



**UNIVERSIDAD DE CHILE**  
**FACULTAD DE CIENCIAS AGRONÓMICAS**  
**ESCUELA DE PREGRADO**

**MEMORIA DE TÍTULO**

**ANÁLISIS DE SENSIBILIDAD DE LA CONFIGURACIÓN DEL MODELO WRF  
EN LA ESTIMACIÓN DE LA ENERGÍA EÓLICA OFFSHORE POTENCIAL EN  
LAS COSTAS DE LA IV REGIÓN DE CHILE.**

**HUGO NICOLÁS FRANCISCO VÁSQUEZ ANACONA**

**Santiago, Chile**  
**AÑO 2022**



**UNIVERSIDAD DE CHILE**  
**FACULTAD DE CIENCIAS AGRONÓMICAS**  
**ESCUELA DE PREGRADO**

**MEMORIA DE TÍTULO**

**ANÁLISIS DE SENSIBILIDAD DE LA CONFIGURACIÓN DEL MODELO WRF  
EN LA ESTIMACIÓN DE LA ENERGÍA EÓLICA OFFSHORE POTENCIAL EN  
LAS COSTAS DE LA IV REGIÓN DE CHILE.**

**SENSITIVITY ANALYSIS OF THE WRF MODEL CONFIGURATION IN THE  
ESTIMATION OF POTENTIAL OFFSHORE WIND ENERGY IN THE COAST OF  
THE IV REGION OF CHILE.**

**HUGO NICOLÁS FRANCISCO VÁSQUEZ ANACONA**

**Santiago, Chile**  
**AÑO 2022**



# UNIVERSIDAD DE CHILE

## FACULTAD DE CIENCIAS AGRONÓMICAS

### ESCUELA DE PREGRADO

#### Memoria de Título

### ANÁLISIS DE SENSIBILIDAD DE LA CONFIGURACIÓN DEL MODELO WRF EN LA ESTIMACIÓN DE LA ENERGÍA EÓLICA OFFSHORE POTENCIAL EN LAS COSTAS DE LA IV REGIÓN DE CHILE.

Memoria para optar al título Profesional de Ingeniero en Recursos Naturales  
Renovables

**HUGO NICOLÁS FRANCISCO VÁSQUEZ ANACONA**

**PROFESOR (A) GUÍA**

Sr. Cristian Mattar B.

**Calificaciones**

7,0

Ingeniero en Recursos Naturales Renovables, M.S., Ph.D.

**PROFESORES EVALUADORES**

Sr. Luis Morales S.

7,0

Profesor de Ciencias Naturales y Física, M.S., Ph.D.

Sr. Juan Manuel Uribe M.

7,0

Ingeniero Agrónomo

**COLABORADOR**

Nicolas González Alonso de Linaje

Ingeniero en Recursos Naturales Renovables, M.S.

Santiago, Chile

AÑO 2022

## **DEDICATORIA Y AGRADECIMIENTOS**

Quiero agradecer en primer lugar al Laboratorio para el Análisis de la Biosfera (LAB) del Departamento de Ciencias Ambientales y Recursos Naturales de la Universidad de Chile a cargo del profesor Cristian Mattar, por la oportunidad de permitirme desarrollarme profesional y personalmente en su marco de trabajo establecido. Especialmente, quiero agradecer la cooperación y apoyo de Nicolas Gonzales, quien, a la distancia, colaboró en el desarrollo de esta memoria, guiándome en todos los aspectos técnicos y fundamentales, además de compartir su sabiduría y experiencias durante todo el proceso de la memoria, que, en su ausencia, hubiera sido imposible llevar a cabo.

También, quiero agradecer al departamento de Energía Eólica de la Universidad Técnica de Dinamarca por su gran colaboración en este trabajo. Esta tesis fue parcialmente apoyada por la infraestructura de supercómputo del NLHPC (ECM-02).

Finalmente quiero agradecer a mi madre Erna por el apoyo y amor incondicional durante todo el transcurso de la carrera y desarrollo de la memoria, y a mis amigos por ser parte de lo que soy hoy en día.

# ÍNDICE

<b>DEDICATORIA Y AGRADECIMIENTOS</b> .....	4
<b>ÍNDICE</b> .....	5
<b>RESUMEN</b> .....	6
<b>“SUMMARY”</b> .....	7
<b>INTRODUCCIÓN</b> .....	8
<b>METODOLOGÍA</b> .....	12
<b>Área de estudio</b> .....	12
<b>Datos de observación del viento</b> .....	13
<b>Ejecución del modelo WRF</b> .....	13
<b>Diseño de la simulación</b> .....	15
<b>Estimación de la energía potencial</b> .....	17
<b>Definición de las estadísticas de verificación</b> .....	19
<b>RESULTADOS Y DISCUSION</b> .....	22
<b>Evaluación del primer conjunto de simulaciones</b> .....	22
<b>Análisis de sensibilidad</b> .....	28
<b>Estimación de la energía eólica potencial</b> .....	30
<b>Discusiones</b> .....	34
<b>CONCLUSIONES</b> .....	36
<b>BIBLIOGRAFIA</b> .....	37

## RESUMEN

En este trabajo se realizó un análisis de sensibilidad sobre la configuración del modelo atmosférico WRF para estimar la energía eólica offshore potencial en las costas de la región de Coquimbo, Chile. Para esto, se realizó una serie de simulaciones de los campos de vientos marinos utilizando distintas configuraciones de WRF, a partir de cuatro variables correspondientes a la versión del modelo WRF, reanálisis climático, la técnica “Spectral Nudging” (SN) y la actualización de la Temperatura Superficial del Mar (SST, por sus siglas en inglés) como datos “input”. Las velocidades de los vientos simulados fueron examinadas mediante mediciones “in situ” desde la torre de medición Lengua de Vaca para los meses de Junio, Julio y Agosto del año 2013. Los resultados muestran que la versión 3.7.1 del modelo WRF junto al reanálisis climático ERA-Interim presentan los mejores rendimientos. En relación con el análisis de sensibilidad, la variable de mayor incidencia correspondió a SN utilizando una longitud de onda de aproximadamente 1000km con una RMSE y un  $R^2$  de  $2,368 \text{ m s}^{-1}$  y 53,2% respectivamente en el mes de Julio, y  $2,749 \text{ m s}^{-1}$  y 60% respectivamente para el mes Agosto. La variables SST, de menor incidencia; obtuvo una RMSE y un  $R^2$  de  $2,575 \text{ m s}^{-1}$  y 49,5% respectivamente para el mes de Julio, y un  $2,781 \text{ m s}^{-1}$  y 59% respectivamente para el mes de Julio. Este trabajo contribuye a disminuir el vacío de información existente para la futura implementación de esta novedosa forma de generación energética.

### **Palabras claves**

Escala sinóptica, periodo invernal, Spectral Nudging, Temperatura superficial del mar, Simulación atmosférica.

## **“SUMMARY”**

In this work, a sensitivity analysis was carried out on the configuration of the WRF model to estimate the potential offshore wind energy in the coasts of the Coquimbo region, Chile. In order to do this, a series of offshore wind fields simulations were performed using different WRF configurations, based on four variables corresponding to the WRF model version, the climatic reanalysis, the "Spectral Nudging" (SN) technique and the update of the Sea Surface Temperature (SST) as input data. The accuracy of the simulated wind speeds was examined through "in situ" measurements from the “Lengua de Vaca” measurement tower for the months of June, July, and August of the year 2013. The results show that version 3.7.1 of the WRF model together with the ERA-Interim climatic reanalysis, present the best yields. Regarding the sensitivity analysis, the variable with the highest incidence corresponded to SN using a wavelength of approximately 1000km with an RMSE and an  $R^2$  of 2,368  $\text{ms}^{-1}$  and 53.2% respectively in the month of July, and 2,749  $\text{ms}^{-1}$  and 60% respectively for the month of August. The SST variables, with less incidence; obtained an RMSE and an  $R^2$  of 2.575  $\text{m s}^{-1}$  and 49.5% respectively for the month of July, and 2.781  $\text{m s}^{-1}$  and 59% respectively for the month of July. This work contributes to reducing the existing information gap for the future implementation of this innovative form of energy generation.

### **“Key words”**

Synoptic scale, winter period, Spectral Nudging, Sea surface temperature, Atmospheric simulation.

## INTRODUCCIÓN

Entre las fuentes de energía no convencionales a nivel global, la energía eólica offshore ha experimentado un rápido crecimiento de su capacidad instalada presentando una de las tasas de crecimiento relativo más altas entre las industrias basadas en el océano (Wind Europe, 2019). Dentro de las próximas décadas, se espera que este crecimiento siga aumentando con un ritmo acelerado (IRENA, 2019). Este aumento, se debe al constante desarrollo tecnológico de la industria eólica, y el impulso que han generado los gobiernos del mundo para avanzar en el desarrollo del sector energético sustentable, como respuesta frente a los efectos negativos del cambio climático (IRENA, 2018).

En Chile, la capacidad instalada de la energía eólica (terrestre) hasta el año 2020 fue de 2.248 MW, cifra que representó un 8,7% de la participación de la energía eólica en el sistema (Generadoras de Chile, 2020). Para el 2021, se espera que la capacidad instalada supere los 4000 MW, contemplando los proyectos en operación, en pruebas, y en construcción (Comisión Nacional de Energía, 2021). Tal aumento de la capacidad instalada puede ser atribuido al efecto de la adopción de leyes, planes, y políticas que actúan en beneficio de la implementación de energías renovables a la matriz energética, junto a la disponibilidad de datos existentes para realizar las evaluaciones correspondientes. La región de Coquimbo es bien conocida por su recurso eólico, donde la mayor parte de las granjas eólicas del país se encuentran actualmente en operación. Además, como es de esperar, existen antecedentes que señalan que la región de Coquimbo posee buenas condiciones atmosféricas para la implementación de granjas de energía eólica offshore (González-Alonso de Linaje et al., 2019; Mattar & Guzmán-Ibarra, 2017). Teniendo en cuenta que la energía eólica offshore (actualmente ausente en el país) puede desempeñar un rol importante para contribuir con energía al sistema, y, por lo tanto, ayudar al gobierno a cumplir sus objetivos económicos, ambientales, sociales y de desarrollo de una manera cada vez más rentable (IRENA, 2018), ante su implementación, es necesario determinar la factibilidad técnica de instalar este tipo de proyectos sobre un área específica.

En la evaluación de un proyecto de generación de energía eólica, es necesario realizar una evaluación del recurso eólico que permita estudiar el comportamiento de los vientos en una zona determinada (Mattar & Borvarán, 2016). La principal infraestructura de medición de vientos superficiales que permiten estudiar dicho comportamiento son las estaciones de medición. Sin embargo, los costos de construcción y operación de estas estaciones son altos (más aún cuando estas se ubican en áreas marinas), y a pesar de existir otros medios que permiten estudiar los vientos (boyas, barcos, etc.), estos no se encuentran exentos de problemas similares (Gholami et al., 2021). Por lo tanto, ante la escasez o ausencia de estas estaciones para evaluar el recurso eólico, se han desarrollado técnicas basadas en teledetección y modelos meteorológicos de predicción numérica (MMPN) que dependen menos de las mediciones in situ para reducir estas limitantes técnicas y financieras.



Los modelos meteorológicos de predicción numérica pueden simular los campos de vientos en escalas que van desde los metros a los miles de kilómetros, y son herramientas poderosas para los estudios de energía eólica. El uso de estos modelos ha sido sujeto de intensivas investigaciones en este tipo de aplicaciones por lo que su uso ayuda a contrarrestar la brecha de información para la evaluación del recurso eólico. En este sentido, el modelo Weather Research and Forecasting (WRF) es uno de los MMPN más populares para estudios de energía eólica de meso escala, y uno de los modelos de simulación atmosférica más utilizados en el (Carvalho et al., 2012a; Powers et al., 2017). En el caso de la predicción del recurso eólico, este modelo ha sido extensamente usado, ya sea en la producción de atlas de vientos (Hahmann et al., 2014, 2016; Vincent & Hahmann, 2015; Witha et al., 2019) pronósticos de energía eólica de corto plazo (Carvalho et al., 2014; de Assis Tavares et al., 2022; Kibona, 2020), y en la predicción de la energía eólica futura bajo diferentes escenarios del cambio climático (Greene et al., 2010), entre otros. Por otra parte, en Chile, el uso de este modelo ha sido implementado recientemente, lo que se puede evidenciar a partir de algunas publicaciones científicas tales como las de Mattar y Borvarán(2016), Yáñez (2018), González-Alonso de Linaje *et al.* (2019), y Salfate *et al.* (2020) entre otros, en donde se evalúa el recurso eólico. En cuanto a WRF, este modelo proporciona múltiples opciones para establecer su configuración y datos de entrada, debido a los distintos propósitos y aplicaciones para los que puede ser utilizado. Sin embargo, la capacidad de este modelo para realizar simulaciones fidedignas sobre superficies con complejas topografías, diferentes rugosidades, y áreas con alta variabilidad climática estacional, así como la capacidad para representar las complejas interacciones entre la atmosfera con la superficie terrestre y marina, entre otras, se ve dificultada debido a la alta complejidad, de manera que la realización de tales simulaciones representa importantes desafíos en múltiples aspectos (El-Samra et al., 2018; Fernández-González et al., 2018; Kalvig et al., 2014; Svensson et al., 2019; Wu et al., 2017, 2020). De este modo, para obtener simulaciones precisas de los campos de vientos, es esencial evaluar la sensibilidad del modelo frente a estas múltiples opciones, adaptándose a las condiciones ambientales sobre la superficie que se desea estudiar (Grell et al., 2005; Li et al., 2021).

De acuerdo con los resultados de González-Alonso de Linaje (2019), la alta variabilidad estacional de los campos de viento en los meses de Enero y Julio, tiene un impacto en la estimación de la energía eólica y sobre los indicadores de factibilidad técnica en la superficie del mar de la cuarta región. Como resultado de lo anterior, el desempeño del modelo en la simulación de los campos de viento correspondiente al mes de Julio fue más bajo al obtenido en el mes de Enero. En este sentido, se identifica la necesidad de profundizar sobre la configuración inicial del modelo WRF para realizar simulaciones más representativas durante la época invernal en la cuarta región, y así elaborar una mejor evaluación del recurso eólico que incorpore esta variabilidad estacional dentro del análisis. Para esto, en el presente trabajo se propone analizar la sensibilidad de 2 variables correspondientes a Spectral nudging y la Temperatura superficial del océano.

Por un lado, se propone analizar el efecto de la temperatura superficial del mar (SST, por sus siglas en inglés), ya que específicamente en la región de Coquimbo, las condiciones oceanográficas se caracterizan por su alta variabilidad espacio temporal, lo cual se atribuye

a la batimetría, los vientos, y la presencia de focos de surgencias de la zona (Moraga et al., 2001). Además, en relación con las temperaturas superficiales del mar en la costa, existe una marcada variabilidad estacional con valores máximos durante la estación de verano, y mínimos en invierno, la cual se acentúa en las latitudes inferiores a 29° S y disminuye desde la latitud 31° S, generando su expresión sobre las corrientes marinas y los vientos (Otárola, 2009). Según Park *et al.* (2011), las perturbaciones de las temperaturas superficiales del océano afectan la temperatura del aire en la superficie del océano, los flujos de humedad, y la estabilidad atmosférica en el modelo WRF. Jeong *et al.* (2013), también reportaron que perturbaciones de  $\pm 1.1^{\circ}\text{C}$  en la SST resultan en cambios en la temperatura del aire de  $+0.37/-0.38^{\circ}\text{C}$ , y en la presión superficial de  $\pm 0.31$  hPa, de acuerdo con un estudio realizado sobre nevadas de gran magnitud en el Océano Amarillo. En este sentido, la temperatura superficial del océano incide en los sistemas climáticos en la escala sinóptica, determinando el intercambio de humedad, calor y momentum entre la atmósfera y la superficie del océano. Por lo tanto, la aplicación de datos de la SST debería utilizarse como condiciones de borde o frontera en sistemas de previsión meteorológica para mejorar el desempeño de las simulaciones en sistemas meteorológicos de predicción numérica, ya que es un aspecto relevante para ser explorado previo a la determinación de la configuración que mejor se ajuste a una aplicación dada (Donlon et al., 2012; Witha et al., 2019). Por otro lado, se propone analizar la incidencia que posee utilizar la técnica Spectral nudging en longitudes de onda de aproximadamente 1000 km, ya que se ha probado que su aplicación en las componentes horizontales del viento (indispensable en la evaluación del recurso eólico) presenta un decrecimiento de los errores en el desempeño del modelo (Gómez & Miguez-Macho, 2017).

El propósito de este trabajo es analizar el impacto de las condiciones iniciales del modelo WRF en la cuantificación de la energía eólica offshore durante la época invernal, utilizando como base los resultados obtenidos por González-Alonso de Linaje (2019) e incluyendo en el análisis, la variación de la temperatura superficial del océano a partir de la base de datos OSTIA y la técnica Spectral Nudging en la longitud de onda de aproximadamente 1000km. Este trabajo ayudará a obtener una configuración más eficiente del modelo en términos del menor error en la cuantificación de la energía eólica offshore, lo cual puede resultar de gran utilidad para evaluar la factibilidad técnica de instalar una central de energía eólica offshore en la región de Coquimbo y otras áreas de interés, y eventualmente contribuir al aumento de las energías renovables a la matriz energética de Chile y la consecución de los objetivos energéticos, económicos, sociales y de desarrollo a partir de esta llamativa forma de generación energética.

## **Objetivo General**

Analizar la sensibilidad de la configuración inicial del modelo WRF en la estimación de la energía eólica offshore.

## **Objetivos específicos**

- Simular los campos de viento on y offshore a partir de distintas configuraciones del

modelo WRF.

- Estimar la energía eólica potencial offshore disponible.
- Determinar el efecto de la configuración de las opciones físicas y numéricas sobre las estimaciones energéticas.

# METODOLOGÍA

## Área de estudio

El área de estudio se encuentra localizada en la zona comprendida entre las latitudes 29.0° S, 32.1°S y entre las longitudes 69.7° E, 73.8° E en la región de Coquimbo, Chile, abarcando una distancia de 150 km de la franja costera, y una superficie de 51,000 km<sup>2</sup>. En el área de estudio se encuentra la torre de medición Lengua de Vaca (LV) ubicada en la península del mismo nombre, cercana a la bahía de Coquimbo (ver Figura 1).

La porción marina de la región de Coquimbo sobre la cual se centra esta área de estudio posee un clima Estepárico Costero o Nuboso caracterizado por abundante nubosidad y humedad durante la mitad del año (Weather spark, 2022). Tales condiciones son influenciadas por el fenómeno del Anticiclón del Pacífico Sur, el cual genera su expresión sobre la estabilidad estacional de los campos de vientos, en la medida que se desplaza horizontalmente desde la zona centro norte (21.8° S) en la época invernal (Junio, Julio y Agosto), hasta el sur del país (40.1° S) en los meses del periodo de verano (Diciembre, Enero y Febrero) (Rahn et al., 2011).

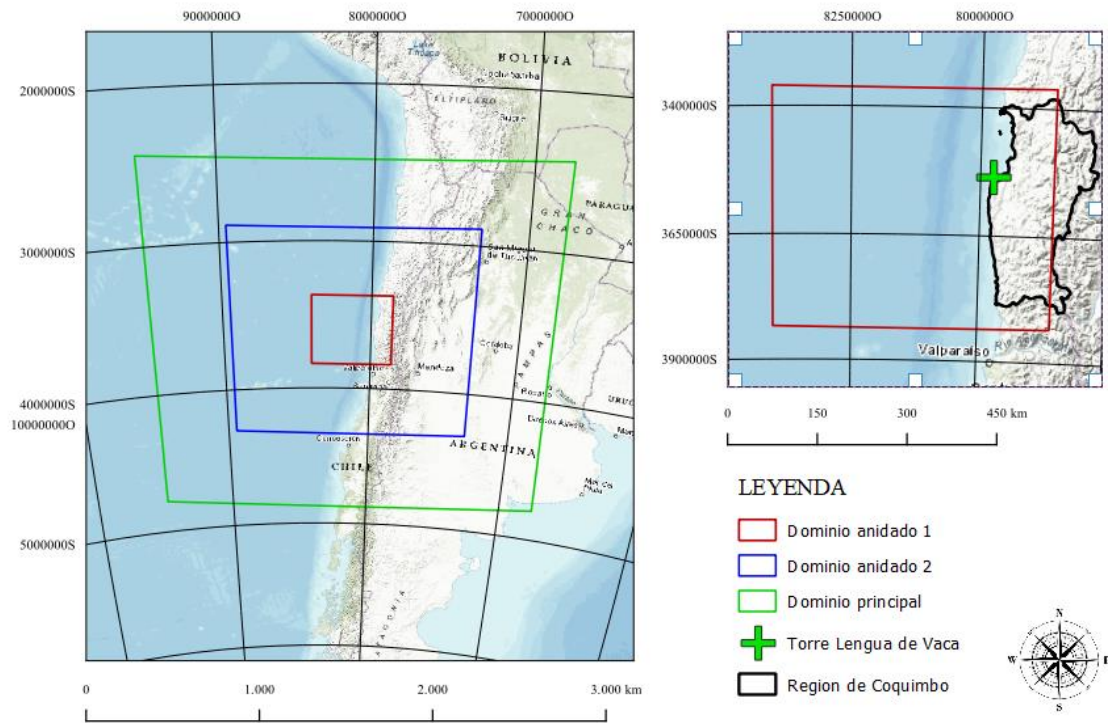


Figura 1. Área de estudio.

### Datos de observación del viento.

La torre de medición Lengua de Vaca (30.2S,71.6E) cuyos valores se utilizaron para evaluar los resultados de la simulación del modelo WRF, se encuentra a una altura de 50 m.s.n.m. y proporciona velocidades y direcciones de viento en alturas de 10 y 20 metros cada 10 minutos, desde el 26 de septiembre del 2006 hasta el 12 de septiembre del 2019 (Ministerio de Energía, 2022).

### Ejecución del modelo WRF

La simulación de los campos de viento se realizó mediante el modelo de mesoescala WRF utilizando dos versiones que se describen más adelante en diseño de las simulaciones. Este modelo fue desarrollado por el Centro Nacional de Predicción Ambiental (NCEP, por sus siglas en inglés) y el Centro Nacional de Investigación Atmosférica (NCAR, por sus siglas en inglés), entre otras instituciones, y ha sido extensamente utilizado por la comunidad de meso escala siendo actualmente el modelo de predicción numérica más usado, y con un

amplio rango de aplicaciones tanto en investigación científica, pronósticos operacionales y aplicaciones comerciales en la industria (Skamarock et al., 2019).

El periodo simulado corresponde a los meses de la época de invierno, es decir Junio, Julio y Agosto del año 2013. En este sentido, todos los cálculos realizados fueron operados utilizando la escala mensual. En cuanto a los dominios anidados, se utilizaron tres dominios de 27, 9 y 3 km de resolución espacial horizontal, para el dominio principal, dominio anidado 2, y dominio anidado 3, respectivamente (ver Figura 1), siendo este último el dominio enfocado en el área escogida para la realización de los análisis posteriores. La estrategia de anidamiento o “Nesting” para definir la interacción y flujo de información entre los dominios más gruesos y anidados de la simulación fue “2-way”. El uso de los dominios es implementado mediante la opción de “Nesting” con el propósito de mejorar la resolución espacial horizontal y vertical del área de interés a partir de la introducción de nuevas redes o grillas más finas (Skamarock et al., 2019). Esta opción no fue analizada en este experimento de sensibilidad, puesto que ya se ha demostrado que el incremento de la resolución espacial produce mejoras en los resultados de las simulaciones hasta cierto punto, y además su uso apunta a mejorar la representación de la topografía y la complejidad del terreno, lo cual, si bien es interesante analizar, no se encuentra dentro del alcance de este trabajo.

En cuanto a la configuración del modelo, se utilizó la combinación de opciones de parametrizaciones físicas y numéricas que, de acuerdo con el análisis de sensibilidad de González-Alonso de Linaje (2019), posee el mejor desempeño logrado en términos del RMSE y el  $R^2$  aplicado a la energía eólica en el área de estudio (ver Cuadro 1).

Cuadro 1. Lista de esquemas físicos y opciones numéricas utilizados.

Esquema	Opción
PBL	MYNN3
SL	MYNN
LSM	Noah- LSM
Microfísica	WRF-Single Moment (WSM 3)
Radiación	RRTM
Cúmulos	Kain-Fritsch
Tiempo de integración	10 días de reinicio
Distribución y número de niveles verticales	61 niveles verticales

Estas opciones representan las opciones que dentro del proceso de simulación no presentaron variaciones, es decir, se mantuvieron constantes. A continuación, se describe el diseño de las simulaciones en donde se incorporaron las variables de este análisis de sensibilidad dentro de las simulaciones.

## Diseño de la simulación

Una serie de simulaciones de los campos de vientos fueron realizadas a partir de distintas configuraciones del modelo WRF, sobre las cuales se fueron incorporando las variables de este análisis de sensibilidad. Realizadas estas simulaciones, se extrajo la serie temporal de los datos de velocidad y dirección del viento utilizando como sitio de extracción las coordenadas de LV, utilizando un método de punto de grilla de la simulación más cercano respecto a la latitud y longitud.

En relación con las variables/parámetros de este análisis de sensibilidad, fueron divididas en 2 conjuntos de la forma que se describe a continuación.

**Primer conjunto de simulaciones.** En esta primera parte de las simulaciones, se pusieron a prueba la versión del reanálisis climático ERA-Interim y ERA5, y el modelo WRF versión 3.7.1 y 4.2 (ver Cuadro 2). Esta prueba se realizó para determinar si la actualización de la versión de estas variables supone un efecto en los resultados de la simulación. De esta forma, se puede reconocer el grado de incidencia de estas versiones sobre la sensibilidad de las variables que se utilizarán posteriormente.

El cambio de la versión del modelo WRF puede provocar cambios considerables en la simulación de los campos de viento, lo cual es generalmente relacionado a los cambios en las parametrizaciones que inherentemente afectan los resultados (Witha *et al.*, 2019). En este sentido se pueden rastrear las causas que originan dichas diferencias a partir de cambios en los parámetros externos en el “namelist” (documento principal sobre el cual se define la configuración del modelo), sin embargo, el propósito de la aplicación de este parámetro en este análisis de sensibilidad apunta hacia determinar la incidencia que esta actualización posee a grandes rasgos, y de esta forma establecer en qué medida incide por sobre las variables de sensibilidad.

El cambio de la versión del reanálisis climático tiene el mismo propósito de la variable anterior, sin embargo, la diferencia entre cada versión del reanálisis climático es clara y radica en la resolución espacial, temporal y vertical, las cuales presentan un cambio desde 80 km, 6 horas y 60 niveles verticales a 31 km, 1 hora y 131 niveles verticales desde ERA-Interim a ERA5 respectivamente.

Cuadro 2. Primer conjunto de simulaciones.

Parámetro	A1	A2	A3	A4
Modelo	V 3.7.1	V 3.7.1	V 4.2	V 4.2
Reanálisis	Era-Interim	ERA5	Era-Interim	ERA5

Una vez realizadas estas simulaciones y posteriormente comparadas con los datos del viento medidos de LV, se identificó el mejor desempeño de estas simulaciones para esta área.

**Segundo conjunto de simulaciones.** En esta segunda parte de las simulaciones se utilizaron los resultados con mejor desempeño obtenidos previamente en el conjunto de simulaciones anterior, y sobre estos se implementó la aplicación de dos variables correspondientes a Spectral Nudging (SN) y la Temperatura Superficial del Mar (SST).

Para evitar la posible divergencia en los resultados de la simulación, se utilizó la técnica Spectral Nudging. Esta técnica añade coeficientes de empuje sobre la longitud de onda de la atmósfera en el dominio espectral que exceden cierto rango de distancia en los datos modelados, siguiendo la dirección proporcionada por el reanálisis climático (Skamarock et al., 2019; Storch et al., 2000.). De acuerdo con los valores establecidos en el modelo, SN fue aplicado en las componentes horizontales del viento  $u$  y  $v$ , y se utilizó un “wave number” igual a 2, ya que se ha demostrado que “wave numbers” equivalentes a longitudes de onda de aproximadamente 1000 km, generan un rápido decrecimiento de los errores del modelo (Gómez & Miguez-Macho, 2017b). Además, se utilizó esta técnica sobre el dominio exterior únicamente ya que de acuerdo con Vincent y Hahmann (2015) y Witha *et al* (2019) es una configuración apropiada para la modelación del recurso eólico. Previamente la aplicación de este parámetro ha demostrado representar mejoras en trabajos previos en diversas aplicaciones como en evaluaciones del recurso eólico (Carvalho et al., 2012; Skamarock et al., 2019; Storch et al., 2000). Este parámetro (SN) fue analizado individualmente en una simulación (S1), ver en Cuadro 3.

La segunda variable utilizada en este conjunto de simulaciones es la temperatura superficial del mar a través de la base de datos Análisis Operacional de la Temperatura de la superficie del mar y del hielo marino (OSTIA). Esta base de datos ha sido probada previamente para la evaluación de los vientos marinos con resultados favorables (Hahmann et al., 2020; Kikuchi et al., 2020; Shimada et al., 2015), sin embargo, no ha sido implementada para la evaluación del recurso eólico sobre las costas del mar chileno (ver Cuadro 3).

S1 y S2 se compararon con una simulación de los campos de viento con la configuración del modelo que viene por defecto (en términos de los esquemas de parametrización física) denotada como SDEF, y con la configuración establecida previamente en el conjunto de simulación anterior (primer conjunto de simulaciones) denotada como FSS.

Cuadro 3. Segundo conjunto de simulaciones.

Simulación	S1	S2
Parámetro	SN	SST
SDEF	No	No
FSS	Si	Si



La base de datos OSTIA es proporcionada por Met Office del Servicio Nacional de Meteorología del Reino Unido, y entrega datos de las variables SST y fracción de área de hielo marino con distintas resoluciones espaciales y temporales. En este trabajo se utilizó el producto con resolución espacial de  $0.05^\circ \times 0.05^\circ$  y una resolución temporal diaria. Esta base de datos ha estado registrando información desde el año 2007 y se actualiza alrededor de las 06:00 horas de la hora universal coordinada todos los días (Copernicus Marine Service, 2022). En cuanto a la composición de los datos, este reanálisis utiliza datos de SST satelitales proporcionados por diversas agencias internacionales a través del marco de trabajo regional/global del Grupo de Alta Resolución SST (GHRSSST, por sus siglas en inglés), provenientes a partir de instrumentos satelitales de microondas e infrarrojos, y mediciones in situ disponibles a través del sistema Global de Telecomunicaciones (GTS, por sus siglas en inglés) (Donlon et al., 2012).

Todas las simulaciones fueron llevadas a cabo en el supercomputador Leftraru del Laboratorio Nacional de Alto Desempeño Computacional (NLHPC) de la Universidad de Chile.

### **Estimación de la energía potencial**

El cálculo de la energía eólica potencial se realizó en todas las series temporales de las simulaciones y de LV, de tal forma que fue posible evaluar el desempeño de las simulaciones en términos de la energía eólica potencial. Para esto, se requirió estandarizar los datos de velocidad del viento a una única altura, lo cual se realizó por medio de la ecuación 1. Para efectos de este trabajo se interpoló los campos de viento simulados a la altura de 20 m, ya que esta medida corresponde a la mayor altura de la estación LV, y así fue posible realizar una comparación bajo las mismas condiciones entre los datos de las simulaciones con la LV.

#### **Ecuación 1.**

$$v_z = v_i \frac{\ln\left(\frac{z_z}{z_0}\right)}{\ln\left(\frac{z_i}{z_0}\right)}$$

Donde:

$v_z$  = Velocidad de viento estimada en la altura  $z_z$  [ $\text{m s}^{-1}$ ].

$v_i$  = Velocidad de viento en la altura inicial  $i$  [ $\text{m s}^{-1}$ ].

$z_z$  = Altura a la cual se desea estimar la velocidad de viento [m].

Posteriormente se ajustaron los datos de la serie temporal a la distribución de Weibull para crear una curva de probabilidad de ocurrencia de los vientos (ver ecuación 2) y de esta forma homogeneizar la estructura y distribución de los datos simulados y observados. En cuanto a los parámetros factor de forma y factor de escala de la distribución de Weibull, estos se determinaron a partir del método de los mínimos cuadrados.

**Ecuación 2.**

$$P(v) = \left(\frac{\beta}{\alpha}\right) \times \left(\frac{V}{\alpha}\right)^{\beta-1} \times e^{-\left(\frac{V}{\alpha}\right)^\beta}$$

Donde:

$P(v)$  = Probabilidad de ocurrencia de Weibull [-].

$V$  = Velocidad de viento simulada [ $\text{m s}^{-1}$ ].

$\alpha$  = Factor de forma de la distribución de Weibull [-].

$\beta$  = Factor de escala de la distribución de Weibull [-].

Una vez ajustados los datos a la distribución de Weibull, se calculó la densidad de potencia (ver ecuación 3).

**Ecuación 3.**

$$WPD = \frac{1}{2} \rho C_p V^3$$

Donde:

WPD = Densidad de poder [ $\text{W m}^{-2}$ ].

$\rho$  = Densidad del aire [ $\text{Kg m}^3$ ].

$C_p$  = Constante límite de Betz [-].

$V$  = Velocidad del viento [ $\text{m s}^{-1}$ ].

La producción de energía y el factor de capacidad fue calculado a partir de un conjunto de 5 turbinas eólicas offshore de diferentes marcas y tamaños (ver Cuadro 4). La Figura 2 muestra la curva de potencia de los aerogeneradores utilizados.

Cuadro 3. Modelos de turbinas eólicas.

Nº	Marca	Nomenclatura	Modelo	Potencia	Diámetro	Altura de
				nominal	del rotor	buje
				--MW--	--m--	
1	Windtec	M10	WT10000dd	10	190	125
2	Vestas	M9.5	V-164	9,5	164	105
3	Vestas	M8	V-164	8	164	105
4	Senvion	M6.3	M 152	6,3	152	97
5	REpower	M5	5M	5	126.5	95

Fuente: Elaboración propia en base a base de datos de aerogeneradores, 2022.

La producción de energía (ver ecuación 4) para el periodo de simulación específico se realizó a partir del valor de energía medio anual de cada turbina, puesto que este valor representa correctamente el periodo a simular.

**Ecuación 4.**

$$E = P^* \times T$$

Donde:

$P^*$  = Potencia media anual de la turbina eólica de cada modelo [MW].

T = Periodo de tiempo de generación [horas].

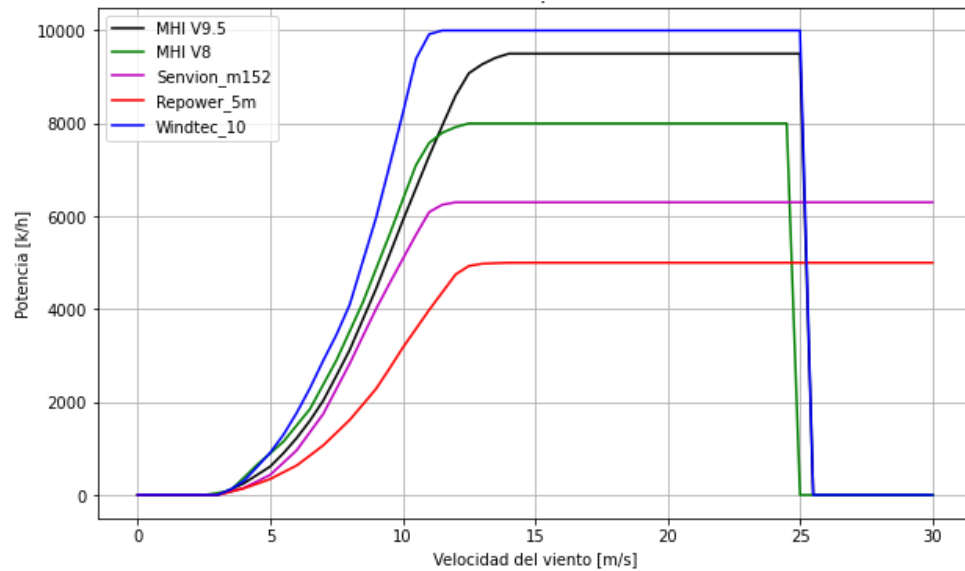


Figura 2. Curva de potencia de los aerogeneradores.

Fuente: Elaboración propia en base a base de datos de aerogeneradores, 2022.

Por último, el factor de capacidad (ver ecuación 5) fue estimado a partir de la energía generada durante el periodo específico de la simulación, haciendo uso de la energía nominal de cada turbina eólica. Este parámetro representa la relación entre la cantidad de energía generada en una determinada cantidad de tiempo, respecto a la máxima cantidad de energía que podría generar la turbina si esta operase a potencia nominal durante el mismo periodo de tiempo.

**Ecuación 5.**

$$CF = \frac{E}{P_n \times T}$$

Donde:

E = Cantidad de energía generada [MW h].

P<sub>n</sub> = Potencia nominal de la turbina de viento [MW].

T = Periodo de tiempo de generación [horas].

### **Definición de las estadísticas de verificación.**

Los siguientes estadígrafos han sido usados en este estudio para verificar el desempeño del modelo WRF en comparación con las observaciones de LV que representan el estado real de las variables a simular.

El RMSE es una medida de la diferencia entre los valores predichos por WRF y las observaciones de LV (ver ecuación 6). Mide la magnitud promedio del error y se define como la medida del error sistemático combinado (sesgo) y el error aleatorio (desviación estándar). Los valores cercanos a 0 representan un buen desempeño del modelo, y si estos se alejan hacia los positivos, el desempeño del modelo disminuye.

**Ecuación 6.**

$$RMSE = \sqrt{\left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (X_i - Y_i)\right)^2}$$

Donde:

n = Número de observaciones

Xi = Valor estimado

Yi = Valor observado

El Sesgo o Bias es definido como la media entre las diferencias entre los datos simulados de WRF y las observaciones de LV (ver ecuación 7). Este estadígrafo es calculado por cada paso de tiempo del periodo de la simulación y permite evaluar la tendencia de los datos estimados en relación con los datos observados. Si el valor es positivo, esto quiere decir que el modelo tiende a sobreestimar los resultados, mientras que, si es negativo, el modelo tiende a subestimar los resultados.

**Ecuación 7.**

$$Bias = \frac{\sum_{i=1}^n X_i - Y_i}{n}$$

Donde:

n = Número de observaciones

Xi = Valor estimado

Yi = Valor observado

El Coeficiente de determinación (ver ecuación 8) otorga el grado de linealidad entre los valores simulados y los valores observados.

**Ecuación 8.**

$$R^2 = \frac{SCR}{SCT} = \frac{\sum_{i=0}^n (\hat{y}_i - \bar{y})^2}{\sum_{i=0}^n (y_i - \bar{y})^2}$$

Donde:

SCR = Suma de los cuadrados de la regresión.

SCT = Suma total de los errores.

El Error Absoluto Medio corresponde a una (ver ecuación 9) medida del error entre 2 variables continuas. Es utilizado para medir cuán cerca se encuentran los valores simulados con respecto a los valores observados.

**Ecuación 9.**

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |X_i - Y_i|$$

Donde:

n = Número de observaciones

Xi = Valor estimado

Yi = Valor observado

## **RESULTADOS Y DISCUSION**

### **Evaluación del primer conjunto de simulaciones.**

En la Figura 3 se puede observar el mapa de velocidad media mensual de los campos de viento en el area de estudio a partir de las distintas simulaciones correspondientes al primer conjunto de simulaciones, para los meses de Junio, Julio y Agosto. En esta figura es posible observar que los valores medios de la velocidad del viento difieren entre cada mes, siendo el mes de Junio el mas ventoso, y Julio el menos ventoso, con valores que oscilan entre los 1 y 14 m s<sup>-1</sup>. También se puede observar que en todas las simulaciones las velocidades del viento se encuentran distribuidas de manera similar en el área de estudio, siendo la zona de Punta de Lengua de Vaca el área con mayores velocidades, y el interior de la bahía de Coquimbo; el área de menores velocidades, efecto que puede ser producido debido a la influencia que ejerce la Punta de Lengua de Vaca como una barrera orográfica frente a la circulación de los vientos provenientes desde el Sur-Sureste hacia el interior de la Bahía de Coquimbo.

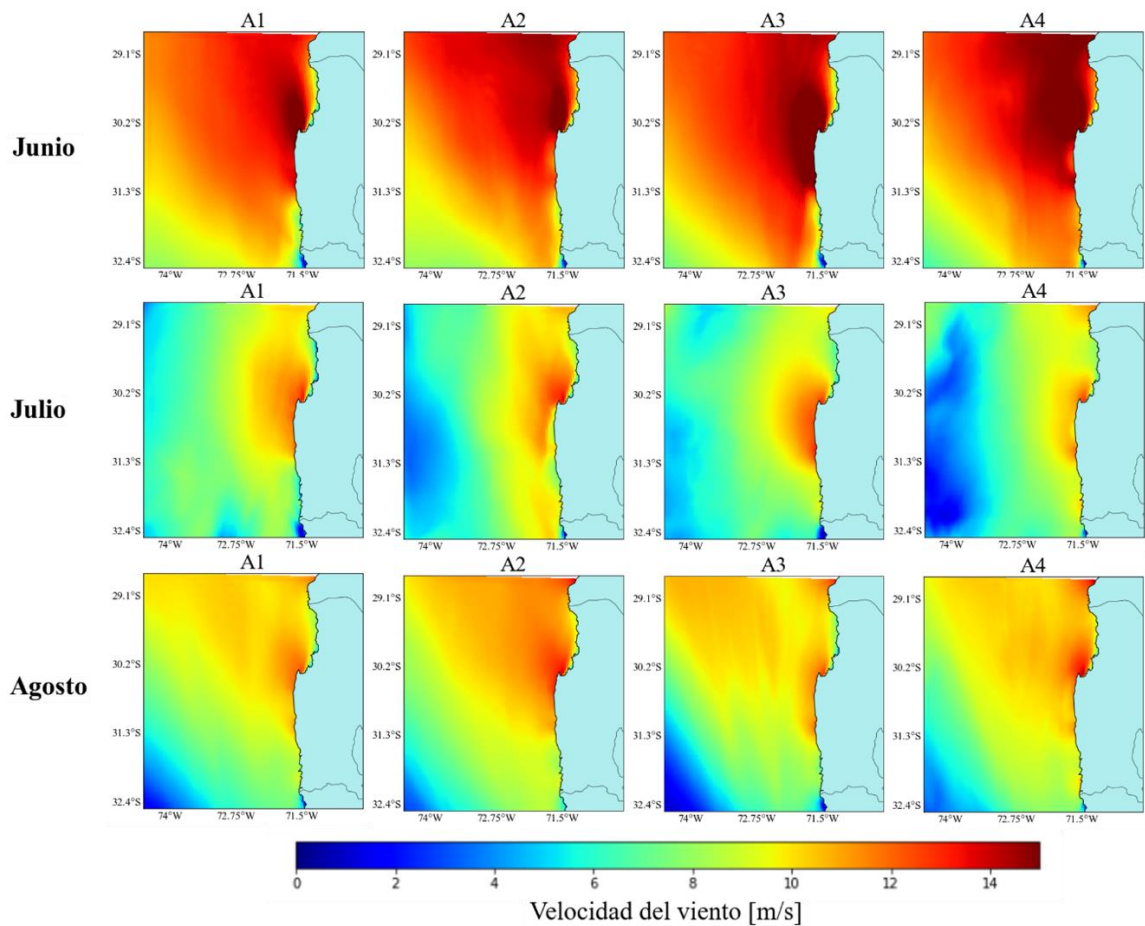


Figura 3. Mapa de velocidad media mensual de los vientos a 20 m en Junio, Julio y Agosto.

En relación con la dirección del viento, en la Figura 4 se muestra la rosa de los vientos correspondiente a los datos de cada simulación y la torre de medición LV para los meses de Junio, Julio y Agosto. En esta Figura se puede observar que, para cada uno de los meses, la dirección predominante de los vientos es SW. El porcentaje de vientos que provienen desde la dirección SW según LV, es de un 40%, 30% y 53% para del mes de Junio, Julio y Agosto respectivamente, mientras que de acuerdo con las simulaciones de WRF, el porcentaje de vientos en esta misma dirección es superior a 60%, 50% y 70% para los meses de Junio, Julio y Agosto respectivamente. Todas las simulaciones tienden a sobrestimar el porcentaje de los vientos en la dirección predominante, y en la mayoría de los casos, A1 corresponde a la simulación que más próxima se encuentra a la dirección de los vientos en relación con LV, a excepción del mes de Junio, en donde la representación más cercana está dada por A2.

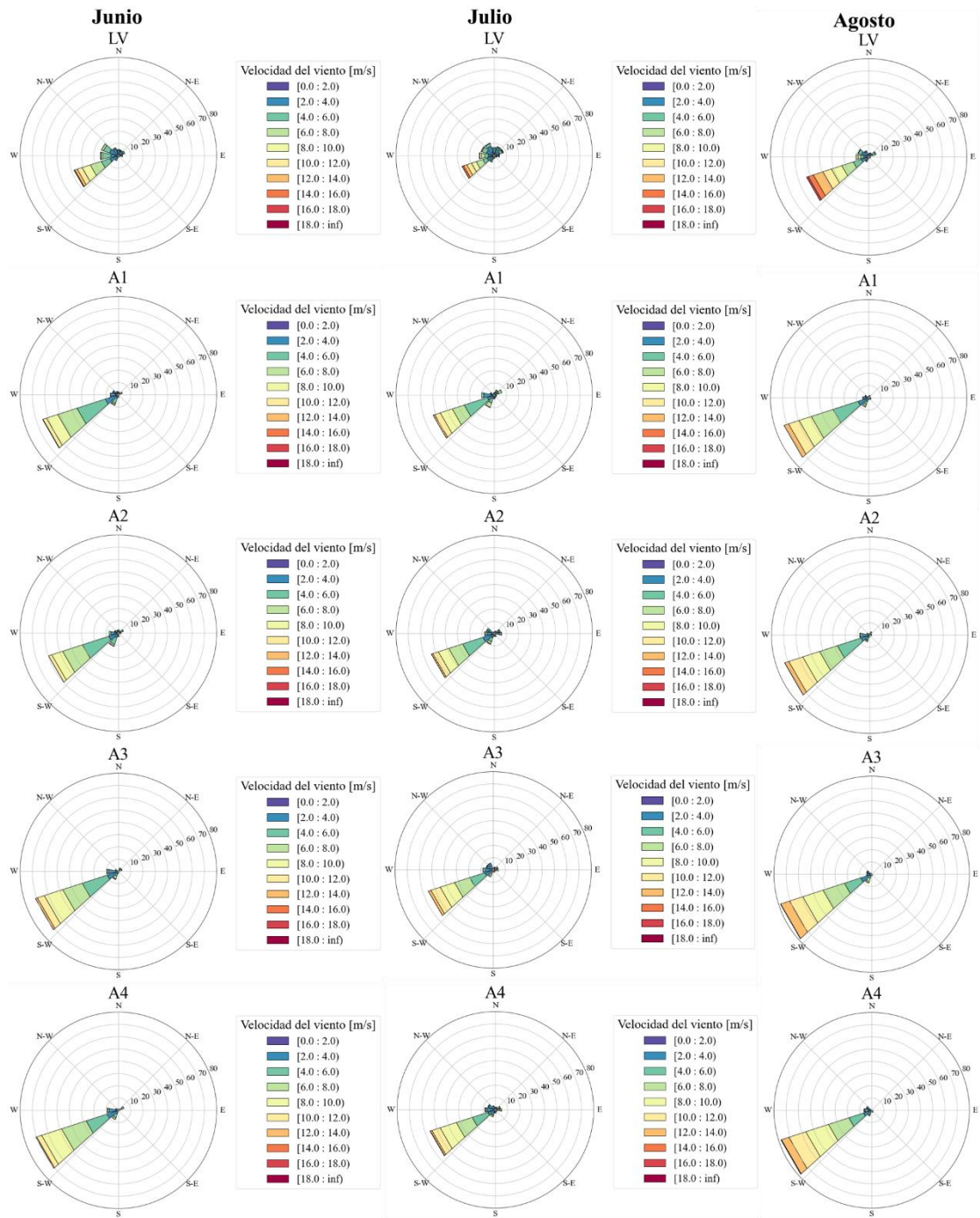


Figura 4. Rosa de los Vientos a 20 m de altura del primer conjunto de simulaciones de Junio, Julio y Agosto.

En la Figura 5 se muestra la serie temporal de datos de velocidad del viento de las simulaciones y LV en cada mes. En esta Figura se puede observar la variación temporal que manifiesta la velocidad del viento en el sitio de ubicación de LV. A partir de esta información,



se puede observar que el modelo no logra representar algunos valores extremos. Estos valores corresponden a máximos y mínimos, los cuales se atribuyen a las transiciones entre el día y la noche. Pese a esto, el modelo reproduce de forma más precisa el régimen de vientos locales, a diferencia por ejemplo de usar directamente los datos desde los reanálisis climáticos ERA Interim y ERA 5 (ver Figura 6). En este sentido, el uso del modelo WRF en esta aplicación permite abarcar una mayor parte del espectro de las velocidades del viento que en el caso de usar directamente los reanálisis. Esta diferencia se explica debido a que el uso del modelo permite describir forzamientos y fenómenos no resueltos por el modelo climático global (en este caso los datos del reanálisis), tales como la topografía local, el uso de suelo, la línea costera, entre otras interacciones no captadas en la grilla del modelo global, que mediante el proceso de downscaling es posible representar (Giorgi & Gutowski, n.d.; Marbaix et al., 2003).

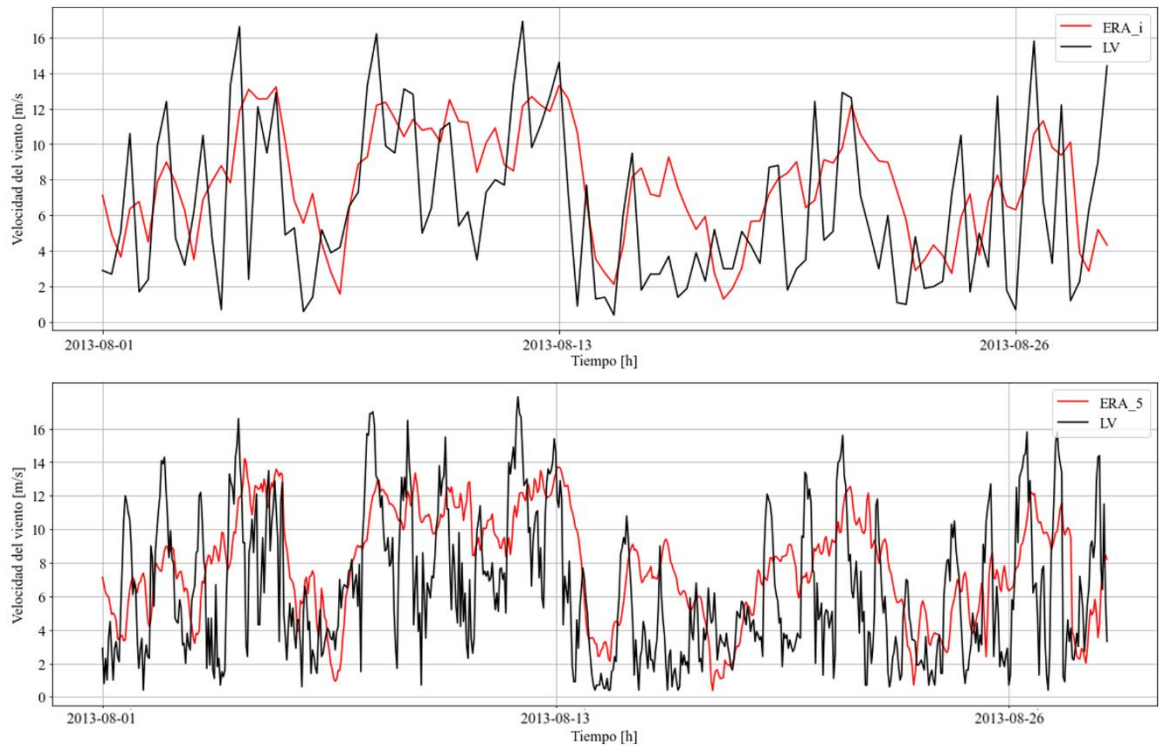


Figura 6. Velocidad del viento a 20 m de altura entre el reanálisis climático ERA Interim vs

### LV (arriba) y ERA Interim vs LV (abajo) en agosto.

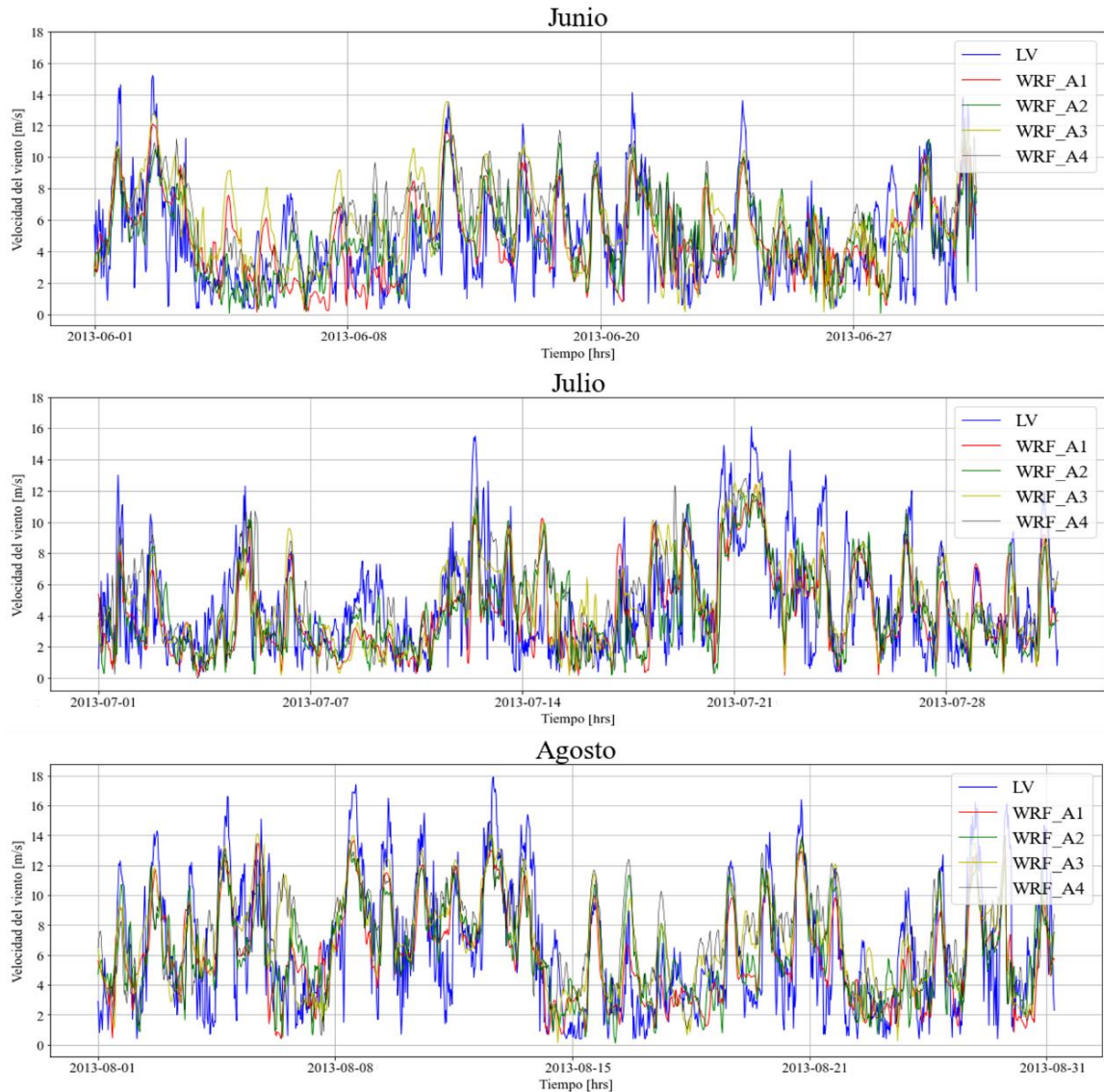


Figura 5. Serie temporal de datos de velocidad del viento a 20 m de altura de simulaciones y LV.

En el Figura 7 se muestran los valores de las distintas métricas estadísticas para cada mes. En términos del  $R^2$ , A1 corresponde a la simulación que posee los mayores valores en todo el periodo de simulación, con un 38,6; 46,8 y 63,7% para Junio, Julio y Agosto respectivamente. En este sentido, A1 se posiciona como la mejor opción en la todos los meses, excepto en Junio, en donde la diferencia con el segundo mejor resultado es de solo un 1.2% con la simulación A2. En cuanto a la RMSE, A1 también corresponde a la simulación con mejores resultados obtenidos para cada mes, excepto para el mes de Junio, en donde A2 posee el mejor resultado con un diferencia de  $0.016 \text{ m s}^{-1}$  con respecto a A1, sin embargo, esta diferencia es pequeña, y en la mayoría de los casos A1 corresponde a la mejor

simulación. Por lo tanto, considerando el registro de meses completo, se puede establecer que la simulación A1 posee los mejores resultados considerando el criterio de sensibilidad establecido anteriormente tanto para el  $R^2$  y la RMSE, y del mismo modo, se define el mes de Agosto para dar paso al segundo conjunto de simulaciones. Por último, en relación con el Bias, todas las simulaciones tienden a sobreestimar los valores de la velocidad del viento, a excepción de A1 y A2 en el mes de Agosto. Esto puede ser observado también en la figura 7, en donde la mayoría de los puntos se encuentran dispersos por encima de la línea de regresión lineal teórica (en color negro) en las simulaciones, siendo la zona comprendida entre los 0 y 5 m s<sup>-1</sup> donde se encuentra la mayor densidad de puntos. La mayor sobreestimación de los valores de la velocidad del viento en todo el registro de meses está dada por la versión 4.2.2 de WRF.

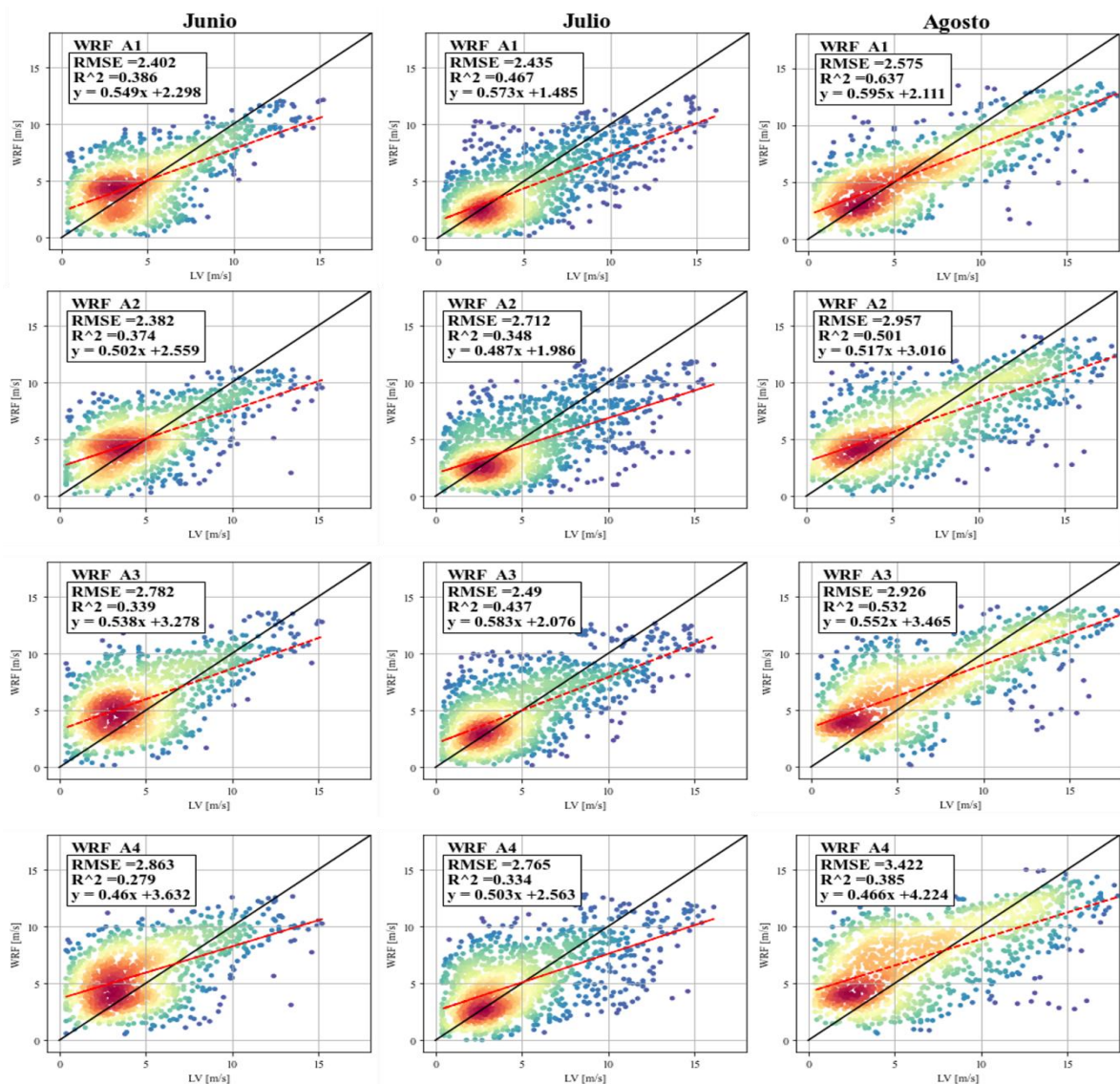


Figura 7. Gráfico de dispersión y densidad entre el primer conjunto de simulaciones y LV.

### Análisis de sensibilidad.

En esta sección se evaluaron los resultados obtenidos en el segundo conjunto de simulaciones, correspondientes a las variables SN (S1) y SST (S2), a partir de la mejor configuración establecida en el primer conjunto de simulaciones, es decir la configuración A1 y el mes de Agosto. Además, se utilizó el mes de Julio para verificar si dichas variables suponen un incremento en el desempeño del modelo, considerando los resultados de González-Alonso de Linaje *et al.* (2019) para este mes.

Con respecto a S1 en el mes de Julio, se presenta un aumento de 0,7% en términos del coeficiente de determinación ( $R^2$ ), un aumento de  $0,092 \text{ m s}^{-1}$  en la RMSE, y  $-0,133 \text{ m s}^{-1}$  en el Bias con respecto a SDEF, según los resultados que se muestran en el Cuadro 6. En cuanto a S2, se obtuvo un decrecimiento de 1,4% en términos del  $R^2$ , una aumento de  $0,151 \text{ m s}^{-1}$  en la RMSE, y  $+0,252 \text{ m s}^{-1}$  en el Bias con respecto a SDEF.

Cuadro 6. Metricas del segundo conjunto de simulaciones de Julio.

Simulación	$R^2$	RMSE	Bias
	-	$\text{m s}^{-1}$	
A1	0,468	2,646	0,337
SDEF	0,525	2,276	-0,132
S1	0,532	2,368	-0,265
S2	0,511	2,427	0,120

En relación con el mes de Agosto, S1 presenta un incremento de 0,12% en términos del  $R^2$ , una reducción de  $0,033 \text{ m s}^{-1}$  en la RMSE, y un aumento de  $0,028 \text{ m s}^{-1}$  en el Bias con respecto a SDEF, según los resultados que se muestran en el Cuadro 7. Del mismo modo, la variable S2, actúa incrementando el rendimiento del modelo, pero en menor medida con un 0,2% en el  $R^2$ ,  $0,001 \text{ m s}^{-1}$  en la RMSE, y  $0,017 \text{ m s}^{-1}$  en el Bias.

Cuadro 7. Metricas del segundo conjunto de simulaciones de Agosto.

Simulación	$R^2$	RMSE	Bias
	-	$\text{m s}^{-1}$	
A1	0,637	2,575	-0,482
SDEF	0,588	2,782	0,705
S1	0,600	2,749	0,733
S2	0,590	2,781	0,722

Cabe decir que en la configuración SDEF se ha implementado SN utilizando un valor de longitud de onda de aproximadamente 400 km, equivalente a la longitud utilizada en el primer conjunto de simulaciones, mientras que en S1 se utilizó una longitud de aproximadamente 1000 km. Al seleccionar un “wave number” de corte en el rango de los 1000 km de longitud de onda, se está ciertamente empujando los datos del modelo hacia la escala sinóptica a partir del reanálisis (Gómez & Miguez-Macho, 2017). De acuerdo con el trabajo realizado por Gómez y Miguez-Macho (2017), la explicación física ante esto es que la escala de 1.000 km corresponde al radio de deformación de Rossby (RDR), el cual es interpretado como la escala donde los efectos rotacionales se vuelven menos relevantes en comparación con la convección vertical, estableciendo la transición desde la escala sinóptica a la escala convectiva. Adicionalmente, este valor de 1000 km se ha identificado como el más apropiado en otros estudios (Liu et al., 2012; Wang & Kotamarthi, 2013). La aplicación de SN en escalas cercanas al RDR producen los resultados más realistas (cercanos a las observaciones), lo cual se muestra en concordancia con los valores obtenidos en el mes de Julio y Agosto, en donde se obtuvo una mejora en las métricas a partir de la utilización de esta técnica. Por otra parte, la aplicación de la variable SST en la simulación de los campos de vientos, provocó inestabilidad en el modelo en términos numéricos. Esta problemática se manifestó con mayor intensidad sobre el mes de Julio, impidiendo la simulación de los campos de vientos entre los días 24 y 28. Al contar con una menor cantidad de datos, se obtuvo unos valores sesgados de las métricas. Para contrarrestar esta problemática, se utilizó el registro de fechas resultantes en las otras configuraciones, y en esta oportunidad, en la simulación S2 se obtuvo un incremento de 1,6% en el  $R^2$  y un descenso de  $0,038 \text{ m s}^{-1}$  en la RMSE.

Al utilizar ambas variables (SN y SST) en las simulaciones de las velocidades del viento, se consiguió incrementar el rendimiento del modelo en el mes de Agosto, obteniendo un valor de 64% en el  $R^2$ ,  $2,482 \text{ m s}^{-1}$  en la RMSE, y  $-0,179 \text{ m s}^{-1}$  en el Bias. En el caso del mes de Julio, se obtuvo unos valores de 49,5% en el  $R^2$ ,  $2,575 \text{ m s}^{-1}$  en la RMSE, y  $0,620 \text{ m s}^{-1}$ . Este decrecimiento en el rendimiento del modelo en el mes de Julio puede ser atribuido a la menor cantidad de datos utilizados para obtener las métricas, ya que el modelo se tornó inestable numéricamente, impidiendo la simulación del periodo entre los días 24 y 28. Sin embargo, al utilizar la misma selección de fechas resultantes en las simulaciones S1 y S2, este valor del  $R^2$  y de la RMSE, fue mayor en ambos casos (2,5% en  $R^2$  y  $-0,082 \text{ m s}^{-1}$  en la RMSE).

Es importante señalar que, en ambos meses, las dos variables analizadas poseen una baja incidencia sobre las simulaciones de los datos de la velocidad del viento, que varían entre los 0,2 y 1,4% y 0,001 y  $0,252 \text{ m s}^{-1}$  en términos del  $R^2$  y la RMSE respectivamente. Sin embargo, al utilizar la configuración por “default” del modelo en el mes de Julio, se obtuvo

un incremento de 5,7% en el  $R^2$ , y un decrecimiento de  $0,37 \text{ m s}^{-1}$  en la RMSE, en comparación con la configuración A1.

### **Estimación de la energía eólica potencial.**

En la Figura 7, se muestran las curvas de probabilidad de ocurrencia de Weibull de los 3 meses correspondientes a la época invernal en el sitio de ubicación de LV, usadas para caracterizar el régimen de vientos locales (en términos de la distribución de las velocidades del viento) y poder evaluar cual configuración produce los valores más cercanos a LV. A partir de esta figura se puede establecer que, en todo el registro de tiempo, A1 corresponde a la simulación que presenta el mejor ajuste en relación con la curva de probabilidad de ocurrencia de LV, es decir, la combinación dada por la versión 3.7.1 de WRF y el reanálisis climático ERA-Interim, seguido de la simulación A2, A3 y A4. También, es posible observar que las curvas de probabilidad de ocurrencia correspondientes a las simulaciones se encuentran por encima de la curva de LV en el lado derecho del eje de la velocidad del viento. Esto da cuenta de que si bien el modelo tiende a sobrestimar las velocidades de viento (excepto en agosto A1 y A2), en todas las simulaciones se produce una subestimación de la frecuencia de las bajas velocidades del viento, y una sobrestimación de las frecuencias asociadas a las velocidades del viento intermedias y fuertes. Por otro lado, se puede establecer que existe una similitud entre las simulaciones A1 con A2, y A3 con A4. Agrupadas de esta forma, estas simulaciones están compartiendo la misma versión del modelo WRF, por lo que se puede reconocer a esta variable como de mayor incidencia en la distribución de los valores en comparación con la versión del reanálisis climático. Por otra parte, la versión del reanálisis climático posee efectos menos significativos sobre la distribución de las velocidades del viento, siendo ERA-Interim la versión que posee el mejor ajuste, aunque cabe decir que en el mes de Julio la diferencia entre las versiones del reanálisis climático pasa casi desapercibida. Por último, se puede observar que el mes con peor ajuste de las simulaciones en relación con las curva de probabilidad de ocurrencia es Agosto, a pesar de corresponder al mes con mejor ajuste ( $R^2$ ) y un error relativamente bajo (RMSE).

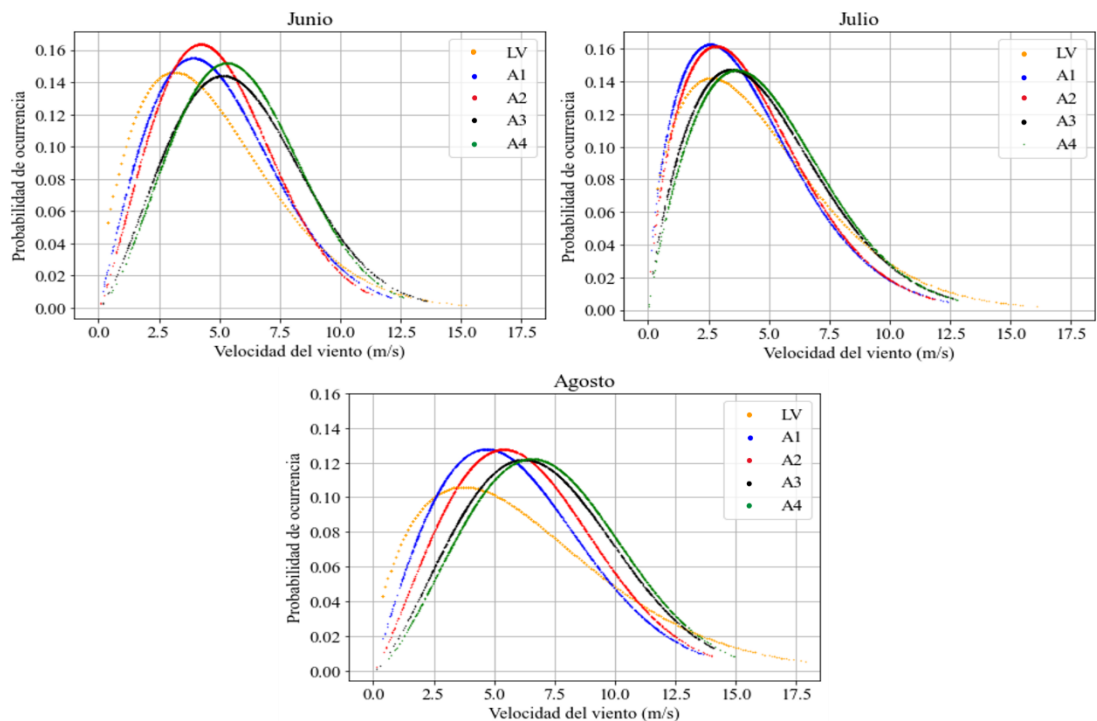


Figura 8. Curva de distribución de probabilidad de Weibull en ubicación de LV.

En el Cuadro 9 se puede observar el promedio de cada uno de los modelos de aerogenerador para cada factor de factibilidad técnica. De esta forma se puede generalizar el efecto individual de cada aerogenerador e identificar la simulación cuyo valor se encuentra más próximo al valor obtenido en LV. Para cada factor de factibilidad técnica, se destacó en negrita el valor correspondiente a la simulación que se encuentra más próximo al valor obtenido en LV. En cuanto a la Energía, el valor más cercano a LV está dado por la simulación A1 con una diferencia de +222,862 MW h, seguido de la simulación A2, A3 y finalmente A4. En el caso de la densidad de poder, A4 corresponde a la simulación que posee los valores más cercanos a los obtenidos en LV con una diferencia de -8,770 W m<sup>-2</sup>, seguido de A3, A2 y A1. Por último, el factor de planta se encuentra mejor representado por la simulación A1 con una diferencia de +2,345% con respecto a LV, seguido de A2, A3 y A4. En resumen, para el caso de la energía y el factor de planta, A1 corresponde a la simulación de mejor desempeño debido a que posee los valores que más se aproximan a los obtenidos en LV, mientras que, la densidad de poder se encuentra mejor representado por A4.

Cuadro 9. Diferencia entre indicadores de factibilidad técnica de los aerogeneradores promedio y LV en la época invernal.

Simulaciones	Energía	Densidad de poder	Factor de planta
	--MW h--	--W m <sup>2</sup> --	--%--
LV	2214,028	260,556	23,306

(continua)

Cuadro 9 (continuación)

Simulaciones	Energía	Densidad de poder	Factor de planta
	--MW h--	--W m <sup>2</sup> --	--%--
A1	<b>2436,890</b>	173,956	<b>25,651</b>
A2	2553,646	182,616	26,881
A3	2760,977	247,837	29,063
A4	2823,765	<b>251,786</b>	29,724

En el Cuadro 10 se puede observar el valor de los indicadores de factibilidad técnica para los distintos modelos de aerogeneradores para el periodo promediado de meses de Junio, Julio y Agosto. Los números destacados en negrita representan la simulación de la fila correspondiente cuyo valor se encuentra más próximo al obtenido en LV. Se utilizan varios modelos de aerogeneradores ya que se permite representar más de un escenario posible para analizar, por lo que es factible abarcar más de una respuesta o solución posible. En este sentido, se puede observar que el conjunto de aerogeneradores de menor potencia nominal dado por los modelos M5, M6.3 y M8 coinciden en que A1 corresponde a la simulación que más se aproxima a los valores de LV en términos de la energía y el factor de planta. El modelo M9.5 por su parte apunta hacia la simulación A2 en términos de la energía y el factor de planta. Finalmente, el modelo M10, posee valores cercanos a los obtenidos en la simulación A4 en todos los indicadores. En cuanto a la densidad de poder, A4 corresponde a la simulación que más se aproxima a los valores obtenidos en LV para todos los modelos. También se puede observar que existe una semejanza entre los valores obtenidos entre las simulaciones A1 con A2, y, A3 con A4 en los tres indicadores, lo cual se encuentra en concordancia con las curvas de probabilidad de ocurrencia de Weibull (ver Figura 8) las cuales presentan una relación similar.

Cuadro 10. Indicadores de factibilidad técnica promedio del primer conjunto de simulaciones y LV según cada modelo de aerogenerador en los meses de Junio, Julio y Agosto.

Indicador	Simulación	M10	M9.5	M8	M6.3	M5
Energía		--MW h--				
	LV	3365,584	2025,214	2281,500	1935,700	1462,142
	A1	3661,140	1881,028	<b>2608,171</b>	<b>2322,405</b>	<b>1711,706</b>
	A2	3846,994	<b>2004,508</b>	2764,548	2398,681	1753,501
	A3	3551,979	2551,400	3209,121	2668,454	1823,933
	A4	<b>3495,320</b>	2659,654	3378,655	2755,725	1829,470
Densidad de energía		--W m <sup>2</sup> --				
	LV	275,553	260,555	260,555	253,922	252,197
	A1	183,968	173,955	173,955	169,526	168,375

(continua)



Cuadro 10 (continuación).

Indicador	Simulación	M10	M9.5	M8	M6.3	M5
				--MW h--		
Densidad de poder	A2	193,127	182,615	182,615	177,966	176,757
	A3	262,102	247,836	247,836	241,527	239,886
	A4	<b>266,277</b>	<b>251,784</b>	<b>251,784</b>	<b>245,374</b>	<b>243,707</b>
				--%--		
Factor de planta	LV	35,427	21,318	24,016	20,376	15,391
	A1	38,538	19,801	<b>27,455</b>	<b>24,446</b>	<b>18,018</b>
	A2	40,495	<b>21,100</b>	29,101	25,249	18,458
	A3	37,389	26,857	33,780	28,089	19,199
	A4	<b>36,793</b>	27,997	35,565	29,008	19,258

En el Cuadro 11 se puede observar el MAE de la generación de energía en las simulaciones correspondiente al primer conjunto. En el mes de Junio se obtuvieron valores que varían entre los 293,809 MW h en la simulación A2 hasta 607,887 MW h en la simulación A4. En el caso de Julio, el rango de valores se encuentran entre 245,331 MW h en A1 y 317,249 MW h en A3. Para el mes de Agosto, se obtuvo un rango de valores que varían entre los 545,197 MW h para A1 hasta 1043,82 MW h en A4. En este sentido, Julio posee los menores valores (mejor rendimiento), seguido del mes de Junio y finalmente el mes de Agosto, con el peor rendimiento en términos de este indicador.

Cuadro 11. MAE de la generación de energía del primer conjunto de simulaciones para el mes de Junio, Julio y Agosto.

Aerogenerador	Simulación	Energía		
		Junio	Julio	Agosto
			--MW h--	
M9.5	A1	335,397	245,331	545,197
	A2	293,809	266,546	759,441
	A3	585,499	317,249	690,117
	A4	607,887	314,499	1043,82

En el Cuadro 12 se muestra el MAE de la generación de energía para el segundo conjunto de simulaciones correspondientes a las simulaciones S1, S2 y SDEF. A partir de este Cuadro se puede observar un incremento en el valor del MAE del mes de Julio con respecto al primer conjunto de simulaciones (ver Cuadro 11), lo cual se encuentra en concordancia con el problema de inestabilidad numérica antes mencionado. En el caso del mes de Agosto, se puede observar una disminución de los valores del MAE en relación con el primer conjunto de simulaciones con excepción de S2, cuyo valor se encuentra por sobre el valor obtenido en A1.

Cuadro 12. MAE de la generación de energía del segundo conjunto de simulaciones para el mes de Julio y Agosto.

Aerogenerador	Simulación	Energía	
		Julio	Agosto
		--MW h--	
M9.5	SDEF	797,355	489,393
	S1	633,41	423,261
	S2	563,515	636,005

A modo de resumen, los resultados muestran que la versión 3.7.1 de WRF junto al reanálisis ERA-Interim poseen el mejor rendimiento en el primer conjunto de simulaciones en el periodo de estudio completo. En relación con el segundo conjunto de simulaciones, se concluyó que la utilización de la técnica “Spectral Nudging” utilizando una longitud de onda de aproximadamente 1000km equivalente al Radio de deformación de Rossby incrementa el desempeño del modelo en comparación a utilizar una longitud de aproximadamente 400km en el mes de Julio y Agosto. De esta forma se obtuvo un error y coeficiente de determinación de  $2,368 \text{ m s}^{-1}$  y 53,2% respectivamente en el mes de Julio, y  $2,749 \text{ m s}^{-1}$  y 60% respectivamente para el mes Agosto. En cuanto a la última variable, la utilización de la temperatura superficial del mar como datos “input”, puede suponer un incremento en el rendimiento del modelo, pero también puede generar inestabilidad numérica. En este sentido, se puede establecer que en el mes de Agosto, dicha variable incrementa el desempeño de las simulaciones, ya que se obtuvo un error y coeficiente de determinación de  $2,781 \text{ m s}^{-1}$  y 59% respectivamente, mientras que, para el caso del mes de Julio, debido a la inestabilidad numérica producida, no se puede concluir que la utilización de esta variable supone un incremento necesariamente. Por otra parte, utilizando la configuración por “default” de los esquemas de parametrización física de WRF en el mes de Julio, se logró mejorar el rendimiento de las simulaciones en un 5,7% en el  $R^2$ , y disminuir en  $0,370 \text{ m s}^{-1}$  la RMSE en comparación con la simulación A1.

### Discusiones

En cuanto al desempeño del modelo, se puede reconocer la variable SN como de mayor incidencia dentro de las variables numéricas puestas a prueba, en comparación con la variable SST. La variable SST obtuvo un bajo rendimiento, lo que se encuentra en concordancia con estudios similares, en donde por lo general, la aplicación de la SST como datos de “input” en el modelo, implica incrementos en el rendimiento del modelo poco significativos en relación

con el resto de las variables, similar al caso de la generación del “New European Wind Atlas” (Witha et al., 2019), en donde el cambio de la fuente de la SST tuvo efectos insignificantes en las ocho estaciones de medición utilizadas. Por otro lado, la utilización de la configuración por default en la simulación SDEF del mes de Julio, representó el mayor incremento en términos de las variables físicas.

En cuanto a la torre de medición utilizada para la validación de los datos de la velocidad del viento, si bien resultó útil para la realización de este trabajo, posee ciertas desventajas en términos de su ubicación para este tipo de aplicación. Por una parte, los resultados del modelo WRF son generalmente mejores en áreas offshore que en sitios cercanos a la costa, ya que las interacciones entre la tierra y el mar influyen en el flujo atmosférico. En este sentido, el flujo atmosférico es más complejo, por lo que pueden prevalecer estructuras de escalas más finas que no son resueltas por el modelo, como por ejemplo la brisa terrestre-marina. Además, el viento sobre la tierra podría afectar el viento marino a una distancia considerable aguas abajo de la costa (Hahmann *et al.*, 2015). De esta forma, resulta preciso disponer de una mayor cantidad de estructuras de medición de los vientos, tanto sobre la tierra e idealmente en zonas marinas, para así poder evaluar la distribución espacial de las velocidades y direcciones del viento en este gradiente longitudinal (costa-mar) considerando estos efectos producidos, y así modelar y evaluar apropiadamente la energía eólica marina. Por otra parte, cabe señalar, que en el interior de la Bahía de Coquimbo se encuentra ubicada la boya “Tongoy”, cuyos datos se encuentran disponibles en el Centro de Datos Oceanográficos y Meteorológicos (CDOM), sin embargo, esta posee un registro de datos que se encuentra fuera del periodo de estudio, ya que inicia desde Septiembre del 2014, por lo que no se pudo utilizar. Por lo tanto, es posible reconocer que existe una deficiencia en cuanto a la cantidad y cobertura espacial y temporal de estaciones de medición en la porción marina de esta región particularmente. Esta carencia a nivel de infraestructura de las mediciones meteorológicas se expresa en una baja representatividad de las condiciones ambientales en nuestras bases o sistema de datos. Por esta razón, de manera indirecta, la generación de leyes y políticas públicas que actúan en consonancia con el desarrollo sustentable y económico en beneficio de la región se ven entorpecidas o retrasadas, debido a la inexistencia del conocimiento específico para la toma de decisiones en la temática ambiental.

## CONCLUSIONES

En este trabajo, se realizó un análisis de sensibilidad sobre la configuración inicial del modelo WRF para estimar la energía eólica offshore durante la época invernal entre los meses de Junio, Julio y Agosto. Para esto, se realizó una serie de simulaciones de los campos de viento marinos a partir de distintas configuraciones del modelo, las cuales se dividieron en dos conjuntos de simulaciones. En el primer conjunto de simulaciones, se definió la versión de WRF y la versión del reanálisis climático a utilizar, mientras que en el segundo conjunto de simulaciones se analizó la sensibilidad de la técnica “Spectral Nudging” y de la aplicación de datos “input” de la Temperatura superficial del mar. Sobre estas simulaciones, se utilizaron las series temporales de datos de velocidad del viento extraídas desde el sitio en el que se encuentra ubicada la torre de medición Lengua de Vaca, ubicada en la península Punta de Lengua de Vaca en la bahía de Coquimbo; utilizándose para esto el método de la grilla vecina más cercana. Posteriormente estos datos fueron extrapolados a la altura sobre la cual se encuentra LV a modo de poder comparar estas distintas fuentes. A partir de estos datos, se estimó la energía potencial, junto a otros indicadores de factibilidad técnica tales como la densidad de poder y el factor de planta. Los Resultados muestran que, se logró incrementar el rendimiento entre 0,2 y 5,7% ( $R^2$ ) de las simulaciones de los campos de vientos marinos del modelo WRF en la época invernal para la evaluación del recurso eólico offshore en las costas de la IV región de Chile. Sin embargo, para obtener mejores resultados, es necesario disponer de una mayor cantidad de datos “insitu” sobre la porción marina de la región, para validar el modelo de forma más adecuada y consistente.

Este trabajo demuestra que es posible simular los campos de vientos marinos utilizando el modelo WRF a partir del uso de distintas configuraciones iniciales y, sobre estos datos, estimar la energía eólica offshore potencial del área de estudio, permitiendo establecer una configuración óptima para este tipo de aplicación. De esta manera, es posible profundizar más en el área del conocimiento sobre este tipo de energía y su potencial aplicación sobre la región de Coquimbo, u otras áreas de interés.

## BIBLIOGRAFIA

- Carvalho, D., Rocha, A., & Gómez-Gesteira, M. (2012a). Ocean surface wind simulation forced by different reanalyses: Comparison with observed data along the Iberian Peninsula coast. *Elsevier*, *56*, 31–42. doi.org/10.1016/J.OCEMOD.2012.08.002
- Carvalho, D., Rocha, A., & Gómez-Gesteira, M. (2012b). Ocean surface wind simulation forced by different reanalyses: Comparison with observed data along the Iberian Peninsula coast. *Elsevier*, *56*, 31–42. doi.org/10.1016/J.OCEMOD.2012.08.002
- Carvalho, D., Rocha, A., Gómez-Gesteira, M., & Silva Santos, C. (2014). Sensitivity of the WRF model wind simulation and wind energy production estimates to planetary boundary layer parameterizations for onshore and offshore areas in the Iberian Peninsula. *Applied Energy*, *135*, 234–246. doi.org/10.1016/J.APENERGY.2014.08.082
- Castro, C. L., Pielke, R. A., & Leoncini, G. (2005). Dynamical downscaling: Assessment of value retained and added using the Regional Atmospheric Modeling System (RAMS). *Journal of Geophysical Research D: Atmospheres*, *110*(5), 1–21. doi.org/10.1029/2004JD004721
- Comisión Nacional de Energía. (2021). *Reporte Mensual*. ERNC. Recuperado de [https://www.cne.cl/wp-content/uploads/2021/01/RMensual\\_ERNC\\_v202101.pdf](https://www.cne.cl/wp-content/uploads/2021/01/RMensual_ERNC_v202101.pdf)
- Copernicus Marine Service. (2022). *Global Ocean OSTIA Sea Surface Temperature and Sea Ice Analysis*. Recuperado de <https://marine.copernicus.eu/node/97>
- de Assis Tavares, L. F., Shadman, M., Assad, L. P. de F., & Estefen, S. F. (2022). Influence of the WRF model and atmospheric reanalysis on the offshore wind resource potential and cost estimation: A case study for Rio de Janeiro State. *Energy*, *240*, 122767. doi.org/10.1016/J.ENERGY.2021.122767
- Donlon, C. J., Martin, M., Stark, J., Roberts-Jones, J., Fiedler, E., & Wimmer, W. (2012). The Operational Sea Surface Temperature and Sea Ice Analysis (OSTIA) system. *Remote Sensing of Environment*, *116*, 140–158. doi.org/10.1016/J.RSE.2010.10.017
- El-Samra, R., Bou-Zeid, E., & El-Fadel, M. (2018). What model resolution is required in climatological downscaling over complex terrain? *Atmospheric Research*, *203*, 68–82. doi.org/10.1016/J.ATMOSRES.2017.11.030

- Fernández-González, S., Martín, M. L., García-Ortega, E., Merino, A., Lorenzana, J., Sánchez, J. L., Valero, F., & Rodrigo, J. S. (2018). Sensitivity Analysis of the WRF Model: Wind-Resource Assessment for Complex Terrain. *Journal of Applied Meteorology and Climatology*, 57(3), 733–753. doi.org/10.1175/JAMC-D-17-0121.1
- Generadoras de Chile. (2020). *Energía Eólica*. Recuperado de <http://generadoras.cl/tipos-energia/energia-eolica>
- Gholami, S., Ghader, S., Khaleghi-Zavareh, H., & Ghafarian, P. (2021). Sensitivity of WRF-simulated 10 m wind over the Persian Gulf to different boundary conditions and PBL parameterization schemes. *Atmospheric Research*, 247, 105147. doi.org/10.1016/J.ATMOSRES.2020.105147
- Giorgi, F., & Gutowski, W. J. (n.d.). *Regional Dynamical Downscaling and the CORDEX Initiative*. doi.org/10.1146/annurev-environ-102014-021217
- Gómez, B., & Miguez-Macho, G. (2017a). The impact of wave number selection and spin-up time in spectral nudging. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 143(705), 1772–1786. doi.org/10.1002/qj.3032
- Gómez, B., & Miguez-Macho, G. (2017b). The impact of wave number selection and spin-up time in spectral nudging. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 143(705), 1772–1786. doi.org/10.1002/qj.3032
- González-Alonso de Linaje, N., Mattar, C., & Borvarán, D. (2019). Quantifying the wind energy potential differences using different WRF initial conditions on Mediterranean coast of Chile. *Energy*, 188, 116027. doi.org/10.1016/J.ENERGY.2019.116027
- Greene, S., Morrissey, M., & Johnson, S. E. (2010). Wind Climatology, Climate Change, and Wind Energy. *Geography Compass*, 4(11), 1592–1605. doi.org/10.1111/j.1749-8198.2010.00396.x
- Grell, G. A., Peckham, S. E., Schmitz, R., McKeen, S. A., Frost, G., Skamarock, W. C., & Eder, B. (2005). Fully coupled “online” chemistry within the WRF model. *Atmospheric Environment*, 39(37), 6957–6975. doi.org/10.1016/J.ATMOSENV.2005.04.027
- Hahmann, A. N., Lennard, C., Badger, J., Vincent, C. L., Kelly, M. C., Volker, P. J. H., Argent, B., & Refslund, J. (2015). Mesoscale modeling for the Wind Atlas of South Africa (WASA) project. DTU Wind Energy. DTU Wind Energy E No. 0050 (updated)

- Hahmann, A. N., Pena Diaz, A.; & Hansen, J. C. (2016). WRF Mesoscale Pre-Run for the Wind Atlas of Mexico. In *DTU Wind Energy*. DTU Wind Energy E. APA.
- Hahmann, A. N., Sile, T., Witha, B., Davis, N. N., Dörenkämper, M., Ezber, Y., García-Bustamante, E., Fidel González-Rouco, J., Navarro, J., Olsen, B. T., & Söderberg, S. (2020). The making of the New European Wind Atlas - Part 1: Model sensitivity. *Geoscientific Model Development*, 13(10), 5053–5078. doi.org/10.5194/gmd-13-5053-2020
- Hahmann, A. N., Vincent, C. L., Peña, A., Lange, J., & Hasager, C. B. (2014). Wind climate estimation using WRF model output: method and model sensitivities over the sea. *International Journal of Climatology*, 35(12), 3422–3439. doi.org/10.1002/joc.4217
- IRENA. (2018). *Offshore innovation widens renewable energy options*. Recuperado de <http://www.irena.org>
- IRENA. (2019). *FUTURE OF WIND*. Recuperado de [https://irena.org/-/media/Files/IRENA/Agency/Publication/2019/Oct/IRENA\\_Future\\_of\\_wind\\_2019\\_summ\\_EN.PDF](https://irena.org/-/media/Files/IRENA/Agency/Publication/2019/Oct/IRENA_Future_of_wind_2019_summ_EN.PDF).
- Jeong, Jaemin, & Park, Rokjin J. (2013). A Study of the Effects of SST Deviations on Heavy Snowfall over the Yellow Sea. *Atmosphere*, 23(2), 161–169. doi.org/10.14191/ATMOS.2013.23.2.161
- Kalvig, S., Gudmestad, O. T., & Winther, N. (2014). Exploring the gap between ‘best knowledge’ and ‘best practice’ in boundary layer meteorology for offshore wind energy. *Wind Energy*, 17(1), 161–171. doi.org/10.1002/we.1572
- Kibona, T. E. (2020). Application of WRF mesoscale model for prediction of wind energy resources in Tanzania. *Scientific African*, 7, Kalvig, S., Gudmestad, O. T., & Winther, N. (2014). Exploring the gap between ‘best knowledge’ and ‘best practice’ in boundary layer meteorology for offshore wind energy. e00302. doi.org/10.1016/J.SCIAF.2020.E00302
- Kikuchi, Y., Fukushima, M., & Ishihara, T. (2020). Assessment of a Coastal Offshore Wind Climate by Means of Mesoscale Model Simulations Considering High-Resolution Land Use and Sea Surface Temperature Data Sets. *Atmosphere*, 11(4). doi.org/10.3390/atmos11040379
- Li, H., Claremar, B., Wu, L., Hallgren, C., Körnich, H., Ivanell, S., & Sahlée, E. (2021). A sensitivity study of the WRF model in offshore wind modeling over the Baltic Sea. *Geoscience Frontiers*, 12(6), 101229. doi.org/10.1016/J.GSF.2021.101229

- Liu, P., Tsimpidi, A. P., Hu, Y., Stone, B., Russell, A. G., & Nenes, A. (2012). Differences between downscaling with spectral and grid nudging using WRF. *Atmospheric Chemistry and Physics*, 12(8), 3601–3610. doi.org/10.5194/acp-12-3601-2012
- Marbaix, P., Gallée, H., Brasseur, O., & van Ypersele, J.-P. (2003). Lateral Boundary Conditions in Regional Climate Models: A Detailed Study of the Relaxation Procedure. *Monthly Weather Review - MON WEATHER REV*, 131. doi: 10.1175/1520-0493(2003)131<0461:LBCIRC>2.0.CO;2
- Mattar, C., & Borvarán, D. (2016). Offshore wind power simulation by using WRF in the central coast of Chile. *Renewable Energy*, 94, 22–31. doi.org/10.1016/J.RENENE.2016.03.005
- Mattar, C., & Guzmán-Ibarra, M. C. (2017). A techno-economic assessment of offshore wind energy in Chile. *Energy*, 133, 191–205. doi.org/10.1016/J.ENERGY.2017.05.099
- Ministerio de Energía. (2022). *Explorador Eólico*. Recuperado de <http://eolico.minenergia.cl/mediciones>
- Moraga, J., Valdebenito, E., & Rutllant, J. (2001). Condiciones oceanográficas durante la fase de relajación de un evento de surgencia invernal frente a Punta Lengua de Vaca, Coquimbo. *Investigaciones Marinas*, 29(1), 59–71. doi.org/10.4067/S0717-71782001000100006
- Otárola, G. R. (2009). *Variabilidad espacio-temporal de la temperatura superficial del mar entre cinco localidades costeras en la zona central de Chile (29°42'00"S – 33°58'00"S)*.
- Park, R. S., Cho, Y.-K., Choi, B.-J., & Song, C. H. (2011). Implications of sea surface temperature deviations in the prediction of wind and precipitable water over the Yellow Sea. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 116(D17). doi.org/10.1029/2011JD016191
- Powers, J. G., Klemp, J. B., Skamarock, W. C., Davis, C. A., Dudhia, J., Gill, D. O., Coen, J. L., Gochis, D. J., Ahmadov, R., Peckham, S. E., Grell, G. A., Michalakes, J., Trahan, S., Benjamin, S. G., Alexander, C. R., Dimego, G. J., Wang, W., Schwartz, C. S., Romine, G. S., ... Duda, M. G. (2017). The Weather Research and Forecasting Model: Overview, System Efforts, and Future Directions. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 98(8), 1717–1737. doi.org/10.1175/BAMS-D-15-00308.1
- Rahn, D. A., Garreaud, R. D., & Rutllant, J. A. (2011). The low-level atmospheric circulation near Tongoy Bay-Punta Lengua de Vaca (Chilean Coast, 30°S). *Monthly Weather Review*, 139(11), 3628–3647. doi.org/10.1175/MWR-D-11-00059.1



- Salfate, I., Marin, J. C., Cuevas, O., & Montecinos, S. (2020). Improving wind speed forecasts from the Weather Research and Forecasting model at a wind farm in the semiarid Coquimbo region in central Chile. *Wind Energy*, 23(10), 1939–1954. doi.org/10.1002/we.2527
- Shimada, S., Ohsawa, T., Kogaki, T., Steinfeld, G., & Heinemann, D. (2015). Effects of sea surface temperature accuracy on offshore wind resource assessment using a mesoscale model. *Wind Energy*, 18(10), 1839–1854. doi.org/10.1002/we.1796
- Skamarock, W. C., Klemp, J. B., Dudhia, J., Gill, D. O., Liu, Z., Berner, J., Wang, W., Powers, J. G., Duda, M. G., Barker, D. M., & Huang, X.-Y. (2019). *A Description of the Advanced Research WRF Model Version 4*. <http://library.ucar.edu/research/publish-technote>
- Svensson, N., Bergström, H., Rutgersson, A., & Sahlée, E. (2019). Modification of the Baltic Sea wind field by land-sea interaction. *Wind Energy*, 22(6), 764–779. doi.org/10.1002/we.2320
- Vincent, C. L., & Hahmann, A. N. (2015). The Impact of Grid and Spectral Nudging on the Variance of the Near-Surface Wind Speed. *Journal of Applied Meteorology and Climatology*, 54(5), 1021–1038. doi.org/10.1175/JAMC-D-14-0047.1
- von Storch, H., Langenberg, H., & Feser, F. (2000). *A Spectral Nudging Technique for Dynamical Downscaling Purposes*.
- Wang, J., & Kotamarthi, V. R. (2013). Assessment of Dynamical Downscaling in Near-Surface Fields with Different Spectral Nudging Approaches Using the Nested Regional Climate Model (NRCM). *Journal of Applied Meteorology and Climatology*, 52(7), 1576–1591. doi.org/10.1175/JAMC-D-12-0302.1
- Weather spark. (2022). *El clima y el tiempo promedio en todo el año en Coquimbo*. Recuperado de <https://es.weatherspark.com/y/25823/Clima-promedio-en-Coquimbo-Chile-durante-todo-el-a%C3%B1o>
- Witha, B., Hahmann, A. N., Sīle, T., Dörenkämper, M., EzberYasemin, García-Bustamante, E., González-Rouco, F. J., Leroy, G., & Navarro, J. (2019). *Report on WRF model sensitivity studies and specifications for the mesoscale wind atlas production runs Deliverable D4.3*.
- Wu, L., Rutgersson, A., & Nilsson, E. (2017). Atmospheric Boundary Layer Turbulence Closure Scheme for Wind-Following Swell Conditions. *Journal of the Atmospheric Sciences*, 74(7), 2363–2382. doi.org/10.1175/JAS-D-16-0308.1

Wu, L., Shao, M., & Sahlée, E. (2020). Impact of Air–Wave–Sea Coupling on the Simulation of Offshore Wind and Wave Energy Potentials. *Atmosphere*, 11(4). doi.org/10.3390/atmos11040327

Yáñez, G. (2018). Using the Weather Research and Forecasting (WRF) model for precipitation forecasting in an Andean with complex topography. *Atmosphere*, 9(8), 304. doi.org/10.3390/atmos9080304