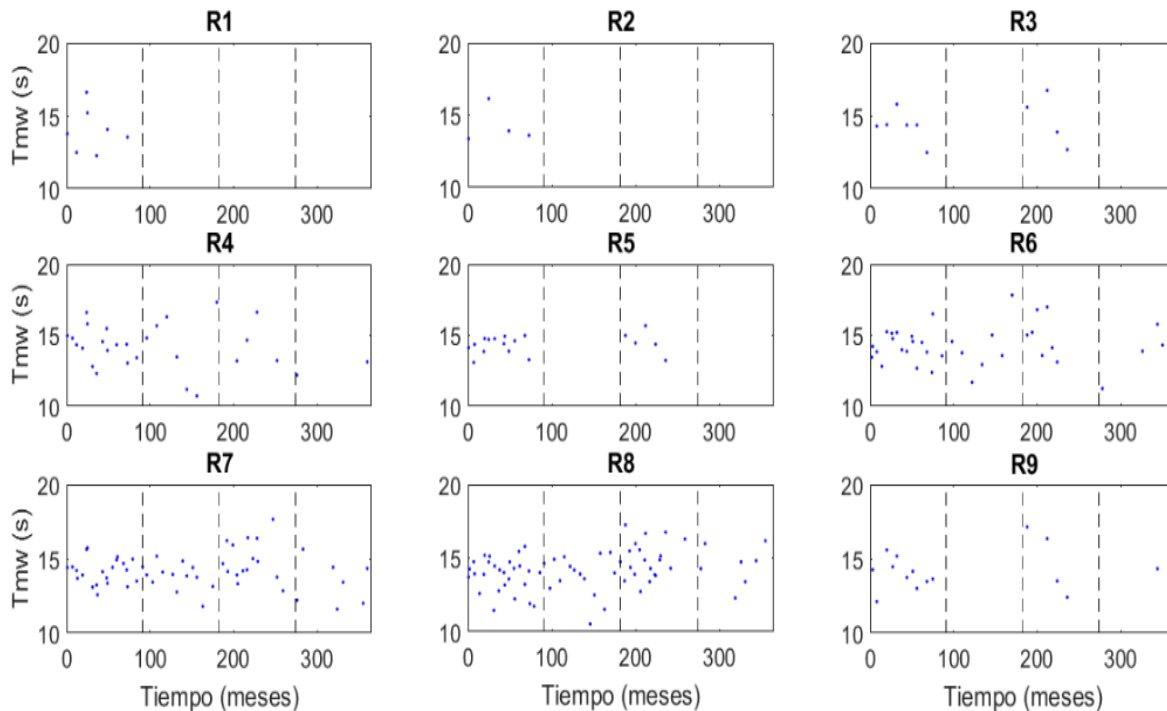


Figura 37. Período medio de la ola (T_{mw}) en las nueve regiones seleccionadas.

Siguiendo la comparación latitudinal realizada sobre la H_s , pero esta vez aplicada al T_{mw} , se obtuvo que, para la época de invierno, en el primer grupo, el T_{mw} disminuyó conforme aumentó la latitud, de 14.14 s en R7 hasta 13.99 s en R1. En el segundo grupo, el T_{mw} experimentó un comportamiento diferente, aumentando de R8 a R2, de 13.84 s hasta 14.25 s. En el tercer grupo se mantuvo el comportamiento anterior, aumentando de 13.96 s a 14.27 s, de R9 a R1. Para la época de invierno en las 9 regiones, el T_{mw} mínimo estimado fue de 11.44 s, el máximo fue de 16.61 s, mientras que la mediana fue de 14.50 s, como lo indica la mayor frecuencia en el histograma (Figura 38 b).

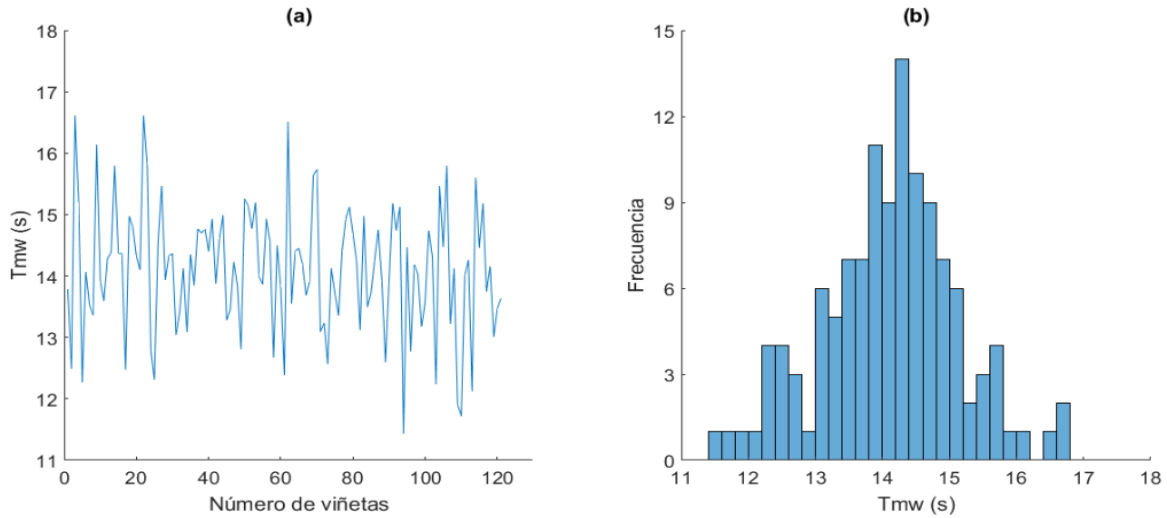


Figura 38 (a). Período medio de la ola (T_{mw}) para invierno. (b) Histograma del período medio (T_{mw}) para invierno en las 9 regiones.

Manteniendo el mismo patrón de comparación para las 9 regiones que en la época de invierno, y señalando que, en verano, no se registraron datos SAR para las regiones R1 y R2; en el primer grupo se obtuvo que el T_{mw} disminuyó conforme aumentó la latitud, variando de 14.90 s en R7 hasta 14.42 s en R4. El segundo grupo mostró igualmente una disminución en el T_{mw} , 14.89 s a 14.54 s, de R8 a R5. Finalmente, el tercer grupo siguió evidenciando el patrón del T_{mw} de esta época, experimentando una disminución de R9 a R3, desde los 14.85 s hasta los 14.72 s. En verano, el T_{mw} mínimo fue de 12.40 s, con un máximo estimado de 17.65 s y una mediana de 14 s aproximadamente (Figura 39 b)

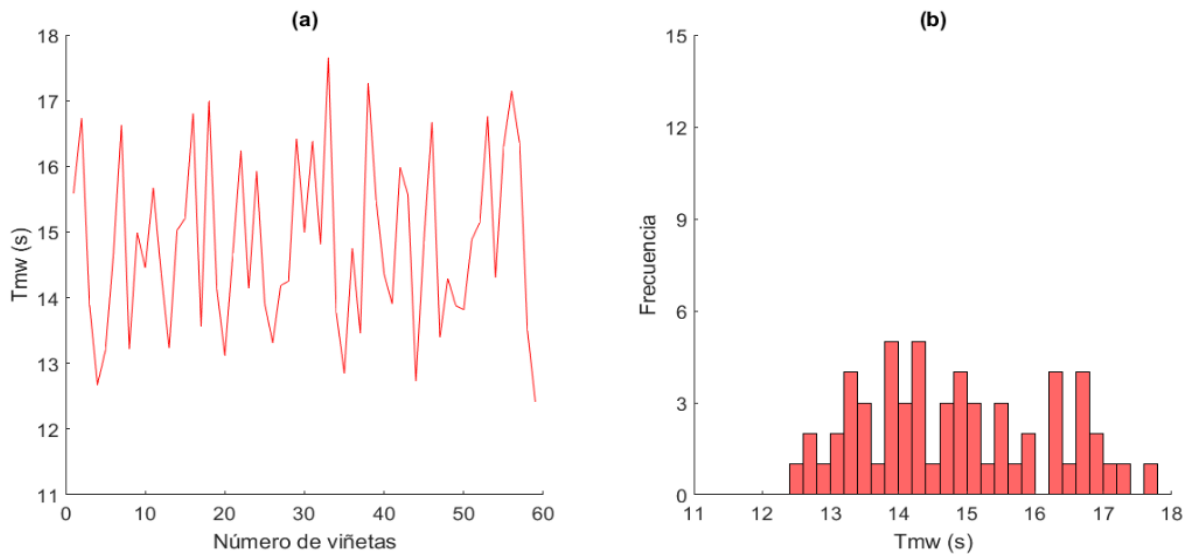


Figura 39 (a). Período medio de la ola (T_{mw}) para verano. (b) Histograma del período medio (T_{mw}) para verano para las 9 regiones.

Dirección media del oleaje (Dir_{med})

Una vez procesados los datos descritos en la sección 7.1.2 aplicando la metodología de la sección 7.2.1, la dirección media de las olas (Dir_{med}) en invierno para las 9 regiones seleccionadas, fue predominantemente del noreste y variaciones del este y sureste, con velocidades estimadas en el rango de 20-26 m/s (Figura 40 y 41).

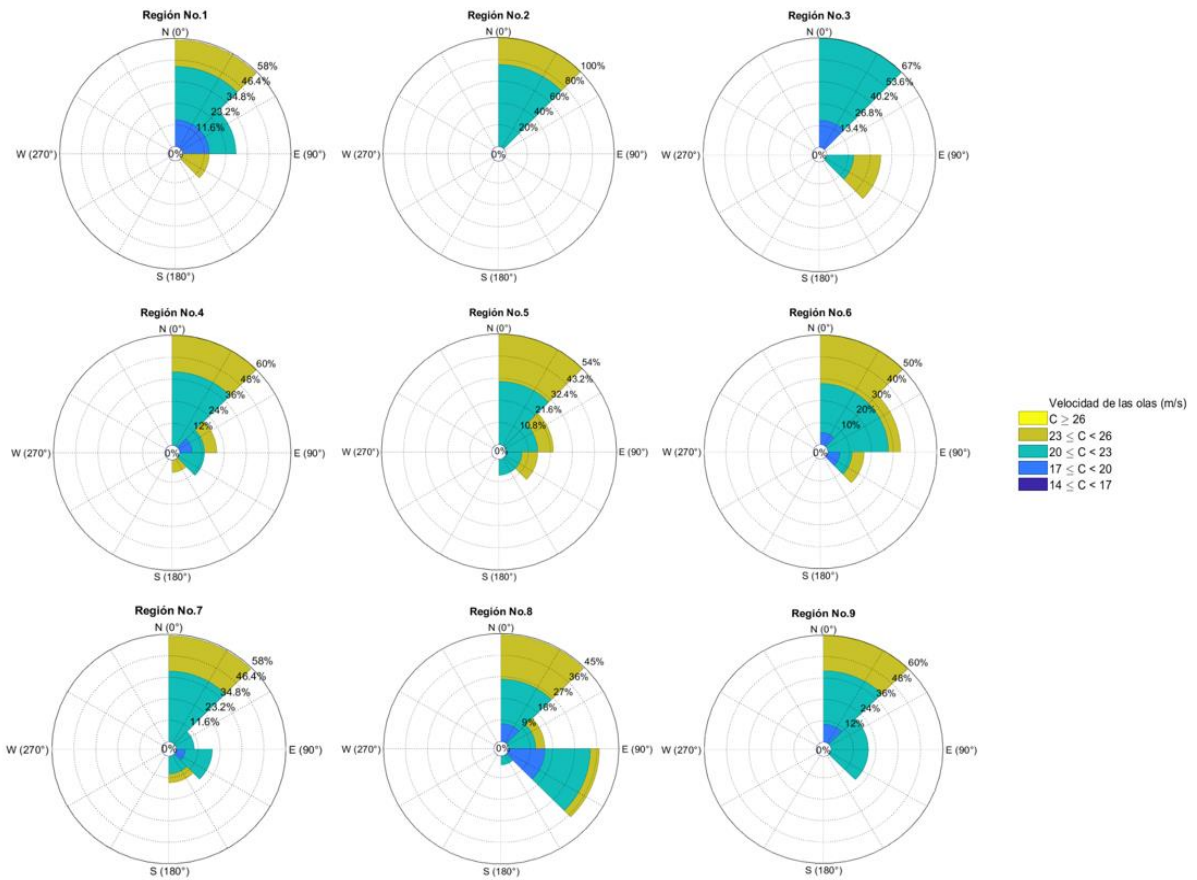


Figura 40. Dirección media del oleaje (Dir_{med}) durante invierno, en las 9 regiones seleccionadas.

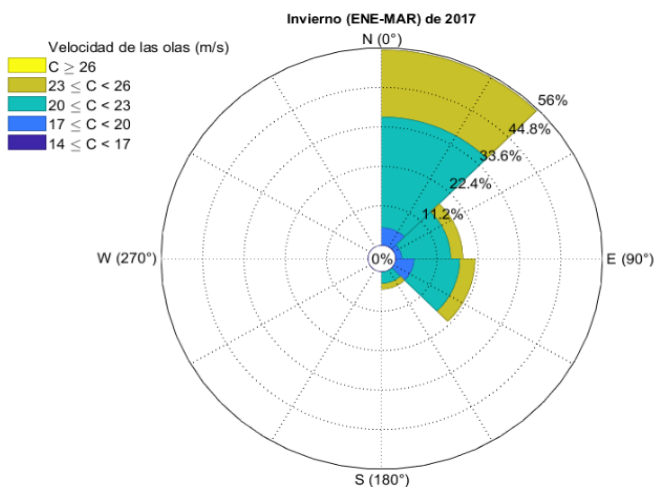


Figura 41. Dirección media del oleaje (Dir_{med}) durante invierno, promediando los datos de las 9 regiones seleccionadas.

Durante el verano, la Dir_{med} predominante para las 9 regiones fue del noreste nuevamente, con variaciones del suroeste, sur y sureste. El rango de las velocidades estimadas fue más amplio (desde los 17 m/s y superando los 26 m/s) que en invierno, manteniéndose por encima de los 20 m/s (Figura 42 y 43).

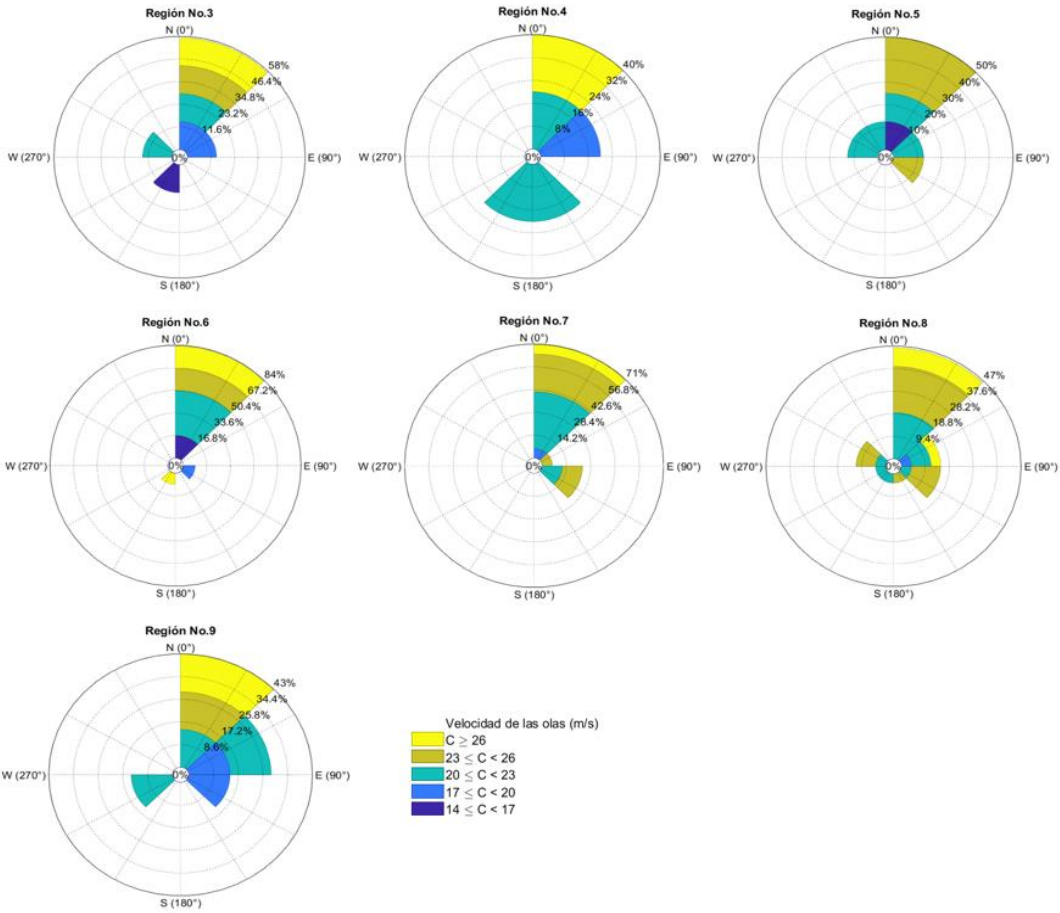


Figura 42. Dirección media del oleaje (Dir_{med}) durante verano, en las 9 regiones seleccionadas.

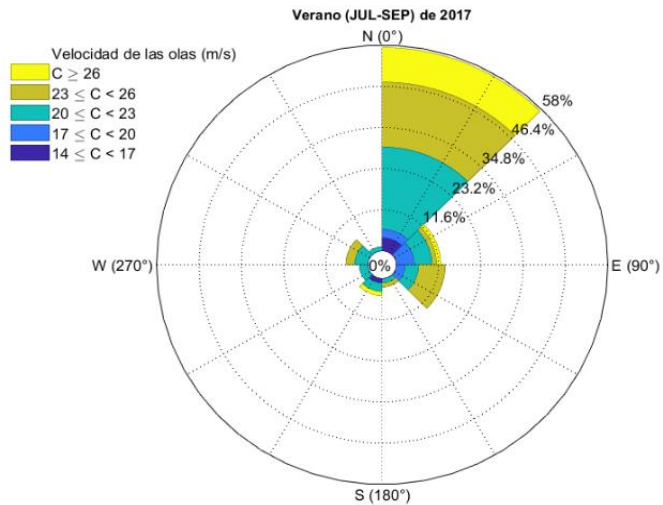


Figura 43. Dirección media del oleaje (Dir_{med}) durante verano, promediando los datos de las 9 regiones seleccionadas.

Velocidad del viento (Ws)

Los resultados obtenidos al procesar los datos de viento de las imágenes SAR (Figura 44), muestran que para la viñeta más próxima a la celda litoral Punta Palmilla-Punta Gorda, las velocidades en invierno (ENE-MAR) de 2017 permanecieron en el rango de 0.7 a 11.0 m/s con una velocidad promedio de 5 m/s. Por su parte, durante la época de verano (JUL-SEP) se mantuvo en el rango de 0.4 a 10.2 m/s con una velocidad promedio de 4 m/s.

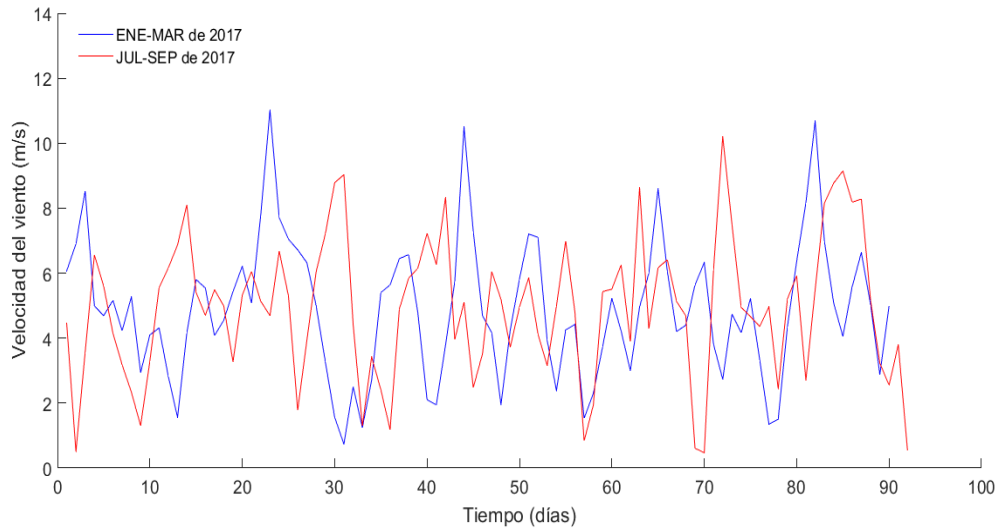


Figura 44. Velocidad del viento (m/s) durante invierno y verano de 2017 en la viñeta más próxima a la celda litoral Punta Palmilla-Punta Gorda.

Luego de procesar los datos de viento del NARR, descritos en la sección 7.1.2, dentro de la celda litoral Punta Palmilla-Punta Gorda, durante invierno, el rango de velocidad del viento fue de 0.3 a 7.0 m/s con una velocidad promedio de 2.0 m/s. En verano el rango de la velocidad del viento fue de 1.0 a 12.9 m/s con un promedio de 3.8 m/s. En este período se registró, para los primeros días del mes de septiembre, un valor máximo atípico de 12.9 m/s (Figura 45).

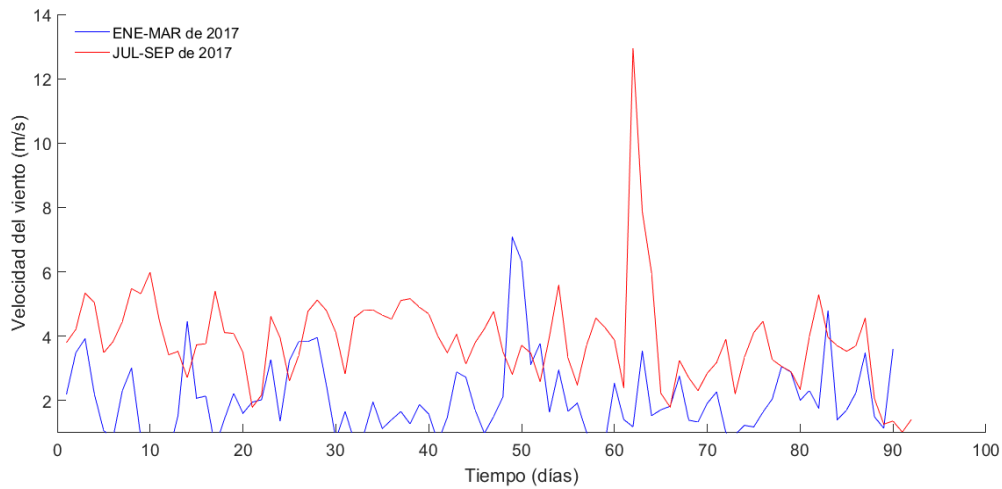


Figura 45. Velocidad del viento (m/s) durante invierno y verano de 2017 dentro de la celda litoral Punta Palmilla-Punta Gorda.

Dirección del viento (Wd)

La dirección del viento predominante, en la viñeta más próxima a la celda litoral Punta Palmilla-Punta Gorda durante invierno, fue del norte-noroeste (Figura 46 a), y para la época de verano, la dirección predominante fue del noroeste, destacando viento proveniente del suroeste durante el mes de septiembre, con velocidades elevadas (6-8 m/s), por encima de la media registrada (4 m/s) para el período (Figura 46 b).

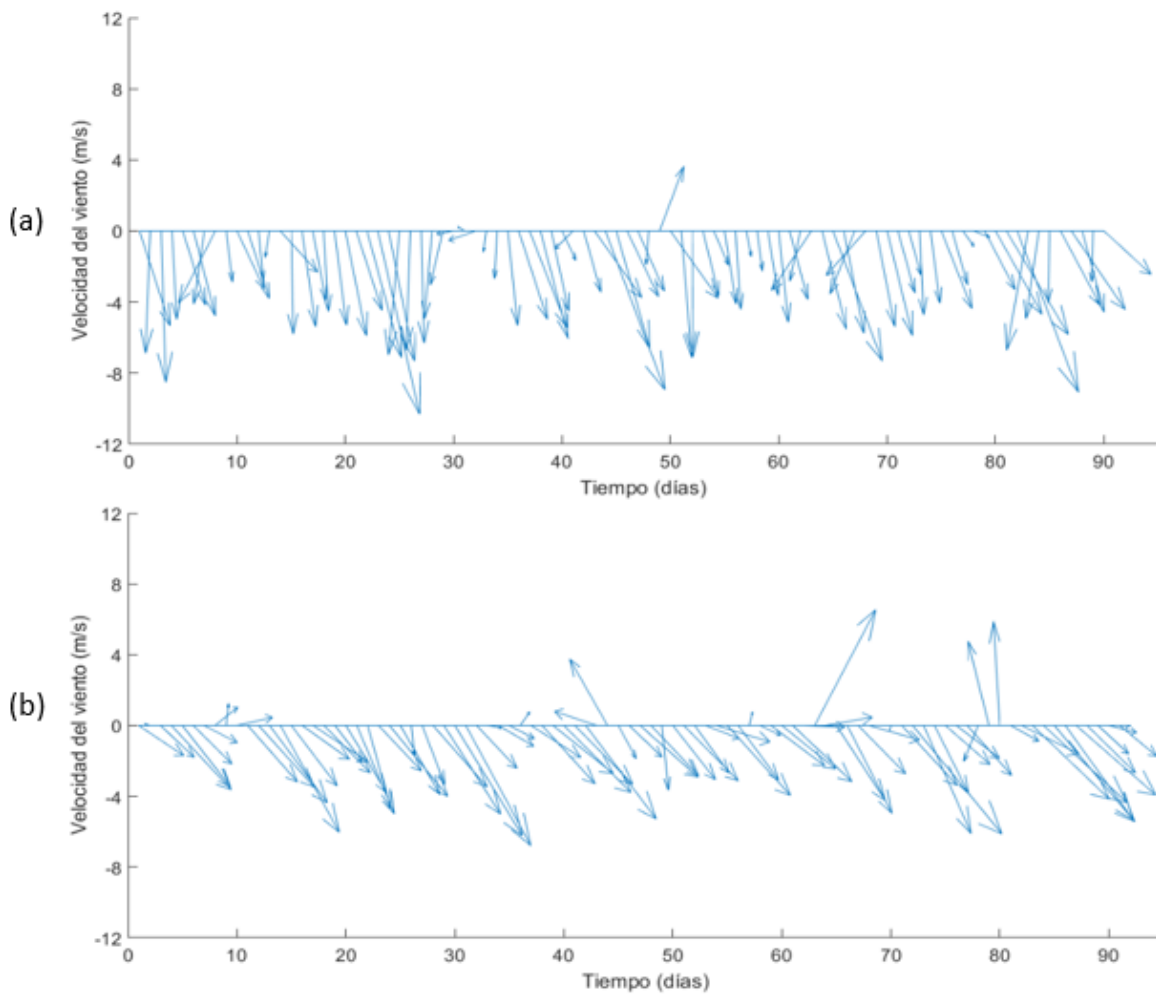


Figura 46. Velocidad y dirección de los vectores de viento en la viñeta más próxima a la celda litoral Punta Palmilla-Punta Gorda en el 2017. a. Época de invierno. b. Época de verano.

Dentro de la celda litoral Punta Palmilla-Punta Gorda, durante la época de invierno la dirección predominante es del noreste, aunque se registran direcciones del suroeste (Figura 47 a). Durante la época de verano, la dirección predominante es del suroeste, siendo en los primeros días de septiembre, cuando se registró la mayor velocidad (8 m/s) proveniente del sur, muy superior a la media registrada (3.8 m/s) para el período (Figura 47 b).

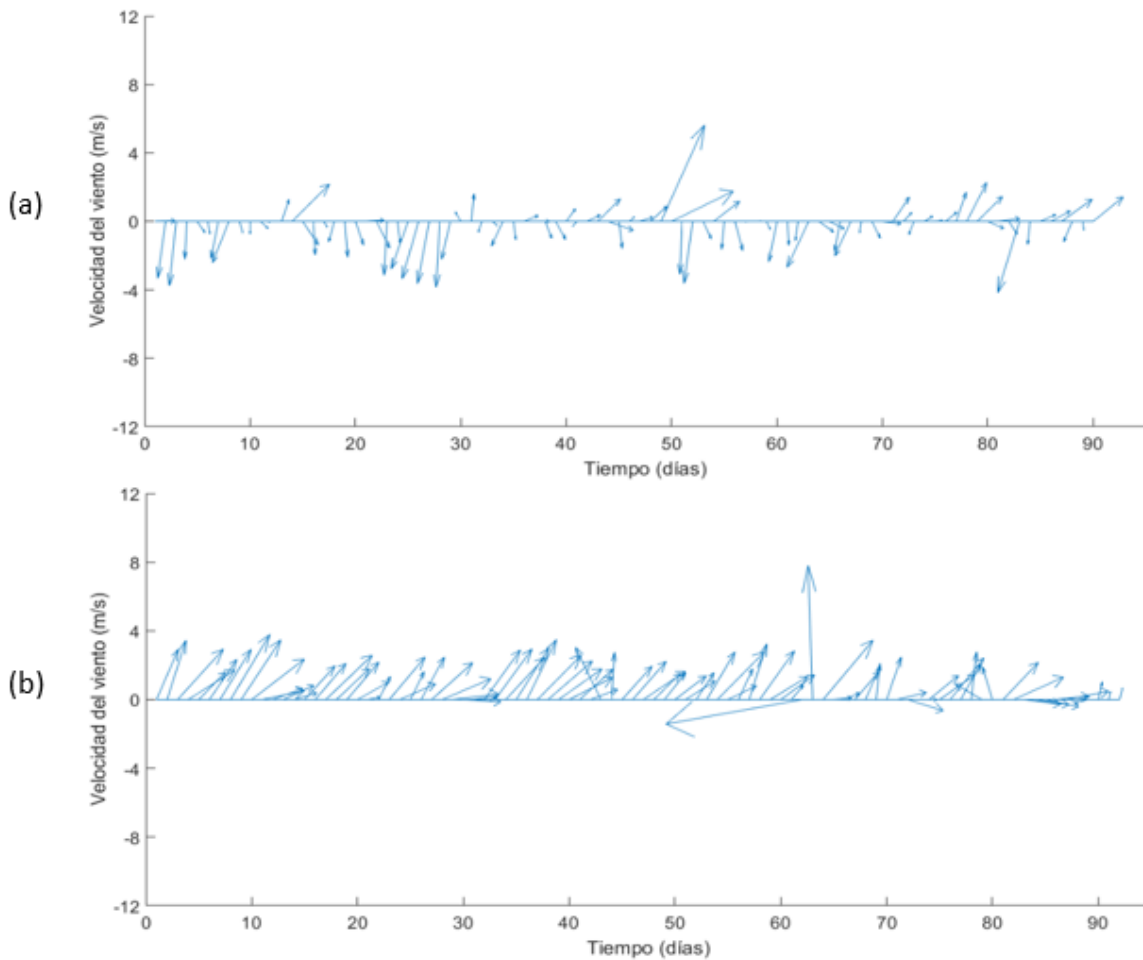


Figura 47. Velocidad y dirección de los vectores de viento dentro de la celda litoral Punta Palmilla-Punta Gorda en el 2017. a. Época de invierno. b. Época de verano.

La Figura 48 representa la dirección y velocidad del viento en la región de datos SAR (zona de viñetas) y en el interior de la celda litoral Punta Palmilla-Punta Gorda, una vez procesados los datos de viento del NARR, descritos en la sección 7.1.2.

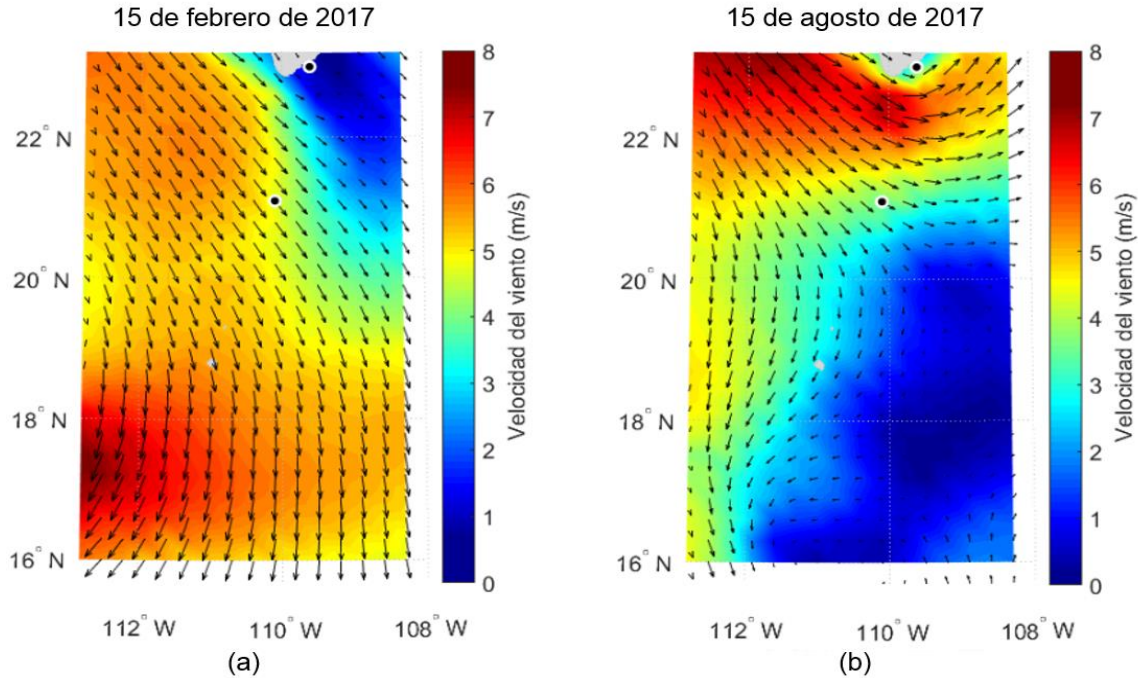


Figura 48. Vectores de viento de la viñeta más próxima a la celda litoral Punta Palmilla-Punta Gorda (21.1°N , -110.1°W) y en la celda litoral (23.0°N , -109.6°W) para el 15/02/2017 (a) y el 15/08/2017 (b).

8.3 Modelación numérica de oleaje

A continuación, se presentan los resultados de la modelación de oleaje (para los diferentes parámetros de oleaje: H_s , Tm_w , Dir_{med}) en la celda litoral Punta Palmilla-Punta Gorda utilizando el software Delft3D.

Debido a que no se observaron diferencias en ninguno de los parámetros (H_s , Tm_w y Dir_{med}) en el transcurso de los días, tanto para el mes de febrero (condiciones de invierno) como para el de agosto (condiciones de verano), se tomó la decisión de representar los resultados del día 15/02/2017 y el día 15/08/2019 respectivamente.

La Tabla 8 muestra los parámetros de oleaje y de viento obtenidos del procesamiento de datos SAR para el área de viñetas. Los valores representados para el invierno corresponden al día 01/02/2017, mientras que los valores de verano corresponden al día 01/08/2017, ambos indican el inicio del mes elegido para representar los datos de cada temporada, febrero y agosto, respectivamente.

Tabla 8. Parámetros de entrada al modelo SWAN, utilizados para la modelación del oleaje en cada época y obtenidos del procesamiento de datos SAR en el área de viñetas.

Fecha	PARÁMETROS DE ENTRADA AL SWAN				
	H _s (m)	T _{m_w} (s)	Dir _{med} (°)	W _s (m/s)	W _d (°)
01/02/2017	0.8	14	30	5 m/s	15
01/08/2017	1.2	15	30	4 m/s	300

En la Figura 49 se presenta el comportamiento de la H_s para la época de invierno. El rango de valores más representativo para este período fue de 0.6-0.8 m, llegando a alcanzar valores superiores en el rango de 0.9-1.2 m, en ambos lados del cañon submarino.

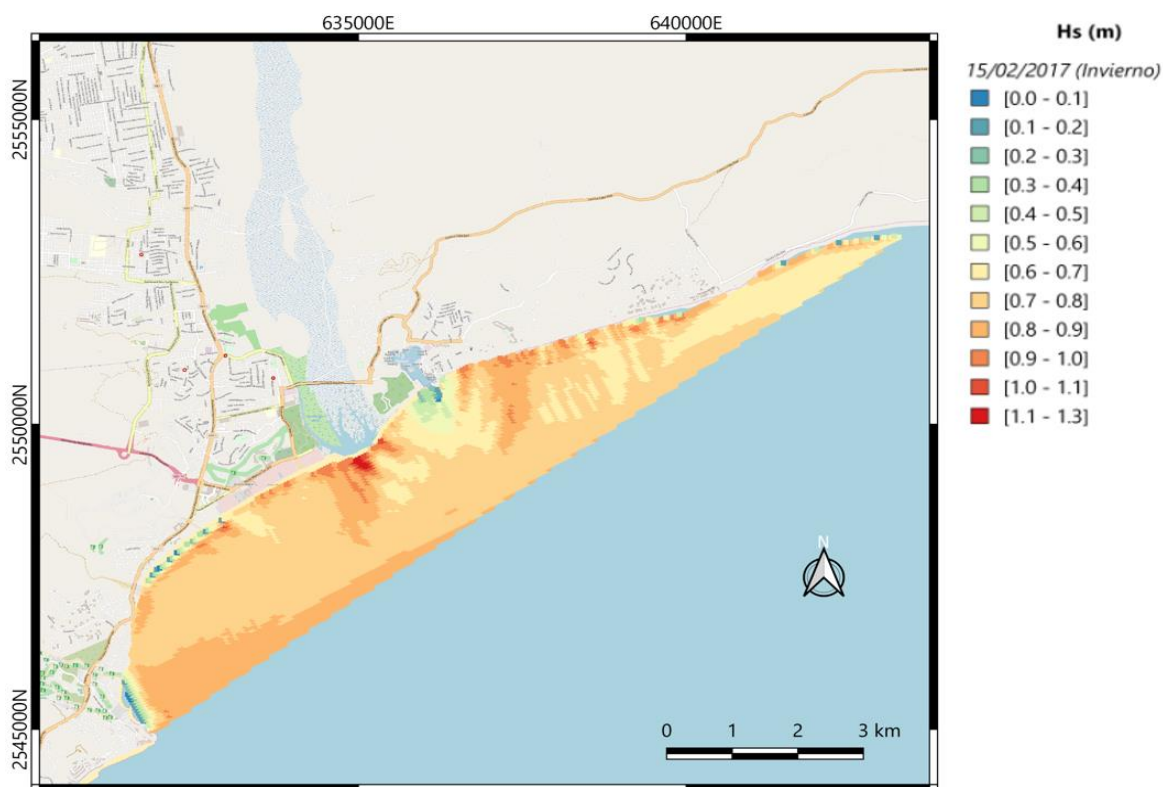


Figura 49. Altura significativa de la ola (H_s) en la celda litoral Punta Palmilla-Punta Gorda para el día 15/02/2017 a las 00:00 horas.

La Figura 50 representa el resultado de la modelación del T_{m_w} para la época de invierno. El valor más representativo estuvo en el rango de 6-8 s, llegando a presentarse valores en el rango de 9-14 s en toda la zona de rompiente.

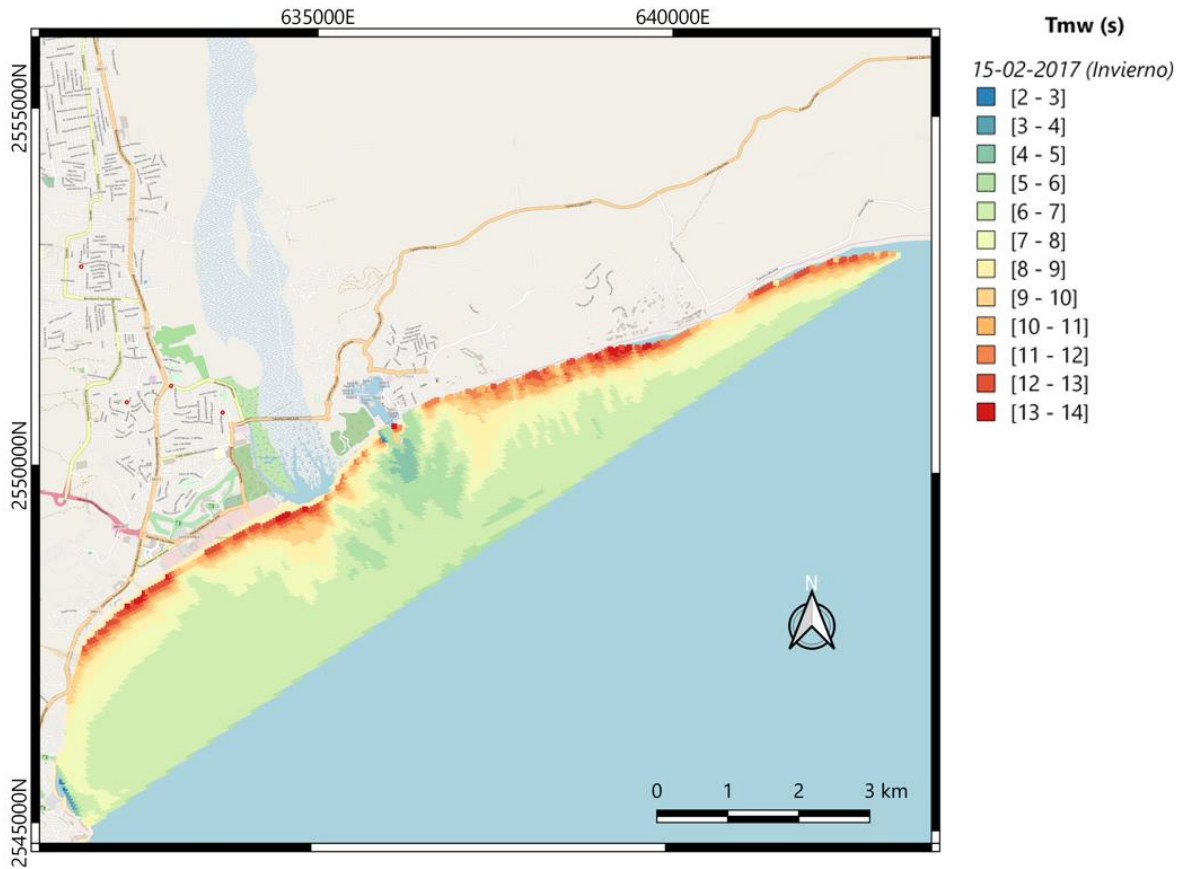


Figura 50. Período medio de la ola (T_{m_w}) en la celda litoral Punta Palmilla-Punta Gorda para el día 15/02/2017 a las 00:00 horas.

La Figura 51 representa la Dir_{med} modelada para la época de invierno. El acercamiento realizado (cuadro rojo) sobre un área ubicada al oeste de la Marina Puerto Los Cabos muestra que la dirección predominante del oleaje fue del sureste.

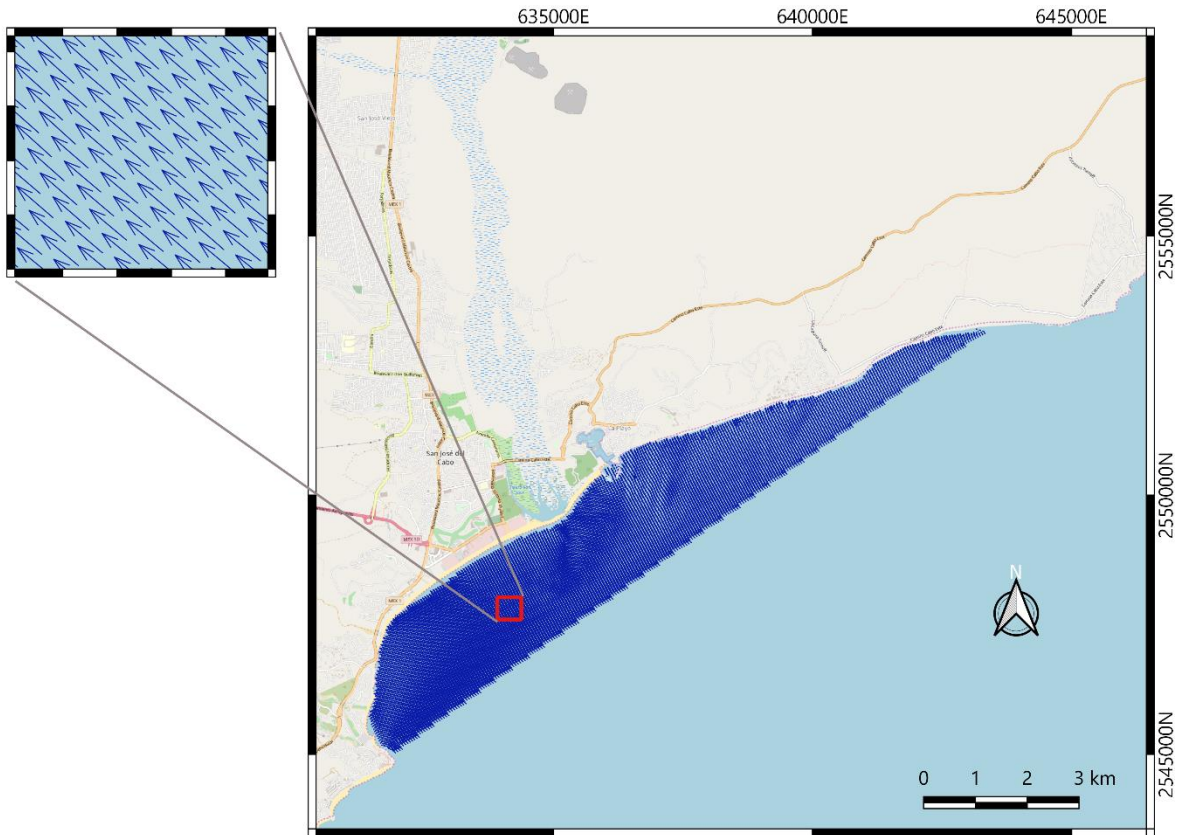


Figura 51. Dirección media de las olas (Dir_{med}) en la celda litoral Punta Palmilla-Punta Gorda para el día 15/02/2017 a las 00:00 horas.

La Figura 52 representa la H_s modelada para la época de verano. Los valores más representativos para este período fueron de 1.3 a 1.4 m, llegando a alcanzar valores en el rango de 1.8 a 2.0 m, a ambos lados del cañon submarino.

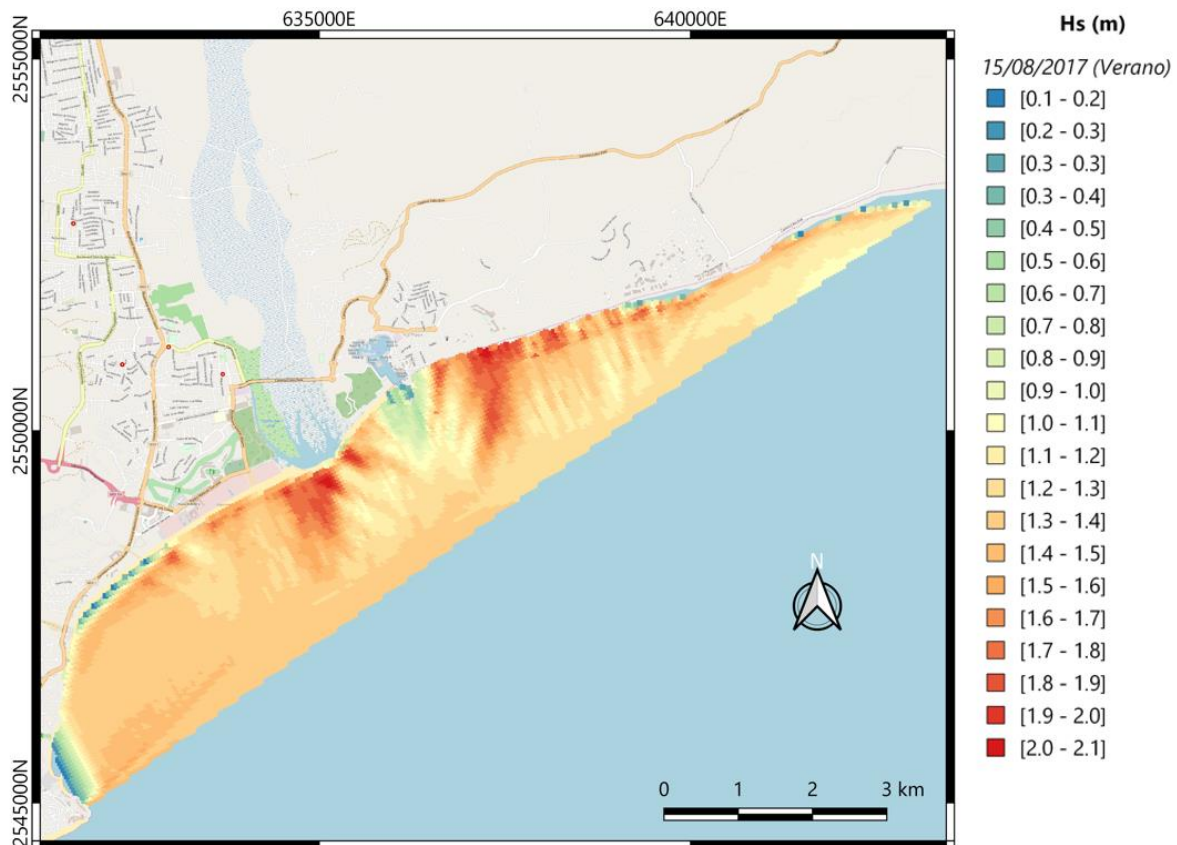


Figura 52. Altura significativa de la ola (H_s) en la celda litoral Punta Palmilla-Punta Gorda para el día 15/08/2017 a las 00:00 horas.

En la Figura 53 se representan los resultados del T_{m_w} para la época de verano. El valor más representativo fue de 10 a 13 s, llegando a presentar valores entre 15 y 17 s en la zona de rompiente, principalmente, en el lado oeste de la Marina Puerto Los Cabos. Igualmente, se presenta el mismo patrón que en invierno, de T_{m_w} por encima de los valores más representativos para el período, a ambos lados del cañón submarino.

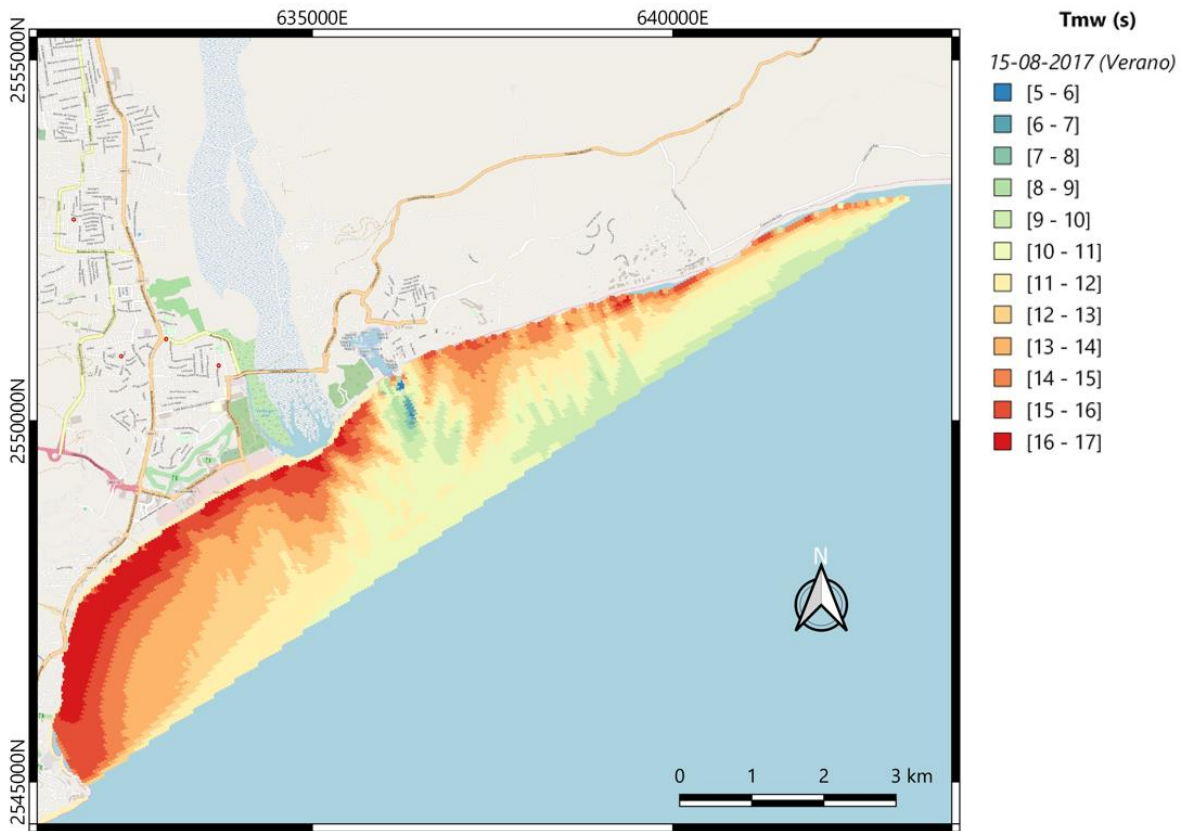


Figura 53. Período medio de la ola (T_{mw}) en la celda litoral Punta Palmilla-Punta Gorda para el día 15/08/2017 a las 00:00 horas.

La Figura 54 representa la Dir_{med} modelada para la época de verano. EL acercamiento realizado (cuadro rojo) sobre un área ubicada al oeste de la Marina Puerto Los Cabos muestra que la dirección predominante del oleaje fue del sur.

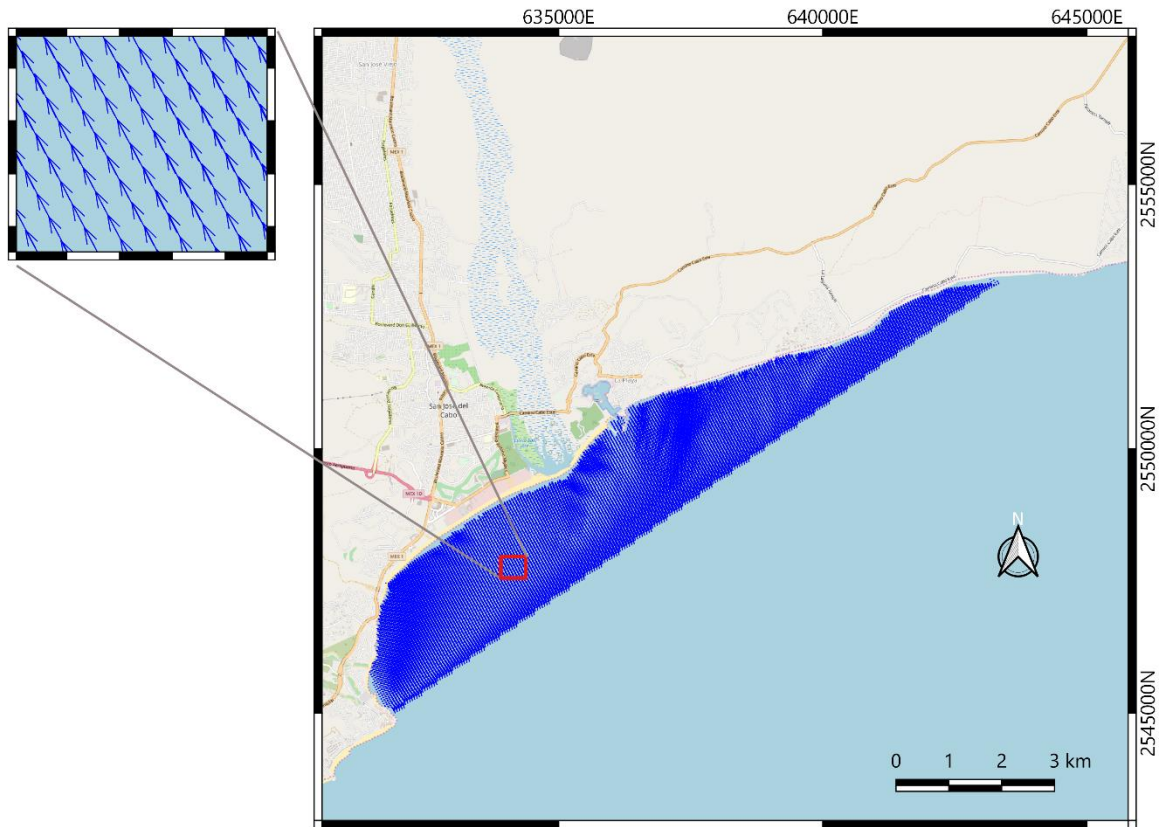


Figura 54. Dirección media de las olas (Dir_{med}) en la celda litoral Punta Palmilla-Punta Gorda para el día 15/08/2017 a las 00:00 horas.

9. Discusión

9.1 Batimetría derivada de satélite

EL proceso de corrección de la profundidad sobre los datos *in situ* (sección 7.2.1), aunque parece un procedimiento básico, no debe ser pasado por alto en la estimación de batimetría en zonas costeras. Para el área de estudio de la presente investigación, el rango promedio de la marea es de ± 1 m y la diferencia entre el nivel del mar para el día del levantamiento batimétrico de los datos *in situ* y el instante en que se tomó la imagen de satélite no fue relevante (solo ± 0.40 m) (Figura 8). Sin embargo, en zonas donde el rango de la marea sea superior, la diferencia en el nivel del mar entre las fechas de obtención de ambos conjuntos de datos puede llegar a ser considerable (± 1 m o mayor) si se pasa por alto la corrección por marea, lo que estaría introduciendo un error de esa magnitud en la profundidad estimada.

A partir de los datos obtenidos de tres perfiles seleccionados en la región central de la celda litoral (Figura 28), se comparó el desempeño de la BDS-C y la BDS-RN, en zonas con diferencias en la pendiente del fondo.

A pesar de que la imagen Landsat 8 utilizada en la presente investigación tiene una resolución espacial de 30 m, se puede considerar que ambos métodos estiman la batimetría de manera precisa (RMSE de 1.4 a 2.05 m) para el rango de profundidades menores a 15 m, resultados similares a los obtenidos por Su *et al.* (2008), quienes con una imagen IKONOS de 2.4 m de resolución espacial, obtuvieron un RMSE de 1 a 2 m para un rango de 0 a 15 m de profundidad. Estos autores plantean que, para aguas muy someras (< 5 m), el algoritmo de inversión no lineal propuesto por Stumpf *et al.* (2003), muestra una ligera tendencia a la sobreestimación, lo que queda evidenciado claramente en el perfil “Estero San José” (Figura 29), al comparar la BDS-C con la profundidad *in situ*, contra la BDS-RN en este rango. Este comportamiento, pudiera ser, en este caso, consecuencia de una mayor susceptibilidad del primer método a la presencia de valores altos de reflectancia en la banda azul, como resultado de la poca profundidad, el tipo de fondo (arena) y sedimentos en suspensión presente en esa zona. Camacho (2006) aplicando el algoritmo de Stumpf *et al.* (2003) para un atolón ubicado en las islas del noroeste de Hawai obtuvo que el algoritmo no logró estimar profundidades válidas en aguas poco profundas, menores a 2 m, especialmente en áreas con fondos altamente reflectantes (arenas y coral) y que aproximadamente constituían el 10 % de la imagen.

Analizando el perfil “El Encanto”, en el rango 9-12 m y el mapa de residuales de la Figura 33, la BDS-RN muestra una marcada subestimación de la profundidad que pudiera estar asociada a condiciones en la columna de agua (abundante sedimento en suspensión), causando mayor turbidez en el agua, como consecuencia de las olas que rompen con mayor energía en esta zona debido a que presenta una pendiente más abrupta que en el perfil “Estero San José”.

Un aspecto a resaltar para el caso de la BDS-C, fue la tendencia a la subestimación mostrada a partir del rango de 15-18 m aproximadamente, en los tres perfiles

presentados, siendo más marcada en el perfil “Estero San José”, donde a partir de los 15 m la profundidad se mostró casi invariante (Figura 29). Este comportamiento se observa de igual forma en la Figura 32 y puede ser consecuencia del cambio pronunciado de pendiente por la presencia del cañón submarino y el aumento considerable de la profundidad. Esto afecta la penetración de la luz en la columna de agua, disminuyendo los valores de reflectancia en esa zona, lo que complica la estimación batimétrica. Su *et al.* (2008) aplicando el modelo de inversión no lineal propuesto por Stumpf *et al.* (2003), para profundidades en el rango 20 a 25 m, obtuvieron un RMSE mayor a 4 m, sin embargo, cuando el modelo fue calibrado para el rango de profundidades de 0 a 15 m, el error obtenido se redujo hasta 1.5 m, lo que evidencia la dificultad del modelo para estimar profundidades mayores a 15 m. Por su parte, la BDS-RN, en el perfil “Estero San José”, a partir de los 15 m mostró una mejor respuesta al aumento de la profundidad, lo que coincide con lo observado en la (Tabla 6) en los rangos 15 a 18 m y 18 a 25 m, donde el RMSE permanece estable. Este comportamiento podría asociarse al hecho de que el ruido en los valores de reflectancia disminuyó conforme aumentó la profundidad, lo que concuerda con lo expresado por Corucci *et al.* (2011), quienes en su estudio aplicando redes neuronales, para el caso de condiciones desfavorables del mar (alta rugosidad de la superficie), lograron una mejor estimación de la profundidad a partir de los 14 m, cuando con el aumento de la profundidad, se produjo la disminución del ruido en la señal.

Los resultados obtenidos por ambos métodos indican una disminución en su capacidad para estimar la batimetría conforme aumenta la profundidad, coincidiendo con lo planteado por Su (2008), quien asocia este comportamiento a una limitación de los sensores remotos pasivos, que consiste en la atenuación de luz al penetrar en la columna de agua. Sin embargo, hay que señalar que esta característica comienza a hacerse más evidente en rangos diferentes de profundidad para ambos métodos, destacando la capacidad de la BDS-RN de mantenerse estable en profundidades mayores a los 18 m, como ya se ha mencionado.

9.2 Parámetros de oleaje

Altura significativa de la ola (H_s)

En general, las alturas significativas máximas de las olas, tanto en invierno como en verano, no coincidieron con las mayores velocidades de viento obtenidas al procesar los datos SAR. Esto puede relacionarse con que tales olas se generaron por la acción del viento sobre masas de agua alejadas (swell) y que se propagaron hasta la zona de datos SAR. Short (2012), menciona que las olas, una vez generadas, pueden propagarse miles de kilómetros, con una pérdida mínima de energía, hasta romper en alguna costa distante.

Entre el 31/08/2017 y el 01/09/2017 (época de verano) la Tormenta Tropical “Lidia” pasó por la región de viñetas (Figura 55), sin embargo, a pesar de que durante el paso de tal fenómeno se obtuvieron las máximas velocidades de viento (12.9 m/s), no sucedió así con la H_s . Este comportamiento está asociado a la frecuencia de órbita del satélite Sentinel-1 que es de aproximadamente 6 días, por lo que la captura de datos en esa región no coincidió con el paso del fenómeno atmosférico. (Las fechas más cercanas al paso de la tormenta tropical, en las cuales el satélite orbitó sobre la región de viñetas fueron el 29/08/2017 y el 05/09/2017).

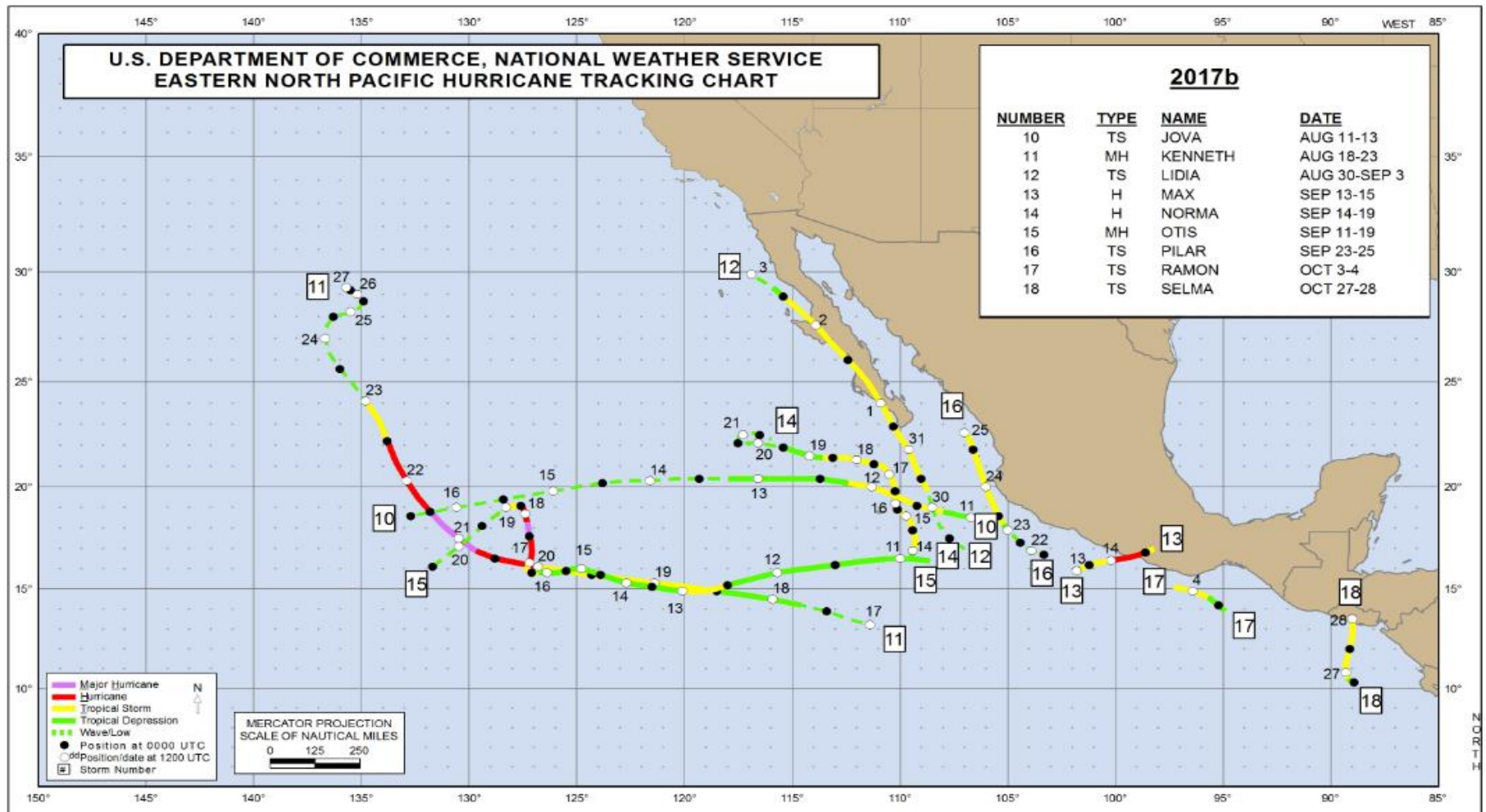


Figura 55. Trayectorias de huracanes y tormentas tropicales para el este del Océano Pacífico en el período (AGO-NOV) de 2017, tomado del Servicio Meteorológico Nacional del Departamento de Comercio de los Estados Unidos.

Período medio de la ola (T_{m_w})

Troyo (2003) menciona que el oleaje de swell presenta períodos entre 10-30 segundos. En la región de datos SAR (área de viñetas) tanto para la temporada de invierno como de verano se registraron períodos de la ola (T_{m_w}) entre 11 y 18 s, lo que pudiera apoyar la idea de que en dicha zona predomina el oleaje distante (swell). Troyo (2003) utilizando ológrafos direccionales obtuvo períodos en el rango 10-12 s para dos series correspondientes a meses de invierno (noviembre de 1999 y febrero del año 2000). Sus mediciones fueron realizadas en el interior de la Bahía San Lucas con una frecuencia de muestreo de 2 registros por segundo en un período de 2-6 días.

Dirección media de las olas (Dir_{med})

Con respecto a la dirección media de las olas en la región de datos SAR, tanto para invierno como para verano, no coincidió con la dirección predominante del viento (la dirección predominante de las olas: del noreste para ambas temporadas, mientras que la dirección del viento se mantuvo del norte-noroeste), lo que soporta la idea de que las olas en dicha zona, son olas distantes que se propagaron hasta esa ubicación, (que se infiere provengan fundamentalmente del Pacífico Sur y Pacífico Central), fenómeno mencionado por Short (2012). Además, los períodos de ola obtenidos (mayores a 12 s), contribuye a que se infiera la existencia de un régimen de oleaje de swell en la región.

Dirección (W_d) y velocidad (W_s) del viento

Los resultados del procesamiento de los datos de viento obtenidos de SAR arrojaron que, en la viñeta más próxima (VMP) a la celda litoral, para la época de invierno de 2017 la velocidad promedio del viento (5 m/s) fue mayor que para la época de verano del mismo año (4 m/s). Esto podría asociarse a que durante el invierno predominan en la región los vientos fuertes provenientes del noroeste, mientras que para la época de verano aparece una onda de viento en sentido opuesto, proveniente del sureste, que podría estar debilitando la intensidad del viento del noroeste en la zona, como resultado de esta interacción. Ramírez (1991) hace

referencia a que existe una onda de viento que se propaga a lo largo de la costa occidental de México y que solo tiene lugar en la época de verano. Bernal *et al.* (2001) mencionan que existe una inversión estacional de los vientos en el Golfo de California (del noroeste en invierno y del sureste en verano) producida por el control que ejercen los cambios estacionales en la posición latitudinal y la intensidad del sistema de alta presión del Pacífico Norte respecto al centro de baja presión de Norteamérica.

En la VMP la dirección predominante, tanto para invierno como para verano fue del noroeste, aunque en el verano se obtuvieron direcciones del suroeste (Figura 36 b). Sin embargo, los resultados obtenidos en la ROI, a partir del procesamiento de datos NARR, evidenciaron una diferencia marcada entre la época de invierno y verano, registrándose una dirección predominante del norte-noroeste en invierno y del suroeste en verano. Bernal *et al.* (2001) mencionan que en verano se intensifica un centro de baja presión ubicado en el desierto de Sonora y que en correspondencia con la ubicación de la celda de alta presión (Pacífico subtropical) provocan vientos del sur en el Golfo de California. Este fenómeno pudiera estar forzando a los vientos provenientes del noroeste a cambiar de dirección, hacia el Golfo de California, al llegar al extremo sur de la Península (Figura 48).

La diferencia en la velocidad promedio del viento para la época de invierno entre la VMP y la celda litoral, 5 m/s y 2 m/s respectivamente, fue superior a la registrada para estas mismas ubicaciones durante el verano, 4 m/s y 3.8 m/s respectivamente. Esto pudiera asociarse a que en el océano abierto el viento no presenta resistencia, mientras que, en la zona costera de la Península, la morfología de la costa pudiera estar ofreciendo resistencia al viento.

Los valores altos en la velocidad del viento obtenidos durante el período de verano de 2017, tanto en la ubicación de la VMP (Figura 36 b) como en la celda litoral (Figura 37 b) pudieron ser provocados por el paso de la mencionada Tormenta Tropical "Lidia".

9.3 Modelación numérica de oleaje

Durante la época de invierno la altura significativa de la ola (H_s) predominante en el área de estudio estuvo entre 0.6 y 0.8 m (Figura 49), inferior a la registrada durante la época de verano, la cual se mantuvo entre 1.3 y 1.4 m (Figura 52). Este comportamiento coincide con el reportado por Bañuelos-Montero (2017), quien, para esta misma área, para invierno menciona una H_s de 0.90 m, menor que para el verano (1.6 m). Además, el rango de H_s obtenido para la modelación del mes de febrero en esta investigación, coincide con el rango reportado por Troyo (2003) para el mes de febrero del año 2000 en la Bahía San Lucas.

Tanto para invierno como para verano, las mayores alturas significativas se observaron en las zonas aledañas al cañón submarino ubicado frente a la Marina Puerto Los Cabos (Figura 49 y Figura 52), siendo más evidente en verano cuando las alturas de la ola son mayores (1.3-1.4 m). Este efecto producido por la marcada diferencia de profundidad que encuentran las olas al aproximarse e interactuar con los bordes del cañón submarino, y que se infiere está modificando también la dirección de las olas, es mencionado por Katline y Makarov (2015). Por su parte, Peak (2004) menciona que los efectos refractivos en zonas de poca profundidad aledañas a un cañón submarino tienen influencia sobre las alturas significativas y la dirección de las olas. Otro factor que pudiera estar incidiendo en la aparición de alturas significativas mayores a ambos lados del cañón submarino es el efecto de difracción de las olas ocasionado por la presencia de los espigones en la cabecera del cañón. Peak (2004) hace referencia a la influencia de estos obstáculos sobre el oleaje.

El período medio de la ola (T_{m_w}) obtenido en la sección 8.3, para invierno fue de 6 a 8 s (Figura 50), menor que para verano, cuando predominó el período de swell, mayores a 10 s (Figura 53). Sin embargo, Troyo (2003) obtuvo para noviembre de 1999 y febrero del año 2000 (época de invierno), un período promedio en el rango de 10 a 12 s.

Cabe señalar que, tanto para la época de invierno como de verano, los períodos máximos se obtuvieron cercanos a la costa, incluso en verano, cuando el promedio

fue de 6-8 s, el período en esa zona alcanzó los 12 s. Esto puede asociarse con el hecho de que luego de que las olas rompen, al interactuar con el fondo marino, disminuyen su velocidad de propagación. Garnica (2008) y Modesto (2009) plantean que este fenómeno provoca un retraso en la llegada de las olas a la playa, ocasionando un aumento del período. En verano se observa que, en la zona cercana a Punta Palmilla, predominan períodos de alrededor de 15 s desde aproximadamente 500 m antes de llegar a la costa, lo que podría asociarse a la poca profundidad (< 8 m) y el fondo de tipo rocoso, factores que influyen en la pérdida de energía de las olas por refracción. Estos factores unidos a la orientación oblicua que presenta esta parte de la línea de costa respecto a la dirección del oleaje puede ser la causa del retraso en la llegada de las olas en un área mayor.

En la presente investigación, no se evidenciaron diferencias en la dirección predominante del oleaje entre la época de invierno (Figura 51) y verano (Figura 54), manteniéndose siempre del sur-sureste. Troyo (2003) para Bahía San Lucas, encontró que, para los meses de abril y noviembre del año 1999, así como para febrero y noviembre del año 2000, la dirección predominante del oleaje fue igualmente del sur-sureste. Sin embargo, Bañuelos-Montero (2017) menciona que para el invierno la dirección predominante en la misma área de estudio es de noreste a suroeste, proveniente del Golfo de California, mientras que para el verano la dirección predominante es de suroeste a noreste, proveniente del Océano Pacífico.

10. Conclusiones

Para el área de estudio, caracterizada por la presencia de un cañón submarino que modula la morfología del fondo, la BDS-RN mostró mejores resultados (RMSE global de 1.68 m), que la BDS-C (RMSE global de 2.25 m), en profundidades de 0-25 m. Además, mostró mayor estabilidad en profundidades superiores a los 18 m, donde la BDS-C mostró sus peores resultados, evidenciado en una marcada subestimación de la profundidad. Las principales fallas de la BDS-RN ocurrieron en las zonas de rompiente. El RMSE obtenido para la BDS-RN (1.68 m) evidencia la viabilidad del uso de técnicas de redes neuronales aplicadas a datos de sensores remotos pasivos de resolución media (30 m) para la estimación de batimetría en zonas costeras. La aplicación del método empleado en la presente investigación podría contribuir a tareas como el monitoreo de la morfodinámica costera.

Los parámetros de oleaje obtenidos luego del procesamiento aplicado a datos de SAR Sentinel-1 para una región ubicada al suroeste de la celda litoral Punta Palmilla-Punta Gorda, y que sirvieron para representar las condiciones de frontera de la modelación numérica de oleaje con el modelo SWAN, evidenciaron que la H_s registró valores alrededor de 0.5 m durante la época de verano, siendo inferiores al valor más representativo registrado para la época de invierno (0.75 m). El período medio de la ola (T_{m_w}) registrado tanto en invierno como para verano (11-18 s) indica que en la zona de datos SAR predomina el oleaje de swell. La dirección media de las olas (Dir_{med}) para dicha zona, se presentó del norte-noreste tanto para la época de invierno como para la época de verano, registrando pequeñas variaciones en el rango de direcciones del suroeste al sureste. La dirección de las olas no coincidió con la dirección predominante del viento, lo que indica que en la zona predomina el oleaje distante (swell).

La modelación numérica de oleaje con el modelo SWAN, reflejó de manera adecuada, los procesos físicos que intervienen en la interacción de las olas con la batimetría en la zona de asomeramiento del área de estudio. La modelación, además, reflejó claramente la influencia del cañón submarino en la distribución del oleaje en sus zonas aledañas. De acuerdo con lo anterior, se acepta la hipótesis de

que *“En la zona de San José del Cabo, pueden ser caracterizados tanto la estimación de batimetría mediante el tratamiento de datos de sensores remotos pasivos y la implementación de redes neuronales, como los parámetros de oleaje a partir del procesamiento de datos de sensores remotos activos.”*

11. Recomendaciones

1. Se sugiere automatizar la metodología propuesta en esta investigación a partir de la creación de un programa que permita la selección de diferentes conjuntos de datos (imágenes de satélite, imágenes de radar, datos de marea y de viento), contribuyendo de esta manera a facilitar los análisis sobre diversas regiones, disminuyendo el tiempo y el esfuerzo empleado en dichas tareas.
2. Con el propósito de mejorar el desempeño de la metodología utilizada y realizar una calibración de la misma (fundamentalmente enfocada a la batimetría), se propone evaluar los resultados en zonas con características diferentes a las presentadas en esta investigación.

12. Referencias

Bañuelos-Montero, M.Y, 2017. *Evaluación de la línea de costa en las playas de la Bahía de San José del Cabo, Baja California Sur (1993-2014)*. Baja California Sur, México: Tesis de maestría. Centro Interdisciplinario de Ciencias Marinas.

Bernal, G.; Ripa, P.; Herguera, J., 2001. Variabilidad oceanográfica y climática en el bajo Golfo de California: influencias del trópico y Pacífico norte. *Ciencias Marinas*, 27 (4), pp. 595-617.

Brock, J. C.; Wright, J. C.; Clayton, T.; Nayegandhi, A., 2004. LIDAR optical rugosity of coral reefs in Biscayne National Park, Florida. *Coral Reefs*, 23(1), pp. 48-59.

Camacho, M. A., 2006. *Depth analysis of midway atoll using QuickBird multispectral imaging over variable substrates*. Monterey, California: Tesis de maestría. Naval Postgraduate School.

Camacho, O., 2003. *Características morfodinámicas y texturales de los depósitos eólicos de Cabo Falso, Baja California Sur, México*. Baja California Sur, México: Tesis de maestría. Centro Interdisciplinario de Ciencias Marinas.

Castro, R; Mascarenhas, A.; Durazo, R.; Collins, C., 2000. Variación estacional de la temperatura y salinidad en la entrada del Golfo de California, México. *Ciencias Marinas*, 26(4), pp. 561-583.

Chapron, B.; Johnsen, H.; Garello, R., 2001. Wave and wind retrieval from SAR images of the ocean. *ANN. TÉLÉCOMMUN.*, 56, n° 11-12. pp. 682-699.

Chust, G.; Grande, M.; Galparsoro, I.; Uriarte, A.; Borja, A., 2010. Capabilities of the Bathymetric Hawk Eye LIDAR for Coastal Habitat Mapping: A Case Study within a Basque Estuary. *Estuarine, Coastal and Shelf Science*, 89, pp. 200-213.

CICESE, 2018. http://redmar.cicese.mx/meteoro/graph/lista_met.php/. Consultado el 08 de octubre de 2018.

Coleman, J. B.; Yao, X.; Jordan, T. R.; Madden, M., 2010. Holes in the ocean: Filling voids in bathymetric LiDAR data. *Comput. Geosci.*, 37(4), pp. 474-484.

Collin, A.; Archambault, P.; Long, B., 2008. Mapping the shallow water seabed habitat with the SHOALS. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 46(10), pp. 2947-2955.

Correa-Henao, G.J.; Montoya-Suárez, L.M., 2013. Aplicación del modelo ANFIS para predicción de series de tiempo. *Lámpsakos*, 9, pp. 12-25.

Corucci, L.; Masini, A.; Cococcioni, M., 2011. Approaching bathymetry estimation from high resolution multispectral satellite images using a neuro-fuzzy technique. *Journal of Applied Remote Sensing*, 5(1), pp. 1-15.

Dagua, C.J; Lonin, S.; Urbano, C.P.; Orfilia, A., 2013. Calibración del modelo SWaN y validación de reanálisis del oleaje en el Caribe colombiano. *Bol. Cient. Centro de Investigaciones Oceanográficas e Hidrográficas (CIOH)*, 31, pp. 13-28.

Deltares, 2018. Delft3D Flexible Mesh Suite 2018. Recuperado el 18 de julio de 2018 de: <https://www.deltares.nl/en/software/delft3d-flexible-mesh-suite/>.

Deltares-A, 2014. *Delft3D-WAVE*. Delft: Deltares.

Dykes, J.; Hsu, Y.; Kaihatu, J., 2003. Application of Delft3D in nearshore zone. *In Proc. 5th AMS Coastal Conf*, pp. 57-61.

Emery, K., 1960. *The Sea off Southern California*. John Wiley and Sons, New York. 366 p.

ESA, 2018. <https://scihub.copernicus.eu/dhus/#/home>. Consultado el 18 de julio de 2018.

ESA-A, 2018. <https://sentinel.esa.int/web/sentinel/user-guides/sentinel-1-sar/acquisition-modes/wave>. Consultado el 05 de enero de 2019.

Garnica, R., 2008. *Modelo matemático de los fenómenos que modifican el oleaje. Aplicado a las obras de protección de la Central Núcleo Eléctrica Laguna Verde (CNLV)*. Ciudad de México, México: Tesis de maestría. Escuela Superior de Ingeniería y Arquitectura Unidad Zacatenco.

Garrison, T., 2010. *Oceanography An Invitation to Marine Science*. Séptima ed. Belmont (California): Cengage Learning.

Guisado Pintado, E.; Málvarez García, G.; Navas Concha, F., 2010: Los modelos de propagación de oleaje, simulación morfodinámica y las TIG. *La información geográfica al servicio de los ciudadanos en: XIV Congreso Nacional de Tecnologías de la Información Geográfica*. pp. 861-872.

Green, E. P.; Mumby, P. J.; Edwards, A. J.; Clark, C. D., 2000. *Remote sensing handbook for tropical coastal management*. Paris: A. J. Edwards, UNESCO.

Hassan, M.; Abdelazim, N.; Mohamed, Z.; Saavedra, O. C., 2015. Assessment of artificial network for bathymetry estimation using high resolution satellite imagery in shallow lakes: Case study El Burullus Lake. *International Water Technology Journal, IWTJ*. 5(4), pp. 248-259.

Hedley, J.D.; Harborne A.R.; Mumby, P.J., 2005. Simple and robust removal of sun glint for mapping shallow-water benthos. *Int. Journal of Remote Sensing*, 6(10) pp. 2107-2112.

Heslin, J.; Lillycrop, W. J.; Pope, R. W., 2003. Charts: An evolution in airborne LiDAR hydrography, in *Proc. U.S. Hydro*, Biloxi, MS, USA.

Huang, S. Y.; Liu, C. L.; Ren, H., 2016. Coastal bathymetry estimation from multispectral image with back propagation neural network. *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, Prague, Czech Republic, Vol. XLI, Part B8, 2016, pp. 1123-1125.

Jagalingam, P.; Akshaya B. J.; Arkal, V., 2015. Bathymetry mapping using Landsat 8 satellite imagery. *Procedia Engineering*, 116, pp. 560-566.

Katline, K. A. J. & Makarov, K. N., 2015. Wave transformation in the zone of a submarine canyon. *Power Technology and Engineering*, 49 (3), pp. 165-170.

Komen, G.J., Cavaleri, L., Donelan, M., Hasselmann, K., Hasselmann, S., and Janssen, P.A.E.M., 1994. *Dynamics and Modelling of Ocean Waves*. Cambridge University Press.

Lara-Lara, J.R., *et al.* 2008. Los ecosistemas costeros, insulares y epicontinentales, en *Capital natural de México*, vol. I: *Conocimiento actual de la biodiversidad*. CONABIO, México, pp. 109-134.

Lemus, J., 2014. Análisis espacial para el ordenamiento de la zona costera del Golfo de Cariaco, estado Sucre, Venezuela. *Terra Nueva Etapa*, 30(47), pp. 33-53.

Li, X.M.; Lehner, S.; He, M.X., 2008. Ocean wave measurements based on satellite synthetic aperture radar (SAR) and numerical wave model (WAM) data - extreme sea state and cross sea analysis. *International Journal of Remote Sensing*, 29 (21), pp. 6403-6416.

Lubin, D.; Li, W.; Dustan, P.; Stamnes, K., 2001. Spectral signatures of coral reefs: Features from space. *Remote Sensing Environment*, 75 (1), pp. 127-137.

Lyzenga, D. R., 1978. Passive remote sensing techniques for mapping water depth and bottom features. *Applied Optics*, 17(3), pp. 379-383.

Lyzenga, D. R., 1981. Remote sensing of bottom reflectance and water attenuation parameters in shallow water using aircraft and Landsat data. *International Journal of Remote Sensing*, 2(1), pp.71-82.

Lyzenga, D. R., 1985. Shallow-water bathymetry using combined LiDAR and passive multispectral scanner data. *International Journal of Remote Sensing*, 6(1), pp. 115-125.

Lyzenga, D. R.; Malinas, N. P.; Tanis, F. J., 2006. Multispectral bathymetry using a simple physically based algorithm," *IEEE Transactions on Geoscience and Remoting Sensing*, 44(8), pp. 2251-2259.

Malthus, T. J & Mumby, P. J., 2003. Remote sensing of the coastal zone: An overview and priorities for future research. *International Journal of Remote Sensing*, 24(13), pp. 2805-2815.

MathWorks, 2009. *The MathWorks, Inc., Fuzzy Logic Toolbox 2 User's Guide, September 2009*. Recuperado el 16 de agosto de 2018 de: <http://www.mathworks.com/access/helpdesk/help/toolbox/fuzzy/>.

McFeeters, S.K., 1996. The use of normalized difference water index (NDWI) in the delineation of open water features. *International Journal of Remote Sensing*, 17, pp. 1425-1432.

Mehdi G.; 1, Tiit K.; Abbas E.; Ali A.; Babak N. (2013) "Remotely Sensed Empirical Modeling of Bathymetry in the Southeastern Caspian Sea", *Remote Sens.*, Vol. 5, pp. 2746-2762.

Mishra, D.; Narumalani, S.; Lawson, M.; Rundquist, D., 2004. Bathymetric mapping using IKONOS multispectral data. *Geoscience and Remote Sensing*, 41(4), pp. 301-321.

Modesto, D., 2009. *Modelación numérica del oleaje en zonas costeras con batimetría no constante mediante Elementos Finitos*. Barcelona, España: Tesis de maestría. Universitat Politècnica de Catalunya.

Mulligan, R. P.; Bowen, A. J.; Hay, A. E.; van der Westhuysen, A. J.; Battjes, J. A., 2008. Whitecapping and wave field evolution in a coastal bay. *J Geophys. Res.*, 113, pp. 1-16.

NARR, 2018. <ftp://ftp.cdc.noaa.gov/Datasets/NARR/Dailies/pressure/>. Consultado el 08 de octubre de 2018.

Nava-Sánchez, E.; Salinas-González, F.; Cruz-Orozco R.; Rueda-Fernández, S.; Godínez-Orta, L., 1994. Beach profiles and their relation to waves and grain size at the southern tip of the peninsula of Baja California, Mexico. *Investigaciones Marinas CICIMAR*, 9(1), pp. 25-41.

NOAA, 2018. History of Hydrographic Survey. Obtenido del sitio web de la Oficina de Reconocimiento de la Costa de la NOAA. <https://www.nauticalcharts.noaa.gov>. Consultado el 13 de septiembre de 2018.

Ou, S.; Liao, J.; Hsu, T.; Tzang, S., 2002. Simulating typhoon waves by SWAN wave model in coastal waters of Taiwan. *Ocean Eng.*, 29, pp. 947-971.

Pacheco, A.; Horta, J.; Loureiro, C.; Ferreira, Ó., 2015. Retrieval of nearshore bathymetry from Landsat 8 images: A tool for coastal monitoring in shallow waters. *Remote Sensing of Environment*, 159, pp. 102-116.

Pattanaik, A.; Sahu, K.; Bhutiyani, M.R., 2015. Estimation of Shallow Water Bathymetry Using IRS-Multispectral Imagery of Odisha Coast, India. *Aquatic Procedia*, 4, pp. 173-181.

Peak, S., 2004. *Wave refraction over complex nearshore bathymetry*. Monterey: California: Tesis doctoral. Naval Postgraduate School.

Pe'eri, S., Parrish, C., Azuike, C., Alexander, L.; Armstrong, A., 2014. Satellite Remote Sensing as Reconnaissance Tool for Assessing Nautical Chart Adequacy and Completeness. *Marine Geodesy*, 37, pp. 293-314.

Philpot, W. D., 1989. Bathymetric mapping with passive multispectral imagery. *Applied Optics*, 28(8), pp. 1569-1578.

Ramírez, I., 1991. Propagación de señales en registros del nivel del mar en la costa occidental de México. *Atmósfera*, 4 (1), pp. 23-35.

Rojas-Silva, G., 2018. *Evaluación de cambios volumétricos en la barrera arenosa del Estero San José, B.C.S.* Baja California Sur, México: Tesis de maestría. Centro Interdisciplinario de Ciencias Marinas.

Said, N.; Mahmud, M.; Hasan, R., 2017. Satellite-derived bathymetry: Accuracy assessment on depths derivation algorithm for shallow water. *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, Kuala Lumpur, Malaysia, Vol. XLII, 4, pp. 159-164.

Shao, W.; Li, X.; Sun, J., 2015. Ocean wave parameters retrieval from TerraSAR-X images validated against buoy measurements and model results. *Remote Sensing*. 7(10), pp. 12815-12828.

Shao, W.; Zhang, Z.; Li, X.; Li, H., 2016. Ocean Waves Parameters Retrieval from Sentinel-1 SAR Imagery. *Remote Sensing*. 2016, 8(9):707.

Short, A. D., 2012. Coastal Processes and Beaches. *Nature Education Knowledge*, 3(10):15.

Stumpf, R. P.; Holderied, K.; Sinclair, M., 2003. Determination of water depth with high-resolution satellite imagery over variable bottom types. *Limnology and Oceanography*, 48(1, part 2), pp. 547-556.

Su, H.; Liu H.; Heyman, W., 2008. Automated derivation of bathymetric information from multi-spectral satellite imagery using a non-linear inversion model. *Marine Geodesy*, 31(4), pp. 281-298.

Su, H.; Liu, H.; Wang, L.; Filippi, A. M.; Heyman, W.; Beck, R., 2014. Geographically adaptive inversion model for improving bathymetric retrieval from satellite multispectral imagery. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 52, pp. 465-476.

Sun, J.; Kawamura, H., 2009. Retrieval of surface wave parameters from SAR images and their validation in the coastal seas around Japan. *Journal of Oceanography*, vol. 65, pp. 567-577.

Tolman, H.L., 1998. User Manual and System Documentation of WAVEWATCH-III version 1.18. *NCEP Technical Note*, National Center for Environmental Prediction. 110 pp.

Troyo, S., 2003. *Oleaje de viento y ondas de infragravedad en la zona costera de Baja California Sur*. Baja California Sur, México: Tesis doctoral. Centro Interdisciplinario de Ciencias Marinas.

USGS, 2016. *Landsat 8 (L8) Data User Handbook v2.0, March 29, 2016*.

USGS, 2018. *Landsat mission's timeline*. Recuperado el 27 de septiembre de 2018 de: <https://landsat.usgs.gov/landsat-missions-timeline>.

USGS-A, 2018. <http://landsat.usgs.gov/>. Consultado el 18 de julio de 2018.

van der Westhuysen, A.; Zijlema, M.; Battjes, J., 2007. Nonlinear saturation-based whitecapping dissipation in SWAN for deep and shallow water. *Coastal Eng.*, 54, pp. 151-170.

Xu, H., 2006. Modification of normalized difference water index (NDWI) to enhance open water features in remotely sensed imagery. *International Journal of Remote Sensing*, 27(14), pp. 3025-3033.

13. Anexos

Anexo 13.1 Vistas del software Delft3D, donde se muestran las constantes y parámetros físicos que intervienen en la ejecución del modelo SWAN y que se mantuvieron con su valor por omisión.

Physical parameters

Constants **Wind** **Processes** **Various**

Constants

Gravity	<input type="text" value="9.81"/>	[m/s ²]
Water density	<input type="text" value="1025"/>	[kg/m ³]
North w.r.t. x-axis	<input type="text" value="90"/>	[deg]
Minimum depth	<input type="text" value="0.05"/>	[m]
Convention	<input checked="" type="radio"/> nautical <input type="radio"/> cartesian	
Forces	<input type="radio"/> wave energy dissipation rate <input checked="" type="radio"/> wave energy dissipation rate 3d	
Wave set-up	<input checked="" type="radio"/> none <input type="radio"/> activated	

Physical parameters

Constants

Wind

Processes

Various

Processes activated

Wind growth

Quadruplets

Whitecapping

Van der Westhuysen ▾

Wave propagation in spectral space

Refraction

Frequency shift