



FACULTAD DE INGENIERÍA

**REDES NEURONALES ARTIFICIALES APLICADAS A LA
PREDICCIÓN Y ESTIMACIÓN DE LOS PARÁMETROS DEL
OLEAJE.**

MEMORIA PARA OPTAR A TÍTULO PROFESIONAL

INGENIERO CIVIL OCEÁNICO

MARCO PATRICIO MATAMALA CASTRO

OCTUBRE 2012

**UNIVERSIDAD DE VALPARAÍSO
FACULTAD DE INGENIERÍA
INGENIERÍA CIVIL OCEÁNICA
CAMPUS SANTIAGO, CHILE**

**“REDES NEURONALES ARTIFICIALES APLICADAS A LA PREDICCIÓN Y
ESTIMACIÓN DE LOS PARÁMETROS DEL OLEAJE.”**

MARCO PATRICIO MATAMALA CASTRO

COMISIÓN REVISORA

NOTA

FIRMA

Luis Zamorano Riquelme

Profesor guía

Mauricio Reyes Gallardo

Docente

José Beyá Marshall

Docente

DECLARACIÓN

Este trabajo, o alguna de sus partes, no ha sido presentado anteriormente en la Universidad de Valparaíso, institución universitaria chilena o extranjera u organismo de carácter estatal, para evaluación, comercialización u otros propósitos. Salvo las referencias citadas en el texto, confirmo que el contenido intelectual de este Proyecto de Título es resultado exclusivamente de mis esfuerzos personales.

La Universidad de Valparaíso reconoce expresamente la propiedad intelectual del autor sobre esta Memoria de Titulación. Sin embargo, en caso de ser sometida a evaluación para los propósitos de obtención del Título Profesional de Ingeniero Civil Oceánico, el autor renuncia a los derechos legales sobre la misma y los cede a la Universidad de Valparaíso, la que estará facultada para utilizarla con fines exclusivamente académicos.

Marco Matamala Castro

Tesista

Luis Zamorano Riquelme

Profesor guía

*Dedico este trabajo a mí querida familia, mi clan,
a mis padres y a mi hermana, que siempre tuvieron una
palabra optimista y un pie de apoyo en los momentos
difíciles, para ellos va este humilde logro,
que sin ellos poco hubiera logrado.*

*También y a modo de homenaje a mis queridos
que no alcanzaron a ver realizado este que ya
dejó de ser un sueño. Pero sé que estarán
viendo desde el palco mi felicidad.
Para ustedes Tata, Tita y Tela.*

*Por último pero no menos importantes a mis abuelo
Maternos, quienes con su apoyo y preocupación
me alentaron en esta verdadera maratón de conocimientos.*

Quiero agradecer por su apoyo y buena disposición para la realización de esta investigación a Luis Zamorano Riquelme quien sirvió de profesor tutor para el desarrollo de la tesis.

También agradecer a Ignacio Beyá y a Catalina Tejo por compartir sus puntos de vistas en largas jornadas de debate acerca de los resultados y en la redacción de la tesis.

A Reinaldo Barriga por facilitar amablemente su código de visualización de espectro en coordenadas polares.

Al Instituto Nacional de Hidráulica quien me acogió como uno más de sus integrantes en este periodo.

A mis amigos Jaime Zapata, Felipe Cáceres e Isabel Vicencio por siempre estar presentes.

*“Mientras los amaneceres sean gratis
y poseas pasión en tu ser,
tendrás la oportunidad de mejorar día a día.
Siéntete dichoso de saber que no tienes
límites para tu crecimiento... “*

Marco M. C.

LISTA DE CONTENIDOS

1	INTRODUCCIÓN.....	1
2	MARCO TEÓRICO.....	2
2.1	TEORÍA DEL OLEAJE.....	2
2.2	DISPOSITIVOS DE MEDICIÓN DEL OLEAJE.....	6
2.3	CONSTRUCCIÓN ESPECTROS SINTÉTICOS: JONSWAP.....	7
2.4	PROCESOS FÍSICOS DE TRANSFORMACIÓN DEBIDO A LA PROPAGACIÓN DEL OLEAJE.....	10
2.4.1	LAS PRINCIPALES PERTURBACIONES QUE SUFRE EL OLEAJE EN SU PROPAGACIÓN.....	11
2.5	REDES NEURONALES.....	12
2.5.1	EL MODELO BIOLÓGICO.....	12
2.5.2	MODELO DE NEURONA ARTIFICIAL.....	13
2.5.3	TERMINOLOGÍA UTILIZADA PARA EL DESARROLLO DE UNA RNA.....	15
2.5.4	METODOLOGÍA DE ENTRENAMIENTO DE UNA RNA.....	18
2.5.5	MÉTODO DE ENTRENAMIENTO GRADIENTE DESCENDENTE.....	18
2.5.6	MÉTODO DE ENTRENAMIENTO BACKPROPAGATION.....	18
2.5.7	GENERALIZACIÓN.....	23
2.6	MODELO AUTORREGRESIVO INTEGRADO DE MEDIA MÓVIL (ARIMA).....	25
2.7	ÍNDICE DE AJUSTE PARA MODELACIONES MATEMÁTICAS.....	28
3	OBJETIVOS.....	29
3.1	MOTIVACIÓN.....	29
3.2	OBJETIVOS GENERALES.....	29
3.3	OBJETIVOS ESPECÍFICOS.....	29
4	ALCANCES.....	30
5	HIPÓTESIS.....	31
6	METODOLOGÍA.....	32
7	RESEÑA DEL PROYECTO.....	36
8	ANTECEDENTES DE LAS APLICACIONES DE LAS RNA AL ESTUDIO MARÍTIMO-OCEANOGRÁFICO.....	39
9	CASOS ESTUDIADOS.....	43

9.1	CASO 1: POST-PROCESO ADCP Y TRANSFERENCIA DE OLEAJE ENTRE BOYA TRIAXYS Y ADCP, LEBU VIII REGIÓN.	43
9.1.1	RESEÑA DEL CASO.....	43
9.1.2	PROCESO Y SENSIBILIDAD DE LOS DATOS DISPONIBLES EN ADCP.	44
9.1.3	SET DE DATOS DISPONIBLE PARA MODELAR CON RNA.....	48
9.1.4	RESULTADOS POST-PROCESO NEURONAL.....	50
9.1.5	ENTRENAMIENTO DE RNA INCORPORANDO RETARDO DE LA OLA ENTRE INSTRUMENTOS (T-1)	53
9.1.6	RESULTADO MÉTODO PREDICTIVO ARIMA	63
9.1.7	COMENTARIOS Y CONCLUSIONES	67
9.2	CASO 2: HERRAMIENTA RNA QUE BUSCA MEJORAR LOS PARÁMETROS OBTENIDOS DE NOAA (WAVEWATCH III) A VALORES MEDIDOS IN-SITU.	68
9.2.1	RESEÑA DEL CASO.....	68
9.2.2	PROCEDIMIENTO	69
9.2.3	RESULTADOS.....	70
9.2.4	RESULTADO CON MÉTODO PREDICTIVO ARIMA	82
9.2.5	COMENTARIOS Y CONCLUSIONES	86
9.3	CASO 3: HERRAMIENTA DE CONSTRUCCIÓN DE ESPECTROS SINTÉTICOS POR MEDIO DE RNA	87
9.3.1	RESEÑA DEL CASO.....	87
9.3.2	PROCEDIMIENTO DE ENTRENAMIENTO.....	88
9.3.3	METODOLOGÍA DEL ENTRENAMIENTO NEURONAL.....	89
9.3.4	RESULTADOS	90
9.3.5	COMPARACIÓN CON ESPECTRO SINTÉTICO JONSWAP	99
9.3.6	COMENTARIOS Y CONCLUSIONES	100
10	CONCLUSIONES Y COMENTARIOS FINALES	101
11	GLOSARIO	103
12	REFERENCIAS.....	107
13	ANEXOS.....	109
13.1	ANEXO FFT LENGTH (5 ESTADOS DE MAR)	109
13.2	REPRESENTACIÓN EN COORDENADAS POLARES DE ESPECTROS GENERADOS CON RNA.....	113

LISTA DE FIGURAS

Figura 2.1: Esquema de una vista aérea de la superficie libre en un momento determinado. Las líneas de contorno representan 0.2 m; la áreas grises corresponden a depresiones (Holthuijsen, 2007).	2
Figura 2.2: Estructura aleatoria del mar (Pierson, 1955)	3
Figura 2.3: Ejemplo de un perfil de oleaje como superposición de 5 olas sinusoidales; cada una con distinta altura, periodo y fase (Goda Y. , 2000).	4
Figura 2.4: El resultado de transformar un registro de altura de ola en los espectros de amplitud y fase respectivamente (Holthuijsen, 2007).	4
Figura 2.5: Proceso de transformación del espectro de amplitud obtenido mediante la transformada de Fourier en el espectro de densidad de varianza espectral continuo (Holthuijsen, 2007).	6
Figura 2.6: Ejemplo de una medición de oleaje; la elevación de la superficie libre en un punto fijo en función del tiempo (Holthuijsen, 2007).	6
Figura 2.7: Ejemplo de espectro JONSWAP con factor $\gamma=1$ (Goda, 2000).	8
Figura 2.8: El espectro bidimensional o direccional representa la distribución de energía tanto en la frecuencia como en la dirección. En la figura se muestra en coordenadas polares (Holthuijsen, 2007).	8
Figura 2.9: Difracción del oleaje (U.S. Army Coastal Engineering Research Center, 1975)	11
Figura 2.10: Neurona biológica	12
Figura 2.11: Elementos que componen una neurona artificial	13
Figura 2.12: Esquema de una red neuronal artificial (RNA)	16
Figura 2.13: Generalización. Situación idealizada	24
Figura 2.14: Generalización. Situación real	24
Figura 7.1: Energía mareomotriz (parque turbinas SeaGen)	37
Figura 7.2: Energía undimotriz (parque dispositivos Pelamis)	38
Figura 8.1: Casos investigados por S. Mandal 2004 (NRA izquierda espectro PM, derecha datos de campo)	39
Figura 8.2: Topología de RNA utilizada para la obtención de espectro sintético (Reena Naithani, M.C. Deo 2006)	40
Figura 8.3: Testeo para una serie de altura de ola en tiempo real (Londhe & Vijay Panchang, 2006).	41
Figura 8.4: Altura significativa estimada por al a RNA vs la data medida (Bhattacharya et al, 2003)	41
Figura 8.5: a) Input de la data de campo, b) Desnivelaciones alrededor de las Islas de Hawaii. En rojo los resultados obtenidos por la RNA. (Namekar et al, 2009)	42

Figura 9.1: Ubicación de Boya TRYAXIS e Instrumento ADCP, Lebu VIII Región.	43
Figura 9.2: Diferencias entre Hs ADCP y Hs TRIAXYS, resultado para PSpec.....	44
Figura 9.3: Diferencias entre Hs ADCP y Hs TRIAXYS, resultado para VPS.	45
Figura 9.4: Diferencias entre Tp ADCP y Tp TRIAXYS, resultado para PSpec.	45
Figura 9.5: Diferencias entre Tp ADCP y Tp TRIAXYS, resultado para VPS.	46
Figura 9.6: Diferencias entre MWD ADCP y MWD TRIAXYS, resultado para PSpec.....	46
Figura 9.7: Diferencias entre MWD ADCP y MWD TRIAXYS, resultado para VSpec.....	47
Figura 9.8: Diferencias entre Hs ADCP y Hs TRIAXYS, para el set de testeo de la RNA.	48
Figura 9.9: Diferencias entre Tp ADCP y Tp TRIAXYS, para el set de testeo de la RNA.	49
Figura 9.10: Diferencias entre MWD ADCP y MWD TRIAXYS, para el set de testeo de la RNA.....	49
Figura 9.11: Arquitectura utilizada para el entrenamiento de la RNA.	50
Figura 9.12: Diferencias entre el resultado Hs ADCP y Hs RNA.....	51
Figura 9.13: Diferencias entre el resultado Tp ADCP y Tp RNA.....	51
Figura 9.14: Diferencias entre el resultado PWD ADCP y PWD RNA.....	52
Figura 9.15: Diferencias entre el resultado MWD ADCP y MWD RNA.....	52
Figura 9.16: Arquitectura de RNA incorporando retraso de la ola entre instrumentos.....	53
Figura 9.17: Bandas de confianza 95% para testeo de RNA Hs.	54
Figura 9.18: Gráfico del error (residual) para la RNA Hs.....	54
Figura 9.19: Histograma del error Hs (ADCP-RNA).....	55
Figura 9.20: Bandas de confianza 95% para testeo de RNA Tp.	56
Figura 9.21: Gráfico del error (residual) para la RNA Tp.....	56
Figura 9.22: Histograma del error Tp (ADCP-RNA).....	57
Figura 9.23: Bandas de confianza 95% para testeo de RNA PWD.	58
Figura 9.24: Gráfico del error (residual) para la RNA PWD.....	58
Figura 9.25: Histograma del error PWD (ADCP-RNA).....	59
Figura 9.26: Bandas de confianza 95% para testeo de RNA MWD.....	60
Figura 9.27: Gráfico del error (residual) para la RNA MWD.	60
Figura 9.28: Histograma del error MWD (ADCP-RNA).....	61
Figura 9.29: Predicción método ARIMA para Hs (ADCP-Lebu).....	63
Figura 9.30: Predicción método ARIMA para Tp (ADCP-Lebu).....	64
Figura 9.31: Predicción método ARIMA para PWD (ADCP-Lebu).....	65
Figura 9.32: Predicción método ARIMA para MWD (ADCP-Lebu).....	66

Figura 9.33: Zonas de aplicación de los modelos del WaveWatch III (NOAA)	68
Figura 9.34: Arquitectura de RNA para entrenamiento de Hs	71
Figura 9.35: Comparación set de oleaje Watchkeeper (SHOA) y resultado de RNA para Hs.....	72
Figura 9.36: Error o residuo entre set de oleaje Watchkeeper (SHOA) y resultado de RNA para Hs.....	72
Figura 9.37: Histograma del error Hs (Watchkeeper-RNA)	73
Figura 9.38: Bandas de confianza 95% para testeo de RNA Hs (Caso 2).....	73
Figura 9.39: Comparación entre set de oleaje Watchkeeper (SHOA) y resultado de RNA para Tp.....	74
Figura 9.40: Error o residuo entre set de oleaje Watchkeeper (SHOA) y resultado de RNA para Tp.....	74
Figura 9.41: Histograma del error Tp (Watchkeeper-RNA)	75
Figura 9.42: Bandas de confianza 95% para testeo de RNA Tp (Caso 2).....	75
Figura 9.43: Comparación entre set de oleaje Watchkeeper (SHOA) y resultado de RNA para MWD	76
Figura 9.44: Error o residuo entre set de oleaje Watchkeeper (SHOA) y resultado de RNA para MWD.	76
Figura 9.45: Histograma del error MWD (Watchkeeper-RNA).....	77
Figura 9.46: Bandas de confianza 95% para testeo de RNA MWD (Caso 2).	77
Figura 9.47: Comparación entre set de oleaje Watchkeeper (SHOA) y resultado de RNA para PWD.....	78
Figura 9.48: Error o residuo entre set de oleaje Watchkeeper (SHOA) y resultado de RNA para PWD.....	78
Figura 9.49: Histograma del error PWD (Watchkeeper-RNA)	79
Figura 9.50: Bandas de confianza 95% para testeo de RNA PWD (Caso 2).....	79
Figura 9.51: Predicción método ARIMA para Hs (Watchkeeper-Arica)	82
Figura 9.52: Predicción método ARIMA para Tp (Watchkeeper-Arica).....	83
Figura 9.53: Predicción método ARIMA para MWD (Watchkeeper-Arica)	84
Figura 9.54: Predicción método ARIMA para PWD (Watchkeeper-Arica)	85
Figura 9.55: Nodo Extracción de Datos (Zona Central, Chile).....	87
Figura 9.56: Comparación entre un bin medido (bin 355) y otro modelado para 5 años de entrenamiento (Alta energía asociada)	91
Figura 9.57: Comparación entre un bin medido (bin 407) y otro modelado para 5 años de entrenamiento (Alta energía asociada)	91
Figura 9.58: Comparación entre un bin medido (bin 438) y otro modelado para 5 años de entrenamiento (Baja energía asociada)	92

Figura 9.59: Comparación entre un bin medido (bin 287) y otro modelado para 5 años de entrenamiento (Baja energía asociada)	92
Figura 9.60: Comparación entre un bin medido (bin 354) y otro modelado para 1 año de entrenamiento.....	93
Figura 9.61: Comparación entre un bin medido (bin 406) y otro modelado para 1 año de entrenamiento.....	93
Figura 9.62: Comparación entre un bin medido (bin 241) y otro modelado para 1 año de entrenamiento.....	94
Figura 9.63: Comparación entre un bin medido (bin 312) y otro modelado para 1 año de entrenamiento.....	94
Figura 9.64: Comparación entre espectro medido con espectro sintético	95
Figura 9.65: Comparación entre espectro medido con espectro sintético (caso bimodal)	95
Figura 9.66: Comparación entre espectro medido con espectro sintético (caso espectro con mayor energía).....	96
Figura 9.67: Comparación entre espectro medido con espectro sintético (caso bimodal)	96
Figura 9.68: Comparación entre espectro medido con espectro sintético (caso baja correlación).....	97
Figura 9.69: Comparación entre espectro medido con espectro sintético (baja correlación, espectro trimodal).....	98
Figura 9.70: Salida de comparación entre un bin medido (bin293) y otro modelado para 1 año de testeo (Validación cruzada).....	98
Figura 9.71: Salida de comparación entre un bin medido (bin356) y otro modelado para 1 año de testeo (Validación cruzada).....	99
Figura 13.1: Sensibilización de Hs para distintos FFT Length.....	109
Figura 13.2: Sensibilización de Tp para distintos FFT Length.....	110
Figura 13.3: Sensibilización de PWD para distintos FFT Length.....	110
Figura 13.4: Sensibilización de MWD para distintos FFT Length	111
Figura 13.5: Arriba espectro medido y abajo espectro RNA para el 4-12-2006 03:00 (caso 3)	113
Figura 13.6: Arriba espectro medido y abajo espectro RNA para el 30-01-2006 15:00 (caso 3)	114
Figura 13.7: Arriba espectro medido y abajo espectro RNA para el 20-04-2006 12:00 (caso3)	115
Figura 13.8: Arriba espectro medido y abajo espectro RNA para el 24-11-2006 06:00 (caso 3)	116
Figura 13.9: Arriba espectro medido y abajo espectro RNA para el 13-05-2006 06:00 (caso 3)	117

Figura 13.10: Arriba espectro medido y abajo espectro RNA para el 16-06-2006 15:00
(caso3) 118

LISTA DE TABLAS

Tabla 2.1: Funciones de activación..... 15
Tabla 9.1: Coeficientes de correlación para los resultados de procesos de datos ADCP. 47
Tabla 9.2: Resultados del testeo de la RNA..... 53
Tabla 9.3: Resultados de la RNA incorporando retraso de ola entre instrumentos..... 62
Tabla 9.4: Comparación entre resultados con retardo de la ola y resultados sin retardo.. 62
Tabla 9.5: Comparación entre resultados RMA y ARIMA..... 66
Tabla 9.6: Resumen de resultados modelación RNA casos no optimizados. 70
Tabla 9.7: Resumen de resultados modelación RNA casos optimizados. 80
Tabla 9.8: Incremento del índice de ajuste al optimizar cantidad de iteraciones 81
Tabla 9.9: Resumen de resultados para predicciones RNA y ARIMA 86
Tabla 9.10: Resumen de resultados para alternativas realizadas 90
Tabla 13.1: Desviación estándar para 5 estados de mar sensibilizando FF Length 111
Tabla 13.2: Resultados para 5 estados de mar sensibilizando FF Length 112

LISTA DE SÍMBOLOS

OLEAJE		
Símbolo	Descripción	Unidad
α	Amplitud de la ola	m
H	Altura de la ola igual a 2α	m
H_s	Altura significativa de la ola $H/3$	m
ω	Frecuencia angular	rad/s
T	Periodo de la ola	s
T_p	Periodo peak de la ola	s
k	Número de onda	rad/m
L	Longitud de la ola	m
θ	Fase de la ola	rad
f	Frecuencia de la ola $1/T$	$1/s$
$\eta(t)$	Elevación de la superficie en función del tiempo	m
$\underline{\alpha}$	La amplitud tratada como variable aleatoria	m
$E(f_i)$	Símbolo de la densidad de varianza	
$E(f)$	Densidad espectral de frecuencias	$m^2 s$
γ	Agudeza de peak en espectro JONSWAP	
$E(f, \theta)$	Espectro de densidad direccional del oleaje	$m^2 s \cdot \theta$
m_0	Momento espectral de orden cero $\int_0^\infty \int_0^{2\pi} E(f, \theta) df d\theta$	m^2
η_{rms}	Valor medio cuadrático de la superficie libre	m
$H/3$	O llamada H_{m0} es igual a $4.004\eta_{rms} = 4.004\sqrt{m_0}$	m
PWD	Dirección peak del oleaje	θ
MWD	Dirección media del oleaje $\arctan\left(\frac{\int \sin(\theta)E(f, \theta) df d\theta}{\int \cos(\theta)E(f, \theta) df d\theta}\right)$	θ

REDES NEURONALES ARTIFICIALES	
Símbolo	Descripción
α	Taza de aprendizaje
w_{ij}	Peso sináptico entre las neuronas presináptica i y postsináptica j
y_p	Salida obtenida de la red neuronal
d_p	Salida deseada (dato medido)
e_p	Error entre valor deseado y valor obtenido
β	El momento determina el efecto en el instante $t+1$ del cambio de los pesos realizado en el instante t .
x_p	Patrón de entrada
$y_i(t)$	Función de activación de las neuronas
Δw_{ij}	Variación de los pesos sinápticos
$\nabla E(W)$	Gradiente descendiente del error
$h_i(t)$	Regla de propagación esta dada por $\sum_j w_{ij} \cdot x_j(t)$
δ_{pj}	Coefficiente de retropropagación del error para el ajuste de los pesos sinápticos.

MODELO ARIMA	
Símbolo	Descripción
ε_t	Término de error (Innovaciones)
θ_i	Parámetros de las medias móviles
Y_t	Serie temporal de datos
ϕ_0	Parámetros de la autorregresividad
α, β	Parámetros de alisado
p	Autorregresión
d	Integración o Diferenciación
q	Media móvil

RESUMEN

La tesis implementa la aplicación de la teoría de las redes neuronales artificiales a la ingeniería marítima/oceánica con el objetivo de complementar los estudios de caracterización del recurso energético en Chile. Las Redes Neuronales Artificiales (RNA) son modelos matemáticos inspirados en la estructura y funcionamiento de las redes neuronales biológicas, utilizadas principalmente para la predicción y búsqueda de patrones. Por ello utilizando su poder predictivo se definieron tres casos de aplicación puntual para esta investigación, pudiendo existir otros casos de aplicación, a continuación se listan las aplicaciones desarrolladas:

- Se desarrolla una herramienta RNA capaz de transferir los parámetros del oleaje desde la medición de una boya TRIAXYS (INH) (aguas profundas) hasta el dispositivo ADCP (INH) (aguas someras). Para esto se elabora una red que permite, en primera instancia, correlacionar datos tomados entre ambos instrumentos, esto tiene por objetivo, introducir una primera aproximación a una transferencia del oleaje desde aguas profundas (donde se ubica la boya) a la zona de aguas somera en donde se encuentra instalado el instrumento ADCP.
- Se abordan las correlaciones de tipo paramétrica del oleaje, presentado en esta investigación el mejoramiento en el ajuste resultados que presentan los datos provenientes del WaveWatch III (National Oceanic and Atmospheric Administration-NOAA) por medio de parámetros de resumen obtenidos in situ (para este caso, obtenidos de Watchkeeper (Servicio hidrográficos y oceanográfico de la armada-SHOA). Para esto se implementa una red neuronal artificial que permita buscar los mejores ajustes, teniendo como datos de entrada los parámetros de ola de WaveWatch III (NOAA) y como datos ideales (deseado) los de la boya Watchkeeper facilitado por el Servicio Hidrográfico y Oceanográfico de la Armada (SHOA). La idea fundamental es tener una herramienta que permita ajustar los resultados del modelo global WaveWatch III (NOAA) a valores medidos en zonas de mucho interés.
- Por último se elabora una herramienta, que permite la confección de espectros de oleaje sintético direccional con características bimodales (cuando se presente en la realidad) y que mejore el ajuste en la correlación de los espectros medidos a partir de parámetros de resumen de la ola. Además se realiza una comparación con el método de obtención de espectros sintéticos JONSWAP (Hasselmann *et al.*, 1973).

Los resultados presentados tienen una directa relación entre la cantidad de información disponible (datos en series de tiempo, espectral, etc.) y la capacidad de reproducir la realidad o de predicción. Así para una data de 5 años de extensión temporal se obtendrán muy buenos resultados en el ajuste con los datos medido in-situ, pero no así para datas temporales más reducidas (menores a un año) en donde el ajuste a la realidad será pobre. Es por esto que los resultados expuestos en esta tesis varían en el grado de

exactitud con la que reprodujeron la realidad, pues se contaba con distintas extensiones temporales para los distintos casos estudiados, por esto para el último caso de la generación de espectros direccionales se obtuvieron los menores errores RMS respecto a la realidad, ya que se contaba con una extensión temporal de años, en cambio para los casos donde se contaba con sólo meses de extensión en los datos no se obtuvieron significativas disminuciones entre los valores medidos y los estimados por las redes neuronales.

A pesar de esta limitación la investigación cumplió con el objetivo principal de implementar con éxito las RNA al estudio y estimación de los parámetros del oleaje.