Universidad Autónoma de Baja California

Facultad de Ciencias Marinas

Caracterización y evaluación del potencial energético del oleaje mediante un método híbrido de propagación de oleaje en la Bahía de Todos Santos

Tesis de licenciatura

para obtener el título de

Oceanólogo

presenta

-López Ramade Eduardo

Ensenada, Baja California a 13 de febrero del 2018

"Caracterización y evaluación del potencial energético del oleaje mediante un método hibrido de propagación de oleaje en la Bahía de Todos Santos"

TESIS
QUE PARA OBTENER EL TITULO DE:

OCEANÓLOGO

PRESENTA:

EDUARDO LÓPEZ RAMADE

APROBADA POR:

Dr. Héctor García Nava
Director de tesis

Dr. Bernardo Esquivel Trava
Sinodal

Dr. Rafel Hernández Walls
Sinodal

Resumen

El oleaje es una fuente de energía renovable con gran potencial para su explotación. La cantidad de energía disponible depende principalmente de las características del oleaje incidente y de las características morfológicas de la costa. En general la costa del Pacífico mexicano presenta una mayor densidad de energía del oleaje en comparación con el Golfo de México y el Mar Caribe, particularmente la costa noroeste de la Península de Baja California. En esta región se encuentra la Bahía de Todos Santos misma que se considera como un sitio adecuado para la extracción de la energía del oleaje.

Para la realización de proyectos de extracción de energía del oleaje se deben conocer de forma detallada las características del oleaje y determinar su variabilidad natural. En este trabajo se utilizó un método hibrido de propagación de oleaje para obtener series de tiempo, de más de 20 años, de parámetros espectrales en ocho sitios dentro de la Bahía de Todos Santos. Lo anterior, tiene como objetivo caracterizar el oleaje y calcular la potencia del mismo en el interior de la bahía.

El oleaje presenta una variación espacial definida, es más energético en la parte norte de la bahía y se reduce hacia el sur. El promedio máximo de altura significante ocurre en la Isla Todos Santos con1.47m y el promedio mínimo es de 0.58m en la barra del Estero de Punta Banda. El periodo dominante del oleaje es de 13 a 14s durante todo el año, mientras que su dirección de propagación presenta una variación estacional. En invierno predomina el oleaje del noroeste mientras que en verano también ocurre oleaje del suroeste. En términos de la potencia del oleaje la isla registró el mayor flujo de energía con un promedio de 14.6kW/m, San Miguel registró el segundo promedio más alto con un valor de 8.5kW/m pero con el menor coeficiente de variación (0.74) por lo cual es considerado cómo el sitio más adecuado para la realización de proyectos de conversión de energía en la Bahía Todos Santos.

Palabras clave: energía, oleaje, Bahía de Todos Santos, SWAN, redes neuronales, función de base radial, algoritmo de máxima disimilitud.

A mi madre y a mi padre.

Agradecimientos

A mi madre, por todo el amor, por las palabras de aliento, por todos los consejos, por su paciencia, por su confianza en mi y por todo el apoyo incondicional que me ha brindado.

A mi padre, por todo su apoyo, por acompañarme por un tiempo en esta etapa de mi vida y por las distracciones y aventuras que compartimos en ese tiempo.

A mi hermano de otra madre, Misael, por su apoyo y por todas las risas y el alcohol que compartimos.

A Esperanza, por acompañarme a lo largo de esta etapa, por su confianza, su apoyo y por compartir tantas aventuras conmigo.

A Jorge y Andrea, por su amistad tan duradera y aunque a distancia, han estado siempre presentes cuando los necesito.

A Itzae, por su amistad apache y por hacer equipo conmigo en todas las materias.

A Joanna, por su apoyo y por nuestras discusiones académicas a lo largo de la carrera.

Al resto de mi familia y amistades, presentes o que ya se han marchado, quienes me han enseñado y forman parte de la persona que soy ahora.

A mi director de tesis Dr. Héctor García Nava, por su paciencia , por sus largas lecciones en su oficina y por dirigirme durante este trabajo.

A mi sinodal Dr. Bernardo Esquivel Trava, por su tiempo y por todas las correcciones y consejos en el desarrollo de este trabajo.

A mi profesor y sinodal Dr. Rafel Hernández Walls, por sus enseñanzas durante la carrera y por el apoyo durante este trabajo.

Al fondo CONACyT/SENER , ya que, esta tesis es una contribución de los proyectos No. 232986 “Incremento de la capacidad de los dispositivos convertidores de la energía del oleaje en energía eléctrica a partir de la amplificación del oleaje con estructuras sumergidas” y No. 249795 “Centro Mexicano de Innovación en Energía del Océano”, financiados por el fondo sectorial CONACyT/SENER-sustentabilidad energética.

Al *Robyn.*

Índice

Lista de figuras iii

Lista de tablas vi

I. Introducción 1

II. Objetivos 3

III. Marco teórico 4

III.I. La energía del oleaje 4

III.II. Calculo del flujo de energía del oleaje 5

III.III. Algoritmos de selección 6

III.IV. Modelos de propagación de oleaje 7

III.V. Red Neuronal Artificial 8

III.V.I Función de base radial 9

IV. Área de estudio 10

V. Metodología 12

V.I. *Hindcast* 12

V.II. Selección de datos representativos 12

V.III. Implementación del modelo SWAN 13

V.IV. Reconstrucción de la serie de tiempo mediante el uso de la red neuronal *RBF* 13

VI. Validación 14

VII. Resultados 15

VII.I Oleaje en aguas profundas 15

VII.I.I Calidad de los datos 15

VII.I.II. Caracterización del oleaje 15

VII.II. Oleaje en aguas someras 18

VII.II.I Comparación de la modelación con SWAN con datos medidos con ADCP 18

VII.II.II. Comparación entre la modelación con RBF y la modelación con SWAN 20

VII.II.III. Caracterización del oleaje en aguas someras 20

VIII. Discusión 24

VIII.I. Comparación de la modelación con SWAN contra datos medidos por *ADCP* 24

VIII.II. Comparación de las simulaciones con RBF con observaciones en campo 24

VIII.III. Comparación de la calidad de la modelación con RBF con estudios similares 25

VIII.IV. Caracterización del oleaje de agua somera 26

VIII.V. Variación en la potencia del oleaje 28

IX. Conclusiones 30

X. Referencias 31

Apéndices 34

Apéndice 1- Experimentación en el diseño de ANN- RBF 34

Apéndice 2- Representaciones graficas de la validación de la modelación por RBF con la modelación por SWAN. 36

Apéndice 3- Comparación con el trabajo por Camus et. al (2011). 48

Apéndice 4- Caracterización detallada de los parámetros integrales del oleaje en agua somera 49

Lista de figuras

Figura 1- Representación de la estructura de la red RBF donde X son los datos de entrada, ψ es la función de base radial ω son los pesos que conectan los datos de entrada con los de salida, y O son los datos de salida de la red. 9
Figura 2- Batimetría de Bahía de Todos Santos, indicando en cuadrados rojos los sitios de estudio (Tabla I) y en círculos amarillos los puntos de condición de frontera (F1-F5) 11
Figura 3-Comparación entre datos IOWAGA y la boya NDBC 46047 para Hs(izquierda) y Tp(derecha). Los colores indican el número de datos por rango de altura, la línea gruesa es la relación 1:1, las líneas delgadas representan los límites del 95% de confianza y la línea segmentada es la regresión lineal entre los datos modelados y observados. 15
Figura 4- Promedios mensuales para Hs (panel superior izquierdo), Tp (panel superior derecha), Dp (panel inferior izquierdo) y P (panel inferior derecha) en agua profunda. 16
Figura 5- Estacionalidad mensual de la frecuencia de ocurrencia de oleaje con dirección Noroeste y Suroeste. 17
Figura 6- Diagrama de distribución conjunta de Hs y Te. Los colores indican la densidad de datos en escala logarítmica y los contornos son líneas de igual potencia del oleaje. 17
Figura 7- Comparación estadística en términos de R, bias, RMSE y SI de los parámetros de oleaje entre la modelación por SWAN y las mediciones del AWAC para el punto del Ciprés. La línea roja indica la regresión lineal esperada. 19
Figura 8- Comparación gráfica de las series de tiempo entre SWAN y AWAC en el punto de Ciprés 19
Figura 9- Comparación del promedio mensual de la altura significante (Hs) entre sitios de estudio 21
Figura 10- Comparación del promedio mensual del periodo asociado al pico espectral (Tp) entre los sitios de estudio 22
Figura 11- Comparación del promedio mensual de la dirección promedio (Dp) entre sitios de estudio 22
Figura 12- Comparación del promedio mensual de la potencia del oleaje (P) entre sitios de estudio 23
Figura 13- Comparación gráfica del estudio realizado por Martínez-Diaz-De-León et al., 2008 para el periodo Noviembre del 2004 a abril del 2005. 25
Figura 14- Ejemplo de la propagación de oleaje con dirección del Noroeste en la Bahía Todos. 27
Figura 15- - Ejemplo de la propagación de oleaje con dirección del Suroeste en la Bahía Todos. 27
Figura 16- Comparación estadística en términos de R, bias, RMSE y SI de los parámetros de oleaje entre la modelación por SWAN y por la red RBF para el punto de San Miguel. La línea roja representa la regresión lineal esperada y los colores de los datos representan la densidad. 36
Figura 17- Comparación gráfica de las series de tiempo modeladas por SWAN y RBF en el punto de San Miguel 37
Figura 18- Comparación estadística en términos de R, bias, RMSE y SI de los parámetros de oleaje entre la modelación por SWAN y por la red RBF para el punto del Sauzal. La línea roja representa la regresión lineal esperada y los colores de los datos representan la densidad. 38
Figura 19- Comparación gráfica de las series de tiempo modeladas por SWAN y RBF en el punto del Sauzal. 38
Figura 20- Comparación estadística en términos de R, bias, RMSE y SI de los parámetros de oleaje entre la modelación por SWAN y por la red RBF para el punto de Punta Morro. La línea roja representa la regresión lineal esperada y los colores de los datos representan la densidad. 39

Figura 21- Comparación gráfica de las series de tiempo modeladas por SWAN y RBF en el punto de Punta Morro 40
Figura 22- Comparación estadística en términos de R, bias, RMSE y SI de los parámetros de oleaje entre la modelación por SWAN y por la red RBF para el punto del Puerto. La línea roja representa la regresión lineal esperada y los colores de los datos representan la densidad. 41
Figura 23- Comparación gráfica de las series de tiempo modeladas por SWAN y RBF en el punto del Puerto. 41
Figura 24- Comparación estadística en términos de R, bias, RMSE y SI de los parámetros de oleaje entre la modelación por SWAN y por la red RBF para el punto del Ciprés. La línea roja representa la regresión lineal esperada y los colores de los datos representan la densidad. 42
Figura 25- Comparación gráfica de las series de tiempo modeladas por SWAN y RBF en el punto del Ciprés 43
Figura 26- Comparación estadística en términos de R, bias, RMSE y SI de los parámetros de oleaje entre la modelación por SWAN y por la red RBF para el punto de la boca del EPB. La línea roja representa la regresión lineal esperada y los colores de los datos representan la densidad. 44
Figura 27- Comparación gráfica de las series de tiempo modeladas por SWAN y RBF en el punto de la boca del EPB 44
Figura 28- Comparación estadística en términos de R, bias, RMSE y SI de los parámetros de oleaje entre la modelación por SWAN y por la red RBF para el punto de la barra del EPB. La línea roja representa la regresión lineal esperada y los colores de los datos representan la densidad. 45
Figura 29- Comparación gráfica de las series de tiempo modeladas por SWAN y RBF en el punto de la barra del EPB 46
Figura 30- Comparación estadística en términos de R, bias, RMSE y SI de los parámetros de oleaje entre la modelación por SWAN y por la red RBF para el punto de Isla de Todos Santos. La línea roja representa la regresión lineal esperada y los colores de los datos representan la densidad. 47
Figura 31- Comparación gráfica de las series de tiempo modeladas por SWAN y RBF en el punto de Isla de Todos Santos 47
Figura 32- Promedios mensuales de los parámetros de oleaje para el punto de San Miguel. Hs (panel superior izquierda), Tp (panel superior derecha), Dp (panel inferior izquierda) y P (panel inferior derecha). 50
Figura 33- Diagramas de distribución conjunta para el punto de San Miguel. (Izquierda) Distribución de Hs con respecto a Dp. (Derecha) Distribución de Hs con respecto a Te, incluyendo contornos de energía. La escala de colores indica la densidad de datos en forma logarítmica. 50
Figura 34- Promedios mensuales de los parámetros de oleaje para el punto del Sauzal. Hs (panel superior izquierda), Tp (panel superior derecha), Dp (panel inferior izquierda) y P (panel inferior derecha). 51
Figura 35- Diagramas de distribución conjunta para el punto del Sauzal. (Izquierda) Distribución de Hs con respecto a Dp. (Derecha) Distribución de Hs con respecto a Te, incluyendo contornos de energía. La escala de colores indica la densidad de datos en forma logarítmica. 52
Figura 36- Promedios mensuales de los parámetros de oleaje para el sitio de Punta Morro. Hs (panel superior izquierda), Tp (panel superior derecha), Dp (panel inferior izquierda) y P (panel inferior derecha). 53

Figura 37- Diagramas de distribución para el punto de Punta Morro. (Izquierda) Distribución de Hs con respecto a Dp. (Derecha) Distribución de Hs con respecto a Te, incluyendo contornos de energía. La escala de colores indica la densidad de datos en forma logarítmica. 53
Figura 38- Promedios mensuales de los parámetros de oleaje para el punto del Puerto. Hs (panel superior izquierda), Tp (panel superior derecha), Dp (panel inferior izquierda) y P (panel inferior derecha). 54
Figura 39- Diagramas de distribución para el punto del Puerto. (Izquierda) Distribución de Hs con respecto a Dp. (Derecha) Distribución de Hs con respecto a Te, incluyendo contornos de energía. La escala de colores indica la densidad de datos en forma logarítmica. 55
Figura 40- Promedios mensuales de los parámetros de oleaje para el punto del Ciprés. Hs (panel superior izquierda), Tp (panel superior derecha), Dp (panel inferior izquierda) y P (panel inferior derecha). 56
Figura 41- Diagramas de distribución para el punto del Ciprés. (Izquierda) Distribución de Hs con respecto a Dp. (Derecha)Distribución de Hs con respecto a Te, incluyendo contornos de energía. La escala de colores indica la densidad de datos en forma logarítmica. 56
Figura 42- Promedios mensuales de los parámetros de oleaje para el punto de la boca del EPB. Hs (panel superior izquierda), Tp (panel superior derecha), Dp (panel inferior izquierda) y P (panel inferior derecha). 57
Figura 43- Diagramas de distribución para el punto de la boca del EPB. (Izquierda) Distribución de Hs con respecto a Dp. (Derecha) Distribución de Hs con respecto a Te, incluyendo contornos de energía. La escala de colores indica la densidad de datos en forma logarítmica. 58
Figura 44- Promedios mensuales de los parámetros de oleaje para el punto de la barra del EPB. Hs (panel superior izquierda), Tp (panel superior derecha), Dp (panel inferior izquierda) y P (panel inferior derecha). 59
Figura 45- Diagramas de distribución para el punto de la barra del EPB. (Izquierda) Distribución de Hs con respecto a Dp. (Derecha) Distribución de Hs con respecto a Te, incluyendo contornos de energía. La escala de colores indica la densidad de datos en forma logarítmica. 59
Figura 46- Promedios mensuales de los parámetros de oleaje para el punto de Isla de Todos Santos. Hs (panel superior izquierda), Tp (panel superior derecha), Dp (panel inferior izquierda) y P (panel inferior derecha). 60
Figura 47- Diagramas de distribución para el punto de Isla de Todos Santos. (Izquierda) Distribución de Hs con respecto a Dp. (Derecha) Distribución de Hs con respecto a Te, incluyendo contornos de energía. La escala de colores indica la densidad de datos en forma logarítmica. 61

Lista de tablas

Tabla 1- Coordenadas de los sitios de estudio..... 10
Tabla 2- Análisis estadístico de la calidad de la modelación por la red RBF comparado por la modelación en SWAN para el periodo de abril del 2014 a abril del 2015..... 20
Tabla 3- Comparación de la calidad del modelo con otros estudios. 26
Tabla 4- Análisis de la variabilidad temporal del flujo de energía en casa sitio de estudio 29
Tabla 5- Análisis de la calidad del modelo dependiendo del número de casos representativos utilizados 34
Tabla 6- - Análisis de la calidad del modelo dependiendo del spread utilizado para 1,000 casos representativos. 35
Tabla 7- Número de casos no calculables dependiendo del spread utilizado para la serie de tiempo completa. 35
Tabla 8- Análisis estadio de los parámetros integrales del oleaje de los sitios de estudio 49

I. Introducción

El oleaje ha demostrado ser una fuente de energía renovable con un gran potencial para su explotación ya que presenta la ventaja de ser predecible con días de anticipación, es constante durante el día y la noche, y contiene una mayor densidad en términos energéticos a comparación de la energía eólica y solar. (Kim et al., 2012)La energía del oleaje depende principalmente de las características del oleaje incidente y de las características morfológicas de la costa.

En México la costa del Pacífico mexicano presenta una mayor densidad de energía del oleaje en comparación con el Golfo de México. El potencial energético del oleaje en el Pacífico Mexicano disminuye de Norte a Su*r,* siendo más energética la región de Baja California (Mork, Barstow, Kabuth, y Pontes, 2010). La Bahía de Todos Santos se encuentra en la costa noroeste del Península de Baja California y en su margen se encuentra la ciudad de Ensenada, por lo tanto, se le considera como un buen prospecto para la posible extracción de la energía del oleaje. Para poder considerar la realización de proyectos de extracción de energía del oleaje se debe conocer de forma detallada el oleaje del sitio, determinar la variabilidad natural y determinar la potencia del oleaje.

Existen algunos trabajos de caracterización del oleaje en Bahía de Todos Santos como por ejemplos los realizados por Martinez-Diaz-De-Leon et al (1993) , Meillon (1996) y Martinez-Diaz-De-Leon et al (2008), pero estos trabajos son de escalas temporales cortas por lo que no representan la variabilidad a largo plazo de la región.

Muchas de las actividades de la ingeniería costera, como el diseño de estructuras marinas, el análisis del transporte de sedimento y balance de playas a lo largo de la costa, o el cálculo del potencial energético del oleaje, requieren series de tiempo largas de parámetros del oleaje sobre la costa. Las boyas con suficiente tiempo pueden ser utilizadas para los estudios, pero generalmente estas se encuentras a kilómetros del punto de interés y los datos tienden a ser poco representativos del área.(Camus, Mendez, y Medina, 2011)

Actualmente se han desarrollado análisis retrospectivos mediante simulaciones numéricas del oleaje en aguas profundas denominados "*hindcast*s", estos análisis generalmente son de gran escala y periodos largos de tiempo. Los *hindcasts* proporcionan series de tiempo con resoluciones temporales entre 1 y 3 horas, y tienen una resolución espacial del orden de decenas de kilómetros. Este tipo de resolución no es suficiente para aplicaciones costeras, ya que no permite resolver adecuadamente algunos procesos de interacción de oleaje con el fondo y la costa. Es por esto por lo que los datos de oleaje deben ser transferidos hacia aguas someras.

Se han desarrollado tres métodos principales para la propagación de oleaje de regiones profundas hacia la costa:

1) Método dinámico, consiste en usar modelos de propagación que sean capaces de modelar los procesos de transformación como refracción, fricción por el fondo, asomeramiento, difracción y rompimiento de la ola, un ejemplo de este modelo es SWAN (*Simulating Waves Nearshore*).

2) Método estadístico, se utiliza la relación empírica entra las variables de mar abierto y las variables de la costa afectadas por los efectos de la batimetría, el uso de redes neuronales artificiales (*ANN*) son utilizadas en este método para estimar los parámetros de oleaje en la costa.
3) Método híbrido, combina el método dinámico con el estadístico para reducir el esfuerzo computacional (Camus, Mendez, y Medina, 2011).

El método dinámico es el ideal para determinar la trasformación de oleaje al acercarse a la costa, pero el uso de modelos de propagación para series de tiempo largas presentan una alta demanda de rendimiento y tiempo en los procesos computacionales, mientras que el método estadístico solo reproduce los parámetros de oleaje en lugares específicos en agua somera (Gouldby, Méndez, Guanche, Rueda, y Mínguez, 2014). Camus et al. (2011), propuso un método hibrido para reducir el tiempo en procesos computacionales, el cual consiste en la selección de casos representativos de un *hindcast*, después, propagar mediante un modelo dinámico estos casos y finalmente, reconstruir la serie de tiempo mediante un método estadístico utilizando una red neuronal, específicamente una función de base radial (*RBF*).

En este trabajo se utilizó un método hibrido de propagación de oleaje para caracterizar el oleaje en términos de altura significante (*Hs*), periodo asociado al pico espectral (*Tp*) y dirección promedio (*Dp*) del oleaje en ocho sitios dentro de la bahía utilizando una serie de tiempo de más de 20 años.

II. Objetivos

General

- Caracterizar el clima del oleaje y calcular el potencial de energía del oleaje en el interior de la Bahía de Todos Santos utilizando un método híbrido de propagación de oleaje.

Particular

- Calcular los promedios mensuales del oleaje en términos de altura significativa (*Hs*), periodo asociado al pico espectral (*Tp*), dirección promedio (*Dp*) y energía potencial (*P*) para ocho sitios de estudio.
- Determinar si el método hibrido de propagación es una herramienta efectiva para la caracterización del oleaje en la Bahía de Todos Santos.

III. Marco teórico

III.I. La energía del oleaje

La energía de las olas es una fuente potencial de energía renovable, y aunque ha sido utilizada a escalas pequeñas eficientemente, extraer energía con eficiencia a gran escala presenta varios problemas. Por ejemplo, las condiciones del mar deben prevalecer con olas de suficiente amplitud para tener una conversión adecuada, generalmente se esperan olas de tormenta para tener una mayor conversión de energía, es por eso que este sistema se considera como un suplemento de energía. El costo de las instalaciones tiende a ser alto además que usualmente deben colocarse varios sistemas a lo largo de la costa, esto puede ocasionar cambios en el transporte de sedimento ocasionando erosión, o en el ecosistema presente en la zona ya que algunos organismos dependen de la energía del oleaje para sobrevivir (Open University, 1999; Thurman y Trujillo, 2001).

Las olas son energía en movimiento transmitida mediante movimientos ondulatorios a través de la superficie del océano. Contienen dos tipos de energía: la energía cinética que se obtiene por el movimiento orbital de las partículas de agua; y la energía potencial poseída por las partículas de agua como resultado del desplazamiento vertical.

El viento es el agente forzante que transfiere energía al océano generando olas. Los factores que determinan la cantidad de energía transferida al oleaje son:

1. La velocidad del viento, la energía impartida por el forzamiento del viento incrementa la altura, longitud y velocidad de la ola.
2. La duración en la cual el viento sopla con una dirección preferencial
3. El área de generación o *fetch*, distancia en la dirección del viento del área de generación (Open University, 1999; Thurman y Trujillo, 2001).

El oleaje local es aquel que se genera por el forzamiento de vientos locales. Al oleaje que se ha propagado fuera del área de generación se le conoce como *swell*; este tipo de oleaje generalmente describe olas generadas en regiones lejanas y que no es influenciado o forzado por el viento local. El *swell* puede propagarse grandes distancias con poca perdida de energía, se ha demostrado que el *swell* generado en océanos del hemisferio sur puede propagarse hasta las costas de California y Alaska (Barstow y Falnes, 1996).

La atenuación del oleaje se debe a la disipación de su energía, resultando en una reducción de su altura. Existen cuatro principales razones por la cual se modifica la energía del oleaje que se propaga en aguas profundas:

1. Rompimiento en aguas profundas o "*White-capping*", ocurre cuando la pendiente de la ola es demasiado empinada para soportarse a sí misma, ocasionando que rompa.
2. Atenuación viscosa, ocurre en olas capilares de alta frecuencia, la energía es disipada en calor debido a la fricción generada entre las moléculas de agua.
3. Resistencia por aire, ocurre cuando las olas abandonan el área donde fueron generadas y entran en zonas de vientos contrarios.

4. Interacciones no lineales ola-ola, ocurren cuando grupos de cuatro olas con frecuencias diferentes interactúan en formas complejas no lineales para transferir energía hacia olas con mayor o menor frecuencia.

Por otro lado, cuando el oleaje se desplaza sobre aguas someras su altura y su pendiente incrementan hasta que eventualmente rompe. Además, cuando la ola comienza a interactuar con el fondo pierde gradualmente energía por la fricción con el fondo. Mientras más suave sea la pendiente de la costa cercana, existirá mayor fricción con el fondo y habrá una mayor pérdida de energía antes de que la ola rompa (Open University, 1999; Thurman y Trujillo, 2001).

Otro proceso que ocurre cuando el oleaje entra en zonas someras es la refracción, este ocasiona que los segmentos de la ola que ya sintieron fondo converjan o diverjan hasta alinearse de forma paralela con los contornos de la batimetría. La energía de la ola se focaliza en zonas donde el frente de ola converge e.g. en puntas arenosas o rocosas, generalmente ocasionando erosión; la energía del oleaje se dispersa cuando el frente de ola diverge, como ocurre dentro de una bahía, comúnmente resultando en la deposición de sedimento (Thurman y Trujillo, 2001).

III.II. Calculo del flujo de energía del oleaje

El flujo de energía o potencia del oleaje (*P*) transmitido por una ola monocromática puede calcularse como

$$P = \frac{1}{8}\rho g H^2 C_g \ , \qquad (1.1)$$

donde ρ es la densidad del agua (~1027 kg/m^3), H es la altura de la ola y C_g es la velocidad de grupo, que se define como

$$C_g = \frac{1}{2}\left(1 + \frac{2kh}{\sinh(2kh)}\right)\frac{L}{T}, \qquad (1.2)$$

donde h es la profundidad, L es la longitud de ola, T es el periodo, $k=2\pi/L$ es el número de onda y $C=L/T$ es la celeridad de la ola. La longitud de ola, profundidad y el periodo están relacionados a través de la relación de dispersión, que para la teoría lineal es dada por:

$$L = T\sqrt{\frac{g}{k}\tanh(kh)} \ , \qquad (1.3)$$

El estado del mar se representa como la suma de un gran número de campos de olas regulares con diferentes frecuencias, amplitudes y direcciones. La combinación de amplitud, frecuencia y dirección comúnmente se describe por una función de densidad espectral de varianza o espectro direccional del oleaje, $S(f, \vartheta)$. En este caso, el flujo de energía transmitido por unidad de ola se describe como

$$P = \rho g \int_0^{\pi}\int_0^{\infty} C_g(f,h)S(f,\theta)df d\theta \ , \qquad (1.4)$$

donde C_g se describe como

$$C_g(f,h) = \frac{1}{2}\left[1 + \frac{2kh}{\sinh(2kh)}\right]\sqrt{\frac{g}{k}\tanh(kh)}\ , \qquad (1.5)$$

k(f) es el número de onda y *h* es la profundidad.

El flujo de energía por olas irregulares se puede aproximar de la forma

$$P \approx \frac{\rho g}{16} H_s^2 C_g(T_e, h), \qquad (1.6)$$

Donde T_e es el periodo energético y $C_g(T_e, h)$ es la velocidad de grupo de una ola con periodo T_e en agua de profundidad *h*.

Para oleaje que se propaga en aguas profundas *P* se describe como

$$P \approx \frac{\rho g^2}{64\pi} T_e H_s^2, \qquad (1.7)$$

El periodo energético se calcula a partir de los momentos espectrales del oleaje. Sin embargo, comúnmente debe ser calculado a partir de variables conocidas. Cuando el periodo asociado al pico espectral (*Tp)* es conocido, T_e puede definirse como

$$T_e = \alpha T_p., \qquad (1.8)$$

El coeficiente α depende de la forma del espectro, para un espectro Pierson-Moskowitz se utiliza un coeficiente de α=0.86, mientras que para un espectro JONSWAP con factor de aumento de pico de γ=3.3 el coeficiente α=0.9.

En este trabajo se utilizaron las fórmulas descritas por Cornett (2008) con las que se calculó el potencial energético de las olas dentro de la bahía y en aguas profundas.

III.III. Algoritmos de selección

Debido a la alta demanda de tiempo de cómputo para simular periodos de tiempo muy largos, se requieren de técnicas de selección y agrupamiento (*clustering*) para proporcionar un subset de casos representativos que permita analizar los datos (Camus, Mendez, Medina, y Cofiño, 2011). En este trabajo se utilizó el algoritmo de máxima disimilitud (*MDA*, por sus siglas en inglés) como herramienta de selección (Kennard y Stone, 1969)

El objetivo es generar un subset de datos representativos de tamaño "*M*" a partir de una base de datos de tamaño "*N*". El subset de datos obtenido por el algoritmo se utiliza para proveer de condiciones de frontera al modelo SWAN. Willett (1999) describió los pasos básicos con los que trabaja este algoritmo:

1. Definir un límite de disimilitud, (*t*)

2. Transferir un compuesto, (*J*), de la base de datos al subset de datos
3. Eliminar de la base de datos todos los compuestos que tengan una disimilitud con J menor a t
4. Regresar al paso 2 si aún existen compuestos dentro de la base de datos.

Este algoritmo permite variaciones dependiendo de la implementación precisa de los pasos 1 y 3. Algunos mecanismos para la selección del compuesto inicial en el paso 1 pueden ser: selección aleatoria, elegir el compuesto con mayor disimilitud contra otros elementos en la base de datos o elegir el compuesto más cercano al centro. La mayor disimilitud puede definirse de distintas maneras y por lo tanto generar una versión distinta del algoritmo lo que resulta en un subset diferente. Algunas de estas definiciones incluyen *MaxSum*, descrito por Pickett et al. (1998) y *MaxMin*, descrito por Polinsky et al. (1996).

Para asegurar que todas las variables utilizadas tengan el mismo peso en la selección es necesario normalizar los datos, incluyendo la componente direccional. Esto consiste en una transformación lineal para escalar las variables entre 0 y 1 utilizando los máximos y mínimos para cada variable. Para la dirección, la distancia máxima entre dos datos es π ,por lo que es necesario dividir por π para escalar entre 0 y 1 (Gouldby et al., 2014).

III.IV. Modelos de propagación de oleaje

Existen distintos modelos de propagación de oleaje dependiendo de las ecuaciones matemáticas implementadas para describir la propagación de olas de agua profunda a aguas someras, lo cual limita los procesos que pueden modelar. SWAN fue utilizado en este trabajo debido al tamaño del área de estudio, su capacidad de trabajar cerca de la costa y su accesibilidad.

El modelo SWAN, desarrollado por *Delft University of Technology*, es un modelo espectral de oleaje de tercera generación que simula la propagación de la energía del oleaje por medio de la ecuación de balance de acción (2.1). Los términos a la izquierda en la ecuación representan, respectivamente, la parte cinética de la ecuación, la propagación de la energía de la ola en un espacio geográfico, la refracción y el desplazamiento de la frecuencia radial debido a las variaciones de profundidad y las corrientes. El lado derecho de la ecuación (2.1) S_{tot} representa una suma de los procesos independientes que generan, disipan o redistribuyen la energía de las olas. En la ecuación (2.2) los términos a la derecha representan, respectivamente, la transferencia de la energía del viento hacia las olas S_{in}, la disipación de energía por *white-capping* S_{wc}, la transferencia de energía debido a las interacciones no lineales entre cuatro componentes del espectro S_{nl4}, la disipación por fricción con el fondo S_{bot}, el rompimiento de la ola causada por el fondo S_{brk} y las interacciones no lineales entre tres componentes del espectro S_{nl3} (Westhuysen, 2012).

$$\frac{\partial \mathrm{N}}{\partial \mathrm{t}} + \nabla x, y \cdot \left[\left(\overrightarrow{c_g} + \vec{U}\right)N\right] + \frac{\partial}{\partial \theta}(c_\theta N) + \frac{\partial}{\partial \sigma}(c_\sigma N) = \frac{S_{tot}}{\sigma}, \qquad (2.1)$$

$$S_{tot} = S_{in} + S_{wc} + S_{nl4} + S_{bot} + S_{brk} + S_{nl3} \qquad (2.2)$$

III.V. Red Neuronal Artificial

Las redes neuronales artificiales (*ANN*, por sus siglas en inglés), son herramientas de modelación de datos estadísticos no lineales utilizadas para modelar la relación compleja entre datos de entrada y de salida o para encontrar patrones en los datos (Puscasu, 2014).

La estructura de las *ANN* incluye distintas capas, la capa de entrada y la capa de salida que consisten en el número de datos de entrada y de salida respectivamente, y una capa oculta ubicada entre la capa de entrada y la capa de salida. La red conecta cada valor de entrada a su correspondiente valor de salida mediante la capa escondida la cual encuentra la relación entre ellos (Hadadpour, Etemad-Shahidi, y Kamranzad, 2014).

Las *ANN* comúnmente usadas son, redes neuronales de retro-propagación (*BPNN*, por sus siglas en inglés), red neuronal Elman (*ENN*, por sus siglas en inglés) y la función de base radial (*RBF*, por sus siglas en inglés). Estos tres tipos de redes neuronales han sido implementadas satisfactoriamente en distintos tipos de clasificación, predicción y problemas de regresión no lineales (Zhang et al., 2013). Existen otras variaciones de ANN como, '*feed-forward back-propagation*' (*FFBP*, por sus siglas en inglés) utilizada comúnmente en aplicaciones de ingeniería del océano , '*adaptive neuro-fuzzy inference system*' (*ANFIS*, por sus siglas en inglés) una red desarrollada recientemente y usada comúnmente por hidrólogos (Kalra, Deo, Kumar, y Agarwal, 2005b) y '*Multi-Layer Perceptron* ' (*MLP*, por sus siglas en inglés) también utilizada comúnmente en trabajos de modelación y predicción.

La aplicación de las *ANN* en el área de ingeniería del océano está principalmente orientadas a la predicción y estimación de valores de una variable aleatoria. Algunas de las variables relacionadas en el estudio del océano son, altura de ola , dirección de ola, periodo de ola , nivel del mar, velocidad del viento, corrientes costeras entre otros parámetros (Kalra, Deo, Kumar, y Agarwal, 2005a).

Algunos estudios oceanográficos que han implementado redes neuronales son, Mudronja, Matić, y Katalinić, (2017) donde utilizaron una red de MLP para modelar satisfactoriamente la altura del oleaje en el mar Adriático. Makarynskyy et al.,(2002), utilizaron BPNN para predecir la altura, el periodo por cruce en cero y el periodo asociado al pico espectral de la ola a 3, 6, 12 y 24 horas para la costa oeste de Portugal. Mandal y Prabaharan ,(2006), utilizaron redes neuronales recurrentes llamada NARX para la predicción del oleaje en la costa oeste de la India. Mase, Yasuda, y Mori, (2011) , utilizaron BPNN para la predicción del nivel del mar durante tsunamis en la bahía de Osaka, Japón.

Una comparación en el uso de diferentes redes neuronales, *RBF*, *ANFIS* y *FFBP*, para predecir la altura del oleaje cerca de la costa a partir de observaciones de altura de ola hechas por satélite en agua profunda, realizada por Kalra, Deo, Kumar, y Agarwal (2005), concluyó que la red tipo *RBF* tiene mayor precisión en la predicción de la altura del oleaje. Las redes de *RBF* han crecido en popularidad en estudios recientes debido a su habilidad de aproximar asignaciones complejas no lineales directamente de los datos de entrada y salida.(Huang, Saratchandran, y Sundararajan, 2005); además han mostrado ser efectivas en la predicción de parámetros del oleaje, es por esto que este tipo de red se implementó en este trabajo.

III.V.I Función de base radial

La función de base radial (*RBF*) es una técnica de interpolación conveniente para la reconstrucción de series de tiempo de parámetros de oleaje. Este método consiste en la suma de funciones bases radialmente simétricas. La función se asume de la forma:

$$X^N = p(X^0) + \sum_{i=1}^{m} a_i \, \phi(\|X^0 - D\|) \quad (3.1)$$

donde X^N es un vector con condiciones de aguas someras, obtenido a través de la modelación. El término $p(X^0)$ son los coeficientes a encontrar utilizando *RBF* en los puntos conocidos, se define como:

$$p(X^0) = b_0 + b_1 X_1^0 + b_2 X_2^0 \ldots + b_n X_n^0, \quad (3.2)$$

El termino a_i son los pesos asociados a los elementos de la capa de salida, y $\phi(\|X^0 - D\|)$ es una función Gaussiana definida como:

$$\phi(\|X^0 - D\|) = \exp(-\frac{\|X^0 - D\|^2}{2c^2}) , \qquad (3.3)$$

donde "*c*" es el parámetro de forma y *"D"* es un vector que comprende las condiciones conocidas en un punto de aguas someras. Al encontrar los coeficientes de la ecuación 3.1 esta puede ser utilizada en lugar del modelo SWAN para propagar series de tiempo largas de aguas profundas a aguas someras con un menor esfuerzo computacional (Gouldby et al., 2014).

Al igual que cualquier ANN, la red neuronal de *RBF* está compuesta por tres capas, pero en este tipo de red, la capa oculta contiene la función de base radial para la trasformación de los datos de entrada. La estructura común de la red se muestra en la Figura 1 (Zhang et al., 2013)

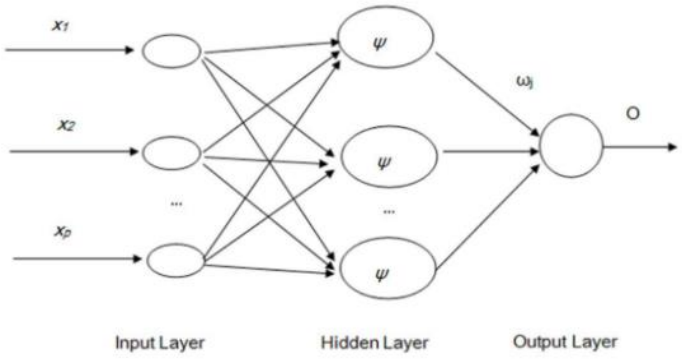

Figura 1- Representación de la estructura de la red RBF donde X son los datos de entrada, ψ es la función de base radial ω son los pesos que conectan los datos de entrada con los de salida, y O son los datos de salida de la red.

IV. Área de estudio

La Bahía de Todos Santos se localiza en la costa oeste de la península de Baja California, se ubica entre los 31° 40´ y 31° 56 ´ Norte y entre los 116° 34´ y 116° 51´ Oeste. Está limitada por Punta San Miguel al norte, Punta Banda al Sur y las islas de Todos Santos al centro de la bahía (Meillón y Álvarez, 1996).

La configuración de la batimetría es irregular*,* sobresalen el bajo de San Miguel con una profundidad promedio de 5.5m ubicado entre Punta San Miguel y las islas Todos Santos, y un cañón submarino con profundidades de hasta 550m entre Punta Banda (PB) y las islas (Meillón y Álvarez, 1996).

La presencia de las islas Todos Santos establece dos entradas principales para el oleaje de agua profunda, entre Punta Banda y la isla y entre San Miguel y la isla, siendo esta ultima la entrada más importante de swell de invierno (Gajá,2004). La mayor parte del swell se genera en latitudes medias del Pacifico Norte durante las tormentas de invierno y de latitudes medias en el hemisferio sur durante el verano pero generalmente con oleaje de menor altura (Adams, Inman, y Graham, 2008).

De los trabajos realizados de caracterización de oleaje, Gajá (2004) registro que la altura del oleaje varía entre 0.5 y 6.3m en aguas profundas, entre 0.1 y 2.1m para Punta Banda y entre 0.1 y 1.9m para Punta Morro. Martínez Díaz de León et., al (1993), registraron valores máximos de altura significante de 2.4m en invierno y un mínimo de 0.2m en verano frente al rompeolas ubicado en el puerto de Ensenada con periodos de oleaje entre 5 y 17 segundos en verano, y de 6 a 16 segundos en invierno.

Además, Martínez Díaz de León et al. (2008), analizaron los datos de oleaje de noviembre del 2004 a marzo del 2005 frente a la barra y la boca del Estero de Punta Banda (EPB) y frente al Ciprés, donde se encontró que el promedio para el periodo invernal en esta zona es de 0.7 m con mínimos de 0.3 m. En los datos destaca el arribo de cuatro tormentas, con alturas significantes mayores a 1.5 m, incluso la tormenta a principios de diciembre registro alturas de hasta 2 m. El periodo registrado tuvo valores mínimos de 3.6 s y un máximo de 21 s. La dirección dominante del oleaje en los tres puntos de medición fue del Oeste franco.

En este trabajo se eligieron ocho sitios de estudio dentro de Bahía de Todos Santos para realizar la caracterización del oleaje:

Tabla 1- Coordenadas de los sitios de estudio

Sitio	Lugar	Siglas	Longitud(°)	Latitud(°)
S1	San Miguel	SM	-116.731	31.891
S2	Sauzal	SZ	-116.705	31.883
S3	Punta Morro	PM	-116.668	31.854
S4	Puerto	PT	-116.628	31.840
S5	Ciprés	CP	-116.637	31.806
S6	Boca del EPB	BOP	-116.643	31.783
S7	Barra del EPB	BAP	-116.656	31.758
S8	Isla	PB	-116.814	31.817

La batimetría del área de estudio (Figura 2) fue obtenida de GEBCO (General Bathymetric Chart of the Oceans), tiene dimensiones de 0. 5° x 0.5° y una resolución espacial de 2 minutos.

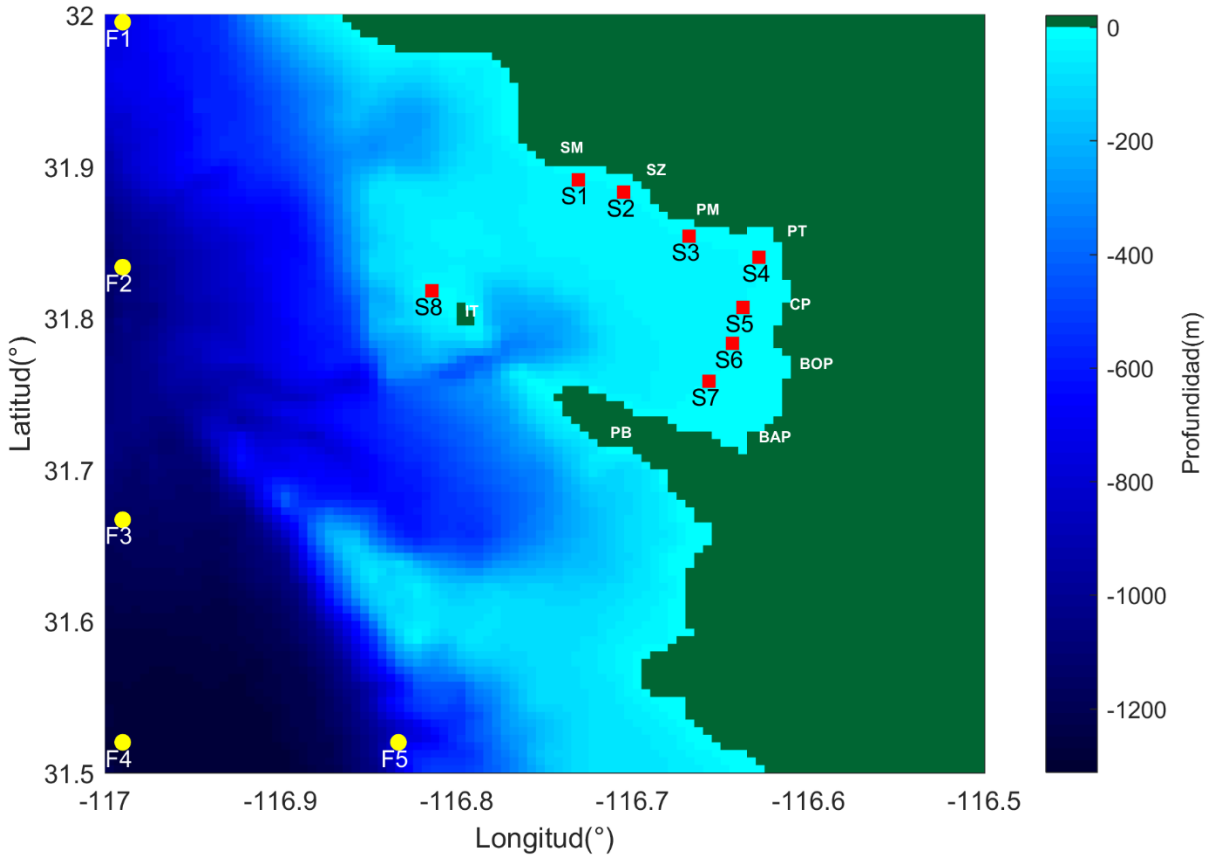

Figura 2- Batimetría de Bahía de Todos Santos, indicando en cuadrados rojos los sitios de estudio (Tabla I) y en círculos amarillos los puntos de condición de frontera (F1-F5)

V. Metodología

El proceso de análisis y los cálculos de los parámetros del oleaje fueron realizados con programas de MATLAB. La propagación dinámica del oleaje se realizó con el modelo SWAN.

La caracterización y el cálculo de la energía del oleaje consistió en los siguientes pasos:

a) Selección de casos representativos de oleaje del *hindcast* mediante un algoritmo de selección para reducir el tiempo de procesamiento computacional sin afectar la calidad de la base de datos del *hindcast*.
b) Propagación de los casos representativos de agua profunda a agua someras mediante un modelo de oleaje (SWAN) para utilizar los datos de agua somera y agua profunda en el entrenamiento de la red neuronal.
c) Reconstrucción de la serie de tiempo en aguas somera mediante el uso de una red neuronal artificial y utilizar los resultados para el cálculo de la energía potencial del oleaje.

V.I. *Hindcast*

Para caracterizar el oleaje comúnmente se utilizan datos medidos. Sin embargo, el uso de sensores o boyas presenta algunos problemas como datos faltantes o una baja resolución espacial. Un *hindcast* tiene la ventaja de una adecuada resolución temporal y espacial; además no presentan los problemas de boyas como datos faltantes o la cantidad de boyas con datos disponibles (Camus, Mendez, Medina, y Cofiño, 2011).

En este trabajo se utilizó el *hindcast* de la base de datos de IOWAGA (*Integrated Ocean Waves for Geophysical and other Applications*) desarrollado por IFREMER (*French Research Institute for Exploitation of the Sea)* utilizando el modelo de oleaje WAVEWATCH III®. La base de datos es de escala global y está disponible para el periodo de 1992 al 2017. Mediante el *hindcast* se analizaron los parámetros de oleaje en agua profunda frente a la Bahía Todos Santos y se seleccionaron los casos representativos para usarse como condiciones de frontera en la modelación con SWAN.

Cada nodo de la base de datos utilizada contiene valores de altura significante (*Hs*), periodo asociado al pico espectral (*Tp*) y dirección promedio (*Dp*) con datos cada 3 horas durante 22 años. Se utilizaron 5 nodos de esta base de datos como condiciones de frontera en agua profunda (Fig. 1), para el periodo de junio de 1994 a marzo del 2016.

V.II. Selección de datos representativos

Para formar un subset de datos a partir de una base de datos de oleaje y dirección del viento, se utilizó la versión *MaxMin* del algoritmo *MDA*, de esta forma se reduce el tiempo de procesado computacional). Para este trabajo se extrajeron 1,000 casos representativos de la serie de datos. El primer elemento del subset se obtiene transfiriendo un vector de la base de datos, en este caso se transfiere el vector que contenga la altura significante máxima. El resto de los elementos del subset se seleccionan repitiendo el cálculo de la disimilitud entre los elementos restantes de la base de datos y los elementos de subset. En

este caso el proceso termina una vez que el número de repeticiones sea igual al tamaño deseado del subset. Se debe considerar un tamaño de subset adecuado, ya que existe una relación entre la duración de la simulación de cómputo y la precisión de los resultados, es decir, con un mayor número de vectores dentro del subset se obtiene mayor precisión, pero implica mayor tiempo de computo (Camus *et al.*, 2011, Gouldby *et al.*, 2014).

V.III. Implementación del modelo SWAN

El modelo SWAN se utilizó para propagar el oleaje de aguas profundas a aguas somera dentro de la bahía. Se realizaron corridas estacionarias, en un plano de coordenadas esféricas y en sistema de referencia náutico, sobre una malla de computo regular de 0.5^{o} x 0.5^{o} y con una resolución de 0.005^{o}. Se definió una resolución del espectro direccional de 14. 4° en dirección y 41 frecuencias, con frecuencia mínima de .05 y máxima de 1Hz. Las condiciones de frontera fueron asignadas mediante un espectro JONSWAP con un factor de aumento de pico (γ) de 3.3 y una función de dispersión direccional de 25º.

Como resultados de la modelación se obtuvieron archivos con las variables de salida de profundidad, altura significativa, periodo asociado al pico espectral suavizado, dirección promedio y las coordenadas de los ocho puntos de estudio para los 1,000 casos representativos.

V.IV. Reconstrucción de la serie de tiempo mediante el uso de la red neuronal *RBF*

En este estudio se utilizó la red *RBF* de Matlab, contenida en la función llamada "*newrb*" la cual genera una red neuronal que debe ser entrenada utilizando valores de entrada y de salida, además debe indicarse un parámetro de dispersión "spread". Previo al entrenamiento de la red los valores de entrada y de salida debe ser normalizados mediante el uso de una función de Matlab llamada "*mapstd*", además la dirección del oleaje se expresa como las componentes de un vector con la dirección del oleaje y magnitud unitaria, lo cual permite a la red proporcionar resultados con mayor precisión.

En este trabajo la red fue entrenada utilizando los parámetros integrales *Hs*, *Tp*, y *Dp* con un *spread* de 60, este valor se determinó a través de la experimentación con la red neuronal (consultar apéndice 1). Como variables de entrada se utilizaron los casos representativos en agua profunda del nodo F2. Para las variables de salida se utilizó el archivo del punto de estudio con los casos representativos propagados por SWAN para obtener *Hs*, *Tp* y *Dp* en agua somera.

Una vez entrenada la red, se utilizó para la reconstrucción de la serie de tiempo de un periodo más largo en aguas someras. Para esto la red se evalúo utilizando como entrada los 22 años de datos todos los datos del segundo nodo obtenidos directamente del *hindcast*, estos datos también deben ser normalizados y la variable de dirección debe ser expresada como las componentes de un vector con la dirección del oleaje y magnitud unitaria.

Como resultado se obtuvo una serie de tiempo de 22 años con los parámetros integrales del oleaje *Hs*, *Tp* y *Dp* en agua somera. A partir de estos datos fue posible realizar la caracterización de oleaje en el sitio de estudio.

VI. Validación

Para que el uso del modelo dinámico sea una alternativa viable en la propagación de los parámetros de oleaje hacia aguas someras, se requiere una confianza en la exactitud de los resultados. Las exactitudes de las salidas del modelo pueden ser evaluadas para un determinado punto mediante la simulación de los parámetros del oleaje donde existan parámetros medidos u observados, y comparando las respectivas series de tiempo. La comparación puede ser realizada utilizando mediciones estadísticas, como el sesgo (*bias*), la raíz del error cuadrático medio (*RMSE*, por sus siglas en inglés), el índice de dispersión (*SI*, por sus siglas en inglés) y el coeficiente de correlación de Pearson (*R*). La combinación de estos parámetros estadísticos proveen una evaluación comprensiva de la calidad del modelo (Jane, Dalla Valle, Simmonds, y Raby, 2016).

En este trabajo únicamente se cuentan con mediciones de oleaje por un perfilador acústico Doppler (ADP o ADCP), tipo AWAC de Nortek, en el punto del Ciprés (S5) con un periodo a partir del 1 de mayo del 2014 al 29 de abril del 2015. Únicamente en ese punto la comparación estadística se realizó entre mediciones reales y modeladas por la red neuronal. Para el resto de los puntos de estudio se realizó una modelación dinámica para el mismo periodo a través de SWAN y así poder realizar la comparación estadística entre las series de datos.

Para la comparación estadística se utilizaron los parámetros estadísticos propuestos por Jane et. al (2016) para comparar las series de tiempo. Considerando X_i como los valores modelados por SWAN o medidos por el ADCP, Y_i como los valores modelados por la red neuronal y *n* como el número de datos en la serie de tiempo, los parámetros estadísticos se presentan de la forma:

$$\bar{X} = \frac{\sum_{i=1}^{n} X_i}{n} \qquad \bar{Y} = \frac{\sum_{i=1}^{n} Y_i}{n} \qquad bias = \frac{\sum_{i=1}^{n} (Y_i - X_i)}{n},$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{n} (X_i - Y_i)^2}{n}} \qquad SI = \frac{RMSE}{\bar{X}} \qquad R = \frac{\sum_{i=1}^{n} (X_i - \bar{X})(Y_i - \bar{Y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^{n} (X_i - \bar{X})^2 \sum_{i=1}^{n} (Y_i - \bar{Y})^2}},$$

donde el parámetro de *RMSE* indica la precisión del modelo, un error cercano 0 indica una mayor precisión. El *SI* es la *RMSE* normalizada con el promedio de los valores observados, por lo que es una medida adimensional la cual resulta en la diferencia porcentual de *RMSE* con respecto al promedio de los valores observados. El error promedio o "*bias*", permite la detección y evaluación del sesgo de los datos, un resultado positivo indica el promedio de sobrevaloración, mientras que un valor negativo indica el promedio de subvaloración de los datos modelados. El coeficiente de correlación de Pearson mide el grado de la asociación linear entre el resultado esperado y el realizado.

VII. Resultados

VII.I Oleaje en aguas profundas

VII.I.I Calidad de los datos

Para verificar la precisión de los datos utilizados como condiciones de frontera, se hizo una comparación con los datos de la boya 46047 de la NDBC (*National Data Buoy Center*), que es la boya más cercana al área de estudio. Para esto se utilizó el nodo más cercano a la boya del *hindcast* de IOWAGA. Esta comparación (Figura 3) muestra que el *hindcast* representa de forma adecuada las observaciones de la boya y que la mayor parte de los datos del *hindcast* se encuentran dentro del rango del 95% de confianza.

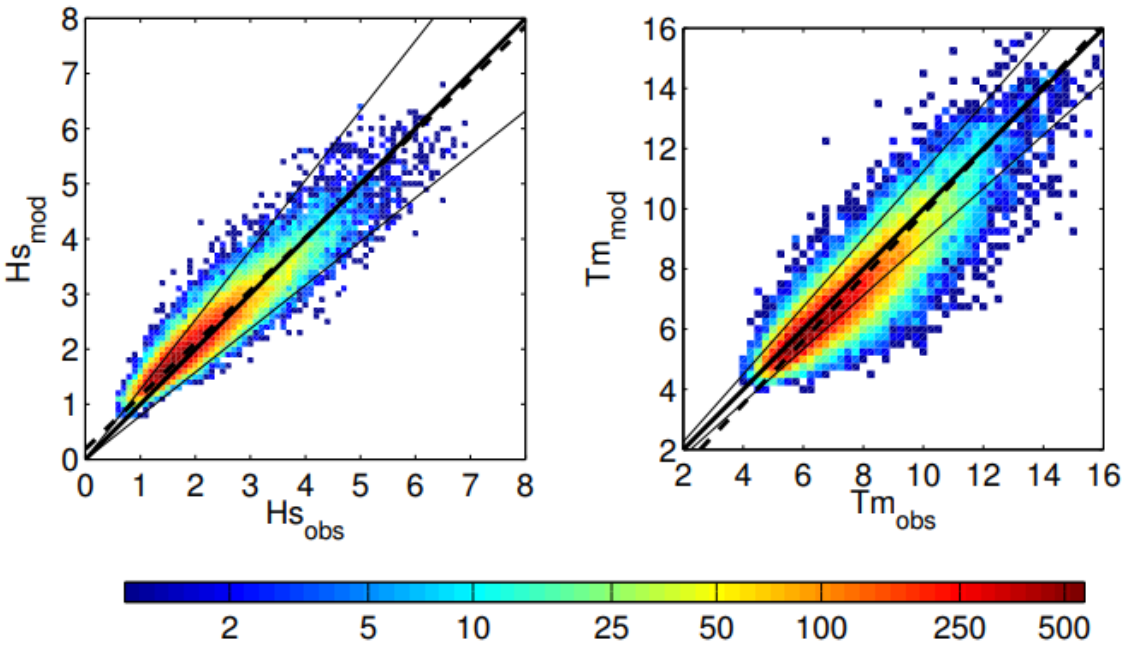

Figura 3-Comparación entre datos IOWAGA y la boya NDBC 46047 para Hs(izquierda) y Tp(derecha). Los colores indican el número de datos por rango de altura, la línea gruesa es la relación 1:1, las líneas delgadas representan los límites del 95% de confianza y la línea segmentada es la regresión lineal entre los datos modelados y observados.

VII.I.II. Caracterización del oleaje

Para caracterizar el oleaje fuera de la Bahía de Todos Santos se realizaron promedios mensuales de *Hs*, *Tp*, *Dp* y *P* de los datos del *hindcast* (Figura 4). Se puede observar que la *Hs* muestra una variación estacional, con *Hs* mayores en invierno y menores en verano, además el oleaje de invierno muestra una mayor variabilidad de *Hs.* En promedio la altura máxima de 1.8m ocurre en febrero y la mínima de 1.2 m ocurre en los meses de Julio y agosto.

El promedio mensual del *Tp* muestra un máximo de 14.5 s y un mínimo de 13.5 s, los datos no muestran una variación estacional y la variabilidad de los datos es similar en cada mes (Figura 4), los valores altos del *Tp* indican que el *swell* proveniente de otras regiones predomina fuera de la Bahía de Todos Santos.

La *Dp* muestra una variación estacional, donde en promedio el oleaje presente una variación entre 220° y los 290° (Figura 4). En invierno el oleaje que proviene de noroeste predomina en un 90%, en verano y el primer mes de otoño predomina el oleaje del suroeste entre un 60% y 70% con una menor presencia de oleaje del noroeste, mientras que la primavera y el otoño se consideran periodos de transición con una predominancia del oleaje del noroeste (Figura 5).

El flujo de energía tiene un promedio máximo de 22kW/m durante enero y febrero y un promedio mínimo de 8kW/m durante julio y agosto (Figura 4). También presenta una variación estacional debido a su relación directa con la *Hs,* al incrementar *Hs* el flujo de energía también incrementa. La Figura 6 muestra la disponibilidad de energía como función de la altura y el periodo energético del oleaje, es decir, la distribución conjunta de la potencia del oleaje, donde el oleaje predominante tiene una *Hs* entre 1 y 1.8 m y un *Te* entre 11 y 15s con un *P* promedio de 10 kW/m.

El valor promedio de energía obtenido coincide con el obtenido por Cornett (2008) quien realizó una estimación global para el flujo de energía en agua profunda y registro un valor entre 10-15 kW/m como promedio anual para el océano frente a Baja California.

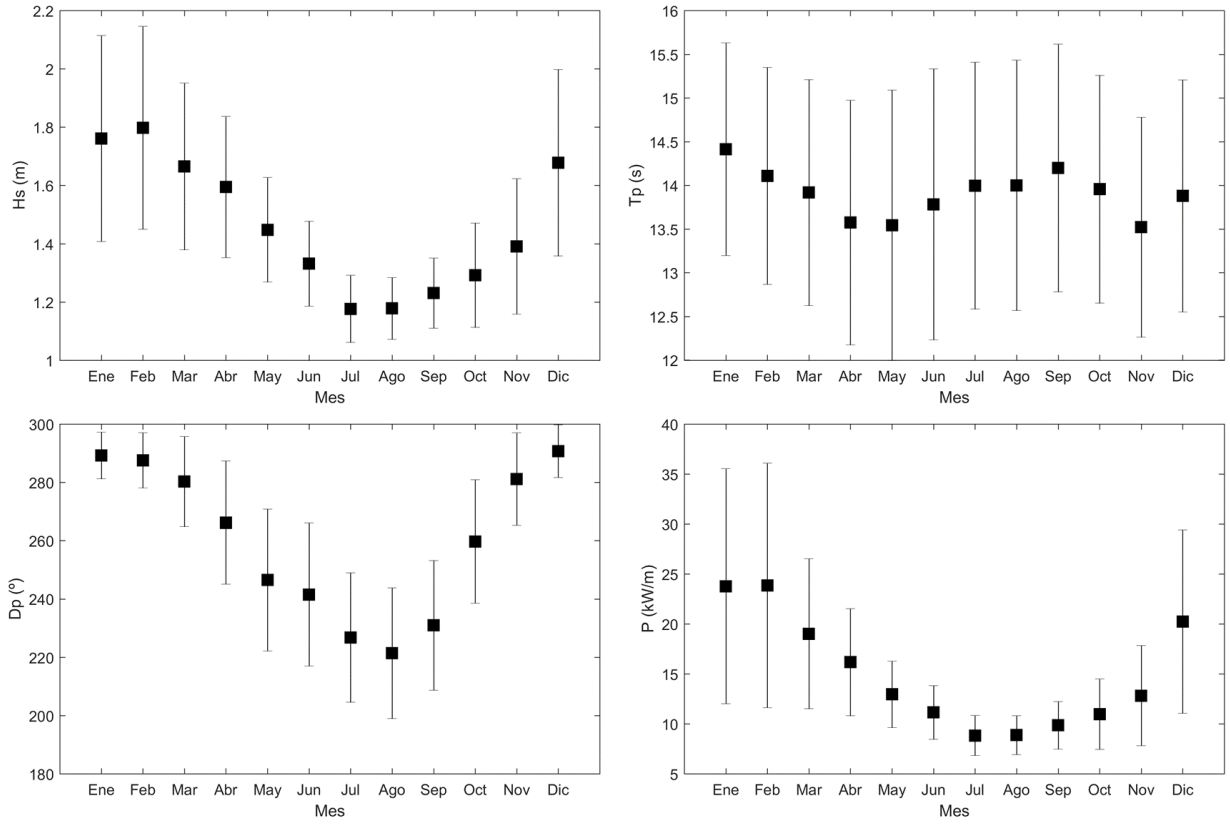

Figura 4- Promedios mensuales para Hs (panel superior izquierdo), Tp (panel superior derecha), Dp (panel inferior izquierdo) y P (panel inferior derecha) en agua profunda.

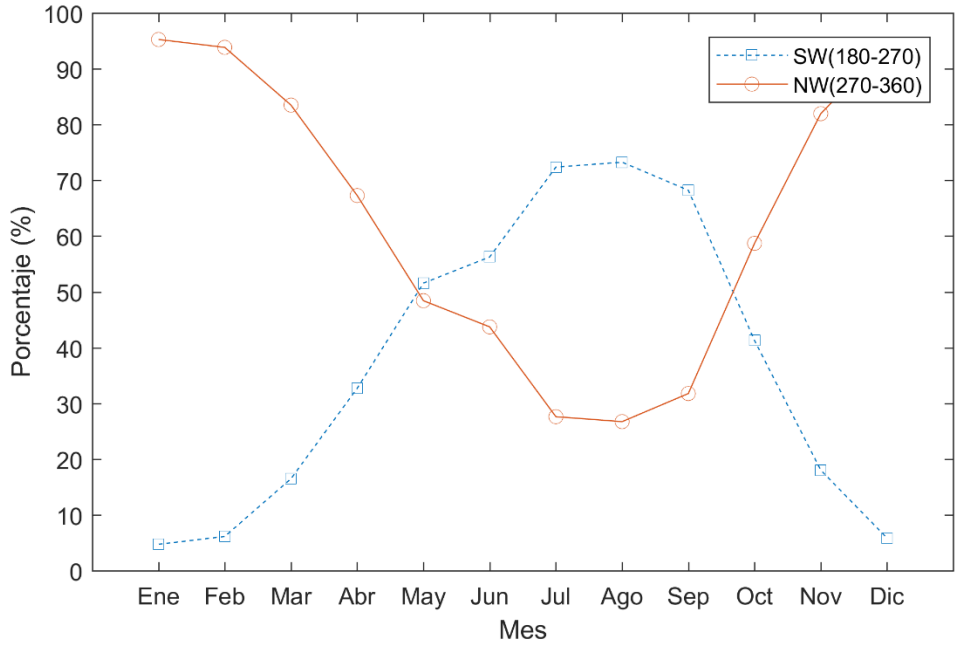

Figura 5- Estacionalidad mensual de la frecuencia de ocurrencia de oleaje con dirección Noroeste y Suroeste.

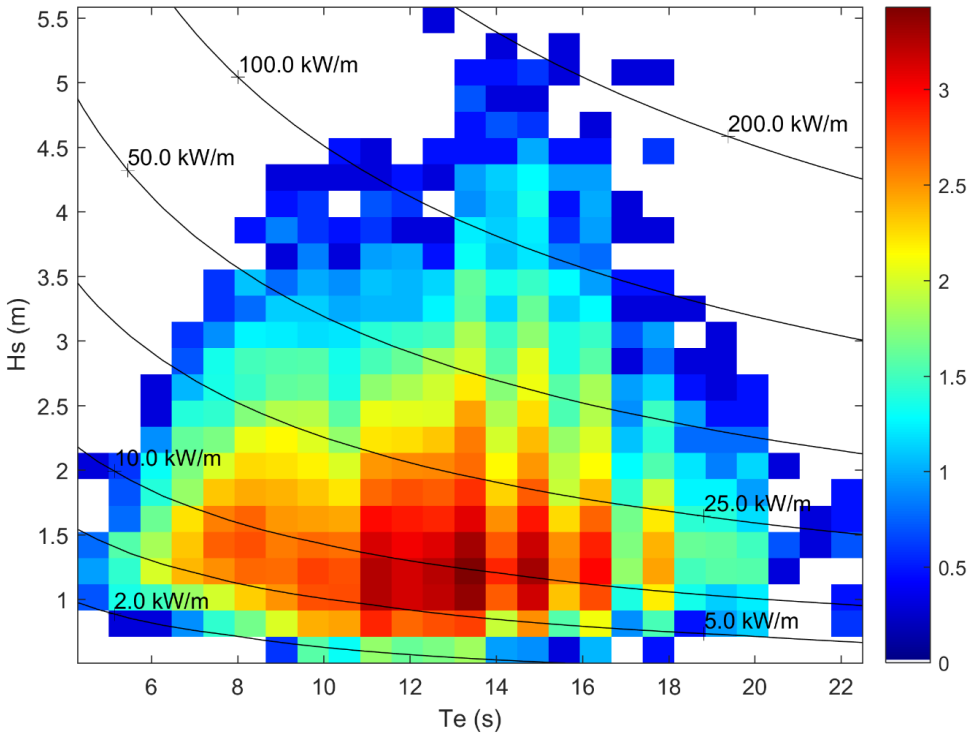

Figura 6- Diagrama de distribución conjunta de Hs y Te. Los colores indican la densidad de datos en escala logarítmica y los contornos son líneas de igual potencia del oleaje.

VII.II. Oleaje en aguas someras

VII.II.I Comparación de la modelación con SWAN con datos medidos con ADCP

Para validar la eficiencia de la modelación en SWAN los resultados fueron comparados con mediciones realizadas con el ADCP ubicado en el punto de estudio del Ciprés para el periodo de abril del 2014 a abril del 2015.

La comparación de los parámetros integrales del oleaje (Figura 7) muestran que la *Hs* es el parámetro mejor modelado por SWAN, y que *Tp* y *Dp* arrojan valores de *RMSE* considerables y muestran débiles coeficientes de correlación. El valor de *RMSE* mínimo es de 0.35m para *Hs*, *Tp* tiene un error de 4.3s y *Dp* de 10.1°. En esta comparación *Hs* y *Dp* fueron subestimados con un sesgo de –0.24m y -0.62° respectivamente, *Tp* fue sobrestimado con un sesgo de 2.4s. El mayor *SI* se presentó en la variable *Tp* con un valor de 0.40, el menor *SI* se presentó en la variable *Dp* con 0.03 y *Hs* tuvo un valor de 0.36.

A pesar de un buen *R* y bajo *RMSE* de *Hs,* destaca el hecho de que a lo largo de la mayor parte de la comparación gráfica de la serie de tiempo, la modelación por SWAN tiende a subestimar los valores de *Hs.* (Figura 8).

El comportamiento de *Tp* en la serie de tiempo (Figura 8) presenta diferencias significantes a mediados de abril 2014 hasta principios de octubre 2015, con cambios repentinos de valores entre 6 y 16s, mientras que el resto de la serie de tiempo se comporta de manera muy similar al modelado por SWAN. Esto se ve reflejado en el ajuste lineal de *Tp* (Figura 7) donde se observa la mayor parte de datos sobre la línea de regresión lineal esperada, pero hay cerca de un tercio de los datos fuera de esta línea, estos datos extremos afectan directamente *RMSE* y a *R*.

En el caso de la *Dp* los valores de *R* y *RMSE* también se ven afectados debido a la diferencia en el comportamiento de los valores modelados por SWAN ya que estos fluctúan en un mayor intervalo que los medidos por el AWAC los cuales tienen un comportamiento más sinusoidal en un menor intervalo (Figura 8).

Aunque el *Tp* y *Dp* modelados presentaron desviaciones respecto a las mediciones, se considera que estos son aceptables ya que las diferencias son debidas a las características propias de las mediciones y la implementación realizada. Esto se discute con detalle en la sección VIII.I.

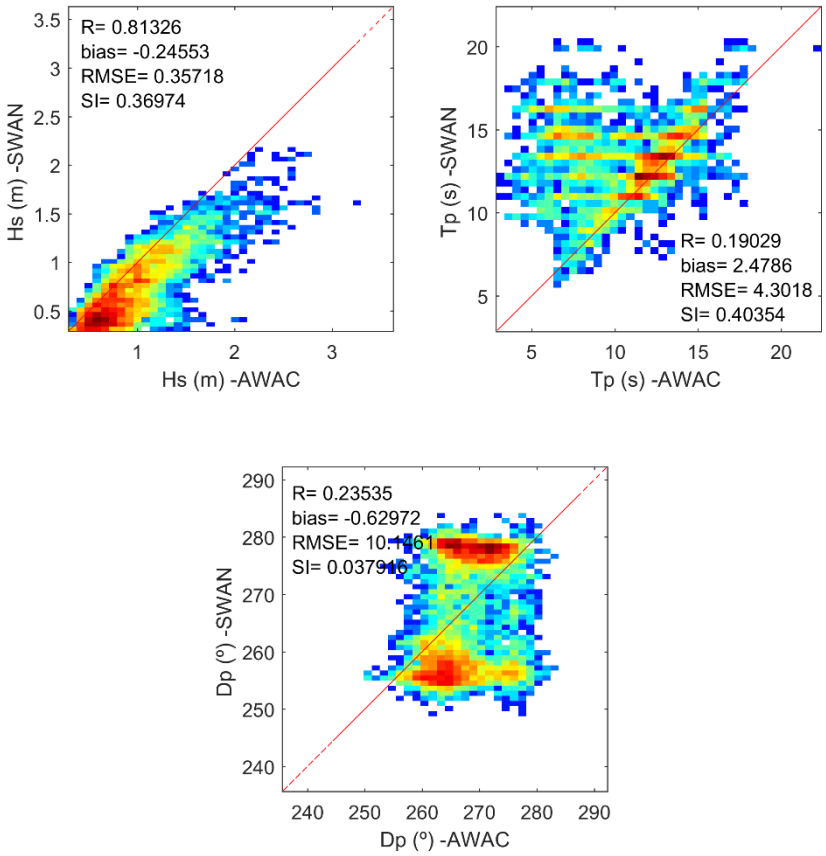

Figura 7- Comparación estadística en términos de R, bias, RMSE y SI de los parámetros de oleaje entre la modelación por SWAN y las mediciones del AWAC para el punto del Ciprés. La línea roja indica la regresión lineal esperada.

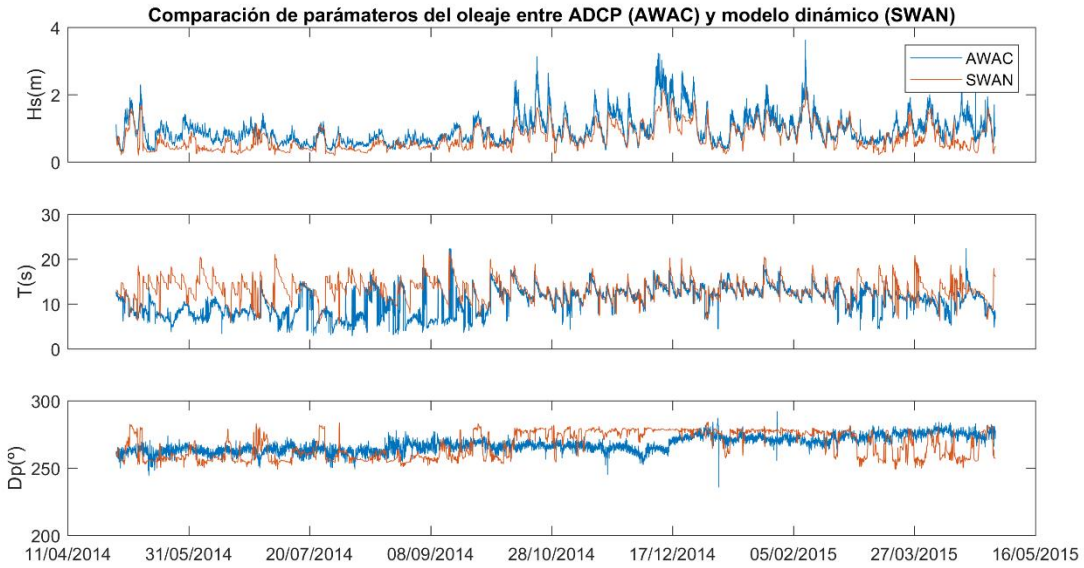

Figura 8- Comparación gráfica de las series de tiempo entre SWAN y AWAC en el punto de Ciprés

VII.II.II. Comparación entre la modelación con RBF y la modelación con SWAN

Una vez validado el uso de SWAN para propagar el oleaje al interior de BTS, este puede ser utilizado para comparar los resultados de la serie de tiempo obtenida por la red neuronal en los sitios de estudio para el mismo periodo utilizado en la comparación con el ADCP (Tabla 2).

La comparación muestra que para la *Hs,* el Ciprés tiene la mejor *R* con un valor de 0.99 y el menor se presentó en San Miguel con un valor de 0.86, pero en promedio todos los sitios de estudio tienen un *R* de 0.94, una sobre estimación de 0.02m, un *RMSE* de 0.10m y un *SI* de 0.12. Para el *Tp* la barra del EPB mostró la mejor *R* con un valor de 0.96 y el menor se mostró en el Puerto con un valor de 0.84, en promedio se registró un *R* de 0.90, una sobre estimación de 0.08s, un *RMSE* de 1.08s y un *SI* de 0.08s. La *Dp* presento en promedio una *R* de 0.95, una sub estimación de 2.80°, un *RMSE* de 4.66° y un *SI.* Un mayor detalle y representaciones graficas de las comparaciones por sitio de estudio se pueden consultar en el apéndice 2.

Los errores obtenidos en la comparación de la modelación por RBF contra SWAN no se consideran significativos debido a su magnitud. Además, los errores encontrados son similares a los reportados en un trabajo similar realizado por Camus et. al (2011) que se describe en el apéndice 3. Por lo que los resultados generados a través de la red RBF se consideran como de buena calidad.

Tabla 2- Análisis estadístico de la calidad de la modelación por la red RBF comparado por la modelación en SWAN para el periodo de abril del 2014 a abril del 2015

	Hs (m)				Tp(s)				Dp(°)			
Locación	**R**	**bias**	**RMSE**	**SI**	**R**	**bias**	**RMSE**	**SI**	**R**	**bias**	**RMSE**	**SI**
'San Miguel'	0.86	0.08	0.17	0.17	0.87	0.05	1.28	0.10	0.97	-3.91	6.07	0.03
'Sauzal'	0.89	0.07	0.14	0.16	0.85	0.05	1.43	0.11	0.97	-2.54	4.12	0.02
Punta Morro'	0.96	0.02	0.08	0.11	0.88	0.01	1.20	0.09	0.97	-2.76	4.48	0.02
'Puerto'	0.96	0.02	0.08	0.10	0.84	0.07	1.41	0.11	0.95	-1.71	2.94	0.01
'Cipres'	0.99	-0.02	0.07	0.09	0.94	0.10	0.83	0.06	0.97	-2.39	3.97	0.01
'Boca EPB'	0.98	-0.02	0.06	0.10	0.95	0.12	0.75	0.06	0.94	-2.31	4.24	0.02
'Barra EPB'	0.98	-0.02	0.05	0.09	0.96	0.11	0.68	0.05	0.87	-1.00	2.20	0.01
'Isla'	0.92	0.04	0.16	0.12	0.91	0.16	1.06	0.08	0.97	-5.75	9.27	0.04
Promedio	**0.94**	**0.02**	**0.10**	**0.12**	**0.90**	**0.08**	**1.08**	**0.08**	**0.95**	**-2.80**	**4.66**	**0.02**

VII.II.III. Caracterización del oleaje en aguas someras

Se realizó una comparación de los parámetros integrales del oleaje entre los sitios de estudio para facilitar su análisis e identificar los rasgos predominantes. Un análisis más detallado para cada sitio de estudio puede consultarse en el apéndice 4.

La *Hs* dentro de la Bahía Todos *Santos* presenta una variación espacial, el mayor promedio ocurre en la Isla Todos Santos, seguida por San Miguel, después la *Hs* comienza a disminuir en los sitios hacia el sur alcanzando un promedio mínimo en la Barra del EPB (Figura 9); además existe una variación estacional igual a la descrita para el oleaje de agua profunda, donde el promedio de *Hs* es de mayor altura en invierno y menor en verano. Como se observa en la Figura 9, en los sitios de San Miguel y el Sauzal la variación estacional no es tan pronunciada en comparación al resto de los sitios de estudio, este fenómeno se discute en la sección VIII.IV.

El *Tp* tiene un comportamiento similar entre los sitios de estudio (Figura 10), el cual se encuentra en un promedio entre los 13 y 14.5 s a lo largo del año, en enero alcanza su valor máximo y en mayo su valor mínimo. La mayor variabilidad entre los sitios de estudio ocurre de mayo a octubre con un valor alrededor de 0.5s, el resto del año varia alrededor de 0.3s, estos valores no se consideran significativos y se atribuyen principalmente a cambios en el espectro durante la modelación.

La *Dp* de la cual llegan las olas a la costa en los sitios de estudio (Figura 11), muestra una variación estacional pronunciada para la Isla de Todos Santos, el resto de los sitios de estudio ubicados dentro de la bahía muestran la misma variación pero en menor grado y disminuyendo de norte a sur a tal punto que, en la barra del EPB la variación es casi nula. Estos cambios espaciales en la variación de la dirección de propagación se atribuye principalmente a los cambios de dirección del oleaje ocasionados por la interacción con el fondo, y se discute con mayor detalle en sección VIII.IV.

La *P* principalmente depende de la *Hs* por lo cual presentan la misma variación estacional y espacial (Figura 12), con un oleaje más energético durante en invierno y menor en verano, la isla de Todos Santos presenta los mayores promedios seguido por San Miguel y reduciéndose hacia el sur dentro de la bahía hasta alcanzar promedios mínimos en la barra del EPB.

Las diferencias significativas encontradas en los parámetros integrales del oleaje entre los sitios de estudio son discutidas en la sección VIII.IV.

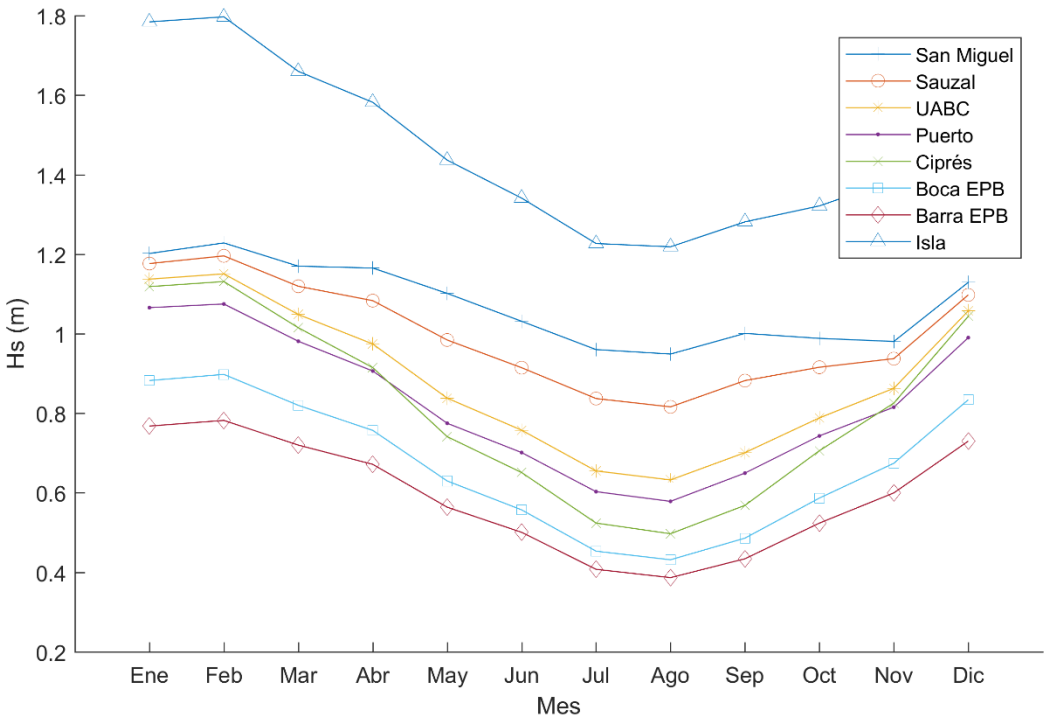

Figura 9- Comparación del promedio mensual de la altura significante (Hs) entre sitios de estudio

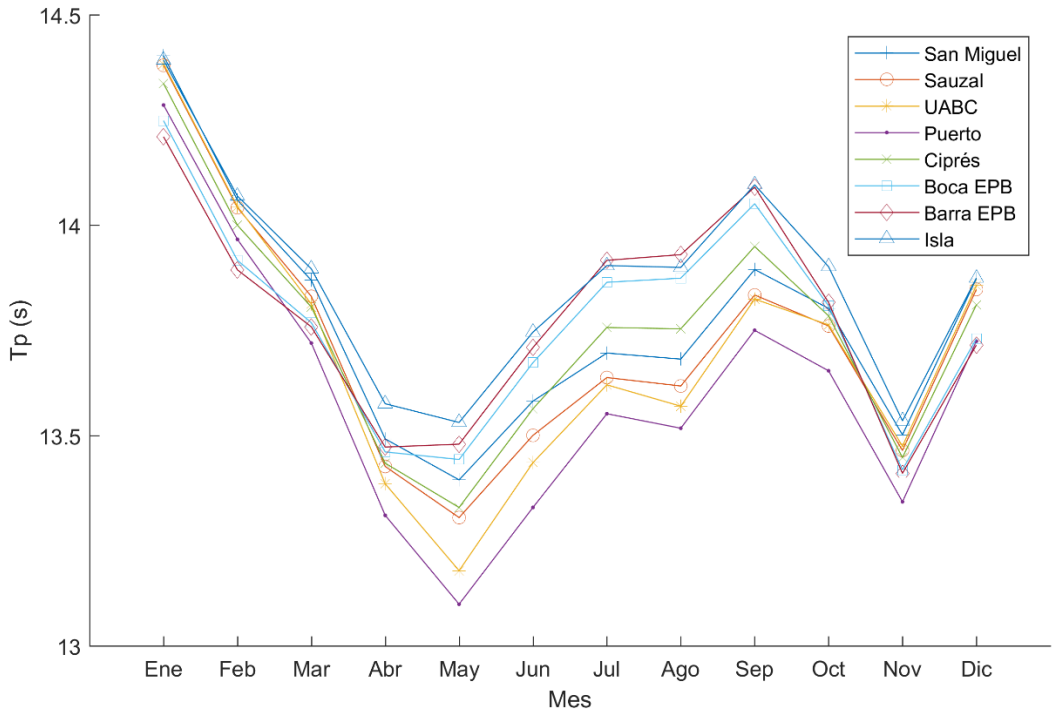

Figura 10- Comparación del promedio mensual del periodo asociado al pico espectral (Tp) entre los sitios de estudio

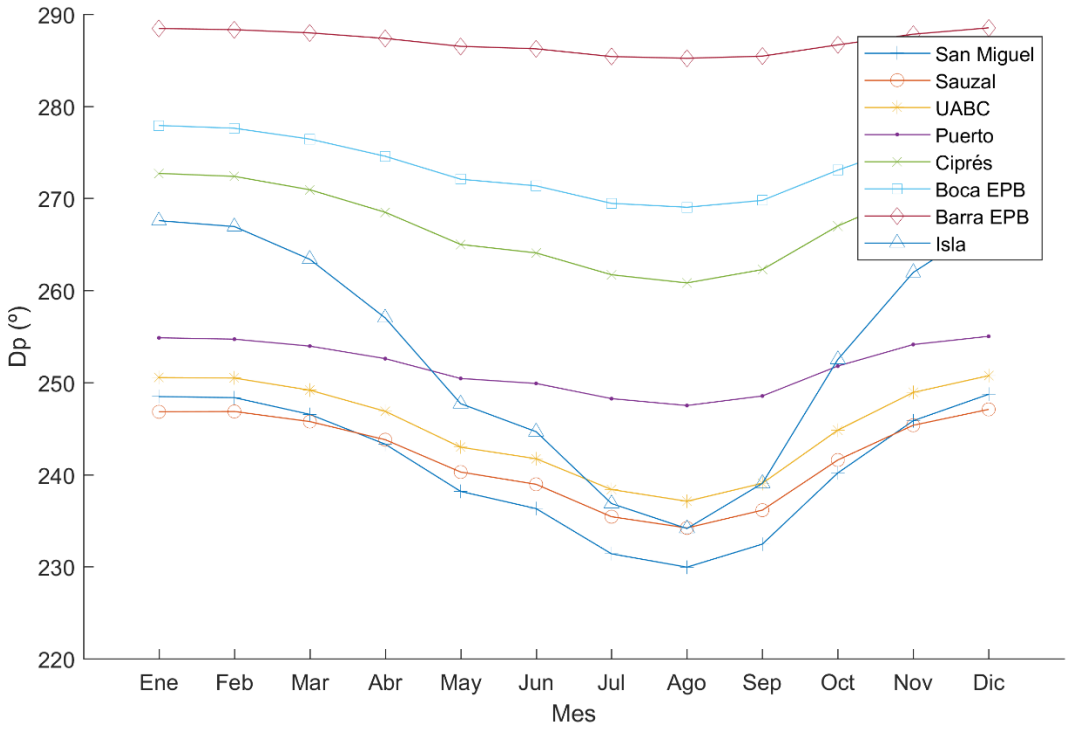

Figura 11- Comparación del promedio mensual de la dirección promedio (Dp) entre sitios de estudio

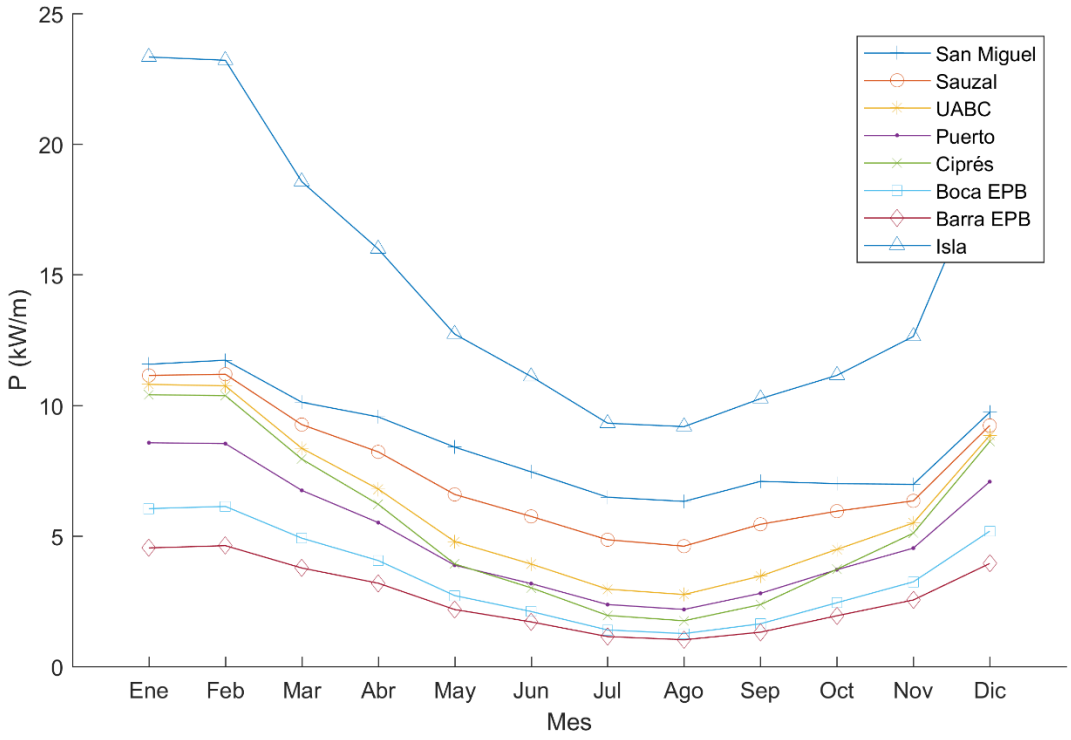

Figura 12- Comparación del promedio mensual de la potencia del oleaje (P) entre sitios de estudio

VIII. Discusión

VIII.I. Comparación de la modelación con SWAN contra datos medidos por *ADCP*

Durante la comparación realizada en la sección VII.II.I se observó que las mediciones realizadas por el ADCP para *Tp* y *Dp* presentan un comportamiento diferente a la modelación por SWAN, lo que se ve reflejado en un *R* bajo y un *RMSE* alto.

En el caso del *Tp* las diferencias encontradas se atribuyen a que durante ese periodo el oleaje predominante fuera por vientos locales y no por swell, lo que ocasionaría la dominancia de oleaje con periodos más cortos. Durante la modelación en SWAN no se incluyó la generación de olas por vientos locales debido a que estas aportan una cantidad de energía significativamente menor en comparación con el *swell* que arriba a las costas. Puesto que el ADCP tiene la capacidad de medir olas cortas de viento, durante los periodos en que estas sean dominantes existirá una discrepancia con la modelación.

Las diferencias observadas en la *Dp* pueden estar relacionadas con diferencias entre la batimetría real de la zona y la batimetría utilizada en las simulaciones numéricas con que se entrenó la red neuronal. En el modelo la refracción del oleaje ocurre al interactuar las olas con la batimetría proporcionada; un mayor detalle y escala en la batimetría utilizada significa un mejor cálculo de refracción. Las diferencias observadas también podrían estar relacionadas con la resolución temporal de la serie de tiempo, las mediciones proporcionadas por el AWAC son promedios de los parámetros del oleaje cada hora, mientras que la serie de tiempo utilizada en SWAN son promedios cada tres horas. A pesar de esta variación, la dirección promedio del AWAC es muy cercano al obtenido en SWAN por lo cual se consideran aceptables los resultados de la modelación de *Dp*.

VIII.II. Comparación de las simulaciones con RBF con observaciones en campo

Aunque las simulaciones del oleaje realizadas con el modelo SWAN pueden utilizarse como base para la comparación con los datos obtenidos por la red neuronal, ya que el modelo SWAN considera todos los fenómenos físicos que ocurren durante la propagación del oleaje, realizar una comparación de las salidas de la RBF con mediciones en campo es ideal para determinar su certidumbre.

Durante este trabajo se determinó que realizar la comparación entre la serie de tiempo del ADCP y la RBF daría un resultado similar a la comparación realizada entre ADCP y SWAN realizada en la sección VII.II.I, por lo que se decidió utilizar un set de mediciones independientes. Para ello se utilizaron las mediciones realizadas por Martinez-Diaz-De-Leon et al. (2008), en el cual realizaron mediciones del oleaje con un ADCP frente a la boca del EPB para el periodo de Noviembre del 2004 a Abril del 2005.

Utilizando una comparación gráfica de la modelación con *RBF* contra la serie de tiempo publicada por Martinez-Diaz-De-Leon et al. (2008) durante el mismo periodo (Figura 13), se identificaron similitudes en la forma de ambas series de tiempo. En un cuadro rojo se resalta una tormenta ocurrida a principios de diciembre, mencionada por Martínez Díaz de León como un evento energético, y con un cuadro verde se muestra otro de los picos más significativos que ocurrieron en este periodo.

Esta comparación visual demuestra que la modelación por *RBF* es capaz de reproducir resultados similares a la realidad. Además, el análisis de los datos de este periodo modelados por la red muestra un promedio de *Hs* de 0.78m y un rango de *Tp* entre 6 y 20 s, valores muy cercanos a los registrados por Martínez y colaboradores.

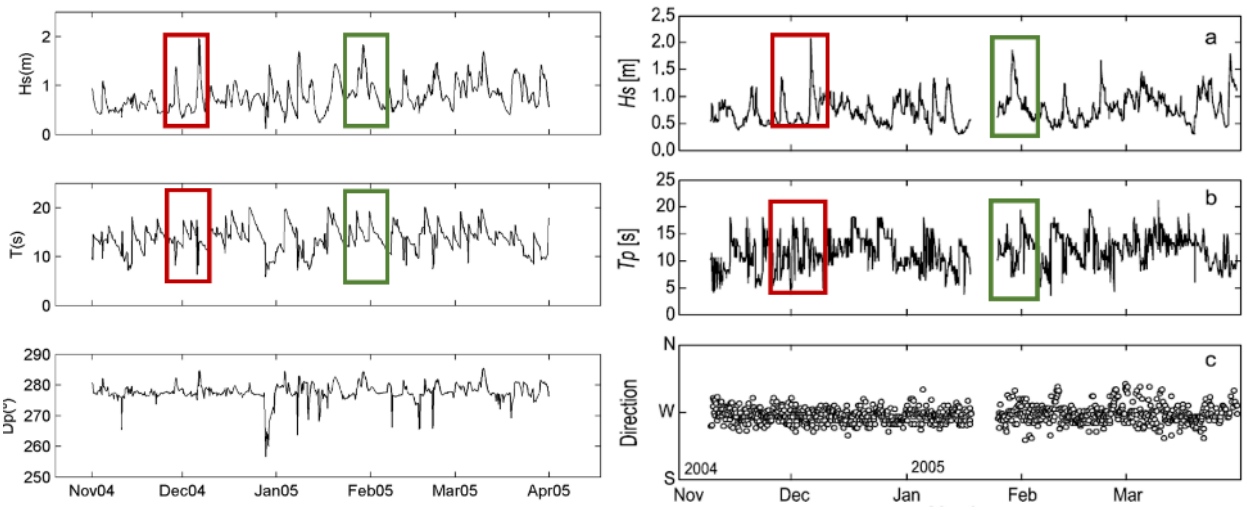

Figura 13- Comparación gráfica del estudio realizado por Martínez-Diaz-De-León et al., 2008 para el periodo Noviembre del 2004 a abril del 2005.

VIII.III. Comparación de la calidad de la modelación con RBF con estudios similares

Otra forma de validar los resultados obtenidos a través de la modelación con RBF en este trabajo es comparándolos con otros estudios similares. Encontrar valores similares o menores en términos de *R, RMSE, bias* o *SI* para la modelación de los parámetros integrales del oleaje dan certidumbre a este trabajo

Existen algunos estudios que han realizado la comparación de resultados de una modelación por ANN y mediciones de oleaje en campo; Camus, Mendez, Medina, Tomas, y Izaguirre (2013), utilizaron el método hibrido para la propagación del oleaje y los resultados fueron comparados con datos de boyas. Kalra et al. (2005), utilizaron un modelo de *RBF* para propagar la altura del oleaje a la costa. Mudronja et al. (2017), utilizo la red *MLP* para modelar la altura del oleaje. Makarynskyy (2002), utilizo *MLP* para predecir los parámetros del oleaje a diferentes tiempos, durante la validación encontró que el error aumenta a medida que se intenta predecir a un tiempo más largo.

La comparación de los resultados de estos estudios con los obtenidos en este trabajo (Tabla 3), muestra que tanto la modelación de *Hs* como de *Tp* tienen resultados con errores similares, *Dp* no pudo ser comparada debido a que en otros trabajos no se reporta.

Tabla 3- Comparación de la calidad del modelo con otros estudios.

Autor	Ramade, 2017				Camus et al.,2013				Kalra et al., 2005				Mudronja et al., 2017	Makarynskyy, 2002		
	RMSE	Bias	SI	R	RMSE	Bias	Si	R	RMSE	Bias	SI	R	RMSE	RMSE	SI	R
Hs	0.37	-0.261	0.383	0.811	0.39,0.49	-.11, 0	0.25,0.35	0.85,0.92	0.4	0.26	0.28	0.9	0.126, 0.296	0.14,0.77	0.12,0.66	0.40,0.97
Tp	4.337	2.575	0.407	0.181	2.17,2.73	-.095,-0.30	0.24,0.29	0.74,0.80	--	--	--	--	--	1.75,2.26	0.14,0.17	0.14,0.63
Dp	8.812	-3.022	0.033	0.236	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--

VIII.IV. Caracterización del oleaje de agua somera

En la sección VII.II.III se describe la existencia de diferencias significativas y rasgos notorios en el comportamiento de los parámetros integrales del oleaje entre los sitios de estudio, en esta sección se describirá la causa de estas observaciones.

En términos de *Hs* y *P* se registró una disminución significante entre la isla de Todos Santos y San Miguel, esta diferencia puede deberse al hecho de que San Miguel se encuentra sobre la costa de la Bahía de Todos Santos y la isla está en contacto directo con la zona de aguas profundas, lo que significa que el oleaje que llega a San Miguel ha sufrido de mayor fricción con el fondo además de sufrir refracción por el fondo causando una disminución de *Hs* y, por lo tanto, de su potencia.

La variación estacional que ocurre sobre la *Hs* y *P* coincide con lo descrito por Cornett (2008), quien describe que la temporada más energética para el hemisferio norte ocurre entre diciembre-febrero, mientras que de junio-agosto es el menos energético.

La variación espacial está presente en todos los sitios de estudio a excepción de la isla, esta se explica debido a que el oleaje predominante es del noroeste, por la refracción y por el efecto de fricción con el fondo que ocurre durante la propagación del oleaje (Figura 14). El oleaje comienza a refractarse al pasar por la entrada norte de la bahía y disminuye la *Hs a* medida que viaja hacia el centro y al sur de la bahía por el efecto de la fricción con el fondo hasta alcanzar su mínimo en la barra del EPB, dado que San Miguel se encuentra en el punto norte más cerca a la entrada a la bahía, la trayectoria recorrida por la ola es mínima en comparación al resto de los puntos de estudio, por lo cual, la disipación por fricción con el fondo que sufre es menor.

Otro factor importante que afecta la *Hs* y *P* es el efecto sombra que ocurre en el interior de la bahía, generado por la isla sobre los puntos de estudio del Estero de Punta Banda cuando el oleaje proviene del noroeste (Figura 14), y generado por la isla y por la península de Punta Banda cuando el oleaje proviene del suroeste (Figura 15) ocasionando una disminución de *Hs* sobre los puntos del Ciprés y el Estero de Punta Banda.

La *Dp* es afectada principalmente por los efectos de refracción ocasionados por la batimetría, por lo que la variación estacional es más pronunciada en los sitios que sufren menor refracción, la isla al estar en contacto directo con el oleaje de agua profunda presenta una variación muy pronunciada; por otro lado la boca y la barra del EPB tiene una variación estacional mínima, con un oleaje incidente casi exclusivamente del noroeste debido a efectos de refracción y al efecto de sombra ocasionado por la península de Punta Banda cuando el oleaje proviene del suroeste (Figura 15).

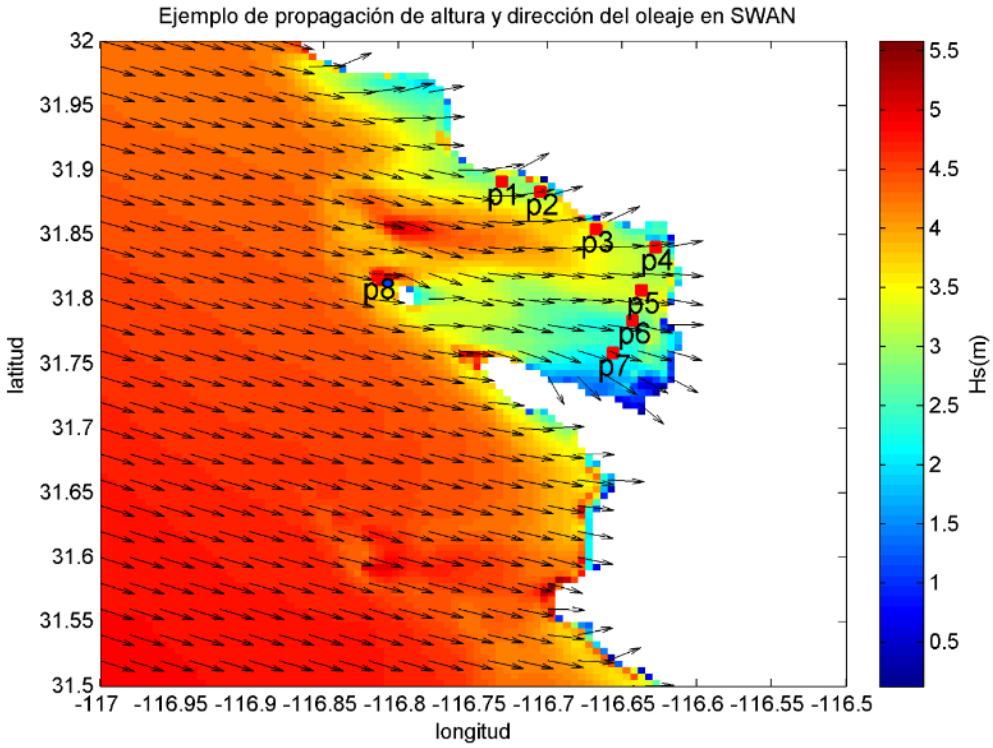

Figura 14- Ejemplo de la propagación de oleaje con dirección del Noroeste en la Bahía Todos.

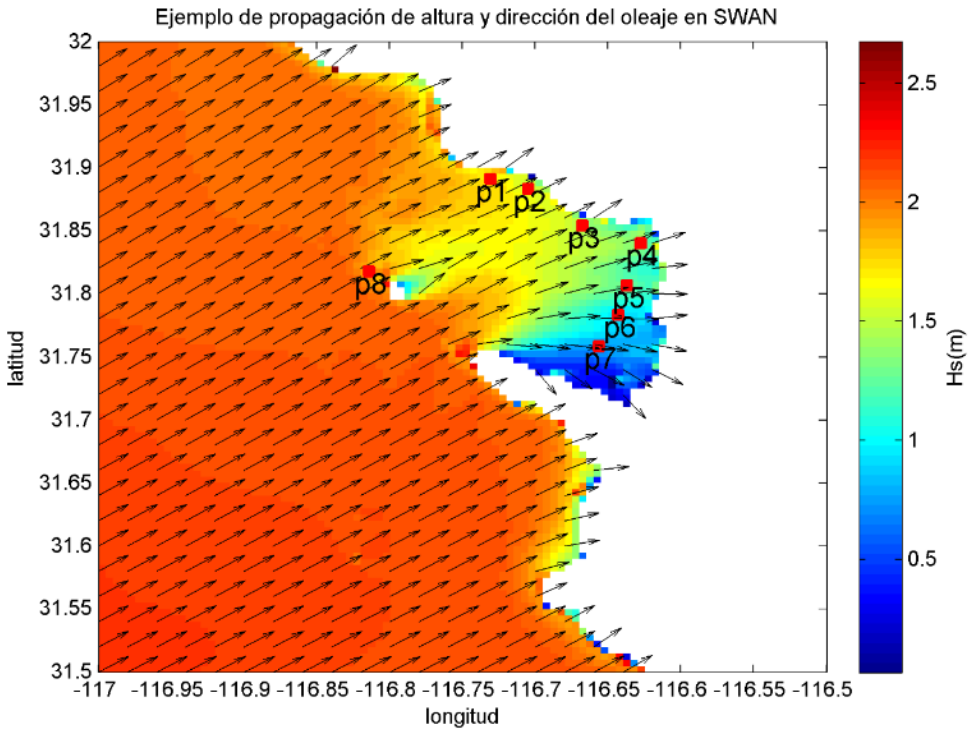

Figura 15- - Ejemplo de la propagación de oleaje con dirección del Suroeste en la Bahía Todos.

VIII.V. Variación en la potencia del oleaje

El objetivo de calcular y analizar *P* en los distintos sitios de estudio es identificar aquellos con mejor potencial para la extracción de energía del oleaje. Por ello, se debe considerar que los sitios con un flujo de energía moderado y estable pueden resultar más convenientes que sitios con mayor flujo energía pero con menor estabilidad (Cornett, 2008).

Para identificar el sitio con el flujo de energía más estable se utilizó el coeficiente de variación (COV) dado por

$$COV = \frac{\sigma P}{\bar{P}} \quad 4.1$$

donde σP es la desviación estándar y $\bar{P}$ el promedio de la potencia del oleaje.

A pesar que la isla de Todos Santos es el sitio con el mayor promedio de *P*, San Miguel es el lugar con un menor *COV* (Tabla 4), y dado que es el segundo lugar con mayor *P* se propone que este lugar cuenta con el mejor potencial para proyectos de conversión de energía de los sitios analizados en este trabajo.

Sin embargo, la extracción de energía no depende únicamente de su disponibilidad, otros factores influyentes son, la tecnología utilizada para la extracción de energía que puede optimizar o reducir su extracción, los cambios en la batimetría debido a la erosión o acreción de las playas, el cambio de nivel del mar y las corrientes o simplemente los efectos que tengan dichos sistemas de extracción sobre el rompimiento de las olas (Gleizon et al., 2017).

El índice de variabilidad estacional (*SV*) y el índice de variabilidad mensual (*MV*) propuestos por Cornett (2008), la variabilidad inter-anual (*IAV*) y la variabilidad anual promedio *(MAV)* propuestos por Stopa, Cheung, Tolman, y Chawla (2013) también se incluyen en la Tabla 4. Estos índices se presentan de la forma:

$$SV = \frac{P_{S1} - P_{S4}}{P_{año}} \qquad MV = \frac{P_{M1} - P_{M12}}{P_{año}} \qquad MAV = \overline{\left(\frac{\sigma_J}{\overline{X_J}}\right)} \qquad IAV = \frac{\sigma_{\overline{XJ}}}{\bar{X}}$$

Donde $P_{año}$ es el promedio anual de flujo de energía, P_{S1} es el promedio de la estación más energética y P_{S4} es el promedio de la estación menos energética. P_{M1} es el promedio del mes más energético y P_{M12} es el mes con el menor promedio. El subíndice j se refiere a los valores anuales, σ es la desviación estándar y $\bar{X}$ se refiere al promedio de la variable.

El *SV* cuantifica la variabilidad de la energía del oleaje relativo a su promedio en una escala estacional de tres meses y no se ve afectado por escalas de periodos más cortos. El *MV* describe el rango máximo del promedio mensual de energía de la ola relativo a su promedio anual. EL *MAV* provee una medición de la variabilidad dentro de un año, mientras que el *IAV* es la medición de la variabilidad entre cada año, especialmente usado en series de tiempo largas. En este estudio estos índices presentan el mismo comportamiento que el *COV*, siendo San Miguel la locación con menor variabilidad y el Ciprés el lugar con la mayor variabilidad.

Tabla 4- Análisis de la variabilidad temporal del flujo de energía en casa sitio de estudio

P(kW/s)					
Locación	**COV**	**SV**	**MV**	**MAV**	**IAV**
'San Miguel'	0.74	0.48	0.64	0.71	0.21
'Sauzal'	0.84	0.74	0.90	0.78	0.26
Punta Morro'	1.11	1.13	1.32	1.00	0.35
'Puerto'	1.04	1.10	1.30	0.95	0.33
'Cipres'	1.30	1.37	1.60	1.15	0.41
'Boca EPB'	1.17	1.16	1.43	1.07	0.36
'Barra EPB'	1.12	1.07	1.37	1.03	0.34
'Isla'	0.94	0.83	0.96	0.88	0.29

IX. Conclusiones

Utilizando un método hibrido de propagación del oleaje, se caracterizó el clima del oleaje para ocho locaciones dentro de Bahía de Todos Santos en términos de altura significativa ola (*Hs*), periodo (*Tp*), dirección (*Dp*) y flujo de energía (*P*) para un periodo de 22 años.

El mayor promedio de *Hs* se registró en la Isla Todos Santos con un valor de 1.47m, el menor promedio se registró en la barra del Estero de Punta Banda con un valor de 0.58m. El *Tp* predominante dentro de la bahía varía entre los 13 y 14s. El oleaje presenta una variación estacional, de junio a septiembre predomina el oleaje del Suroeste, el resto del año predomina el oleaje del Noroeste. Durante el invierno el oleaje que proviene del Noroeste tiene mayor altura y por lo tanto ocurre un mayor flujo de energía. La isla registro la mayor potencia del oleaje con un promedio de 14.6kW/m, el menor promedio se registró en la barra del EPB. San Miguel registró el segundo promedio más alto de *P* con un valor de 8.5kW/m y la menor variación con un COV de 0.74.

Existe una variación espacial dentro de la bahía; el oleaje es más energético en la parte norte de la bahía y se reduce hacia el sur, esto debido a la combinación de la variación estacional del oleaje, la fricción con el fondo, la refracción y la presencia del efecto de sombra ocasionado por la Isla Todos Santos y la península de Punta Banda.

La combinación de los métodos dinámico y estadístico de propagación de oleaje ha mostrado ser una herramienta eficiente para la caracterización del oleaje en la Bahía de Todos Santos, especialmente en la modelación de *Hs.* El buen desempeño del modelo se atribuye a la selección de casos representativos por MDA y la red neuronal *RBF*. La precisión del modelo depende principalmente del número de casos representativos. En este trabajo se utilizaron 1000 casos representativos pero se demostró que un mínimo de 200 casos es suficiente ya que al aumentar el número de casos por arriba de los 200 casos no presenta diferencias significativas en la precisión del modelo.

A pesar de que la validación del modelo híbrido de propagación del oleaje se realizó comparando solo un año de mediciones, se demostró que el modelo es útil para la reconstrucción de series de tiempo largas para cualquier sitio de la Bahía Todos Santos con resultados aceptables.

X. Referencias

Adams, P. N., Inman, D. L., y Graham, N. E. (2008). Southern California Deep-Water Wave Climate: Characterization and Application to Coastal Processes. Journal of Coastal Research, 244, 1022–1035. https://doi.org/10.2112/07-0831.1

Barstow, S. F., y Falnes, J. (1996). Ocean Wave energy in the South Pacific - the resource and its utilization, (November), 1–64. Retrieved from http://ict.sopac.org/VirLib/MR0234.pdf

Camus, P., Mendez, F. J., y Medina, R. (2011). A hybrid efficient method to downscale wave climate to coastal areas. Coastal Engineering, 58(9), 851–862. https://doi.org/10.1016/j.coastaleng.2011.05.007

Camus, P., Mendez, F. J., Medina, R., y Cofiño, A. S. (2011). Analysis of clustering and selection algorithms for the study of multivariate wave climate. Coastal Engineering, 58(6), 453–462. https://doi.org/10.1016/j.coastaleng.2011.02.003

Camus, P., Mendez, F. J., Medina, R., Tomas, A., y Izaguirre, C. (2013). High resolution downscaled ocean waves (DOW) reanalysis in coastal areas. Coastal Engineering, 72, 56–68. https://doi.org/10.1016/j.coastaleng.2012.09.002

Cornett, A. (2008). A global wave energy resource assessment. Proc. ISOPE, 8(January), 318–326. Retrieved from http://e-book.lib.sjtu.edu.cn/isope2008/data/papers/I08TPC-579Corn.pdf

Deo, M. C. (2010). Artificial neural networks in coastal and ocean engineering. Indian Journal of Geo-Marine Science, 39(4), 589–596.

Gajá Ferrer, S., 2004. Estadística de oleaje en dos localidades dentro de la bahía de Todos Santos, B.C., y su uso para la extrapolación de datos de oleaje de aguas profundas al interior de la bahía. Facultad de Ciencias Marinas. U.A.B.C. Ensenada, B.C. Tesis de licenciatura. 63 pp

Gleizon, P., Campuzano, F., Carracedo, P., Martínez, A., Goggins, J., Atan, R., y Nash, S. (2017). Marine Renewable Energy. https://doi.org/10.1007/978-3-319-53536-4

Gouldby, B., Méndez, F. J., Guanche, Y., Rueda, A., y Mínguez, R. (2014). A methodology for deriving extreme nearshore sea conditions for structural design and flood risk analysis. Coastal Engineering, 88, 15–26. https://doi.org/10.1016/j.coastaleng.2014.01.012

Hadadpour, S., Etemad-Shahidi, A., y Kamranzad, B. (2014). Wave energy forecasting using artificial neural networks in the Caspian Sea. Proceedings of the Institution of Civil Engineers - Maritime Engineering, 167(1), 42–52. https://doi.org/10.1680/maen.13.00004

Huang, G. Bin, Saratchandran, P., y Sundararajan, N. (2005). A generalized growing and pruning RBF (GGAP-RBF) neural network for function approximation. IEEE Transactions on Neural Networks, 16(1), 57–67. https://doi.org/10.1109/TNN.2004.836241

Jane, R., Dalla Valle, L., Simmonds, D., y Raby, A. (2016). A copula-based approach for the estimation of wave height records through spatial correlation. Coastal Engineering, 117, 1–18. https://doi.org/10.1016/j.coastaleng.2016.06.008

Kalra, R., Deo, M. C., Kumar, R., y Agarwal, V. K. (2005a). RBF network for spatial mapping of wave heights. Marine Structures, 18(3), 289–300. https://doi.org/10.1016/j.marstruc.2005.09.003

Kim, C. K., Toft, J. E., Papenfus, M., Verutes, G., Guerry, A. D., Ruckelshaus, M. H., … Polasky, S. (2012). Catching the Right Wave: Evaluating Wave Energy Resources and Potential Compatibility with Existing Marine and Coastal Uses. PLoS ONE, 7(11). https://doi.org/10.1371/journal.pone.0047598

Makarynskyy, O. (2002). Artificial neural networks in the forecasting of wave parameters. … and Forecasting, …. Retrieved from http://neuralito.googlecode.com/svn/!svn/bc/783/trunk/neuralito/ArfGen/docs/Lecturas/Makarynskyy_etal-Wave Height Prediction with Neural Networks in the coasts of Portugal.pdf

Mandal, S., y Prabaharan, N. (n.d.). Ocean Wave Forecasting Using Recurrent Neural Networks, (1999), 1–13.

Martínez Díaz de León, Asdrúbal; Coria Méndez, Pablo; (1993). Distribución de probabilidad de la altura del oleaje dentro de la bahía de todos santos, B.C., México. Ciencias Marinas, 203-218.

Martínez-Diaz-De-León, a, Lizárraga-Arciniega, R., Delgado-González, O., Galindo-Bect, L., Torres-Navarrete, C. R., Blanco-Betancourt, R., … Cano-Cetina, R. (2008). Influence of winter waves on the longitudinal growth of the Punta Banda Estuary sandbar, Todos Santos Bay, Baja California, Mexico. Ciencias …, 34, 69–76.

Mase, H., Yasuda, T., y Mori, N. (2011). Real-Time Prediction of Tsunami Magnitudes in Osaka Bay, Japan, Using an Artificial Neural Network. Journal of Waterway, Port, Coastal, and Ocean Engineering, 137(5), 263–268. https://doi.org/10.1061/(ASCE)WW.1943-5460.0000092

Meillón Mancheca O, Álvarez Borrego J. 1996. Análisis del comportamiento espacial del oleaje en la Bahía de Todos Santos, B.C. mediante imágenes de superficies marinas. Ciencias Marinas, vol. 23, núm. 1, 1997, pp. 23-41

Mork, G., Barstow, S., Kabuth, A., y Pontes, M. T. (2010). Assessing the Global Wave Energy Potential. 29th International Conference on Ocean, Offshore and Arctic Engineering: Volume 3, (June 2010), 447–454. https://doi.org/10.1115/OMAE2010-20473

Mudronja, L., Matić, P., y Katalinić, M. (2017). Data-Based Modelling of Significant Wave Height in the Adriatic Sea, 1–9. https://doi.org/10.7225/toms.v06.n01.00x

Pickett, S.D., Luttman, C., Guerin, V., Laoui, A. and James, E. 1998. DIVSEL and COMPLIB -strategies for the design and comparison of combinatorial libraries using pharmacophore descriptors. J. Chem. Inf. Comput. Sci. 38, 144-150.

Polinsky, A., Feinstein, R.D., Shi, S. and Kuki, A. 1996. LiBrain: software for automated design of exploratory and targeted combinatorial libraries, 219-232. In Chaiken, I.M. and Janda, K.D., eds., Molecular Diversity and Combinatorial Chemistry. Libraries and Drug Discovery, American Chemical Society, Washington DC

Puscasu, R. M. (2014). Integration of artificial neural networks into operational ocean wave prediction models for fast and accurate emulation of exact nonlinear interactions. Procedia Computer Science, 29, 1156–1170. https://doi.org/10.1016/j.procs.2014.05.104

Stopa, J. E., Cheung, K. F., Tolman, H. L., y Chawla, A. (2013). Patterns and cycles in the Climate Forecast System Reanalysis wind and wave data. Ocean Modelling, 70, 207–220. https://doi.org/10.1016/j.ocemod.2012.10.005

The Open University, 1999. Waves, Tides and Shallow Water Processes, second edition. Butterworth-Heinemann, Oxford, 227 pp. (1999).

Trujillo, A. P., y Thurman, H. V. (2005). Essentials of oceanography. Upper Saddle River, N.J: Pearson Prentice Hall.

Westhuysen, A. Van Der. (2012). Modeling nearshore wave processes. Polar.Ncep.Noaa.Gov, (298), 25–27. Retrieved from http://polar.ncep.noaa.gov/mmab/papers/tn298/MMAB_298.pdf

Willett, P. (1999). Universities of Leeds , Sheffield and York Dissimilarity-Based Algorithms For Selecting Structurally Diverse Sets Of Compounds, 6.

Zhang, X., Liu, Y., Yang, M., Zhang, T., Young, A. A., y Li, X. (2013). Comparative Study of Four Time Series Methods in Forecasting Typhoid Fever Incidence in China. PLoS ONE, 8(5). https://doi.org/10.1371/journal.pone.0063116

Apéndices

Apéndice 1- Experimentación en el diseño de ANN- RBF

La precisión de los resultados obtenidos con las *ANN* depende del problema a solucionar, de la calidad y cantidad de los datos utilizados y de la forma en la que estos datos son introducidos a la red (Kalra et al., 2005). El entrenamiento de las *ANN* se puede mejorar alternando su estructura, entrenando esquemas y controlando parámetros. El uso de métodos más sofisticados de entrenamiento pueden producir cambios significantes en el desempeño de las *ANN* (Deo, 2010).

En este trabajo el uso de 1,000 casos representativos, el spread utilizado de 60, la descomposición en componentes de la variable de dirección, y la normalización de los datos para el entrenamiento de la red fueron elegidos con base en la precisión obtenida al experimentar con diferentes condiciones para la red. La Tabla 5 muestra el cambio en la precisión del modelo basado en el número de casos representativos utilizados obtenidos a través del *MDA*.

Tabla 5- Análisis de la calidad del modelo dependiendo del número de casos representativos utilizados

	Hs(m)				Tp(s)				Dp(°)			
MDA	BIAS	RMSE	SI	R	BIAS	RMSE	SI	R	BIAS	RMSE	SI	R
25	-1.444	2.416	2.500	0.329	18.501	27.260	2.557	-0.219	7.834	14.524	0.054	0.139
50	0.164	0.608	0.630	0.093	3.149	6.696	0.628	-0.045	-10.413	21.315	0.080	0.256
100	-0.250	0.368	0.381	0.798	3.020	4.740	0.445	0.176	-2.291	8.400	0.031	0.232
200	-0.284	0.384	0.397	0.818	2.851	4.626	0.434	0.162	-2.820	8.186	0.031	0.240
300	-0.264	0.371	0.384	0.814	2.963	4.639	0.435	0.185	-2.394	8.422	0.031	0.243
400	-0.257	0.368	0.381	0.807	2.741	4.434	0.416	0.191	-2.684	8.726	0.033	0.235
500	-0.256	0.368	0.381	0.805	2.643	4.356	0.409	0.199	-2.743	8.716	0.033	0.239
600	-0.265	0.374	0.387	0.806	2.570	4.280	0.401	0.210	-2.882	8.761	0.033	0.240
700	-0.263	0.372	0.385	0.810	2.627	4.336	0.407	0.199	-2.852	8.733	0.033	0.240
800	-0.261	0.370	0.383	0.811	2.591	4.359	0.409	0.182	-2.844	8.735	0.033	0.230
900	-0.263	0.371	0.384	0.811	2.583	4.361	0.409	0.180	-2.862	8.794	0.033	0.237
1000	-0.261	0.370	0.383	0.811	2.575	4.337	0.407	0.181	-3.022	8.812	0.033	0.236

A partir del uso de 200 casos representativos el cambio de *RMSE* no es significante, el uso de un menor número de casos implica un menor tiempo computacional invertido. La calidad de los datos no solo está relacionada con el número de casos representativos utilizados, otro factor importante es el valor de spread utilizado en la arquitectura de la red, la Tabla 6 muestra los cambios en la calidad de los datos al cambiar el spread utilizando 1,000 casos seleccionados con el MDA. Se puede observar que el uso de un spread mayor a 5 no muestra cambios significantes en la calidad de los datos. Finalmente se debe buscar un spread capaz de reconstruir la serie de tiempo completamente o en este caso minimizar el número de casos no calculables, la Tabla 7 muestra el número de casos no calculable dependiendo del spread, donde 60 fue considerado el óptimo para la reconstrucción de la serie de datos.

Tabla 6- - Análisis de la calidad del modelo dependiendo del spread utilizado para 1,000 casos representativos.

	Hs(m)				Tp(s)				Dp(°)			
spread	BIAS	RMSE	SI	R	BIAS	RMSE	SI	R	BIAS	RMSE	SI	R
0.1	-0.017	0.410	0.424	0.410	9.370	10.195	0.956	-0.055	37.197	39.325	0.147	-0.070
0.5	0.128	27.278	28.236	0.030	6.561	369.923	34.702	-0.039	-85.695	144.215	0.539	0.128
1.0	0.332	17.754	18.378	0.002	-47.698	687.863	64.527	0.025	-45.175	106.871	0.399	0.152
5.0	-0.263	0.370	0.383	0.813	2.588	4.292	0.403	0.204	-2.919	9.042	0.034	0.227
10.0	-0.262	0.370	0.383	0.810	2.604	4.297	0.403	0.200	-2.785	8.843	0.033	0.233
20.0	-0.266	0.373	0.386	0.811	2.601	4.311	0.404	0.193	-3.205	8.933	0.033	0.229
30.0	-0.265	0.373	0.386	0.810	2.585	4.311	0.404	0.191	-3.069	8.934	0.033	0.228
40.0	-0.264	0.372	0.385	0.810	2.558	4.316	0.405	0.184	-3.052	8.828	0.033	0.231
50.0	-0.263	0.371	0.384	0.811	2.584	4.340	0.407	0.182	-3.004	8.807	0.033	0.233
60.0	-0.261	0.370	0.383	0.811	2.575	4.337	0.407	0.181	-3.022	8.812	0.033	0.236
70.0	-0.263	0.370	0.383	0.813	2.602	4.350	0.408	0.181	-3.029	8.801	0.033	0.237
80.0	-0.260	0.368	0.381	0.814	2.633	4.366	0.410	0.180	-2.954	8.747	0.033	0.238
90.0	-0.263	0.370	0.383	0.813	2.630	4.367	0.410	0.178	-2.995	8.756	0.033	0.238
100.0	-0.263	0.370	0.383	0.812	2.623	4.357	0.409	0.180	-3.033	8.749	0.033	0.244

Tabla 7- Número de casos no calculables dependiendo del spread utilizado para la serie de tiempo completa.

Conteo de valores no calculados			
spread	Hs	Tp	Dp
0.1	1	0	0
0.5	26996	27134	0
1	21130	17999	0
5	36	12	0
10	14	2	0
20	6	1	0
30	13	0	0
40	11	0	0
50	0	0	0
60	0	0	0
70	0	0	0
80	0	0	0
90	0	0	0
100	0	0	0

Como ya se mencionó la experimentación en el entrenamiento de la red es la forma más sencilla de mejorar la calidad de los datos. Pero también existen otros métodos, Gouldby et al. (2014), Camus et al. (2013) y Deo(2010), recomiendan la calibración de la serie de tiempo antes de utilizarla en la red. Además, Deo (2010), recomienda utilizar combinaciones de redes neuronales para mejorar la calidad de los resultados. Futuros estudios podrían realizarse utilizando estas recomendaciones para comparar si la calidad del modelo empírico aumenta significativamente.

Apéndice 2- Representaciones graficas de la validación de la modelación por RBF con la modelación por SWAN.

-San Miguel

La validación de los datos para el punto de San Miguel (Figura 16 y Figura 17) muestran todas las variables modeladas por la red neuronal con un coeficiente de correlación mayor a 0.86. El menor *RMSE* se presentó en la variable de *Hs* con un valor de 0.16m y el mayor *RMSE* se presentó en la variable *Dp* con un valor de 6°, además la dirección presenta un sesgo negativo lo que indica una subestimación de -3.9°, *Hs* y *Tp* presentaron fueron sobre estimados con valores de 0.08m y 0.04s respectivamente. El mayor *SI* se presentó en la variable *Hs* con un valor de 0.16, el menor *SI* se presentó en la variable *Dp* con 0.02

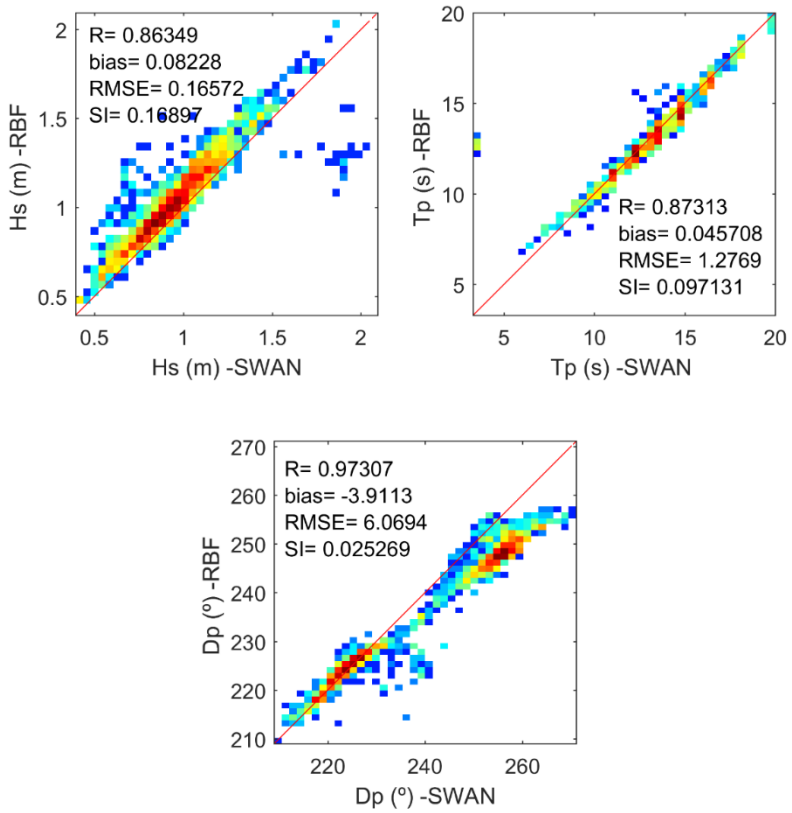

Figura 16- Comparación estadística en términos de R, bias, RMSE y SI de los parámetros de oleaje entre la modelación por SWAN y por la red RBF para el punto de San Miguel. La línea roja representa la regresión lineal esperada y los colores de los datos representan la densidad.

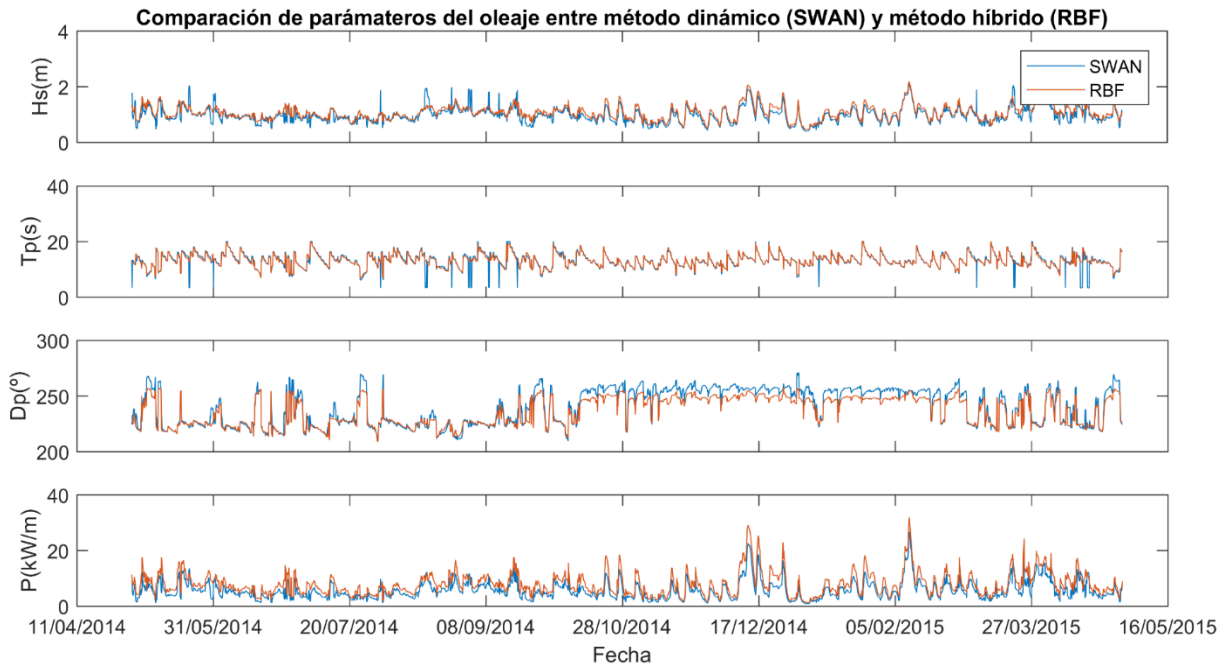

Figura 17- Comparación gráfica de las series de tiempo modeladas por SWAN y RBF en el punto de San Miguel

-Sauzal

La validación del modelo para el punto del Sauzal (Figura 18 y Figura 19), muestran los parámetros del oleaje con un *R* mayor a 0.851, un *RMSE* mínimo de 0.14m para *Hs* y un máximo de 4.116° para la variable *Dp*. Nuevamente en este punto la variable de dirección presenta un sesgo negativo de -2.5°, el resto de las variables presentan una ligera sobrestimación de 0.06m para *Hs* y 0.8s para *Tp*. El mayor *SI* se presentó en la variable *Hs* con un valor de 0.15, el menor *SI* se presentó en la variable *Dp* con 0.01.

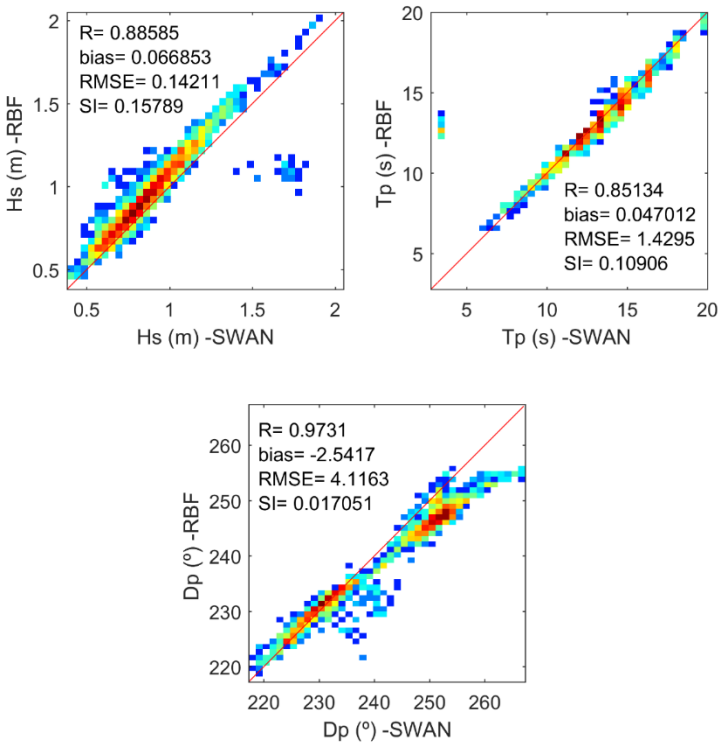

Figura 18- Comparación estadística en términos de R, bias, RMSE y SI de los parámetros de oleaje entre la modelación por SWAN y por la red RBF para el punto del Sauzal. La línea roja representa la regresión lineal esperada y los colores de los datos representan la densidad.

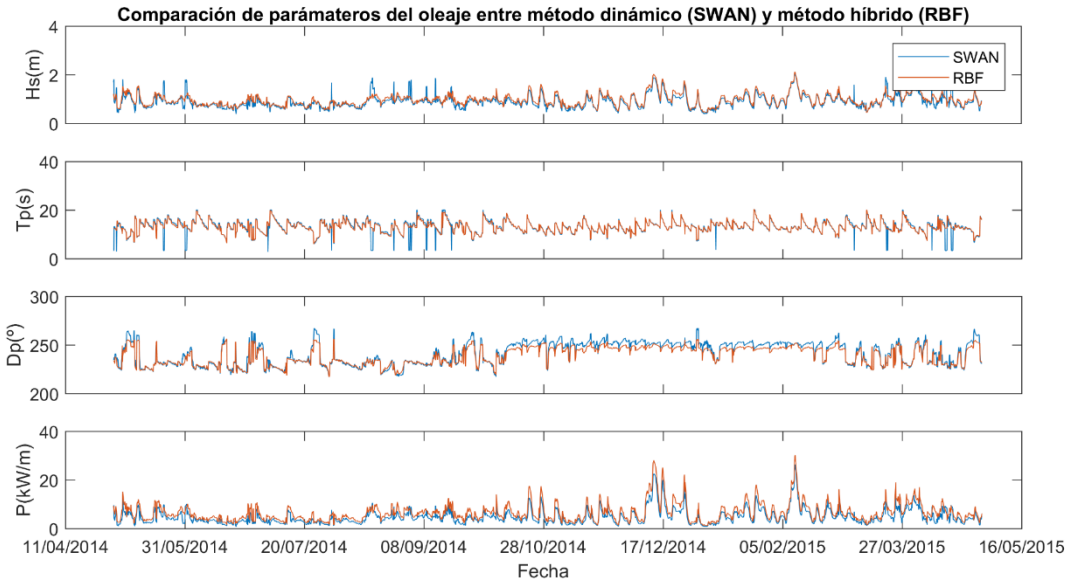

Figura 19- Comparación gráfica de las series de tiempo modeladas por SWAN y RBF en el punto del Sauzal.

-Punta Morro

La validación del punto de Punta Morro (Figura 20 y Figura 21), muestran los parámetros del oleaje con un *R* mayor a 0.87, un *RMSE* mínimo de 0.084m para *Hs* y un máximo de 4.477° para la variable *Dp*. En este punto la *Dp* presenta un sesgo de -2.7°, *Hs* y *Tp* presentan valores sobrestimados de 0.02m y 0.01s. El mayor *SI* se presentó en la variable *Hs* con un valor de 0.10, el menor *SI* se presentó en la variable *Dp* con 0.01.

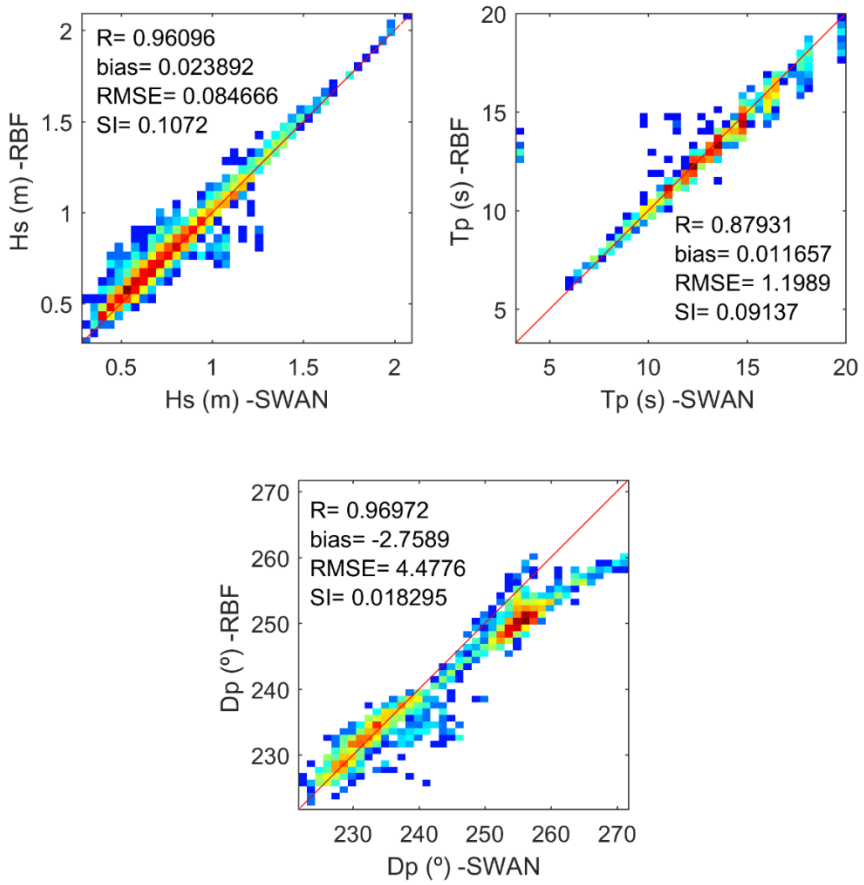

Figura 20- Comparación estadística en términos de R, bias, RMSE y SI de los parámetros de oleaje entre la modelación por SWAN y por la red RBF para el punto de Punta Morro. La línea roja representa la regresión lineal esperada y los colores de los datos representan la densidad.

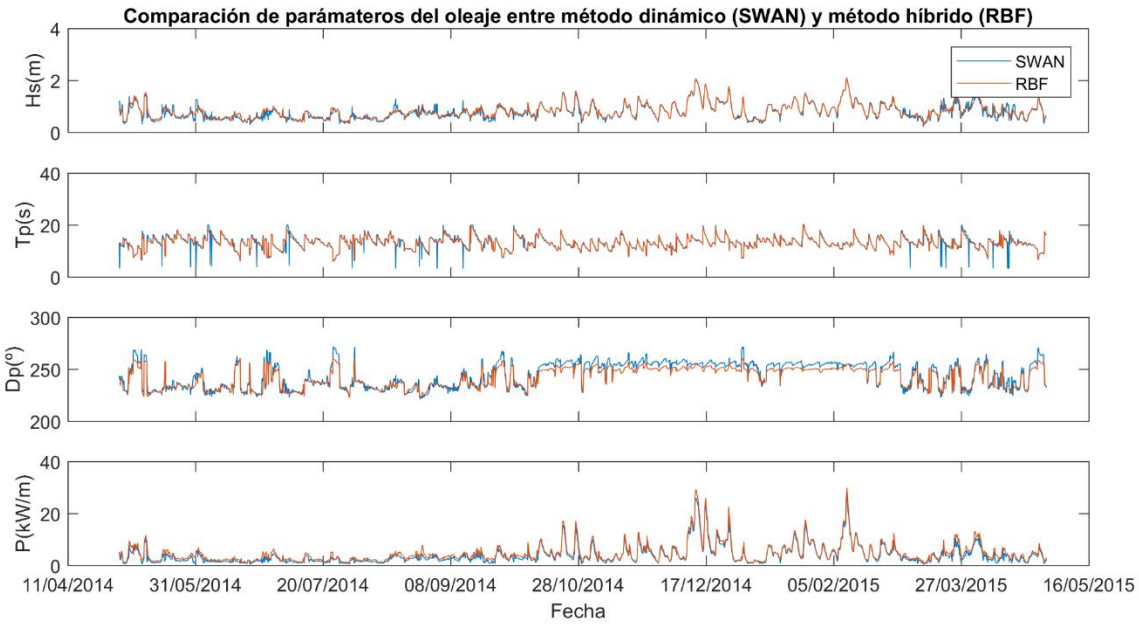

Figura 21- Comparación gráfica de las series de tiempo modeladas por SWAN y RBF en el punto de Punta Morro

-Puerto

La validación del punto del Puerto (Figura 22 y Figura 23), muestra los parámetros del oleaje con un *R* mayor a 0.84, un *RMSE* mínimo de 0.07m y un máximo de 2.9° para la variable *Dp*. En este punto el sesgo en la dirección del oleaje es de -1.7°, *Hs* es sobrestimada con un valor de 0.02m y *Tp* con 0.07s. El mayor *SI* se presentó en la variable *Tp* con un valor de 0.1, el menor *SI* se presentó en la variable *Dp* con 0.01.

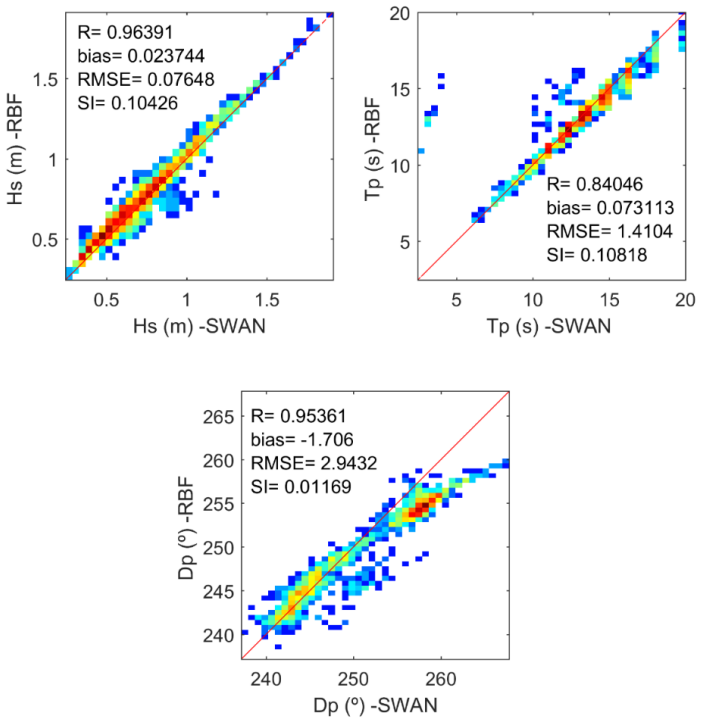

Figura 22- Comparación estadística en términos de R, bias, RMSE y SI de los parámetros de oleaje entre la modelación por SWAN y por la red RBF para el punto del Puerto. La línea roja representa la regresión lineal esperada y los colores de los datos representan la densidad.

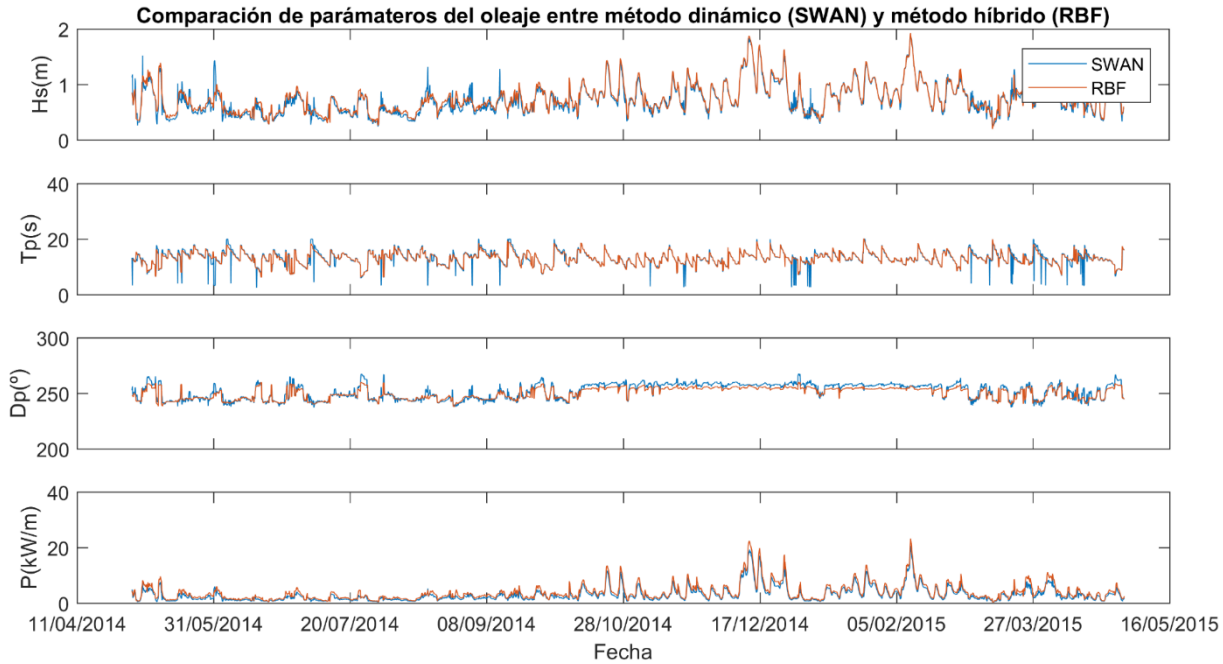

Figura 23- Comparación gráfica de las series de tiempo modeladas por SWAN y RBF en el punto del Puerto.

-El Ciprés

La validación de los parámetros del oleaje para el punto del Ciprés (Figura 24 y Figura 25) muestra un *R* mínimo de 0.93, un *RMSE* mínimo de 0.06m para la variable de *Hs* y un error máximo de 3.9° para *Dp*. *Tp* fue sobrestimado con un sesgo de 0.09s, mientras que *Hs* y *Dp* fueron subestimadas con valores de -0.01m y -2.3° respectivamente. Los valores de *SI* muestran un máximo de 0.09 para *Hs* y mínimo de 0.01 para *Dp*.

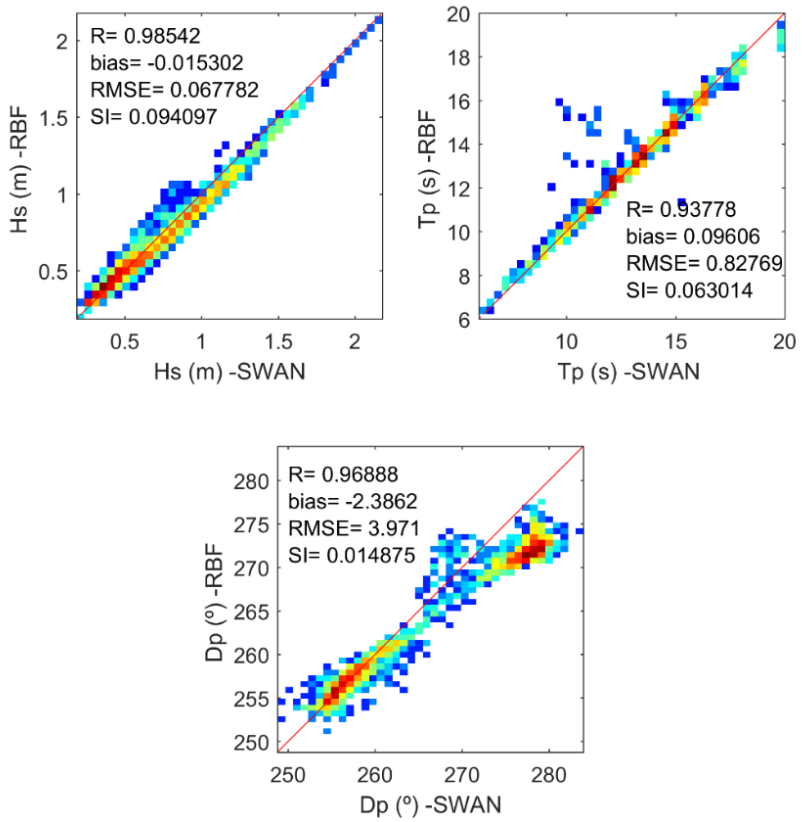

Figura 24- Comparación estadística en términos de R, bias, RMSE y SI de los parámetros de oleaje entre la modelación por SWAN y por la red RBF para el punto del Ciprés. La línea roja representa la regresión lineal esperada y los colores de los datos representan la densidad.

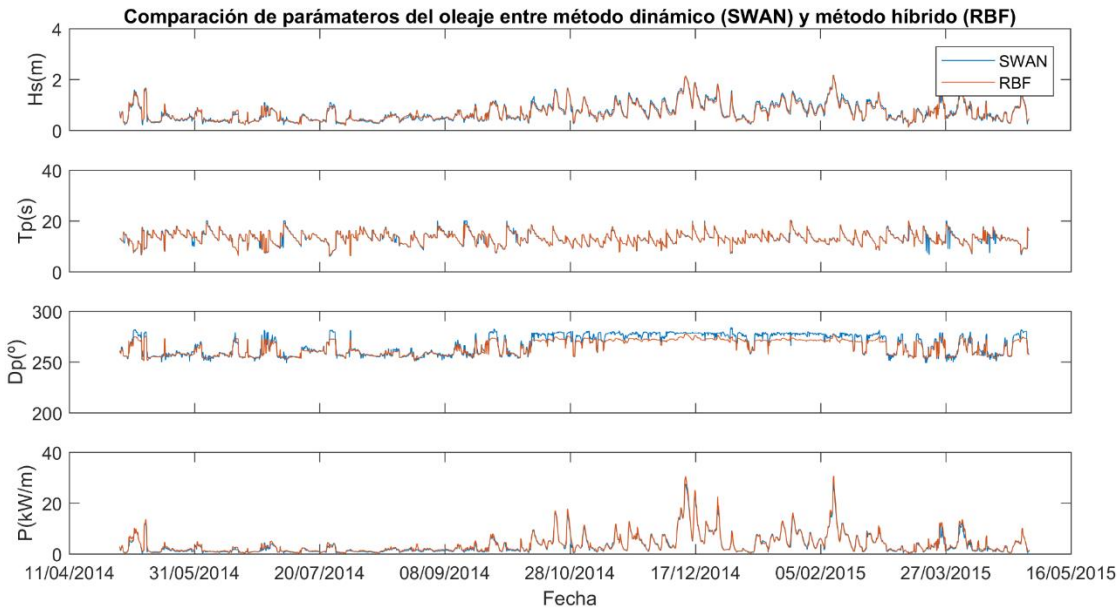

Figura 25- Comparación gráfica de las series de tiempo modeladas por SWAN y RBF en el punto del Ciprés

-Boca del estero de Punta Banda

La validación del sitio de la boca del estero de Punta Banda (Figura 26 y Figura 27),muestra los parámetros del oleaje con un *R* mayor a 0.93, un *RMSE* mínimo de 0.06m para *Hs* y un error máximo de 4.2°para la variable *Dp*. En este punto *Tp* es sobrestimado con un valor de 0.12s, el resto de las variables presentan valores subestimados de -0.01m para *Hs* y -2.3° para *Dp*. El mayor *SI* se presentó en la variable *P* con un valor de 0.1, el menor *SI* se presentó en la variable *Dp* con 0.01.

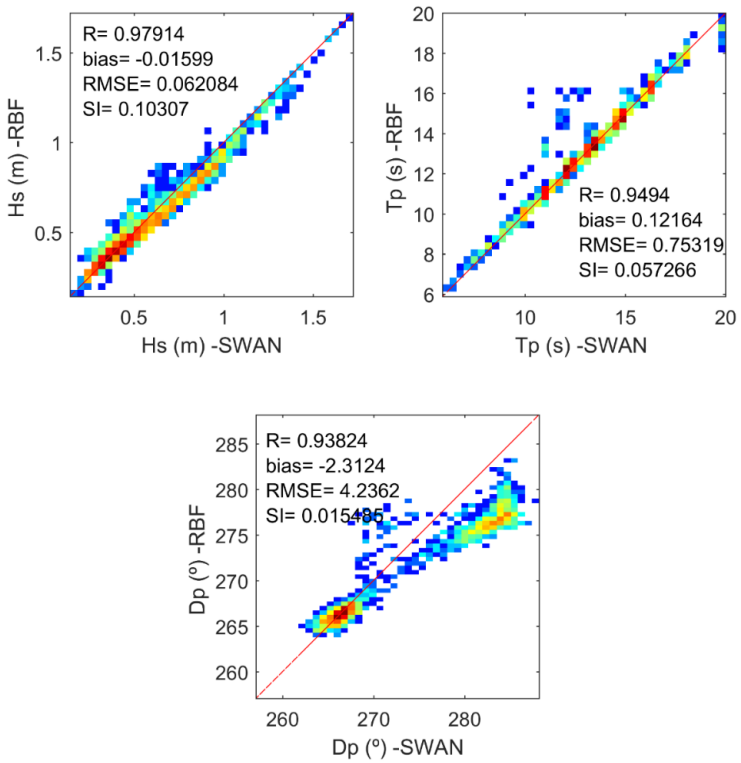

Figura 26- Comparación estadística en términos de R, bias, RMSE y SI de los parámetros de oleaje entre la modelación por SWAN y por la red RBF para el punto de la boca del EPB. La línea roja representa la regresión lineal esperada y los colores de los datos representan la densidad.

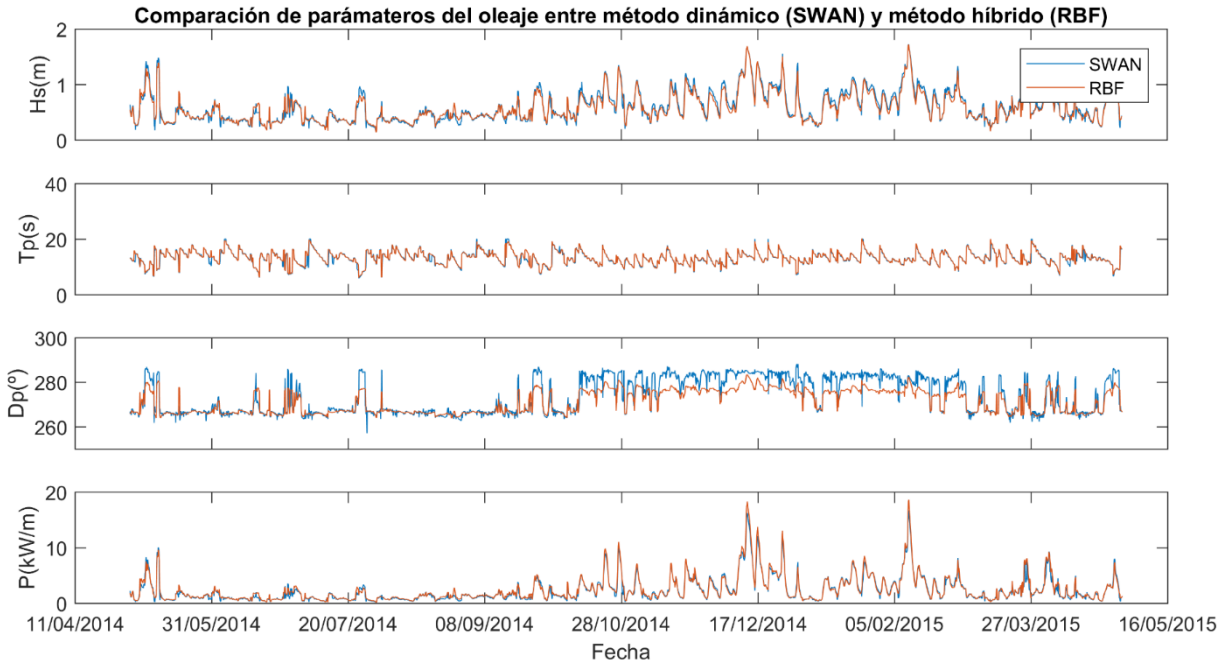

Figura 27- Comparación gráfica de las series de tiempo modeladas por SWAN y RBF en el punto de la boca del EPB

-Barra del estero de Punta Banda

La validación del punto de la barra del estero de Punta Banda (Figura 28 y Figura 29) muestra los parámetros del oleaje con un *R* mayor a 0.87, un *RMSE* mínimo de 0.05m para *Hs* y un error máximo de 2.2° para la variable *Dp*. En este punto *Tp* es sobrestimado con un valor de 0.1s, el resto de las variables son subestimados con valores de -0.01m para *Hs* y -0.9° para *Dp*. El mayor *SI* se presentó en la variable *Hs* con un valor de 0.09, el menor *SI* se presentó en la variable *Dp* con 0.007.

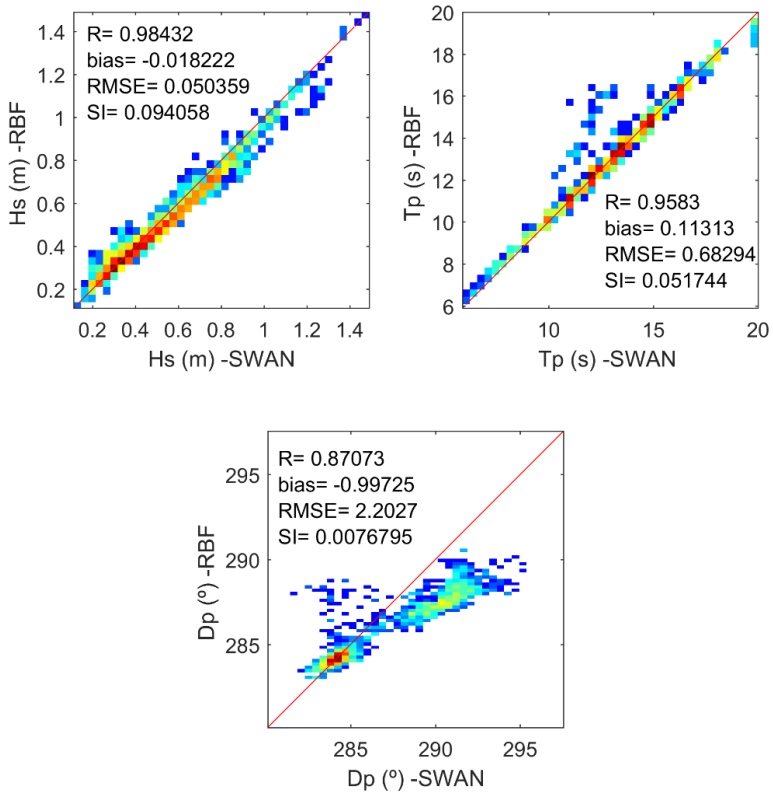

Figura 28- Comparación estadística en términos de R, bias, RMSE y SI de los parámetros de oleaje entre la modelación por SWAN y por la red RBF para el punto de la barra del EPB. La línea roja representa la regresión lineal esperada y los colores de los datos representan la densidad.

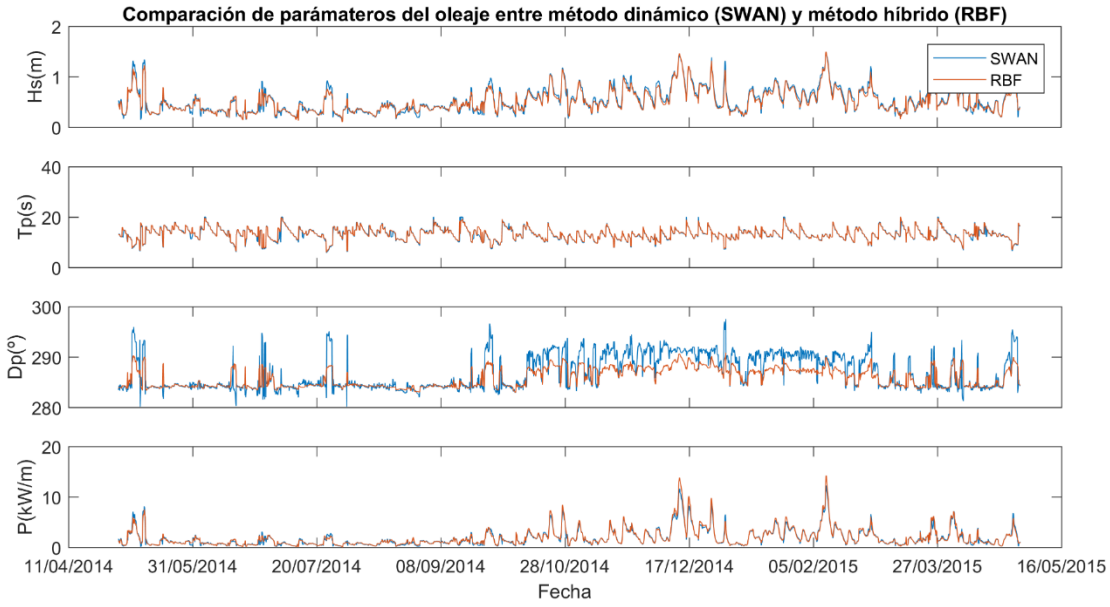

Figura 29- Comparación gráfica de las series de tiempo modeladas por SWAN y RBF en el punto de la barra del EPB

-Isla de Todos Santos

La validación del punto de la Isla de Todos Santos (Figura 30 y Figura 31), muestra los parámetros del oleaje con un *R* mayor a 0.90, un *RMSE* mínimo de 0.16m para *Hs* y un error máximo de 9.2° para la variable *Dp*. En este punto solo *Dp* es subestimado con un valor de -5.7°, el resto de las variables presentan valores sobrestimados de 0.03m para *Hs* y 0.1s para *Tp*. El mayor *SI* se presentó en la variable *Hs* con un valor de 0.12, el menor *SI* se presentó en la variable *Dp* con 0.03.

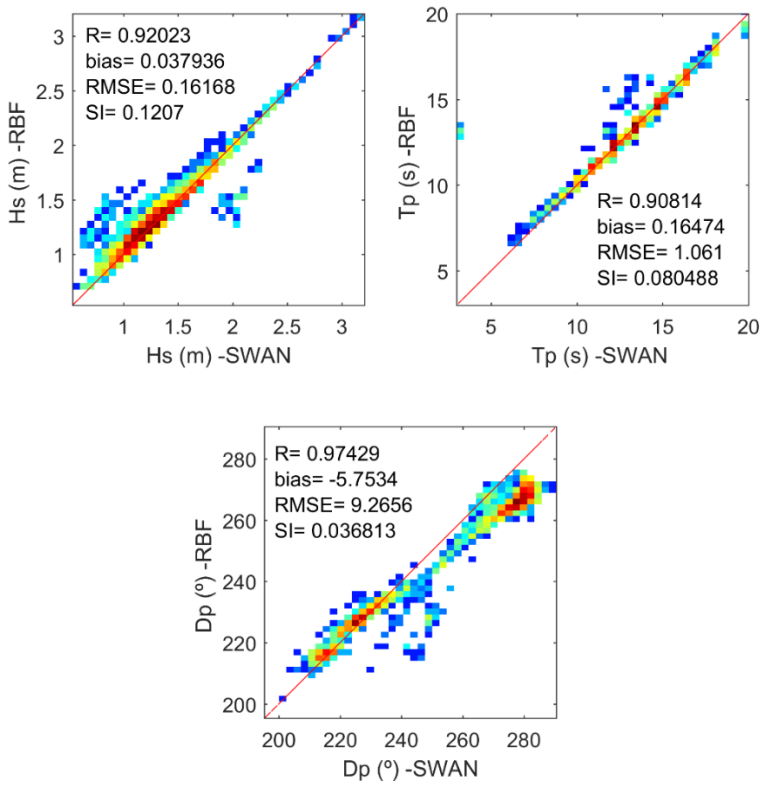

Figura 30- Comparación estadística en términos de R, bias, RMSE y SI de los parámetros de oleaje entre la modelación por SWAN y por la red RBF para el punto de Isla de Todos Santos. La línea roja representa la regresión lineal esperada y los colores de los datos representan la densidad.

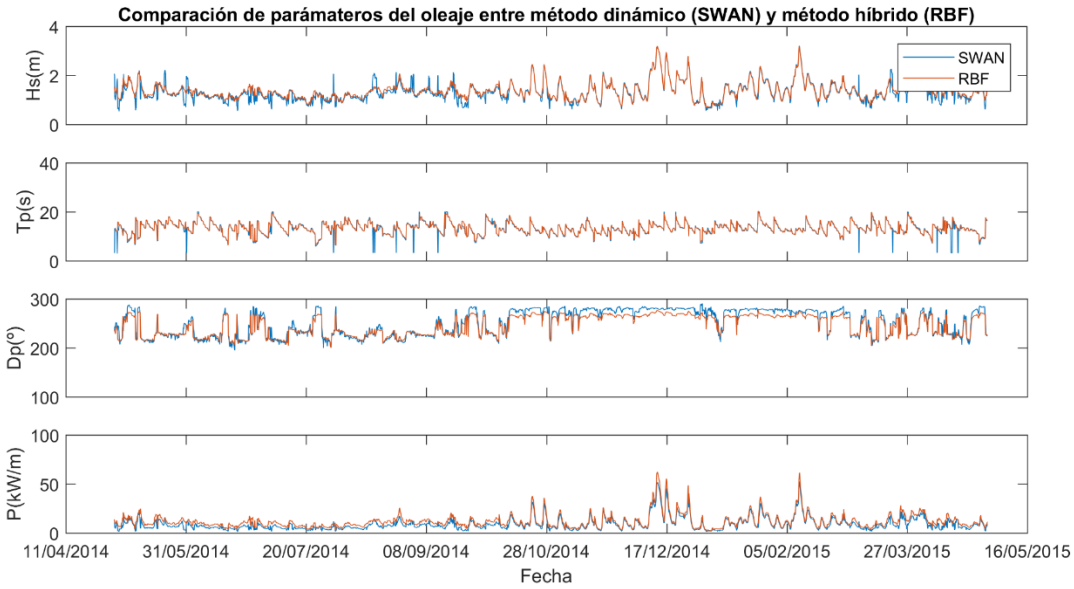

Figura 31- Comparación gráfica de las series de tiempo modeladas por SWAN y RBF en el punto de Isla de Todos Santos

Apéndice 3- Comparación con el trabajo por Camus et. al (2011).

En el trabajo realizado por Camus et. al (2011) utilizaron el mismo método hibrido de propagación de oleaje y lo compararon contra una propagación dinámica con el modelo SWAN utilizando 1,000 casos representativos. Ellos obtuvieron valores de *RMSE* entre 0.062-0.086m para *Hs*, 0.2-0.3s para *Tp* y 5.8 – 6° para *Dp*. En valores de *SI* obtuvieron 0.02-0.04 para *Hs*, 0.03-0.05 para *Tp* y 0.02 para *Dp*. La comparación de sus resultados contra los obtenidos en este trabajo (Tabla 2)muestra que en promedio este trabajo obtuvo un mayor error en la modelación de *Hs* con un *RMSE* promedio de 0.1m pero que, independientemente, las locaciones Punta Morro, Puerto, Ciprés, la boca del EPB y la barra de EPB tienen un *RMSE* entre 0.05 y 0.085 indicando errores similares e incluso menores en ciertos sitios. Para *Tp* la comparación también muestra un mayor error promedio con un valor de 1.08s en este trabajo, incluso el sito de la barra del EPB que tiene el menor error con 0.68s es aún dos veces mayor que el registrado por Camus et. al (2011). El promedio de *RMSE* para *Dp* muestra ser menor en este trabajo con un valor de 4.6° aunque, independientemente, el mayor error fue en la Isla con un valor de 9.2°. En términos de *SI* la comparación muestra en promedio mayores valores para *Hs* y *Tp*, y menores en *Dp* en este trabajo. En general todos los parámetros muestran un buen coeficiente de relación, en promedio el menor fue registrado en *Tp* con un valor de 0.9 y el mayor se presentó en *Dp* con un valor de 0.95. La red además tiende a sobreestimar los datos en los parámetros de *Hs* y *Tp* con promedios de sesgo de 0.02m y 0.08s, mientras que *Dp* es subestimado por la red con un sesgo promedio de -2.8°.

A pesar de las diferencias encontradas, los errores obtenidos en la comparación de la modelación por RBF contra SWAN no se consideran significativos, por lo que los resultados generados a través de la red RBF son aceptables.

Apéndice 4- Caracterización detallada de los parámetros integrales del oleaje en agua somera

Tabla 8- Análisis estadio de los parámetros integrales del oleaje de los sitios de estudio

	Hs(m)			Tp(s)			Dp(°)			P (kW/s)		
Locación	Pomedio	Mínimo	Máximo	Pomedio	Mínimo	Máximo	Pomedio	Mínimo	Máximo	Pomedio	Mínimo	Máximo
'San Miguel'	1.07	0.18	4.04	13.77	5.43	20.78	240.71	204.13	265.04	8.50	0.26	114.30
'Sauzal'	0.99	0.20	3.97	13.72	4.45	20.96	241.78	213.57	263.65	7.34	0.31	110.92
Punta Morro'	0.88	0.20	3.95	13.69	4.42	22.14	245.00	220.35	268.06	6.07	0.24	110.62
'Puerto'	0.82	0.14	3.54	13.60	4.71	21.83	251.77	237.59	265.22	4.88	0.08	81.45
'Cipres'	0.81	0.03	3.90	13.75	4.71	21.02	267.31	248.05	282.24	5.40	0.01	104.07
'Boca EPB'	0.66	0.05	3.11	13.77	4.38	20.83	273.70	256.70	287.47	3.40	0.01	60.16
'Barra EPB'	0.59	0.01	2.73	13.78	4.24	21.28	286.98	278.01	294.49	2.64	0.00	41.59
'Isla'	1.47	0.48	5.78	13.87	4.54	20.85	253.07	184.50	291.90	14.66	0.68	207.03

-San Miguel

El análisis de los datos modelados para el punto de San Miguel (Figura 32 y Figura 33) mostró que la *Hs* promedio del oleaje en este punto es de 1.07m, con mínimos de 0.18m y máximos de hasta 4.04m. Los meses de enero y febrero presentaron la mayor variación, así como los mayores valores de *Hs*, mientras que julio y agosto presentaron la menor variación con los menores valores de *Hs* a lo largo del año. El *Tp* promedio es de 13.7s, con mínimos de 5.4s y máximos de 20.7s, el rango de promedios mensuales es de 13 a 14.5s. En promedio la *Dp es* de 240.7°, y tiene un rango entre 204.1° y 265.0°. El promedio *P* es de 8.5kW/m, con valores instantáneos mínimos de 0.2kW/m y máximos de 114.3kW/m. La distribución conjunta de *la Hs* con *Dp* muestra una variación estacional donde predomina el oleaje que llega de las *Dp* de 250° y 225°, la mayor parte del oleaje llega alrededor de la *Dp* de 250° el cual tiende a tener mayores *Hs* y es más variado en comparación del oleaje que llega con la *Dp* alrededor de 225°. La distribución conjunta de la *Hs* con él *Te* muestra que en su mayoría el oleaje llega con una *P* entre 5 y 10 kW/m.

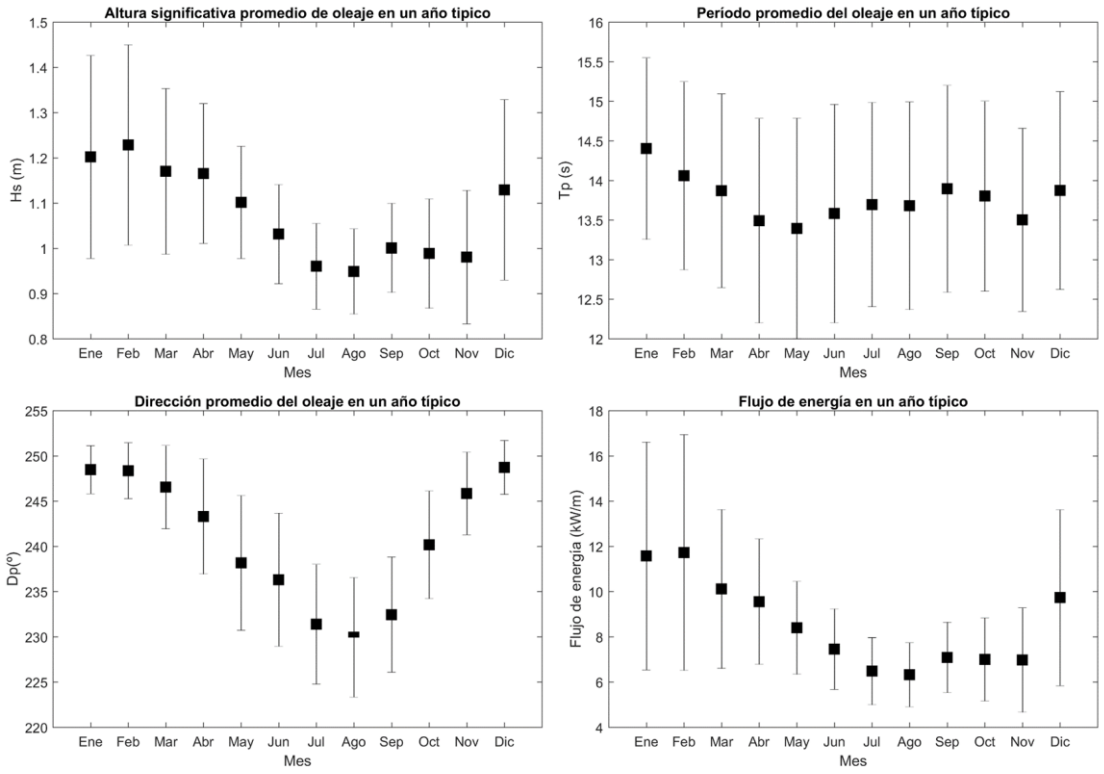

Figura 32- Promedios mensuales de los parámetros de oleaje para el punto de San Miguel. Hs (panel superior izquierda), Tp (panel superior derecha), Dp (panel inferior izquierda) y P (panel inferior derecha).

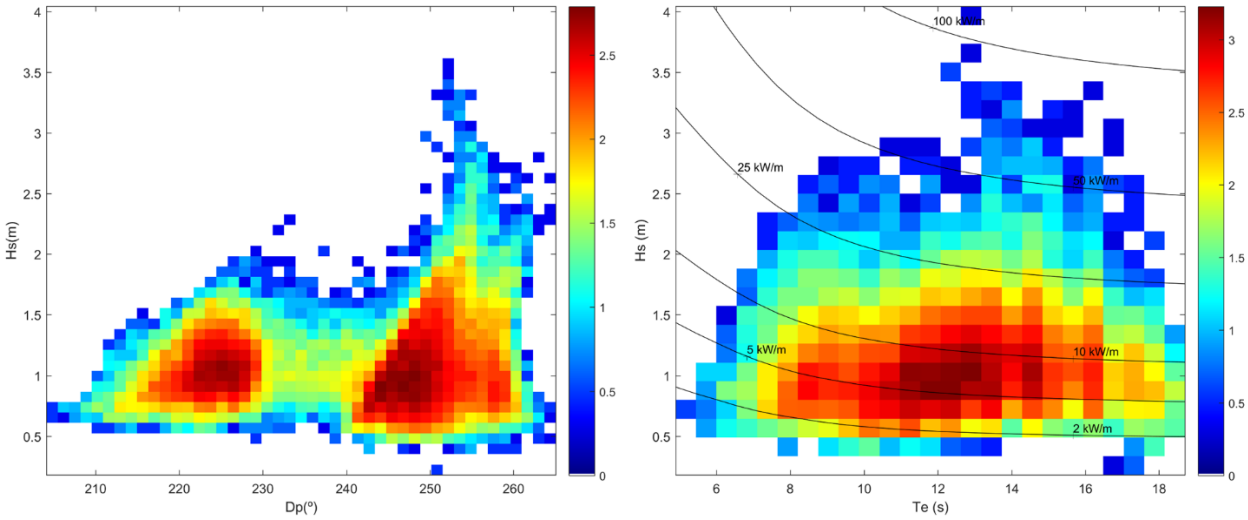

Figura 33- Diagramas de distribución conjunta para el punto de San Miguel. (Izquierda) Distribución de Hs con respecto a Dp. (Derecha) Distribución de Hs con respecto a Te, incluyendo contornos de energía. La escala de colores indica la densidad de datos en forma logarítmica.

-El Sauzal

La caracterización del oleaje para el sitio El Sauzal (Figura 34 y Figura 35) muestra que en promedio la *Hs* es de 0.9m, el mínimo es de 0.2m y el máximo de 3.97m. El *Tp* promedio es de 13.7 s, con periodos mínimos de 4.4s y máximos de 20.9s, el rango de promedios mensuales es de 13.5s-14.5s. En promedio el oleaje proviene de una *Dp* de 241.7° y tiene un rango entre 213.5° y 263.6°. El promedio de *P* es de 7.3 kW/m, con mínimos instantáneos de 0.31kW/m y máximos de 110.92kW/m. La distribución conjunta de *la Hs* con *Dp* muestra una variación estacional donde predomina el oleaje que llega de las *Dp* de 245° y 230° , la mayor parte del oleaje llega alrededor de la *Dp* de 245° el cual tiende a tener mayores *Hs* y es más variado en comparación del oleaje que llega con la *Dp* alrededor de 230°. La distribución conjunta de la *Hs* con él *Te* muestra que en su mayoría el oleaje llega con una *P* entre 4 y 8 kW/m.

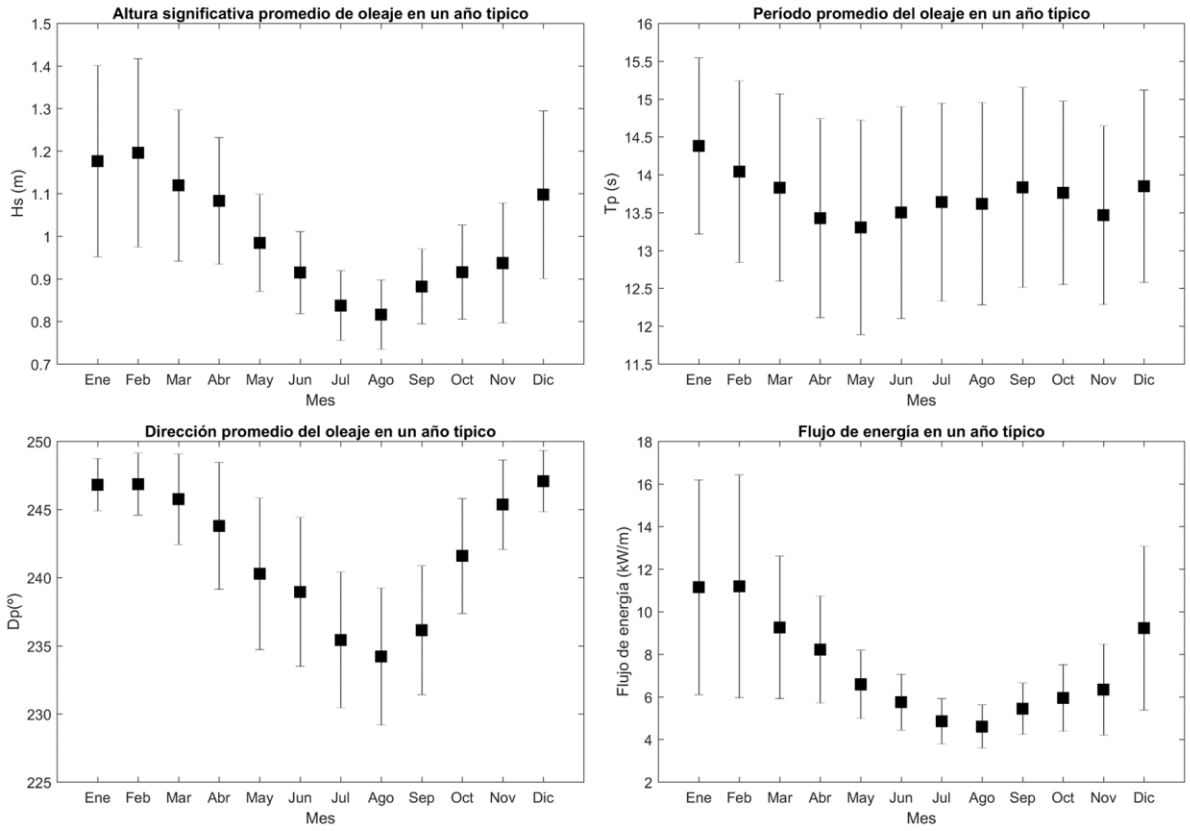

Figura 34- Promedios mensuales de los parámetros de oleaje para el punto del Sauzal. Hs (panel superior izquierda), Tp (panel superior derecha), Dp (panel inferior izquierda) y P (panel inferior derecha).

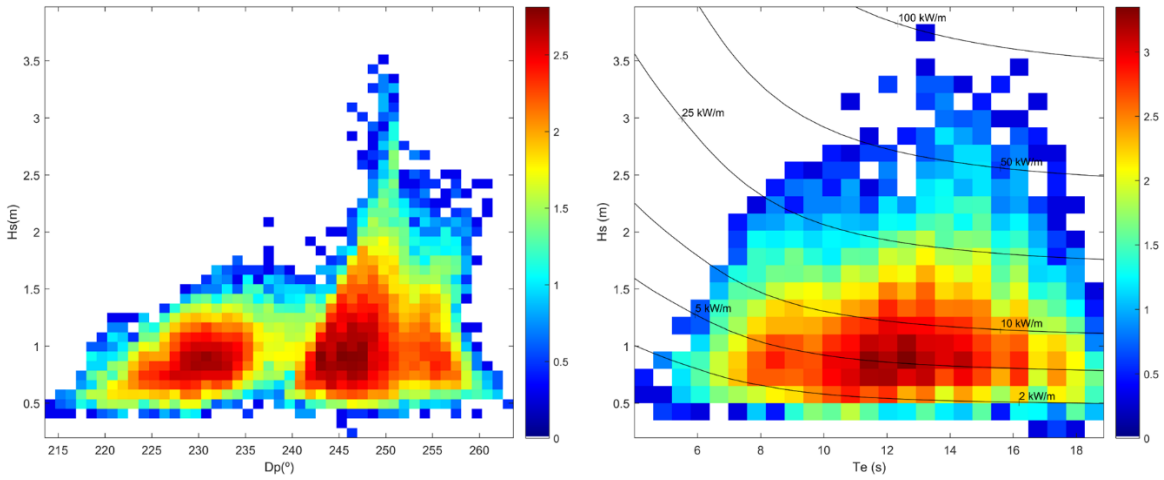

Figura 35- Diagramas de distribución conjunta para el punto del Sauzal. (Izquierda) Distribución de Hs con respecto a Dp. (Derecha) Distribución de Hs con respecto a Te, incluyendo contornos de energía. La escala de colores indica la densidad de datos en forma logarítmica.

-Punta Morro

El análisis de la caracterización del oleaje para el sitio Punta Morro (Figura 36 y Figura 37) muestra un promedio de la *Hs* de 0.8m, el mínimo es de 0.19m y el máximo de 3.94m. El *Tp* promedio es de 13.6 s, con periodos mínimos de 4.4s y máximos de 22.1s. En promedio el oleaje proviene de una *Dp* de 245°, y tiene un rango entre 220.3° y 268°. El promedio de *P* es de 6.07kW/m, con mínimos 0.24kW/m y máximos de 110.6kW/m. La distribución conjunta de *la Hs* con *Dp* muestra una variación estacional donde predomina el oleaje que llega de las *Dp* de 250° y 233° , la mayor parte del oleaje llega alrededor de la *Dp* de 250° el cual tiende a tener mayores *Hs* y es más variado en comparación del oleaje que llega con la *Dp* alrededor de 233°. La distribución conjunta de la *Hs* con él *Te* muestra que en su mayoría el oleaje llega con una *P* entre 2 y 6 kW/m.

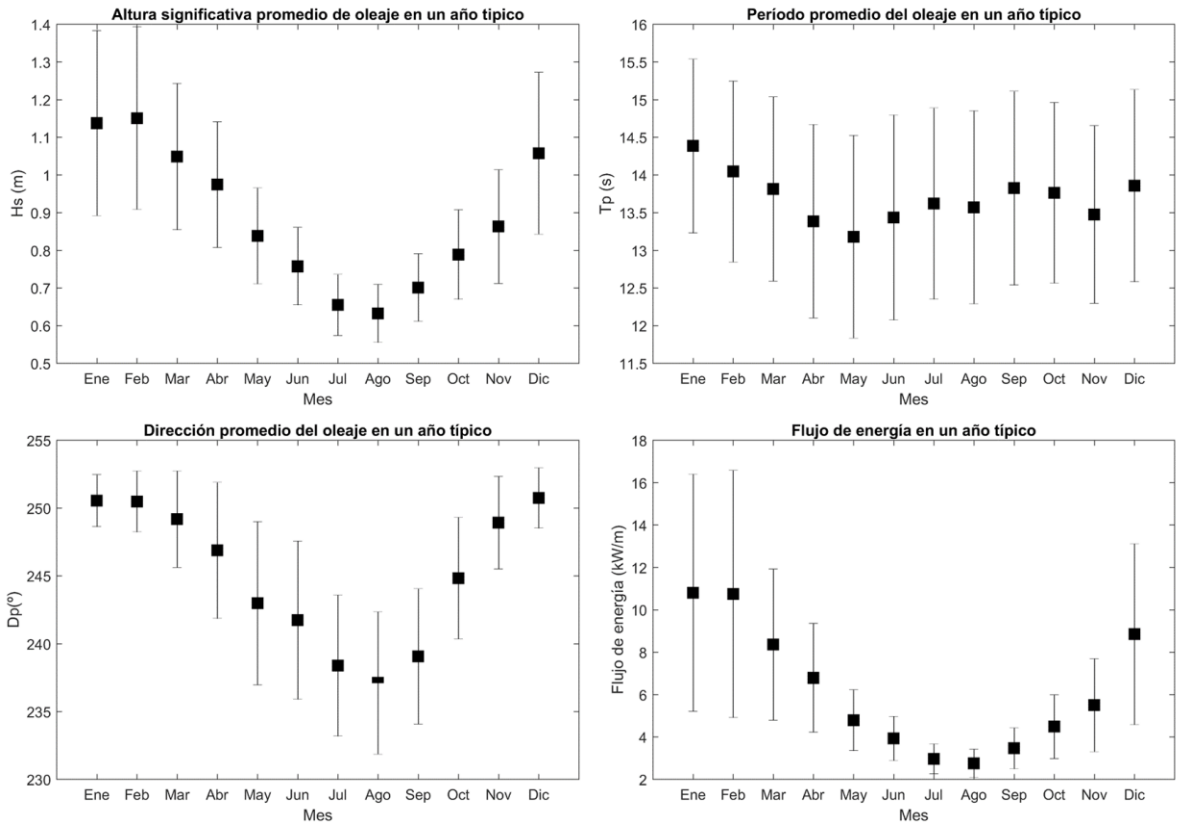

Figura 36- Promedios mensuales de los parámetros de oleaje para el sitio de Punta Morro. Hs (panel superior izquierda), Tp (panel superior derecha), Dp (panel inferior izquierda) y P (panel inferior derecha).

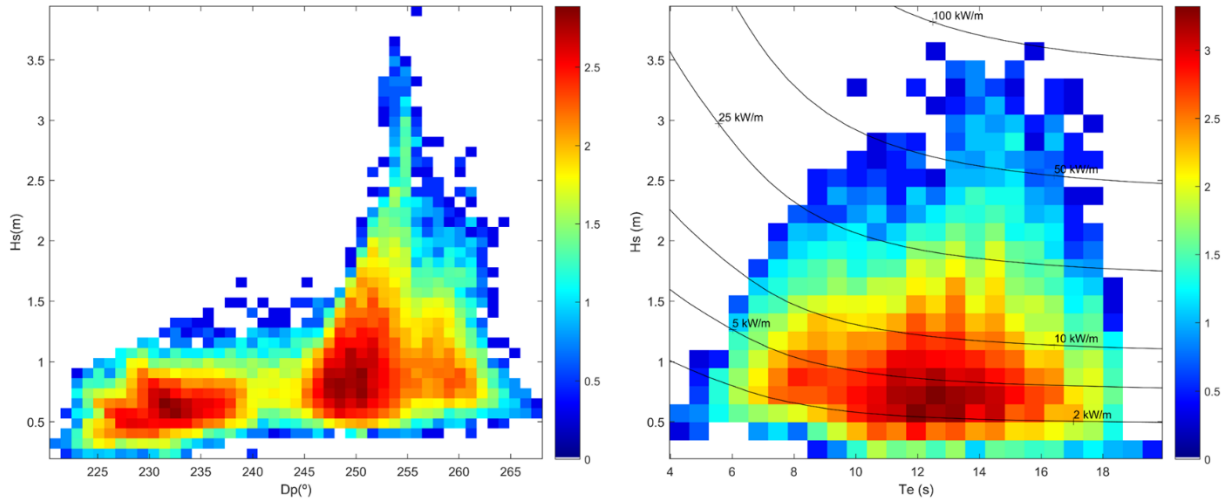

Figura 37- Diagramas de distribución para el punto de Punta Morro. (Izquierda) Distribución de Hs con respecto a Dp. (Derecha) Distribución de Hs con respecto a Te, incluyendo contornos de energía. La escala de colores indica la densidad de datos en forma logarítmica.

-Puerto

El análisis de la caracterización del oleaje en el sitio del Puerto de Ensenada(Figura 38 y Figura 39) muestra que el promedio de la *Hs* es de 0.8m, el mínimo es de 0.1m y el máximo de 3.5m. El *Tp* es de 13.6s, con periodos mínimos de 4.7s y máximos de 21.8s. En promedio el oleaje proviene de una *Dp* de 251.7°, y tiene un rango entre 237.5° y 265.2°. El promedio de *P* es de 4.88 kW/m, con mínimos 0.08kW/m y máximos de 81.45kW/m. La distribución conjunta de *la Hs* con *Dp* muestra una variación estacional donde predomina el oleaje que llega de las *Dp* de 255° y 245° , la mayor parte del oleaje llega alrededor de la *Dp* de 255° el cual tiende a tener mayores *Hs* y es más variado en comparación del oleaje que llega con la *Dp* alrededor de 245°. La distribución conjunta de la *Hs* con él *Te* muestra que en su mayoría el oleaje llega con una *P* entre 2 y 5 kW/m.

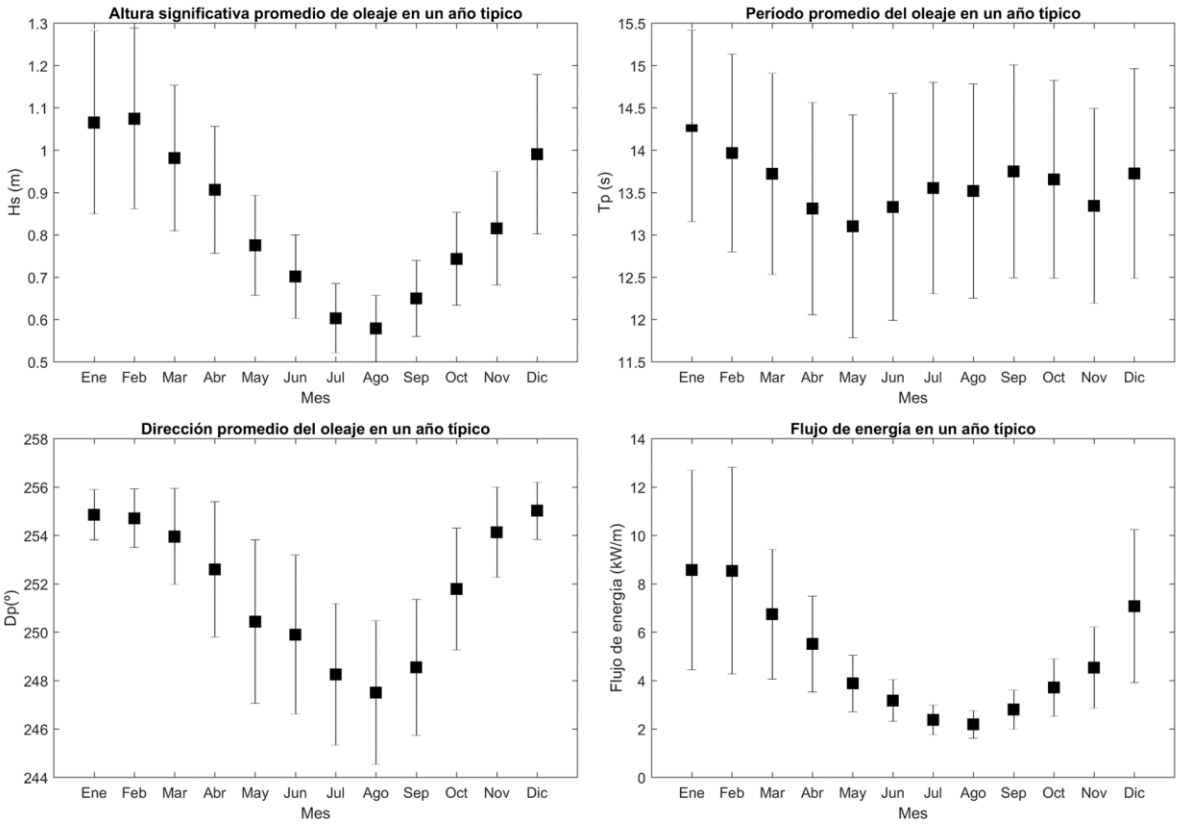

Figura 38- Promedios mensuales de los parámetros de oleaje para el punto del Puerto. Hs (panel superior izquierda), Tp (panel superior derecha), Dp (panel inferior izquierda) y P (panel inferior derecha).

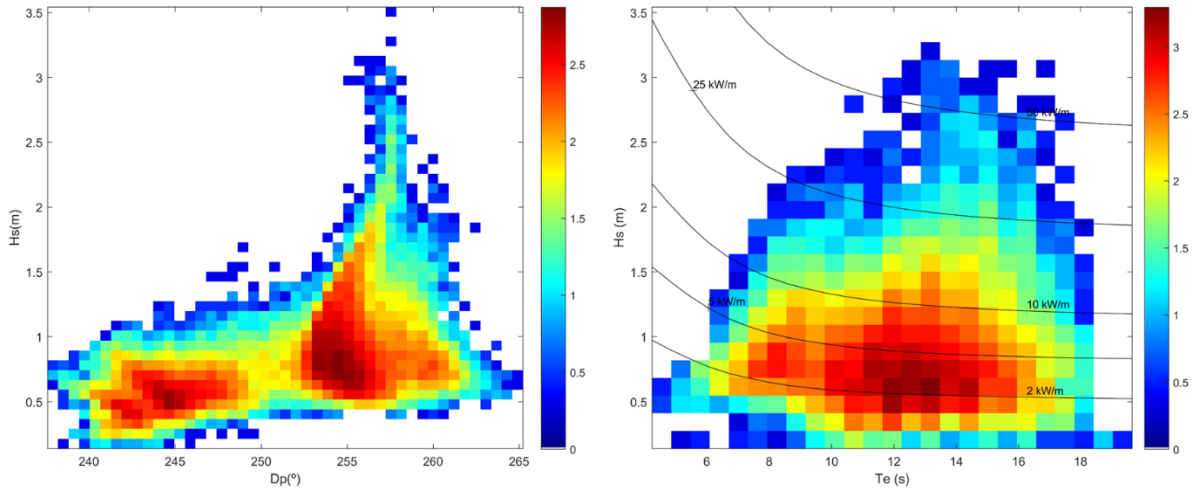

Figura 39- Diagramas de distribución para el punto del Puerto. (Izquierda) Distribución de Hs con respecto a Dp. (Derecha) Distribución de Hs con respecto a Te, incluyendo contornos de energía. La escala de colores indica la densidad de datos en forma logarítmica.

-El Ciprés

El análisis de la caracterización del oleaje para el sitio El Ciprés(Figura 40 y Figura 41) muestra que el promedio de la *Hs* es de 0.8m, el mínimo es de 0.02m y el máximo de 3.9m. El *Tp* promedio es de 13.7s, con periodos mínimos de 4.7s y máximos de 21s. En promedio el oleaje proviene de una *Dp* de 267.33° y tiene un rango entre 248° y 282.2°. El promedio de flujo de energía es de 5.4 kW/m, con mínimos 0.01kW/m y máximos de 60.1kW/m. La distribución conjunta de *la Hs* con *Dp* muestra una variación estacional donde predomina el oleaje que llega de las *Dp* de 272° y 256° , la mayor parte del oleaje llega alrededor de la *Dp* de 272° el cual tiende a tener mayores *Hs* y es más variado en comparación del oleaje que llega con la *Dp* alrededor de 256°. La distribución conjunta de la *Hs* con él *Te* muestra que en su mayoría el oleaje llega con una *P* entre 0 y 3 kW/m.

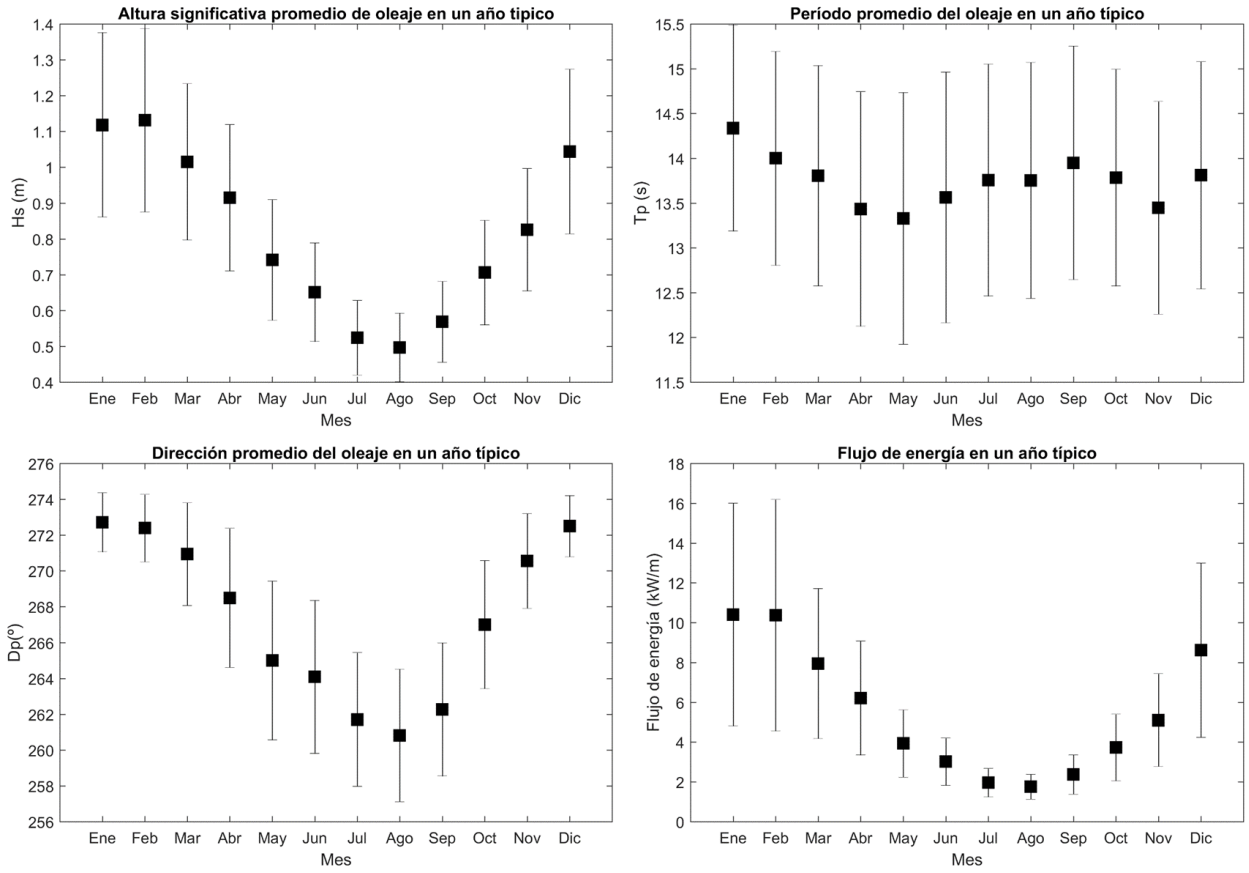

Figura 40- Promedios mensuales de los parámetros de oleaje para el punto del Ciprés. Hs (panel superior izquierda), Tp (panel superior derecha), Dp (panel inferior izquierda) y P (panel inferior derecha).

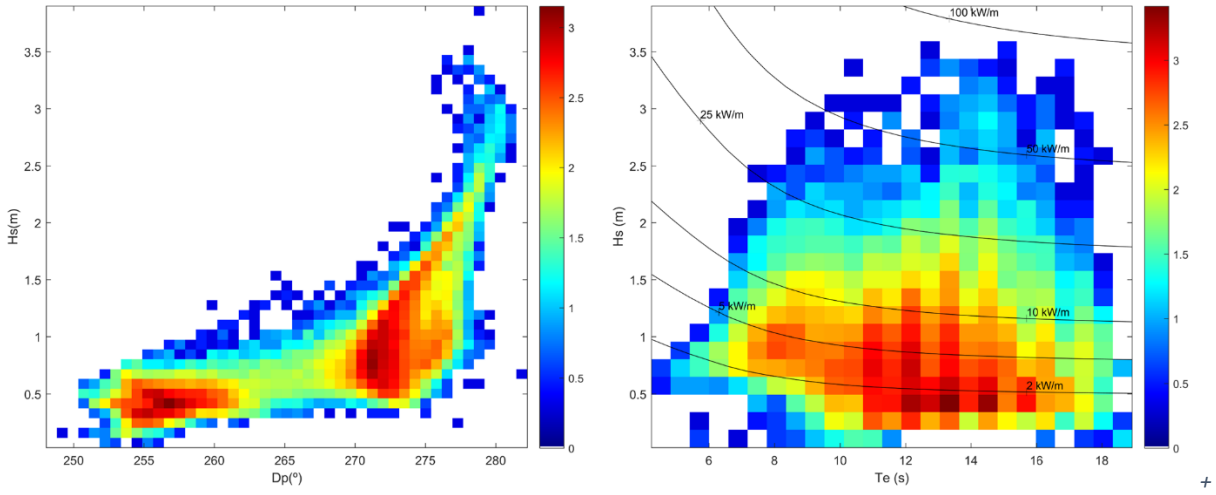

Figura 41- Diagramas de distribución para el punto del Ciprés. (Izquierda) Distribución de Hs con respecto a Dp. (Derecha)Distribución de Hs con respecto a Te, incluyendo contornos de energía. La escala de colores indica la densidad de datos en forma logarítmica.

-Boca del Estero Punta Banda

El análisis de la caracterización del oleaje frente a la Boca del Estero Punta Banda (Figura 42 y Figura 43) muestra que el promedio de la *Hs* es de 0.6m, el mínimo es de 0.04m y el máximo de 3.1m. El *Tp* promedio es de 13.7s, con periodos mínimos de 4.3s y máximos de 20.8s. En promedio el oleaje proviene de una *Dp* de 273.7°, y tiene un rango entre 256.7° y 287.4°. El promedio de *P* es de 3.4 kW/m, con mínimos 0.01kW/m y máximos de 60.1kW/m. La distribución conjunta de *la Hs* con *Dp* muestra una variación estacional donde predomina el oleaje que llega de las *Dp* de 277° y 266° , la mayor parte del oleaje llega alrededor de la *Dp* de 266° el cual tiende a tener menores *Hs* y es menos variado en comparación del oleaje que llega con la *Dp* alrededor de 277°. La distribución conjunta de la *Hs* con él *Te* muestra que en su mayoría el oleaje llega con una *P* entre 0 y 4 kW/m.

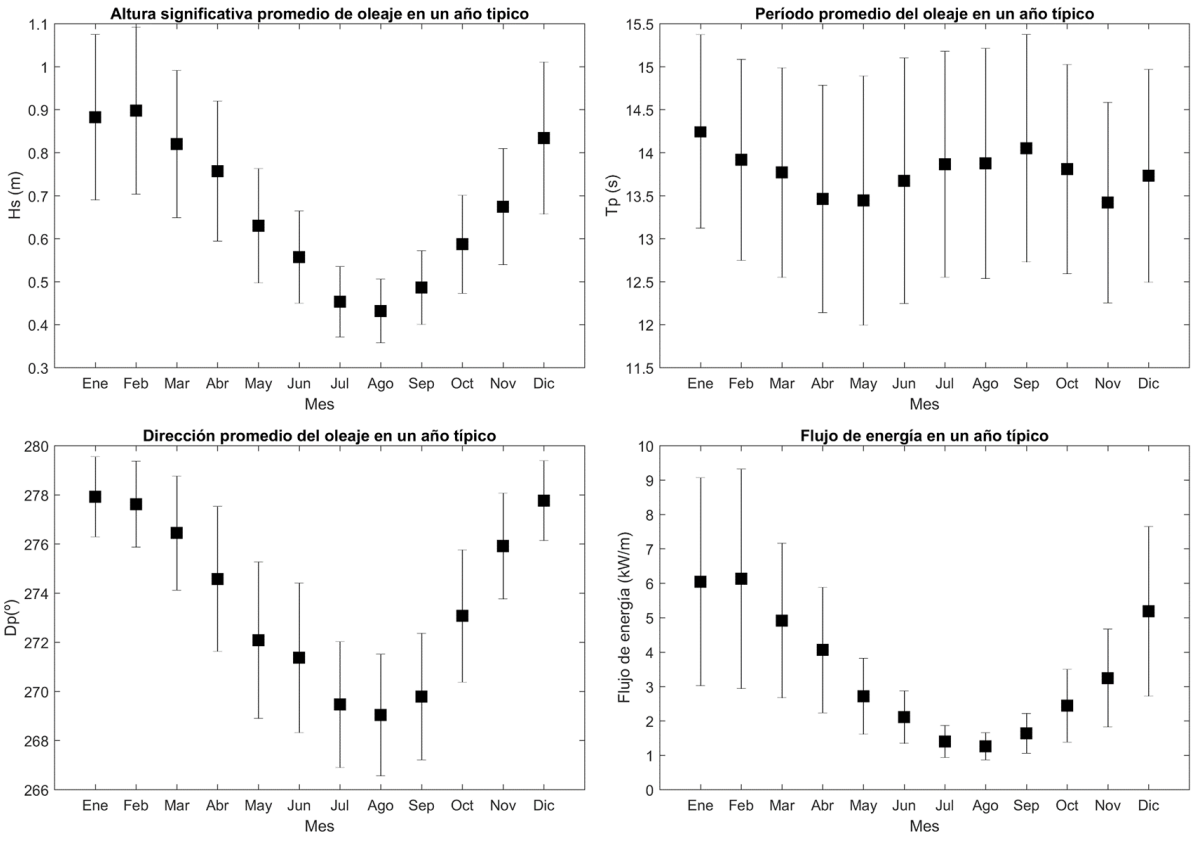

Figura 42- Promedios mensuales de los parámetros de oleaje para el punto de la boca del EPB. Hs (panel superior izquierda), Tp (panel superior derecha), Dp (panel inferior izquierda) y P (panel inferior derecha).

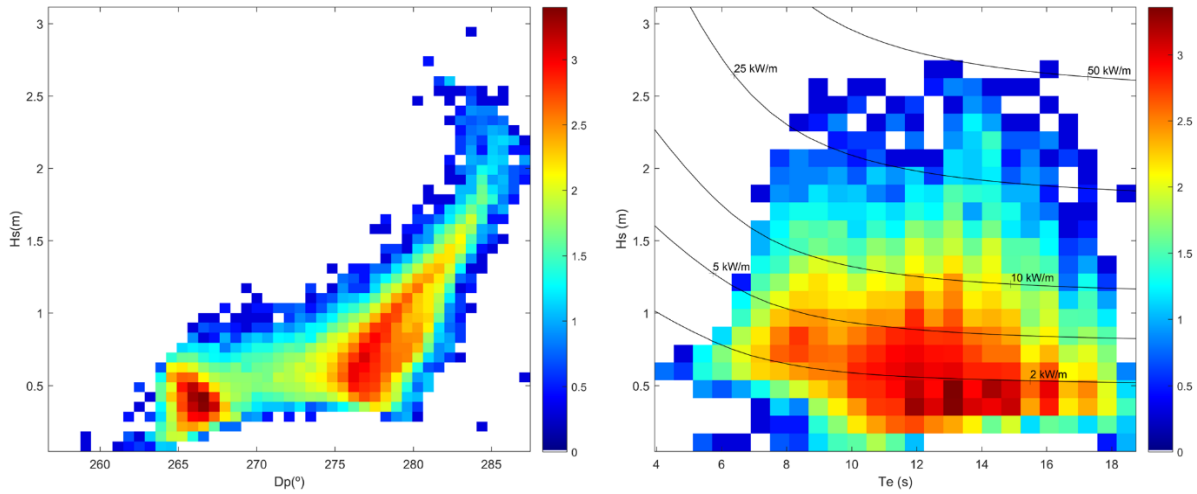

Figura 43- Diagramas de distribución para el punto de la boca del EPB. (Izquierda) Distribución de Hs con respecto a Dp. (Derecha) Distribución de Hs con respecto a Te, incluyendo contornos de energía. La escala de colores indica la densidad de datos en forma logarítmica.

-Barra del Estero Punta Banda

El análisis de la caracterización del oleaje para la barra del Estero de Punta Banda (Figura 44 y Figura 45), muestra que el promedio *Hs* es de 0.5m, el mínimo es de 0.008m y el máximo de 2.7m. El *Tp* promedio es de 13.7s, con periodos mínimos de 4.2s y máximos de 21.2s. En promedio el oleaje proviene de una *Dp* de 286.9°, y tiene un rango entre 278° y 294.4°. El promedio *P* es de 2.64kW/m, con mínimos 0kW/m y máximos de 41.5kW/m. La distribución conjunta de *la Hs* con *Dp* muestra una variación estacional donde predomina el oleaje que llega de las *Dp* de 284° y 290° , la mayor parte del oleaje llega alrededor de la *Dp* de 284° el cual tiende a tener menores *Hs* y es menos variado en comparación del oleaje que llega con la *Dp* alrededor de 290°. La distribución conjunta de la *Hs* con el *Te* muestra que en su mayoría el oleaje llega con una *P* de alrededor de 2 kW/m.

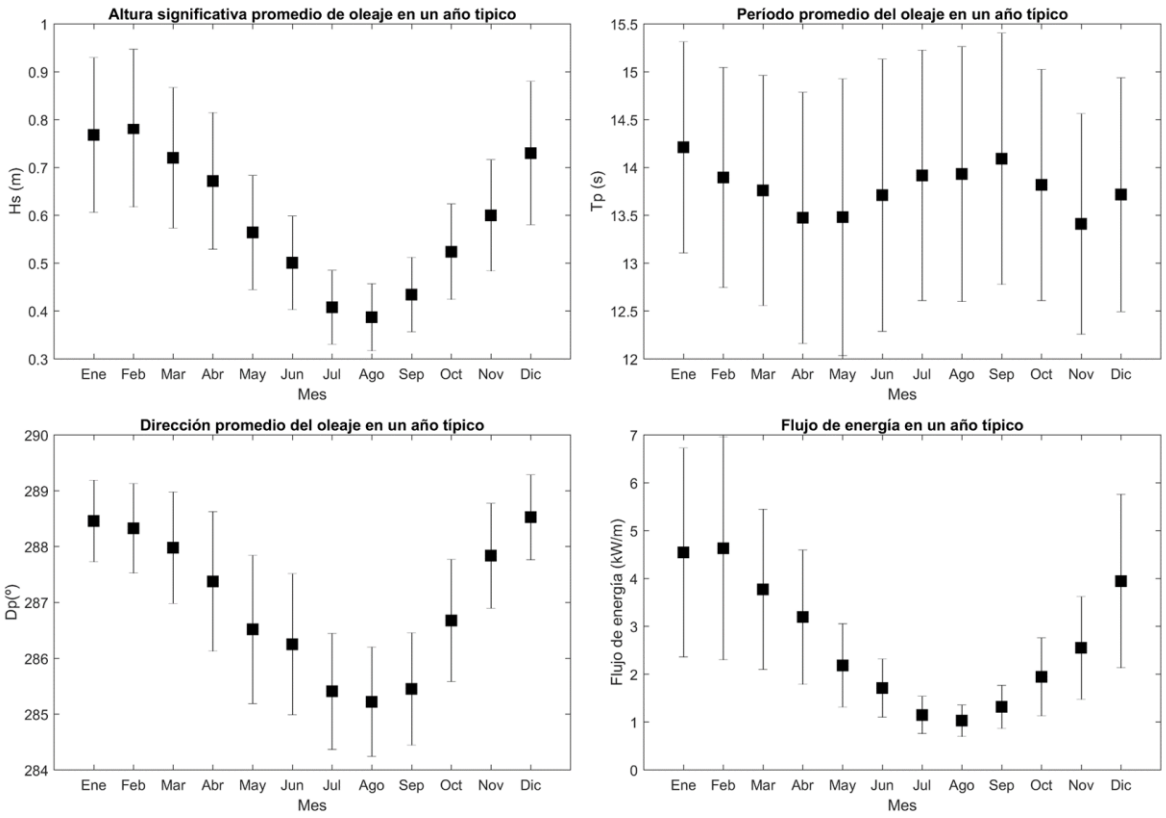

Figura 44- Promedios mensuales de los parámetros de oleaje para el punto de la barra del EPB. Hs (panel superior izquierda), Tp (panel superior derecha), Dp (panel inferior izquierda) y P (panel inferior derecha).

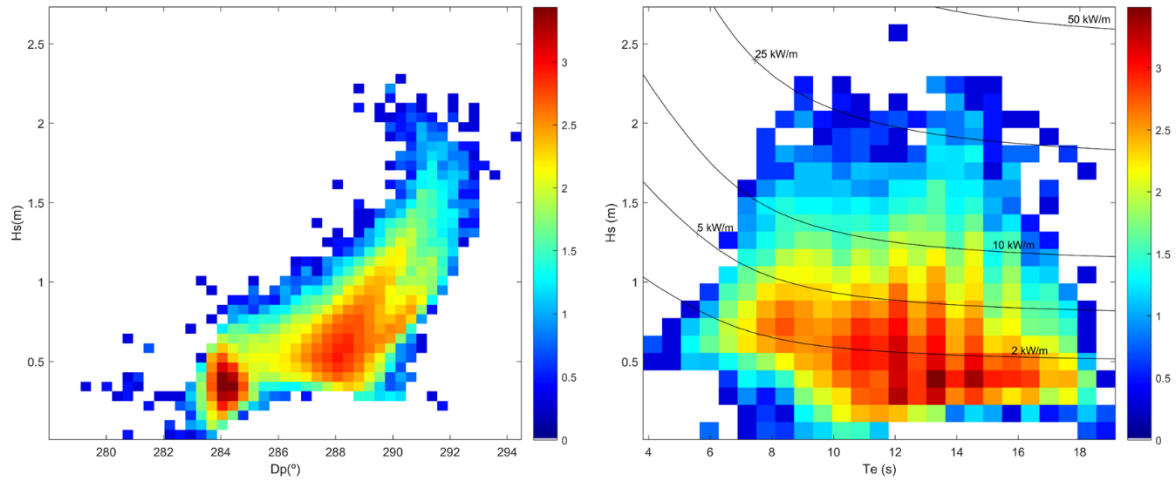

Figura 45- Diagramas de distribución para el punto de la barra del EPB. (Izquierda) Distribución de Hs con respecto a Dp. (Derecha) Distribución de Hs con respecto a Te, incluyendo contornos de energía. La escala de colores indica la densidad de datos en forma logarítmica.

-Isla de Todos Santos

El análisis de la caracterización del oleaje frente a la parte expuesta de la Isla de Todos Santos(Figura 46 y Figura 47) muestra que el promedio de la *Hs* es de 1.4m, el mínimo es de 0.4m y el máximo de 5.7m. El *Tp* promedio es de 13.8s, con periodos mínimos de 4.5s y máximos de 20.8s. En promedio el oleaje proviene de una *Dp* de 253°, y tiene un rango entre 184.5° y 291.9°. El promedio de *P* es de 14.6 kW/m, con mínimos 0.68kW/m y máximos de 207kW/m. La distribución conjunta de *la Hs* con *Dp* muestra una variación estacional donde predomina el oleaje que llega de las *Dp* de 265° y 225° , la mayor parte del oleaje llega alrededor de la *Dp* de 265° el cual tiende a tener mayores *Hs* y es más variado en comparación del oleaje que llega con la *Dp* alrededor de 225°. La distribución conjunta de la *Hs* con el *Te* muestra que en su mayoría el oleaje llega con una *P* entre 8 y 18kW/m.

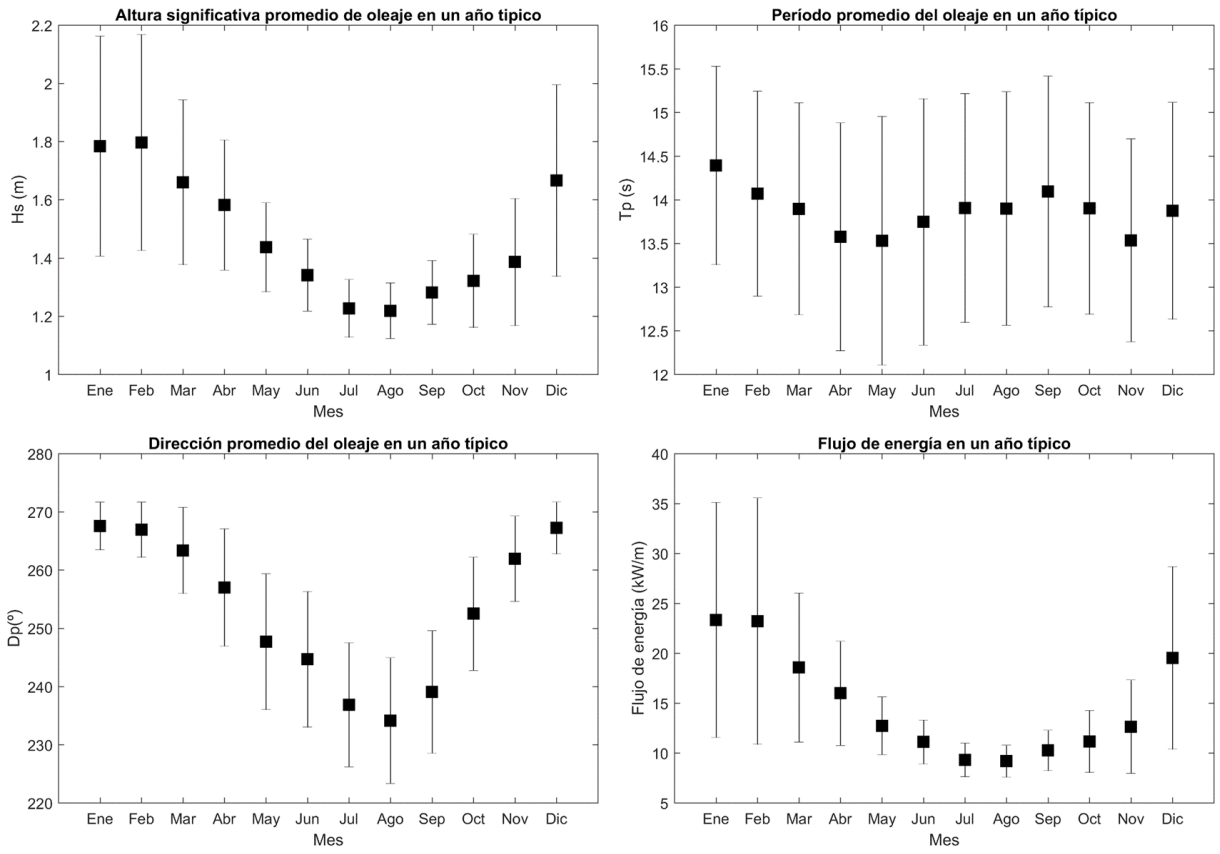

Figura 46- Promedios mensuales de los parámetros de oleaje para el punto de Isla de Todos Santos. Hs (panel superior izquierda), Tp (panel superior derecha), Dp (panel inferior izquierda) y P (panel inferior derecha).

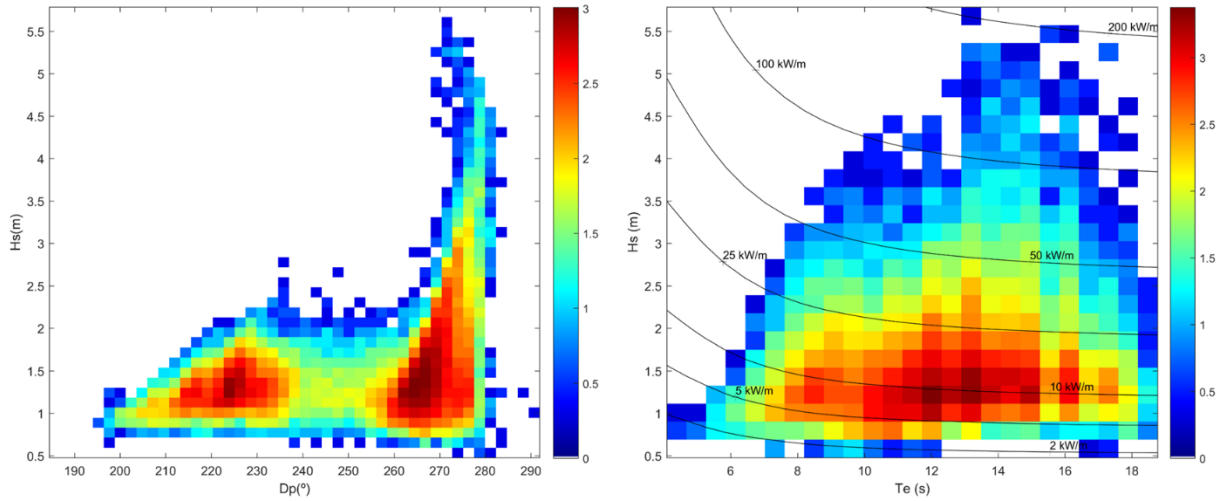

Figura 47- Diagramas de distribución para el punto de Isla de Todos Santos. (Izquierda) Distribución de Hs con respecto a Dp. (Derecha) Distribución de Hs con respecto a Te, incluyendo contornos de energía. La escala de colores indica la densidad de datos en forma logarítmica.