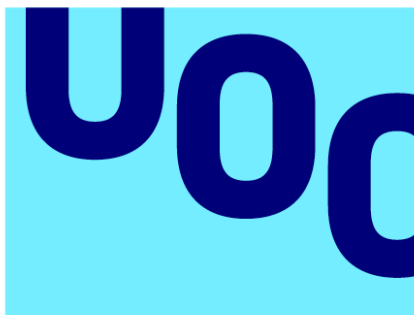


Predicción de potenciales zonas de pesca de la especie *Scomber japonicus* en el Pacífico este, a través de redes neuronales



Universitat
Oberta
de Catalunya



UNIVERSITAT DE
BARCELONA

Jessica Vera Bermúdez

MU Bioinf. i Bioest.
Machine Learning

Nombre Tutor/a de TF

Romina Rebrij

**Profesor/a responsable de la
asignatura**

Carles Ventura Royo

Nombre Co-tutor/a de TF

Viviana Jurado - IPIAP

Fecha Entrega

Enero de 2023



Esta obra está sujeta a una licencia de Reconocimiento-NoComercial-SinObraDerivada [3.0 España de Creative Commons](https://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/3.0/es/)

FICHA DEL TRABAJO FINAL

| | |
|------------------------------------|--|
| Título del trabajo: | <i>Predicción de potenciales zonas de pesca de la especie <i>Scomber japonicus</i> en el Pacífico este, a través de redes neuronales</i> |
| Nombre del autor: | <i>Jessica Vera Bermúdez</i> |
| Nombre del consultor/a: | <i>Romina Rebrij</i> |
| Nombre del PRA: | <i>Carles Ventura Royo</i> |
| Fecha de entrega (mm/aaaa): | <i>01/2023</i> |
| Titulación o programa: | <i>Máster de Bioestadística y Bioinformática</i> |
| Área del Trabajo Final: | <i>Machine Learning</i> |
| Idioma del trabajo: | <i>Castellano</i> |
| Palabras clave | <i>Zona de pesca, <i>Scomber japonicus</i>, redes neuronales</i> |

Resumen del Trabajo

La pesca es uno de los servicios ecosistémicos con impacto en nutrición y economía alrededor del mundo. De entre las especies más explotadas globalmente está *Scomber japonicus*. Esta especie es también una de las más importantes para la economía ecuatoriana. Por lo que, es relevante conocer la distribución de su abundancia, de modo que se asegure un manejo sostenible de la especie. El presente trabajo tiene como finalidad caracterizar la distribución de la abundancia de la especie *Scomber japonicus* por mes y área en la costa ecuatoriana del Pacífico Este, identificar las zonas explotadas y predecir la abundancia por mes en las áreas no exploradas por los barcos pesqueros, y así identificar potenciales zonas de pesca, a través de variables oceanográficas en un modelo de redes neuronales perceptrón multicapas de dos capas ocultas con 32 y 7 nodos ocultos, respectivamente. Los resultados indican que al sur de Ecuador y en enero y febrero existe mayor abundancia. Además se identifican zonas no registradas como de captura, mismas que se estima tengan similar abundancia que las visitadas, convirtiéndose así, en potenciales zonas de pesca que permitan la reconstrucción de zonas explotadas.

Abstract

Fishing is one of the ecosystem services with an impact on nutrition and the economy around the world. Among the most exploited species globally is *Scomber japonicus*. This species is also one of the most important for the Ecuadorian economy. Therefore, knowing the distribution of its abundance is relevant to ensure sustainable species management. This work aims to characterize the abundance distribution of the *Scomber japonicus* species by

month and area on the Ecuadorian East Pacific coast, identify the exploited areas and predict the abundance by month in areas not explored by fishing boats. Thus, identifying potential fishing zones through oceanographic variables in a multilayer perceptron neural network model of two hidden layers with 32 and 7 hidden nodes, respectively. The results showed greater abundance in southern Ecuador in January or February. In addition, uncommon areas were estimated to have a similar abundance as the common fishing zones. Thus those could be potential fishing areas that allow the reconstruction of exploited areas.

Índice

| | | |
|--------|---|----|
| 1. | Introducción | 3 |
| 1.1. | Contexto y justificación del trabajo | 3 |
| 1.2. | Objetivos del Trabajo | 5 |
| 1.2.1. | Objetivos generales | 5 |
| 1.2.2. | Objetivos específicos | 5 |
| 1.3. | Impacto en sostenibilidad, ético-social y de diversidad | 5 |
| 1.3.1. | Sostenibilidad | 5 |
| 1.3.2. | Comportamiento ético y responsabilidad social | 6 |
| 1.3.3. | Diversidad, género y derechos humanos | 6 |
| 1.4. | Enfoque y método seguido..... | 6 |
| 1.5. | Planificación del Trabajo | 7 |
| 1.6. | Breve resumen de productos obtenidos | 9 |
| 1.7. | Breve descripción de los otros capítulos de la memoria | 9 |
| 2. | Estado del arte..... | 10 |
| 2.1. | Características de <i>Scomber japonicus</i> | 10 |
| 2.2. | Importancia de <i>Scomber japonicus</i> | 12 |
| 2.3. | Modelamiento de potenciales zonas de pesca (PZP)..... | 13 |
| 3. | Materiales y métodos | 16 |
| 3.1. | Recolección de datos | 16 |
| 3.1.1. | Datos pesqueros..... | 16 |
| 3.1.2. | Datos oceanográficos | 18 |
| 3.2. | Preparación del conjunto de datos | 20 |
| 3.2.1. | Estimación de los límites de las áreas | 21 |
| 3.2.2. | Unión de los conjuntos de datos | 22 |
| 3.2.3. | Preparación de variables | 22 |
| 3.2.4. | Validación de datos y filtros | 24 |
| 3.2.5. | Análisis descriptivo | 25 |
| 3.3. | Predicciones | 26 |
| 3.3.1. | Modelo..... | 26 |
| 3.3.2. | Selección de las variables para el modelo | 27 |
| 3.3.3. | Mapas de abundancia predicha | 28 |
| 3.3.4. | Software | 28 |
| 4. | Resultados | 29 |
| 4.1. | Imputación de valores faltantes..... | 29 |
| 4.1.1. | Concentración de clorofila..... | 29 |
| 4.2. | Exploración | 32 |
| 4.2.1. | Análisis univariante | 32 |
| 4.2.2. | Análisis multivariante y espaciotemporal..... | 35 |
| 4.3. | Modelo de predicción | 39 |
| 4.4. | Mapas de predicciones | 43 |
| 5. | Conclusiones y trabajos futuros | 46 |
| 6. | Glosario | 49 |
| 7. | Bibliografía | 50 |
| 8. | Anexos..... | 55 |
| 8.1. | Gráficos y tablas | 55 |

Lista de figuras

| | |
|--|----|
| Figura 2.1 <i>Scomber japonicus</i> | 10 |
| Figura 2.2 Mapa mundial de la distribución de <i>Scomber japonicus</i> , generado por computadora. | 11 |
| Figura 3.1 Distribución de las áreas de pesca de peces pelágicos pequeños en Ecuador | 17 |
| Figura 3.2 Proceso para la preparación del conjunto de datos | 21 |
| Figura 4.1 Gráficos de Hovmöller de la concentración de clorofila por mes y coordenadas espaciales. A la derecha, el gráfico muestra los meses versus las longitudes geográficas de las áreas. A la izquierda, el gráfico muestra los meses versus las latitudes geográficas de las áreas. | 30 |
| Figura 4.2 Distribución temporal de la concentración de clorofila por código de área, de las áreas con valores faltantes. En rojo se indican los meses en los que existen valores faltantes por cada área. | 31 |
| Figura 4.3 Ilustración del ajuste espacial y temporal de los valores imputados de concentración de clorofila, respecto a los puntos espaciales y temporales vecinos. | 32 |
| Figura 4.4 Biplot de análisis de componentes principales de las variables concentración de clorofila (Chlorophylla), temperatura de la superficie del agua (SST), magnitud del viento (Wind.Magnitude) e índice de abundancia relativa transformado (sqrtIAR). | 36 |
| Figura 4.5 Mapa de calor del promedio estandarizado de las condiciones oceanográficas y registros de pesca por área de captura | 37 |
| Figura 4.6 Distribución temporal del promedio estandarizado de las condiciones oceanográficas y registros de pesca por mes de captura | 38 |
| Figura 4.7 Distribución del índice de abundancia relativa (transformado) por mes | 39 |
| Figura 4.8 Gráfico de residuos versus predichos del modelo (Iteración 10) | 41 |
| Figura 4.9 Gráfico de residuos versus predichos del modelo, al revertir la transformación de la raíz cuadrada de IAR (Iteración 10) | 41 |
| Figura 4.10 Gráfico de ajuste de los valores predichos sobre los reales, al revertir la transformación de la raíz cuadrada de IAR (Iteración 10) | 42 |
| Figura 4.11 Distribución del promedio de predicciones del índice de abundancia relativa (transformado) por mes, para toda el área ecuatoriana de la Figura 3.1 | 43 |
| Figura 4.12 Mapas del índice de abundancia relativa estimado para toda la costa ecuatoriana por mes, en el primer semestre del año | 44 |
| Figura 4.13 Mapas del índice de abundancia relativa estimado para toda la costa ecuatoriana por mes, en el segundo semestre del año | 45 |

1. Introducción

1.1. Contexto y justificación del trabajo

La pesca es uno de los servicios ecosistémicos con impacto en nutrición y economía alrededor del mundo. Muchas familias dependen de esta actividad como principal fuente de ingreso y/o de subsistencia. La sobrepesca o explotación de los recursos pesqueros se ha convertido en una amenaza para las poblaciones marinas, ya que, la continua captura de una misma especie en una misma zona, contribuye al decrecimiento de la población de dicha especie (Guo 2021) y, con ello, de la diversidad (Coleman y Williams 2002). A su vez, esta práctica se vincula con la pesca incidental de otras especies, lo cual incrementa la incertidumbre en el efecto del desequilibrio de la cadena trófica (Coleman y Williams 2002).

De acuerdo con el último reporte del estado de la pesca mundial y acuicultura de FAO, hasta el 2019, el porcentaje de especies pescadas de forma insostenible incrementó al 35.4%; siendo la zona, con mayor porcentaje de pesca biológicamente insostenible el Pacífico Sureste (FAO 2022), región que incluye a la costa ecuatoriana.

La preocupación mundial por la sobrepesca es tal, que los compromisos para combatirla se enmarcan en uno de los Objetivos de Desarrollo Sostenible (ODS) de la Organización de Naciones Unidas (ONU), puntualmente en el objetivo 14, el cual literalmente describe que busca “*conservar y utilizar sosteniblemente los océanos, los mares y los recursos marinos para el desarrollo sostenible*” (Cicin-Sain 2014). No obstante, los esfuerzos hasta ahora realizados no han logrado revertir la tendencia (FAO 2020).

La especie *Scomber japonicus*, conocida comúnmente como caballa del sur o macarela estornino, se ubicó entre las 10 especies de aleta con mayor producción dentro de la pesquería mundial; reportándose en 2018, un total de 1,557 miles de toneladas en peso vivo, y en 2020, un total de 1,360 miles de toneladas (FAO 2020; 2022). Esta especie pertenece al grupo de pelágicos pequeños, que viven en grandes cardúmenes. La fecundación es externa en aguas productivas donde pasan el resto de su vida (Cushing 2001). Su hábitat se encuentra en mares templados y subtropicales, principalmente en los océanos Índico y Pacífico. Su dieta radica en el consumo de organismos zooplanctónicos, e.g. crustáceos y peces pequeños (Castro 1993).

Uno de los países que basa su economía en la pesca es Ecuador, el cual está situado geográficamente en la costa del Pacífico Este alrededor de la línea ecuatorial, entre las latitudes 01°21' N y 03°35' S. De acuerdo con estadísticas del Ministerio de Producción, Comercio Exterior, Inversiones y Pesca de Ecuador, hasta el tercer trimestre del 2021 se registró más de 28.5 miles de personas dedicadas a la pesca y 11.6 miles de embarcaciones, enfatizando que la pesca forma parte de la matriz productiva de dicho país (Ministerio de Producción Comercio Exterior Inversiones y Pesca 2022). En el año 2021, se

registró un valor por encima de los 166 miles de toneladas de *Scomber japonicus* pescadas en la costa ecuatoriana, según registros del Instituto Público de Investigación de Acuicultura y Pesca de Ecuador – IPIAP (Canales y Jurado 2021).

Es así que, tras la preocupación mundial por la explotación pesquera y la importancia que la especie *S. japonicus* tiene para la producción pesquera mundial y nacional en Ecuador, es esencial monitorear y manejar correctamente los recursos marinos, a través del conocimiento de la distribución de la especie, no solo como un beneficio para las empresas dedicadas a este giro de negocio, sino también para la toma de decisiones de las entidades de control dedicadas a la protección de los recursos pesqueros (Solanki, Bhatpuria, y Chauhan 2016). Además, el conocer la distribución de abundancia de las especies permite identificar las áreas explotadas, las cuales son potenciales para la reconstrucción, como sugiere FAO (2022), y de las áreas no exploradas potencialmente productivas.

A este respecto, existe vasta literatura científica que relaciona la distribución de las especies marinas con ciertas condiciones oceanográficas tomadas de mediciones satelitales, e.g. la temperatura de la superficie del mar, concentración de clorofila, profundidad, magnitud del viento, entre otras (Ebango Ngando et al. 2020; Faurrieta 2015; Raja, Kumar, y Doss 2022; Solanki, Bhatpuria, y Chauhan 2016; Wang et al. 2015).

Este tipo de relaciones no es lineal. Por ello y por las características espaciotemporales de la relación, los métodos de análisis tradicionales no son de mucha utilidad. Por lo que, entre las metodologías que se han empleado para la predicción del stock de especies pesqueras están los algoritmos genéticos (Mardle y Pascoe 1998), modelos lineales generalizados, modelos aditivos generalizados GAM (Solanki, Bhatpuria, y Chauhan 2016) y redes neuronales (Armas, Arancibia, y Neira 2022; Faurrieta 2015; Raja, Kumar, y Doss 2022; Suryanarayana et al. 2008; Wang et al. 2015). Este último grupo de técnicas ha probado su alta eficiencia en materia de predicción en diferentes ámbitos. De entre los principales tipos empleados en predicción de distribución de pesca se encuentran las redes neuronales perceptrón multicapas (Armas, Arancibia, y Neira 2022; Wang et al. 2015), redes neuronales convolucionales y redes neuronales recurrentes (Faurrieta 2015; Raja, Kumar, y Doss 2022).

Los resultados de estos trabajos han demostrado que la temperatura de la superficie del mar, la concentración de clorofila, la latitud de la zona de pesca y el mes presentan mayor influencia sobre la producción de la especie, permitiendo la determinación de potenciales zonas de pesca (Solanki, Bhatpuria, y Chauhan 2016; Wang et al. 2015; Faurrieta 2015). No obstante, estos estudios se han realizado en otras especies pesqueras como atún y calamares; y, en otras regiones. Existe una investigación formal sobre esta especie en la costa ecuatoriana que confirma que la captura de *S. japonicus* varía con las condiciones climáticas (Patterson, Pitcher, y Stokes 1993), sin embargo no tiene fines predictivos. Por su parte, el estudio de Chen et al. (2009), que buscó la

predicción de la abundancia de *S. japonicus*, a través de la calidad del hábitat, se realizó en costas del Pacífico Oeste.

Con este antecedente, el presente trabajo pretende hacer uso de datos satelitales y datos de pesca registrados por barcos pesqueros dedicados a la pesca de diferentes especies marinas en las costas ecuatorianas, entre ellas, la *Scomber japonicus*, para predecir potenciales zonas de pesca de esta especie, medidas a través de un indicador de abundancia. Con esta información, se busca construir mapas de abundancia predicha de la especie que sirvan como herramientas de control y prevención de la sobrepesca de la especie; contribuyendo así, a los esfuerzos para el cumplimiento de los objetivos de desarrollo sostenible.

1.2. Objetivos del Trabajo

1.2.1. Objetivos generales

- Caracterizar la distribución de la especie *Scomber japonicus*, por área y mes.
- Predecir potenciales zonas de pesca que reúnen las características ambientales y espaciotemporales ideales para la especie *Scomber japonicus*, a través de redes neuronales.

1.2.2. Objetivos específicos

- Preparar el conjunto de datos para análisis.
- Analizar las relaciones entre variables.
- Determinar las variables de entrada para el modelo de redes neuronales.
- Construir las redes neuronales perceptrón multicapa
- Seleccionar el modelo con mayor capacidad predictiva
- Construir un mapa de las predicciones resultantes por área de pesca y mes

1.3. Impacto en sostenibilidad, ético-social y de diversidad

1.3.1. Sostenibilidad

El presente trabajo pretende tener un impacto positivo sobre el Objetivo de Desarrollo Sostenible 14, el cual busca “*conservar y utilizar sosteniblemente los océanos, los mares y los recursos marinos para el desarrollo sostenible*” (Cicin-Sain 2014), ya que, en este estudio se busca caracterizar la distribución de la abundancia de una de las especies más capturadas, *Scomber japonicus*, aunque si aún esta se encuentra dentro de los límites de pesca biológicamente sostenible, de acuerdo con el último reporte de FAO (2022). Con este conocimiento se busca identificar las áreas más explotadas y las áreas no exploradas, potencialmente productivas, que permitan crear un plan de manejo de recursos pesqueros para la reconstrucción que sugiere FAO.

Este impacto pudiera ser medido en el largo plazo, siempre y cuando se diseñe un plan basado en este estudio y se ponga en ejecución por parte de las instituciones nacionales respectivas, como IPIAP. Uno de los productos de dicho impacto ante la afirmativa de la sentencia anterior, sería un incremento en el número de áreas exploradas en la búsqueda de la especie *S. japonicus*.

1.3.2. Comportamiento ético y responsabilidad social

Dado que este trabajo está bajo la tutoría de IPIAP y es entregado a esta entidad, que se dedica al control de recursos pesqueros, no se espera que sus resultados sean usados para fines económicos o similares de algún(a) propietario(a) en el ámbito pesquero. Sino por el contrario, busca la creación de un plan de manejo de la especie, de modo que ninguna de las personas que pescan *S. japonicus*, para la venta o la subsistencia vean afectadas sus actividades, sino que asegure que el conocimiento y estrategias sean compartidos aún a los(as) pescadores(as) con acceso limitado a tecnologías de mediciones oceanográficas.

Sin embargo, los resultados de este trabajo no tienen un impacto directo sobre los objetivos de desarrollo sostenible referentes al comportamiento ético y responsabilidad social, siempre y cuando sean usados únicamente por la entidad de control pertinente. De otro modo, el ser usados para beneficio de algún(a) interesado(a) del sector pesquero, pudiera impactar negativa e indirectamente a la tercera línea de trabajo del octavo objetivo de desarrollo sostenible de la ONU (Trabajo decente y crecimiento económico), la cual busca literalmente “*proteger empleos y apoyar a pequeñas y medianas empresas, y a los trabajadores del sector informal, mediante programas de respuesta y recuperación económicas*”.

1.3.3. Diversidad, género y derechos humanos

Los resultados de este trabajo son de naturaleza técnica, de modo que, no tiene impacto ni positivo, ni negativo en lo referente a género, diversidad o derechos humanos, ya que todas las etapas de ejecución de este trabajo son independientes de dichas características en las personas relevantes para los procesos de obtención de datos, análisis y generación de resultados, así como, potenciales usuarios(as) de estos. Por lo que, no tiene impacto sobre objetivo de desarrollo sostenible alguno en materia de diversidad, género y derechos humanos.

No obstante, es meritorio indicar que este estudio mantiene la obligación con IPIAP de limitar el uso de los datos pesqueros para fines académicos, formalizada a través de un acuerdo de confidencialidad.

1.4. Enfoque y método seguido

En primera instancia, se preparó el conjunto de datos a ser analizado, lo cual incluyó la importación de las mediciones satelitales sugeridas en estudios de distribución de especies pesqueras, como son la concentración de clorofila, magnitud del viento y temperatura de la superficie del agua. Posteriormente estos datos fueron agregados usando la media de la medición por área de 5x11.5

millas, por año y mes de registro, de modo que, pudiesen ser unidos a los datos de registros pesqueros.

Sobre dicho conjunto de datos, las variables fueron preparadas y validadas, para posteriormente, ser analizadas multivariadamente.

Por otro lado, para estimar la variable de respuesta Captura Por Unidad de Esfuerzo (CPUE), como medida de abundancia, existen varias propuestas (W. A. Hubert y Fabrizio 2007; Solanki, Bhatpuria, y Chauhan 2016; Wang et al. 2015). No obstante, en este estudio, se empleó la medición básica de cantidad total capturada (C), dividida entre la unidad de esfuerzo (f), que corresponde al número de lances (W. A. Hubert y Fabrizio 2007). Esta razón se calculó por cada registro, considerando así, el mes, año, área de pesca y viaje del registro. Posteriormente, se dimensionó la variable CPUE, a través de un índice de abundancia (Chen et al. 2009).

Las variables que se analizaron como potenciales para la entrada de los modelos de redes neuronales, a las condiciones oceanográficas, el mes y las coordenadas registradas en los datos pesqueros; mientras que, la variable de respuesta correspondió al índice de abundancia de la especie.

Para la construcción de las redes neuronales, se estandarizó los datos de entrada con el escalamiento min-max (Beysolow II 2017). De un modo similar, se analizó la posibilidad de transformar la variable de respuesta, evitando sesgos prominentes.

Las redes neuronales perceptrón multicapas construidas, fueron totalmente conectadas y pre-alimentadas que, se desarrollaron con una o dos capas ocultas, y cuyo número y distribución de nodos ocultos se evaluó siguiendo los criterios sugeridos por Beysolow II (2017) y Thomas et al. (2016). Para estas capas se empleó la función de activación ReLu. Mientras que, para la salida se empleó la función lineal.

Una vez seleccionado el modelo con indicadores de desempeño adecuado, se tomó las predicciones del modelo de 10 ejecuciones continuas y se promediaron estos valores, para con ello construir los mapas de estimación de abundancia por mes y área de pesca.

El análisis se llevó a cabo en lenguaje R, versión 4.1.2, haciendo uso de la interfaz RStudio. Los modelos se realizaron a través de Tensorflow y Keras para R.

1.5. Planificación del Trabajo

A continuación, se presenta el cronograma de trabajo seguido para llevar a cabo el presente trabajo.

Trabajo de fin de máster

Bioestadística y Bioinformática
Estudiante: Jessica Vera

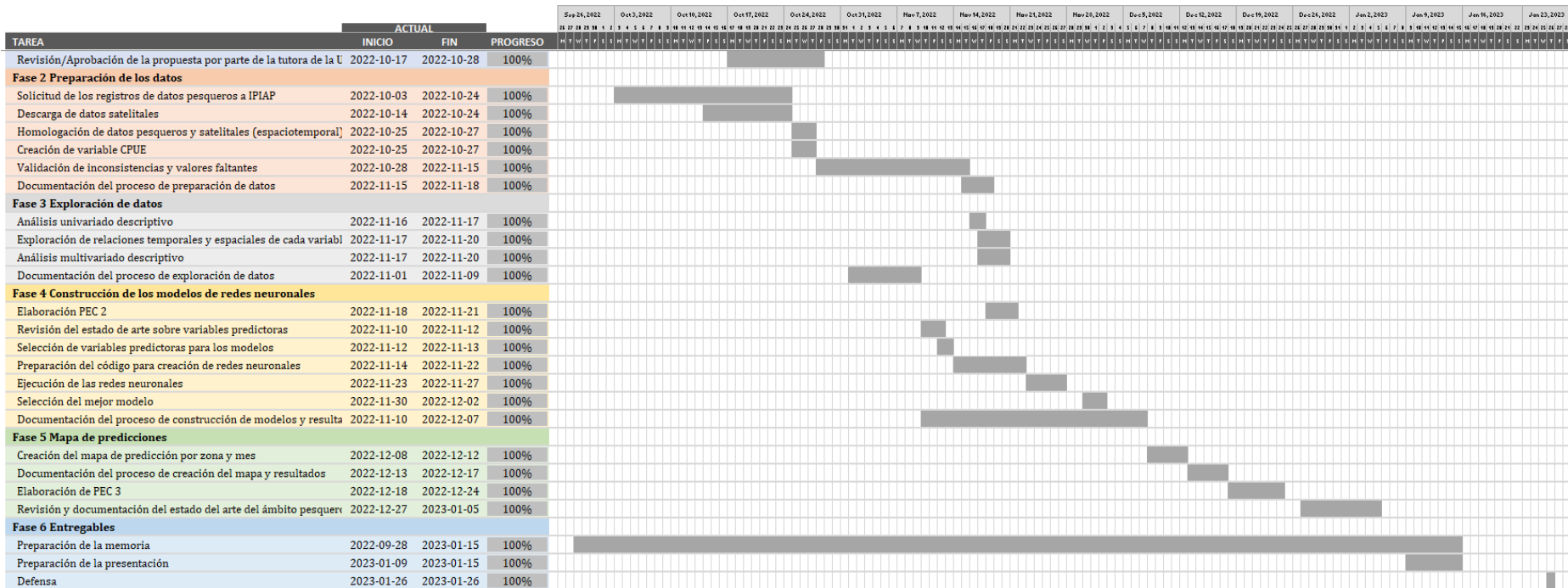


Figura 1.1 Planificación de actividades del trabajo

1.6. Breve resumen de productos obtenidos

- Plan de trabajo
- Modelos de redes neuronales (perceptrón multicapas)
- Mapas de abundancia predicha de la especie
- Script de códigos
- Memoria
- Presentación

1.7. Breve descripción de los otros capítulos de la memoria

Este estudio contiene cinco secciones relevantes y cuatro después de esta. La segunda sección contiene información sobre los temas que aborda este estudio y que han sido investigados por otros autores. Esta sección incluye características e importancia de la especie y métodos y variables sugeridos en la literatura científica, en temas similares.

La tercera sección indica el detalle de los métodos empleados a lo largo de este trabajo, desde la fase exploratoria hasta el modelamiento y predicción de la abundancia de la especie. Estos métodos se basaron en la revisión bibliográfica realizada en la sección anterior.

La sección Resultados, muestra las salidas y gráficos de los análisis descriptivos y de los mapas de abundancia predicha, siguiendo los métodos sugeridos en la sección de Materiales y métodos.

Posteriormente las conclusiones del estudio se resumen en la quinta sección, así como las limitaciones y futuros trabajos derivados de este. Por último, en este estudio se ha dedicado una sección exclusiva para definir las siglas y abreviaturas mencionadas a lo largo de este manuscrito, el Glosario.

2. Estado del arte

2.1. Características de *Scomber japonicus*

Scomber japonicus, conocida comúnmente como caballa del sur, macarela estornino o morenillo, es una especie marina de la familia de los *Scombridae*, de cuerpo alargado y redondeado que mide en promedio unos 30 cm (Figura 2.1). Es una de las especies con mayor producción dentro de la pesquería mundial (FAO 2020; 2022). Esta vive en grandes cardúmenes, lo cual es una característica común entre el grupo de pelágicos pequeños.

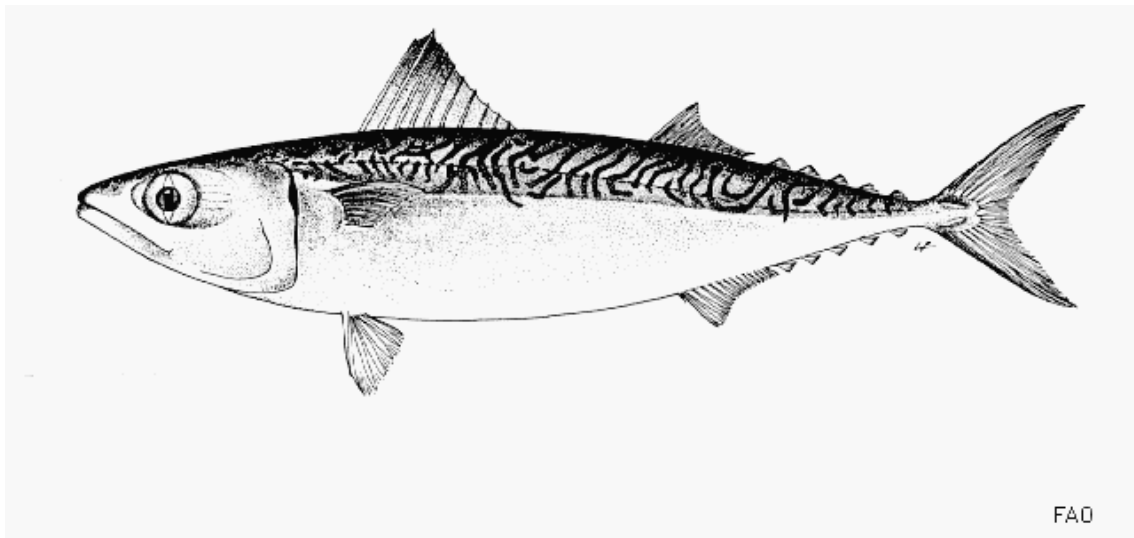


Figura 2.1 *Scomber japonicus*

Fuente: Collette (1995)

Su hábitat se encuentra en mares templados y subtropicales, principalmente en los océanos Índico, Pacífico y Atlántico, por lo que, es común encontrar esta especie en las costas de diversos países como se observa en la Figura 2.2.

A este respecto, en la revisión de Castro Hernández y Santana Ortega (2000) se indicó que el rango de temperaturas superficiales del agua en que generalmente se ha reportado la presencia de esta especie está entre los 10°C y 27°C. En este mismo sentido, un reporte técnico de las entidades a cargo del control de recursos pesqueros en Ecuador indicó que el aumento en la temperatura de la superficie del mar implica desaparición de la especie de la zona (Canales y Jurado 2021).

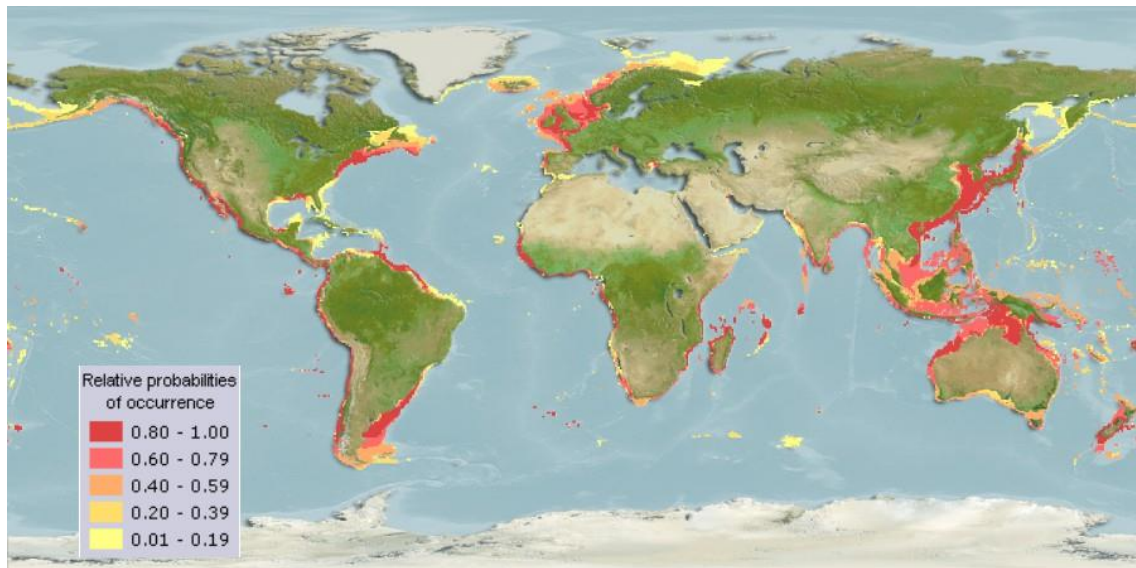


Figura 2.2 Mapa mundial de la distribución de *Scomber japonicus*, generado por computadora¹.

Fuente: AquaMaps (2019)

De acuerdo con la literatura científica, esta especie pasa sus primeras etapas más cerca de la costa y migra alejándose de la costa cuando son mayores. Además, tienden a pasar el día más cerca del fondo y ascender durante la noche (Castro Hernández y Santana Ortega 2000).

Otros factores que han demostrado relación con la migración de la especie, es el viento. Por ejemplo, se conoce que la dirección y magnitud del viento impacta en la distribución de los adultos en proceso de desovación, ya que se relaciona directamente con las surgencias (Valencia-Gasti, Baumgartner, y Durazo 2015). Además, se conoce que el viento es empleado en la predicción de corrientes oceanográficas (Kelly et al. 2001; Kimura 2004). Esto es relevante ya que, puntualmente las costas ecuatorianas son afectadas por las corrientes El Niño, Humboldt y Cromwell (Canales y Jurado 2021).

De acuerdo con la literatura científica, la migración de *S. japonicus* en la costa ecuatoriana es hacia el golfo de Guayaquil entre enero y febrero, luego viaja hacia el sur desde marzo hasta julio; y, en agosto se dirige al norte hacia Salinas (French y Menz 1983, citado en Castro Hernández y Santana Ortega 2000). No obstante, los meses de mayor captura reportados en el país inician desde diciembre hasta marzo, con los picos más altos en enero y febrero (Cole 1979, citado en Castro Hernández y Santana Ortega 2000).

Respecto a la distribución en las costas ecuatorianas, en términos generales, la mayor concentración de la especie en Ecuador se ha reportado al norte del golfo de Guayaquil (Pizarro de Rodríguez 1983). No obstante, dado que los datos empleados en el estudio de Pizarro y los datos que residen en el Instituto Público

¹ La figura original muestra la leyenda de los colores fuera del mapa. Para este estudio se adaptó el gráfico, introduciendo la leyenda en el mapa para una mejor visualización.

de Investigación de Acuicultura y Pesca de Ecuador – IPIAP sobre registros pesqueros, se limitan a las observaciones de desembarques realizados por pescadores formales, no se puede concluir sobre las demás áreas de la costa ecuatoriana.

Por otro lado, la dieta de *S. japonicus* radica en el consumo de organismos zooplanctónicos (Castro 1993). Es así que, el estudio de Ebango Ngando et al. (2020) determinó que la presencia de *S. japonicus* se asocia con la concentración de clorofila. Puntualmente, en Ecuador y Perú, la especie exhibe un comportamiento carnívoro en su etapa adulta, basando su dieta en peces como anchoas, sardinias, peces con aletas radiadas (actinoptergios), huevos de peces o de invertebrados, crustáceos (eufausiáceos y copépodos), macarelas más pequeñas; y, en menor frecuencia fitoplancton y zooplancton. Mientras que, en etapas más tempranas, la especie se alimenta preferentemente de zooplancton (Castro Hernández y Santana Ortega 2000; Martínez Morrillo 2020).

2.2. Importancia de *Scomber japonicus*

Las características y distribución de *Scomber japonicus* la hacen una especie de alta importancia para la pesca y comercialización global, reportándose en 2018 y 2020 un total de 1,557 y 1,360 miles de toneladas en peso vivo, respectivamente (FAO 2020; 2022). Particularmente para la economía ecuatoriana, no es una realidad diferente a la mundial, ya que es parte de la matriz productiva nacional (Ministerio de Producción Comercio Exterior Inversiones y Pesca 2022; Santos Sánchez 2021). Es así que, en el año 2021, se registró más de 166 miles de toneladas de *Scomber japonicus* pescadas en la costa ecuatoriana (Canales y Jurado 2021).

Los reportes de FAO del último año indicaron que la pesca de *S. japonicus* ha estado dentro de los límites biológicamente sostenibles. No obstante, la pesca general en la zona del Pacífico Sureste, donde está incluido Ecuador, obtuvo en el último año reportado, 2019, la mayor proporción (66.7%) de pesca biológicamente no sostenible, en comparación a las demás áreas (FAO 2022).

Por lo que, considerando que *S. Japonicus* es una de las cinco especies más importantes para la pesca ecuatoriana (Santos Sánchez 2021), está potencialmente expuesta a la sobreexplotación en dicha zona. De acuerdo con Guo (2021), y Coleman y Williams (2002), la captura continua de una misma especie en una misma zona contribuye al decrecimiento de la población de esta y de la diversidad en general. A esto se une, el riesgo de la pesca incidental de otras especies, amenazando así al equilibrio de la cadena trófica (Coleman y Williams 2002).

La preocupación mundial por la sobrepesca es tal que el mitigarla es uno de los objetivos formalmente declarados por la Organización de Naciones Unidas (ONU). Así, el objetivo de desarrollo sostenible (ODS) 14 aspira “*conservar y utilizar sosteniblemente los océanos, los mares y los recursos marinos para el desarrollo sostenible*” (Cicin-Sain 2014). De acuerdo con el reporte del estado de la pesca mundial y acuicultura de FAO, los esfuerzos realizados en contra de la sobrepesca, aún no han logrado revertir la tendencia (FAO 2020).

2.3. Modelamiento de potenciales zonas de pesca (PZP)

De entre las acciones instadas por FAO para mitigar la sobrepesca está el realizar monitoreo de los datos pesqueros para lograr un manejo efectivo de las especies, así como diseñar planes de reconstrucción de zonas explotadas (FAO 2022). Una de las estrategias para ello es la exploración de potenciales zonas productivas, para lo cual el conocimiento de la distribución y abundancia de la especie es esencial (Solanki et al. 2010; Solanki, Bhatpuria, y Chauhan 2016).

Existe vasta literatura científica respecto a la predicción de PZP, especialmente a través de datos satelitales, en diferentes especies (Fitrianah et al. 2016; Krishnan et al. 2011; Solanki, Bhatpuria, y Chauhan 2016; Solanki et al. 2010; Wang et al. 2015; Armas, Arancibia, y Neira 2022). De entre las variables predictoras más empleadas en ellos, están la temperatura superficial del agua, la concentración de clorofila y la velocidad y/o magnitud del viento. Mientras que, como respuesta se emplean medidas de abundancia, entre ellas la captura por unidad de esfuerzo (CPUE) en diferentes formas de estimación. Los métodos de análisis y predicción en estos estudios han sido los modelos lineales generalizados, redes neuronales, clústers y análisis en tiempo real. Además de estas, en algunos casos, la ubicación y tiempo de las mediciones han sido empleadas como variables predictoras (Armas, Arancibia, y Neira 2022; Wang et al. 2015).

Los estudios de Armas, Arancibia y Neira (2022), Simbolon, Nababan y Elson (2019), Solanki et al. (2005), entre otros han realizado sus estudios de predicción de PZP en pelágicos pequeños. Mientras que, Chen et al. (2009) hicieron una investigación sobre las características oceanográficas más favorables en el hábitat de *Scomber japonicus* en las costas de China, usando modelos de producto continuo, mínimos, media aritmética o geométrica. Dichos modelos permitieron estimar la producción de la especie en una determinada locación. No obstante, hasta la revisión de este estudio, no se ha encontrado un estudio de predicción de potenciales zonas de pesca para la especie *Scomber japonicus*, ni de otras especies en la costa ecuatoriana.

Como se mencionó en líneas previas, la predicción de potenciales zonas de pesca, se ha determinado en función de CPUE en varios estudios. Existen diversas formas de estimación, las cuales dependen del hábitat de la especie de interés y/o del arte de pesca, entre otras (W. A. Hubert y Fabrizio 2007).

Por ejemplo, el estudio de predicción de PZP de J. Wang et al. (2015) estimó CPUE como el promedio de captura por barco, según el año, mes y área de pesca, para posteriormente, categorizarla. Estos autores destacaron que los barcos estudiados y sus operaciones fueron prácticamente idénticas. Por su parte, el estudio de Solanki, Bhatpuria y Chauhan (2016) estimaron CPUE como el promedio capturado por hora de esfuerzo, el cual se determinó como la diferencia entre la hora de recogida y de lance del arte de pesca. Mientras que, Armas, Arancibia y Neira (2022), emplearon la dicotomización de la captura. La investigación de estos últimos afirmó que sus registros provenían de mediciones de pescadores industriales de la misma compañía, lo que se refiere a la

homogeneidad de los datos. Otros autores como Chen et al. (2009) calcularon CPUE como el promedio capturado por red.

No obstante, en su estudio, Chen et al. (2009) emplearon el índice de abundancia relativa como indicador de la calidad del hábitat. Este indicador se calculó como la división entre cada valor de CPUE y su máximo en el mes. Esta medida, permite dimensionar la bondad de una zona, ya que la limita entre 0 y 1, donde a mayor valor, mejor es la calidad de dicha observación.

Respecto a la característica espaciotemporal de este tipo de datos, las investigaciones en PZP han considerado la latitud, longitud y mes del registro como variables de entrada de los modelos que propusieron, con el fin de capturar relaciones subyacentes (Armas, Arancibia, y Neira 2022; Chen et al. 2009; Solanki et al. 2005; Wang et al. 2015).

Por otro lado, algunos de los estudios de predicción de PZP han implementado modelos de redes neuronales, tal es el caso de J. Wang et al. (2015), que implementaron un modelo perceptrón de una capa oculta con seis nodos y variable de respuesta numérica, logrando un 80% de precisión. También, Armas, Arancibia y Neira (2022) implementaron una red perceptrón de dos capas ocultas, cada una con 1,024 y 512 nodos ocultos, y tomando como variable de respuesta a la presencia o no de la especie en la captura. Esto les permitió alcanzar 86% de precisión en el modelo. Mientras que, el modelo propuesto por Sivasankari, Anandan y Chamato (2022), que fue una combinación de redes convolucionales y recurrentes de Long-Short Term Memory, los autores aseguraron haber logrado 99% de precisión.

En términos generales, las redes neuronales han probado ser altamente eficientes en el modelamiento de diversos problemas complejos (Beysolow II 2017). No obstante, la construcción de estas, como parte del aprendizaje de máquina, requiere de una serie de parámetros que permitan que el modelo obtenga un adecuado equilibrio entre optimización y generalización (Chollet, Kalinowski, y Allaire 2022).

Existen varias cuestiones a analizar al respecto, como la topología de la red, que se refiere a la organización de los nodos en las distintas capas (Lozano Bagén, Bosch Rué, y Casas Roma 2019). Dentro de la investigación pesquera, las redes pre-alimentadas totalmente conectadas perceptrón monocapas o multicapas son comunes y han probado ser efectivas en sus propósitos (Armas, Arancibia, y Neira 2022; Suryanarayana et al. 2008; Wang et al. 2015).

Autores como Huang (2003) y Thomas et al. (2016) se dedicaron a investigar la capacidad de este tipo de redes neuronales, llegando a la conclusión de que dos capas ocultas en redes perceptrón han mostrado alta eficiencia y desempeño. De hecho, este autor sugirió una forma de estimar el número de nodos ocultos en cada capa oculta, las cuales guardan una relación de 5 a 1, i.e., la segunda capa oculta es un quinto de la primera. No obstante, según este mismo autor, el número de nodos ocultos pudiera ser tanto como el número de muestras de entrenamiento. Mientras que, Beysolow II (2017) sugiere que el número de nodos

en la capa oculta no supere los dos tercios de la suma de los nodos de entrada y de salida.

En este sentido, el modelo para predicción de PZP propuesto por J. Wang et al. (2015) mantuvo una única capa oculta con el mismo número de nodos que la capa de entrada. Mientras que, el de Armas, Arancibia, y Neira (2022), trabajó con dos capas ocultas, cuyo número de nodos superó la suma de los de entrada y salida, y la relación que mantuvieron entre ellas fue 2 a 1.

Respecto a las funciones de activación, una de las más empleadas en las capas ocultas es la unidad lineal rectificadora (ReLU), que realiza una suma ponderada de los pesos, rectificando posteriormente la activación para que esta pase a la siguiente capa teniendo un rango de los reales positivos. Esta función se ha vuelto popular por su alta eficiencia y bajo costo computacional (Lozano Bagén, Bosch Rué, y Casas Roma 2019). Este tipo de función de activación fue empleada en el modelo propuesto por Armas, Arancibia, y Neira (2022). No obstante, el trabajo de J. Wang et al. (2015) utilizó la función logística simétrica.

Adicionalmente, la capa de salida puede incluir una función de activación, la cual depende de la naturaleza de la variable. Tanto Armas, Arancibia, y Neira (2022) como J. Wang et al. (2015) mostraron como variable de respuesta de su estudio a una categoría alusiva a la abundancia de la especie categorizada de una u otra forma. Por ejemplo, Armas, Arancibia, y Neira (2022) binarizó la respuesta y la incluyó como tal en el modelo. Mientras que J. Wang et al. (2015) utilizó como variable de respuesta a CPUE y posterior al modelo realizó una categorización. Esto hace una diferencia en la función de activación que se emplee, e.g., el primero empleó una función sigmoide y el segundo una función lineal.

3. Materiales y métodos

3.1. Recolección de datos

Los datos recolectados provinieron de cuatro fuentes, las cuales hicieron referencia respectivamente a registros pesqueros diarios, temperatura superficial del agua mensual, concentración de clorofila en el agua mensual y magnitud del viento sobre el agua mensual, desde enero de 2017 hasta mayo de 2022. El detalle de cada fuente de datos se describe a continuación.

3.1.1. Datos pesqueros

Este conjunto de datos está conformado por 2,146 registros pesqueros diarios. Esta información se obtuvo de los registros reportados por los observadores oficiales que acompañan a los barcos pesqueros durante las capturas diarias, cuyo objetivo reportado ha sido la pesca de *Scomber japonicus*. Los barcos de los que se cuenta con información pesquera corresponden a los seleccionados en la muestra planificada mensualmente por el “Programa de Peces Pelágicos Pequeños” del Instituto Público de Investigación de Acuicultura y Pesca de Ecuador – IPIAP.

Los datos fueron medidos diariamente en los días de pesca y contienen información del barco, captura, fechas y horas, lances y área de pesca. El área de pesca corresponde a una codificación de administración interna del “Programa de Peces Pelágicos Pequeños” de IPIAP y hace referencia a áreas de 5X11.5 millas (latitud x longitud), con la coordenada central identificada en el archivo que IPIAP facilitó para este estudio. Su distribución se describe en la Figura 3.1.

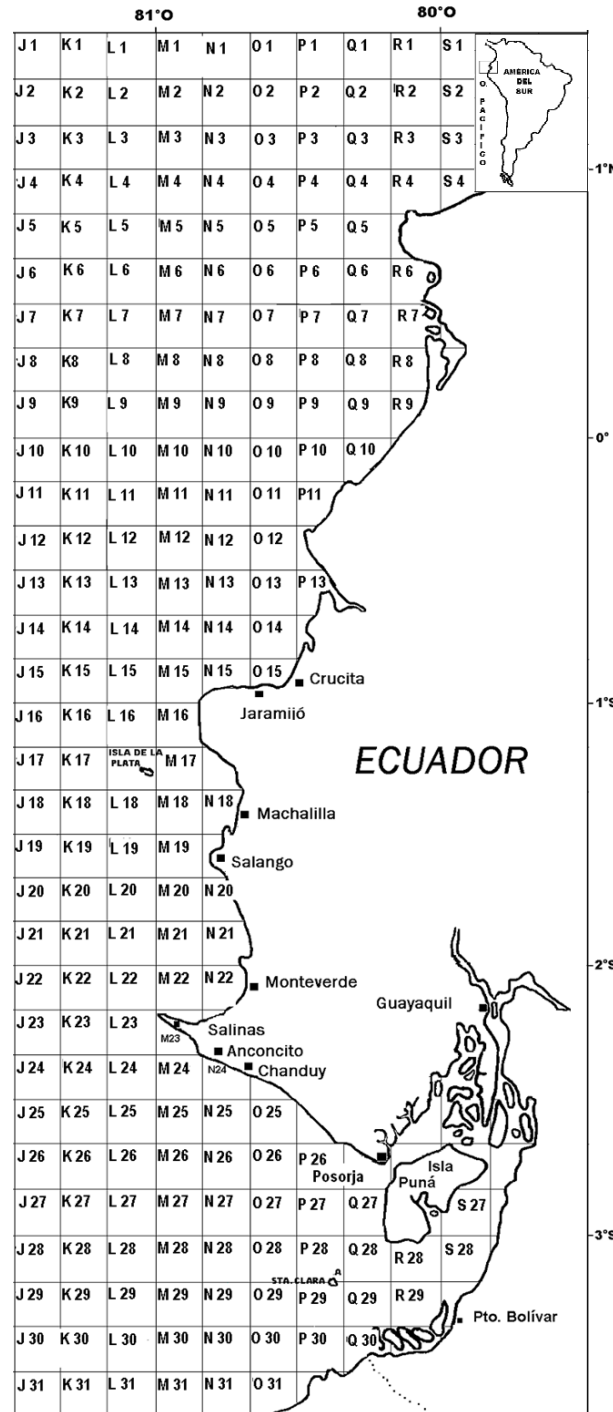


Figura 3.1 Distribución de las áreas de pesca de peces pelágicos pequeños en Ecuador

Fuente: (IPIAP 2016)

La administración y propiedad de los datos pesqueros recae en la custodia total del Instituto Público de Investigación de Acuicultura y Pesca de Ecuador – IPIAP. Por lo que, para el acceso y uso de los datos pesqueros se requirió de la autorización de IPIAP, suscrita mediante un acuerdo de confidencialidad.

Los datos pesqueros fueron recibidos en archivos de extensión *.x/sx*, por cada año de medición. Las variables presentes en este conjunto de datos se describen en la Tabla 3.1.

Tabla 3.1 Catálogo de variables del conjunto de datos pesqueros

| <i>Variable</i> | <i>Tipo</i> | <i>Descripción</i> |
|-------------------|------------------------|--|
| id | int (entero) | Identificador de la observación |
| yymm.zarpe | chr (caracter) | Año y mes de la captura |
| mes | int (entero) | Mes de captura |
| lat.dd | num (real) | Latitud de la captura (en grados decimales) |
| long.dd | num (real) | Longitud de la captura (en grados decimales) |
| lat.dms | chr (caracter) | Latitud de la captura (en grados minutos segundos) |
| long.dms | chr (caracter) | Longitud de la captura (en grados minutos segundos) |
| area | chr (caracter) | Código al que pertenece el área de pesca (Área de 5x5 millas) |
| captura.ton | num (real) | Toneladas capturadas de la especie |
| no.lance | int (entero) | Número de lances hasta obtener la cantidad de pesca registrada |
| datetime.lance | POSIXct (fecha y hora) | Fecha y hora del lance del arte de pesca |
| datetime.recogida | POSIXct (fecha y hora) | Fecha y hora de la recogida del arte de pesca |
| area.mes | chr (caracter) | Identificación del código de área y mes de captura |

Es importante destacar que los buques muestreados no eran necesariamente homogéneos, en lo que respecta a capacidad de bodega, lo que implica que la captura por barco pudo ser también heterogénea.

3.1.2. Datos oceanográficos

Por su parte, los datos oceanográficos obtenidos correspondieron a la concentración de clorofila en el agua, temperatura superficial del agua y magnitud del viento.

La concentración de clorofila fue tomada de los datos registrados por el sensor MODIS del satélite Aqua de la Administración Aeronáutica Nacional del Espacio (NASA, por sus siglas en inglés), el cual registra el tipo de luz reflejada y absorbida por el océano diariamente con una resolución de un kilómetro (NASA Earth Observations 2022a). Los archivos descargados correspondieron a las diferentes observaciones realizadas en cada mes y se obtuvieron directamente del sitio web proveedor en archivos de extensión *.nc*. Las variables presentes en cada archivo se describen en la Tabla 3.2.

Tabla 3.2 Catálogo de variables del conjunto de datos de concentración de clorofila

| <i>Variable</i> | <i>Tipo</i> | <i>Descripción</i> |
|-----------------|-------------|--|
| Long | num (real) | Longitud de la captura (en grados decimales) |
| Lat | num (real) | Latitud de la captura (en grados decimales) |

| <i>Variable</i> | <i>Tipo</i> | <i>Descripción</i> |
|-----------------|----------------|--|
| Monthly.Chlor | num (real) | Concentración de clorofila promedio mensual (en miligramos por metro cúbico, mg/m ³) |
| yymm | chr (caracter) | Año y mes de la medición |

La temperatura de la superficie del agua también fue tomada por el instrumento MODIS de la NASA, con una precisión de 0.5° Celsius y una resolución de un kilómetro (NASA Earth Observations 2022b). Los archivos descargados correspondieron a las diferentes observaciones realizadas en cada mes y se obtuvieron directamente del sitio web proveedor en archivos de extensión *.nc*. Las variables presentes en cada archivo se describen en la Tabla 3.3.

Tabla 3.3 Catálogo de variables del conjunto de datos de temperatura superficial

| <i>Variable</i> | <i>Tipo</i> | <i>Descripción</i> |
|-----------------|----------------|--|
| Long | num (real) | Longitud de la captura (en grados decimales) |
| Lat | num (real) | Latitud de la captura (en grados decimales) |
| Monthly.SST | num (real) | Temperatura superficial del agua (en grados Celsius, °C) |
| yymm | chr (caracter) | Año y mes de la medición |

Por su parte, la magnitud de la superficie del viento fue medida en metros por segundo (m/s), a través de datos satelitales a cargo de la Administración Nacional Oceánica y Atmosférica (NOAA, por sus siglas en inglés), a una altura de 10 metros sobre el agua y una precisión de 1x1 grados en latitud y longitud (NOAA National Oceanic and Atmospheric Administration, NOAA Emergency Response Division, y Fleet Numerical Meteorology and Oceanography Center 2022). Los archivos descargados correspondieron a las diferentes observaciones realizadas en cada mes y se obtuvieron directamente del sitio web proveedor en archivos de extensión *.csv*. Las variables presentes en cada archivo se describen en la Tabla 3.4.

Tabla 3.4 Catálogo de variables del conjunto de datos de magnitud del viento

| <i>Variable</i> | <i>Tipo</i> | <i>Descripción</i> |
|-----------------|----------------|---|
| Long | int (entero) | Longitud de la captura (en grados decimales), a un grado de precisión |
| Lat | int (entero) | Latitud de la captura (en grados decimales), a un grado de precisión |
| uv_mag_mean | num (real) | Magnitud del viento sobre el agua (en metros por segundo, m/s) |
| yymm | chr (caracter) | Año y mes de la medición |

Los datos de las condiciones oceanográficas fueron de libre acceso y uso; y, fueron descargados de las respectivas páginas web.

3.2. Preparación del conjunto de datos

Para la construcción del conjunto de datos fue necesario, inicialmente, elaborar un único archivo por cada fuente de las mediciones de condiciones oceanográficas, ya que como se explicó en líneas previas, los archivos de datos oceanográficos se presentaron como uno por cada mes de medición. Esto fue posible a través del paquete *ncdf4* en R, para los archivos con extensión *.nc* (i.e., concentración de clorofila y temperatura del agua); y, a través de funciones del paquete *base* en R, para los archivos de extensión *.csv* (i.e., magnitud del viento). El código empleado para dicho proceso se muestra en el repositorio <https://github.com/jesmvera/predictionfishsjaponicus.git>.

Estos serán los cuatro archivos a unir. No obstante, previo a la unión fue necesario identificar los campos comunes entre los conjuntos de datos, así como, colocarlos en una estructura espaciotemporal similar.

A este respecto, es meritorio indicar que este estudio asumió que las condiciones oceanográficas no serían medidas diariamente por los pescadores o IPIAP, por lo que, las estimaciones de la concentración de clorofila en el agua, temperatura superficial del agua y magnitud del viento se obtuvieron mensualmente. Además, dado que el objetivo de este estudio requiere estimaciones de potenciales zonas de pesca, basadas en la codificación de áreas de IPIAP, fue necesario identificar las mediciones oceanográficas por área.

Con este antecedente, se determinó como campos de unión entre los conjuntos de datos al año-mes y área de captura y medición (para el caso de las condiciones oceanográficas). Esto requirió determinar los límites de las áreas codificadas por IPIAP, considerando la información provista por la institución, como se mencionó en la sección 3.1, de modo que, posteriormente se puedan usar para realizar la unión respectiva con los datos oceanográficos, los cuales están dispuestos como puntos coordenadas.

La Figura 3.2 sintetiza el procedimiento seguido para la construcción del conjunto de datos.

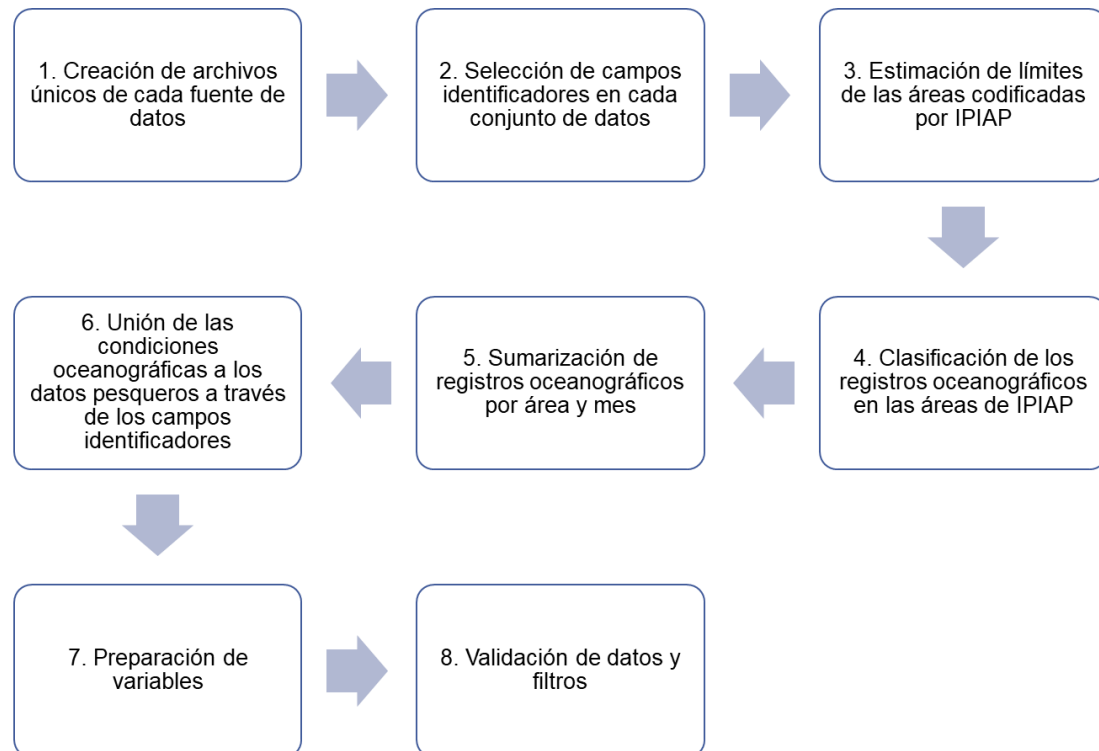


Figura 3.2 Proceso para la preparación del conjunto de datos

3.2.1. Estimación de los límites de las áreas

Dado que IPIAP proveyó los datos centrales de cada área, que es un polígono regular rectangular, así como sus dimensiones (5x11.5 millas), se procedió a estimar los límites de cada una de ellas a través de la determinación de los cuatro puntos vértices de cada polígono. Para ello, se emplearon las ecuaciones (3.1) y (3.2), que se basan en la inversa de la distancia Haversina (Yang, Jeon, y Moon 2019), para determinar coordenadas en función de la distancia deseada. Es decir, se estimó tanto la longitud como la latitud de los cuatro puntos, considerando las coordenadas centrales, el alto y ancho de cada área rectangular.

Así, sean P_{xi} y P_{yi} la longitud y latitud (respectivamente) del punto central de la i -ésima área ($i = 1, 2, 3, \dots, 219$); y, Q_{xij} y Q_{yij} la longitud y latitud (respectivamente) del j -ésimo vértice² ($j = 1, 2, 3, 4$) de la i -ésima área. Sean además, d_x , d_y y r el ancho, alto del área y radio de la tierra en metros. Es importante destacar que, dado que la zona de análisis se encuentra alrededor de la línea ecuatorial, asumiremos que las distancias entre grados son similares para longitudes y latitudes, aproximadamente de 111 kilómetros (Kennedy y Kopp 2000) y que el radio de la tierra es 6,378.14 kilómetros.

² Para vértices al norte del punto central del área (P_{xi}, P_{yi}), la ecuación 3.1 es una suma. Para vértices al sur del punto central, la ecuación 3.1 es una resta. Para vértices al este del punto central, la ecuación 3.2 es una suma. Para vértices al oeste del punto central, la ecuación 3.2 es una resta.

$$Q_{xij} = P_{xi} \pm \frac{\left[\frac{d_x}{2} \times \frac{180}{1000\pi r} \right]}{\cos\left(\frac{P_{yi}\pi}{180}\right)} \quad (3.1)$$

$$Q_{yij} = P_{yi} \pm \left[\frac{d_y}{2} \times \frac{180}{1000\pi r} \right] \quad (3.2)$$

A continuación se procedió a realizar una corrección a las latitudes límite, de modo que, sean coincidentes entre áreas contiguas (áreas que comparten al menos un límite), repartiendo a ambas áreas la mitad de la distancia generada entre dichos límites. Los límites estimados y sus correcciones se muestran en la Tabla A 1 del anexo.

3.2.2. Unión de los conjuntos de datos

Posteriormente, se empleó los límites estimados en la sección previa para agrupar los puntos medidos en los datos satelitales, de acuerdo con el área en la que se enmarquen; y, a su vez, para agregar las respectivas mediciones puntuales, a través del promedio aritmético. La unión realizada fue por izquierda (*left join*) a favor del conjunto de datos pesqueros, usando como campos de unión al área y mes de medición, de modo que, solo se tome información oceanográfica de las áreas y meses de las que se tuvo registro de pesca. El código empleado para dicho proceso se muestra en el repositorio <https://github.com/jesmvera/predictionfishsjaponicus.git>.

La Tabla A 2 muestra el número de mediciones oceanográficas según su tipo, agregadas por cada área codificada.

3.2.3. Preparación de variables

Una vez unificado el conjunto de datos, se procedió a estimar el índice de captura por unidad de esfuerzo (CPUE), como el promedio capturado por lance, como indica la ecuación (3.3) (W. A. Hubert y Fabrizio 2007). Es decir, la captura por unidad de esfuerzo se estimó como la cantidad capturada C_{ymi} , sobre el número de lances f_{ymi} realizados para obtener dicha cantidad, en el año y , en el mes m y en el área i .

$$CPUE_{ymi} = \frac{C_{ymi}}{f_{ymi}} \quad (3.3)$$

Además, dado que el objetivo del estudio es la predicción de potenciales zonas de pesca por mes, se construyó la bondad de captura en función del valor de CPUE. Así, se consideró dimensionar CPUE a través del índice de abundancia relativa (IAR), como lo usó Chen et al. (2009) en un estudio similar. Este índice tiene un rango entre 0 y 1, donde 1 representa mayor abundancia de la especie y, por ende, que proveería potencialmente una mejor captura.

Este indicador se estimó para cada registro, tomando como referencia el valor CPUE máximo del respectivo mes del registro. Esto permitió dimensionar la bondad de la captura.

Adicionalmente, como alternativa a un IAR con alto sesgo, se empleó la transformación de raíz cuadrada, de modo que, no se pierda la dimensión ni monotonía del indicador (ver ecuación (3.4)).

$$\text{sqrtIAR}_{ymi} = \sqrt{\frac{CPUE_{ymi}}{\max(CPUE_m)}} \quad (3.4)$$

Así, el conjunto de datos unificado contiene 2,146 observaciones y 23 variables, de acuerdo con el detalle de la Tabla 3.5.

Tabla 3.5 Catálogo de variables del conjunto de datos unificado

| <i>Variable</i> | <i>Tipo</i> | <i>Descripción</i> |
|-----------------|----------------|--|
| id | int (entero) | Identificador de la observación |
| id.zonames | chr (caracter) | Identificación de la zona y mes |
| yymm.zarpe | chr (caracter) | Año y mes de la captura |
| Mes | int (entero) | Mes de captura |
| Chlorophylla | num (real) | Índice de concentración de clorofila (Hu, Lee, y Franz 2012) |
| SST | num (real) | Temperatura superficial del mar en grados Celsius (°C) |
| Wind.Magnitude | num (real) | Magnitud del viento (en metros por segundo m/s) a 10 metros de la superficie del mar |
| lat.dd | num (real) | Latitud de la captura (en grados decimales) |
| long.dd | num (real) | Longitud de la captura (en grados decimales) |
| lat.dms | chr (caracter) | Latitud de la captura (en grados minutos segundos) |
| long.dms | chr (caracter) | Longitud de la captura (en grados minutos segundos) |
| Area | chr (caracter) | Código al que pertenece el área de pesca (Área de 5x5 millas) |
| captura.ton | num (real) | Toneladas capturadas de la especie |
| no.lance | int (entero) | Número de lances hasta obtener la cantidad de pesca registrada |
| lat.meddegree | num (real) | Latitud media del área |
| long.meddegree | num (real) | Longitud media del área |
| lat.mindegree | num (real) | Latitud del límite inferior del área |
| long.mindegree | num (real) | Longitud del límite inferior del área |
| lat.maxdegree | num (real) | Latitud del límite superior del área |
| long.maxdegree | num (real) | Longitud del límite superior del área |

| <i>Variable</i> | <i>Tipo</i> | <i>Descripción</i> |
|-----------------|-------------|--|
| CPUE | num (real) | Índice de captura por unidad de esfuerzo (ecuación (3.3)). Se estima como la división entre <i>captura.ton</i> y <i>no.lance</i> |
| IAR | num (real) | Índice de abundancia relativa. Se calcula como la división entre <i>CPUE</i> y <i>CPUE máximo del mes</i> |
| sqrtIAR | num (real) | Raíz cuadrada del Índice de abundancia relativa |

3.2.4. Validación de datos y filtros

De acuerdo con las políticas de IPIAP, la veda³ de la especie *Scomber japonicus* para Ecuador, es obligatoria en los meses de marzo y septiembre (Ministerio de Agricultura y Ganadería 2022). Además, se observó valores extremos en las mediciones de CPUE, en comparación con lo observado en trabajos similares y considerando el tamaño de una red de pesca regular. Por lo que, para identificar dichos valores se empleó el método boxplot ajustado para distribuciones asimétricas, empleando un bigote de longitud 3 (M. Hubert y Vandervieren 2008; Wilcox 2013). Es importante destacar que la distribución de CPUE tiene naturalmente un sesgo positivo, ya que capturas muy altas en pocos lances son poco frecuentes.

Así, se removi6 del conjunto de datos los registros de meses de veda y de CPUE extremo.

Además, se observó 68 valores faltantes en las mediciones de concentración de clorofila⁴. Así, para la imputación de valores en la concentración de clorofila, los cuales son espaciotemporales, se tomó como referencia la primera ley geográfica de Tobler (1970), que indica que la relación es más fuerte entre ítems espaciales vecinos. Es meritorio indicar que se entiende por vecindad a la menor distancia que puede existir entre puntos espaciales, o al hecho de que los bordes que delimitan un área estén en contacto con alguno de los bordes de otra área (Plant 2018). Mientras que, en el contexto temporal, la vecindad es más intuitiva porque hace referencia a la característica consecutiva de las líneas de tiempo, además de presentar la dirección de la secuencia (Plant 2018).

Para ello, se hizo uso del método predictivo de suavizado Ponderación de Distancia Inversa (IDW, por sus siglas en inglés, *Inverse distance weighting*) con parámetro de potencia $\alpha = 2$, el cual, de acuerdo con Wikle, Zammit-Mangion, y Cressie (2019), es la potencia más usual. Este método otorga mayor peso a las observaciones más cercanas, al invertir la distancia entre puntos (ver ecuaciones (3.6) y (3.7)).

³ Se entiende por veda al período obligatorio en que se prohíbe la captura de especies, con fines de preservación de estas.

⁴ De acuerdo con el portal de NASA Earth Observations (2022a), de donde se obtuvo los datos, la nubosidad impide el registro de mediciones en ciertos puntos.

Así, sean $\{Z(s_{11}; t_1), Z(s_{21}; t_1), Z(s_{11}; t_1), \dots, Z(s_{m_1 1}; t_1), \dots, Z(s_{1T}; t_T), Z(s_{2T}; t_T), Z(s_{m_T T}; t_T)\}$ el conjunto de mediciones espaciotemporales de una determinada característica Z , a lo largo de m_T ubicaciones geográficas medidas durante T unidades de tiempo, i.e., para cada tiempo t_j existen m_i observaciones. Por tanto, la predicción de la característica de interés Z , en alguna ubicación espacial s_0 en algún tiempo t_0 , dentro del dominio temporal (i.e., $t_1 \leq t_0 \leq t_T$), se estima a través de la ecuación (3.5).

$$\hat{Z}(s_0; t_0) = \sum_{j=1}^T \sum_{i=1}^{m_j} w_{ij}(s_0; t_0) Z(s_{ij}; t_j) \quad (3.5)$$

Donde,

$$w_{ij}(s_0; t_0) = \frac{\tilde{w}_{ij}(s_0; t_0)}{\sum_{k=1}^T \sum_{l=1}^{m_k} \tilde{w}_{lk}(s_0; t_0)} \quad (3.6)$$

$$\tilde{w}_{ij}(s_0; t_0) = \frac{1}{d((s_{ij}; t_j), (s_0; t_0))^\alpha} \quad (3.7)$$

Para alguna potencia $\alpha > 0$, y alguna distancia $d((s_{ij}; t_j), (s_0; t_0)) > 0$.

Previo a esto, verificamos la dependencia temporal y espacial de la concentración de clorofila.

Así, tras realizar los filtros e imputaciones indicades, el número de registros del conjunto de datos de trabajo se redujo a 1,836 observaciones.

3.2.5. Análisis descriptivo

Dentro del análisis descriptivo realizado se incluyó la exploración univariante, multivariante y espaciotemporal de los datos.

El análisis univariante realizado se basó en frecuencias de registros pesqueros a nivel espacial y temporal y estadísticas descriptivas de las mediciones oceanográficas.

Mientras que, a nivel multivariante se analizó la correlación entre las variables numéricas del estudio.

Así mismo, espaciotemporalmente se analizó el cambio de las variables numéricas del estudio según el área o mes de pesca. Dada la naturaleza espaciotemporal de los datos y considerando que fue deseable conocer la influencia marginal del área y mes de captura en las variables numéricas del estudio, se removió [temporalmente] el efecto de la característica que no es de interés (i.e., mes de captura, si se desea analizar la influencia del área de captura

en las variables numéricas, y viceversa) al emplear los residuos de un modelo lineal, cuya predictora es la variable de no interés (Wikle, Zammit-Mangion, y Cressie 2019). Las ecuaciones (3.8) y (3.9) describen los modelos cuyos residuos fueron empleados para la construcción de los gráficos Figura 4.5 y Figura 4.6, respectivamente; donde $k = \{1, 2, \dots, 6\}$ representa las variables analizadas en dichos gráficos, $i = \{1, 2, \dots, 496\}$ es el número de combinaciones de área por mes en la muestra, *mes* corresponde al mes de captura del registro *i* y, *lat.media* y *lon.media* representan, respectivamente, la latitud y longitud central del área de captura del registro *i*.

$$\hat{y}_{ki} = \hat{\beta}_{0,k} + \hat{\beta}_{1,k} * mes_{k,i} \quad (3.8)$$

$$\hat{y}_{ki} = \hat{\beta}_{0,k} + \hat{\beta}_{1,k} * lat.media_{k,i} + \hat{\beta}_{1,k} * lon.media_{k,i} \quad (3.9)$$

Una vez obtenidos los residuos de los los modelos, estos fueron agrupados y promediados por área o mes de captura correspondientemente para la realización de las mencionadas figuras.

Para el análisis multivariante y espaciotemporal de los datos, se empleó la estandarización de las variables, con el fin de uniformizar las escalas de las variables y obtener una mejor interpretación visual (K. Dhana Sree y C. Shoba Bindu 2018).

3.3. Predicciones

3.3.1. Modelo

El modelo seleccionado fue una red neuronal perceptrón pre-alimentada y completamente conectada. A diferencia de la red neuronal perceptrón simple, la multicapa permite el uso de capas ocultas. Por lo que, se probó varios modelos de este tipo, tomando como referencia los criterios del número de nodos de Huang (2003) y Beysolow II (2017), para una y dos capas ocultas.

Así, el número de nodos de referencia en una capa oculta se estimó como en la ecuación (3.10) (Beysolow II 2017).

$$Nodos_{ocultos} = \left\lceil \frac{2}{3} (Nodos_{input} + Nodos_{output}) \right\rceil \quad (3.10)$$

Mientras que, el número de nodos de referencia en dos capas ocultas se estimó según las ecuaciones (3.11) y (3.12), respectivamente para cada capa (Huang 2003), siendo *N* el número de muestras, para lo cual se empleó el tamaño del batch.

$$Nodos_{ocultos1} = \sqrt{N(Nodos_{output} + 2)} + 2 \sqrt{\frac{N}{(Nodos_{output} + 2)}} \quad (3.11)$$

$$Nodos_{ocultos2} = Nodos_{output} \sqrt{\frac{N}{(Nodos_{output} + 2)}} \quad (3.12)$$

Adicionalmente, se utilizaron las funciones de activación ReLu y lineal para las capas ocultas y la de salida, respectivamente. La función ReLu rectifica los pesos ponderados para pasarlos a la siguiente capa, transformándolos en un valor de los reales positivos (Lozano Bagén, Bosch Rué, y Casas Roma 2019).

Mientras que, la optimización de la red se realizó a través del algoritmo Raíz de la Media Cuadrática de Propagación (RMSprop, por sus siglas en inglés), que es similar al gradiente descendiente (Haji y Abdulazeez 2021), con la diferencia de que RMSprop restringe las oscilaciones verticales y promueve las horizontales, lo que implica una convergencia más rápida. Además, se ejecutaron 50 épocas y se probó entre 32 y 128 tamaños de batch.

El conjunto de datos fue dividido en muestras de entrenamiento (1,088 ejemplos; 59.3%), validación (373 ejemplos; 20.3%) y prueba (375 ejemplos; 20.4%), procurando conservar el orden temporal de los datos, de modo que, las muestras de validación y prueba contengan los casos más recientes, como sugiere Chollet et al. (2022). Así, la muestra de entrenamiento comprendió los casos registrados desde enero de 2017 hasta mayo de 2021. La muestra de validación, por su parte, hizo uso de los registros de junio de 2021 a noviembre de 2021. La muestra de prueba, contuvo los registros desde diciembre de 2021 hasta mayo de 2022.

La selección del mejor modelo y sus parámetros se realizó con la medición del desempeño del modelo, a través de la Media Cuadrática del Error (MSEA), su respectiva raíz, RMSEA y Media Absoluta de Error (MAE).

Para obtener las predicciones, se ejecutó 10 veces la misma red neuronal y se promediaron sus resultados (Zhou, Wu, y Tang 2002).

3.3.2. Selección de las variables para el modelo

Para este estudio, empleamos como variable de respuesta a la transformación por raíz cuadrada de IAR, \sqrt{IAR} , la cual es un indicador de la abundancia de la especie en la zona y mes y, por ende, de la bondad de la zona en que se registró la captura (Chen et al. 2009).

Como variables de entrada de los modelos de redes neuronales se utilizó la concentración de clorofila, temperatura superficial del agua, magnitud del viento, latitud y longitud del área de captura, y mes de captura, las cuales han sido referidas como características determinantes en el ámbito pesquero de varias

especies marinas en estudios similares (Ebango Ngando et al. 2020; Faurrieta 2015; Patterson, Pitcher, y Stokes 1993; Solanki, Bhatpuria, y Chauhan 2016; Wang et al. 2015). Estas variables se escalan a través de min-max, para que su rango se comprenda entre 0 y 1 (Larose y Larose 2014), como sugirió Beysolow II (2017). Esta transformación, adicionalmente, permite dimensionar la dirección y sentido de las variables que se analizan.

Para realizar el escalamiento de las variables de entrada del modelo, se usó la ecuación (3.13), tomando como valores de referencia a los mínimos y máximos de cada variable en la muestra de entrenamiento. La ecuación ilustra la forma de escalar cada vector de datos X y transformarlo en el vector X' , según el método min-max.

$$X' = \frac{X - \min(X)}{\max(X) - \min(X)} \quad (3.13)$$

Es meritorio indicar que para las variables de longitud y latitud, se empleó como referencia de mínimos y máximos a los límites respectivos que cubren la costa ecuatoriana de la Figura 3.1, ya que posteriormente las zonas en las que no se ha registrado pesca, estarían fuera del dominio de la longitud y latitud aprendidas por el modelo.

Posterior a la obtención del modelo, la transformación de los datos se revirtió, para volver a las escalas originales.

3.3.3. Mapas de abundancia predicha

Para fines del presente trabajo, se utilizó los datos satelitales del último año (2022) y se los agrupó por media para cada área, como datos de entrada para las predicciones. Se construyó un conjunto de datos individualmente para cada mes con las predicciones del modelo. Luego, se aplicó la inversa de la transformación de raíz cuadrada de la variable de respuesta IAR.

Con esta información se construyó para cada mes de pesca, mapas de calor de la abundancia relativa predicha, considerando las coordenadas centrales y límites de cada área definida por IPIAP para la costa ecuatoriana.

3.3.4. Software

La importación de datos y análisis en general se llevó a cabo en lenguaje R, versión 4.1.2, haciendo uso de la interfaz RStudio. Los modelos se realizaron a través de Tensorflow y Keras para R.

4. Resultados

4.1. Imputación de valores faltantes

A continuación, se analizó los métodos respectivos para la imputación de valores faltantes en la concentración de clorofila.

4.1.1. Concentración de clorofila

Los 68 valores faltantes de concentración de clorofila correspondieron a diferentes meses y áreas, como se describe en la Tabla 4.1.

Tabla 4.1 Identificación de valores faltantes en la concentración de clorofila

| <i>Área</i> | <i>Mes</i> | <i>Faltantes</i> |
|------------------------|------------|------------------|
| J24 | 2018-8 | 1 |
| K20 | 2021-11 | 1 |
| K21 | 2021-11 | 3 |
| K22 | 2021-11 | 11 |
| K23 | 2017-8 | 2 |
| K23 | 2021-10 | 2 |
| K23 | 2021-11 | 15 |
| K24 | 2021-11 | 1 |
| L18 | 2021-11 | 8 |
| L21 | 2018-8 | 1 |
| L21 | 2021-11 | 1 |
| L22 | 2021-10 | 2 |
| L22 | 2021-11 | 2 |
| L23 | 2017-8 | 1 |
| L23 | 2020-10 | 1 |
| L23 | 2021-10 | 2 |
| L23 | 2021-11 | 4 |
| L24 | 2018-8 | 1 |
| L24 | 2021-8 | 1 |
| L25 | 2017-10 | 2 |
| L25 | 2021-8 | 1 |
| M18 | 2020-11 | 1 |
| M20 | 2021-11 | 1 |
| M21 | 2021-11 | 1 |
| Q8 | 2021-2 | 2 |
| <i>Total faltantes</i> | | 68 |

Lo primero a realizarse para la imputación de este tipo de datos fue la exploración espaciotemporal de la variable, de modo que sea posible identificar potenciales relaciones con otros puntos en el espacio y tiempo.

Los gráficos de la Figura A 1, Figura A 2, Figura A 3, Figura A 4, Figura A 5 y Figura A 6 muestran la distribución espacial de la concentración de clorofila en

las áreas en que se registró información de pesca, por mes y año de medición. Así, se observa que las áreas vecinas eran similares entre sí. También, se observa similitud en la concentración de clorofila entre meses consecutivos. Además, podemos observar que en el mes de noviembre de 2021 hubo un clúster de áreas con valores faltantes (Figura A 5), para lo cual, la relación temporal juega un rol importante para la estimación de estos valores faltantes.

Por su parte, la Figura 4.1 muestra la distribución de la concentración de clorofila a lo largo de las longitudes (derecha) y latitudes (izquierda) en el tiempo. Este gráfico nos permite reiterar la similitud en concentración de clorofila que existe entre meses consecutivos y coordenadas cercanas. Además, el gráfico muestra que la concentración de clorofila en los años mostrados ha sido mayor hacia el sur de la zona de estudio (latitudes negativas).

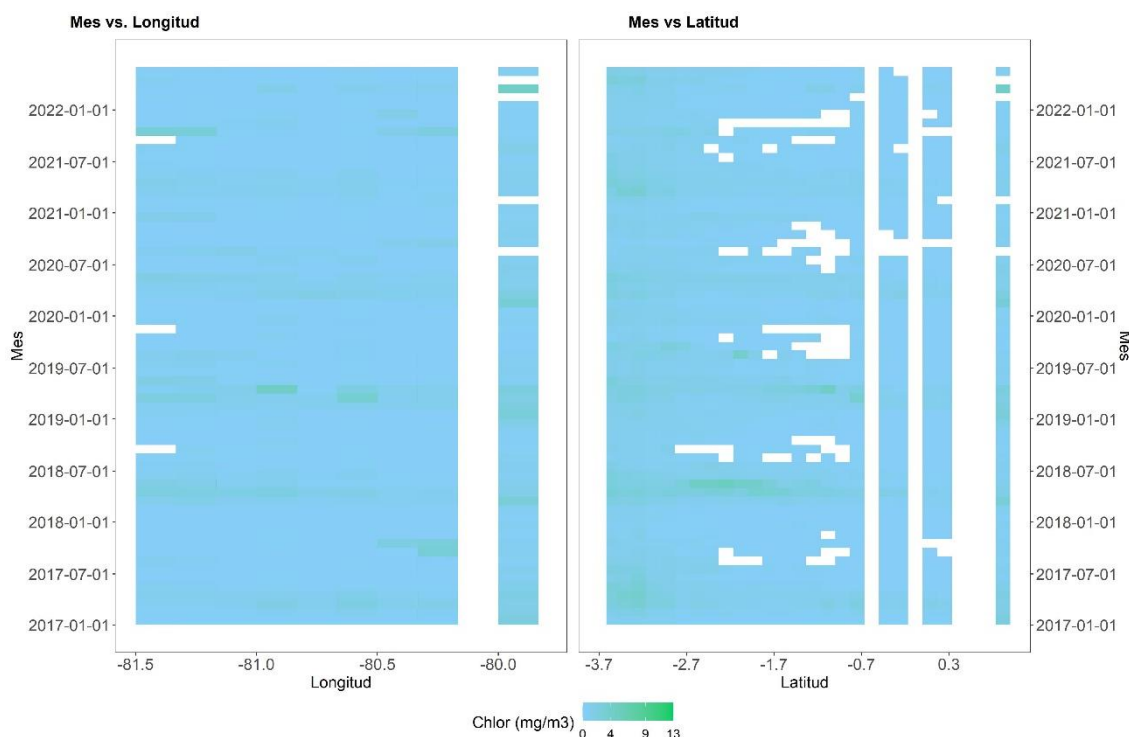


Figura 4.1 Gráficos de Hovmöller de la concentración de clorofila por mes y coordenadas espaciales. A la derecha, el gráfico muestra los meses versus las longitudes geográficas de las áreas. A la izquierda, el gráfico muestra los meses versus las latitudes geográficas de las áreas.

La Figura 4.2 muestra que el comportamiento de la concentración de clorofila presentó estacionalidad anual en ciertas áreas, aunque hubo un incremento abrupto en mayo de 2018 y abril de 2019. Además, se observa que los valores del mes inmediato anterior tienen influencia sobre la medición presente. Por lo que, se realizó la estimación de valores faltantes considerando las áreas contiguas y los meses anteriores al del valor faltante.

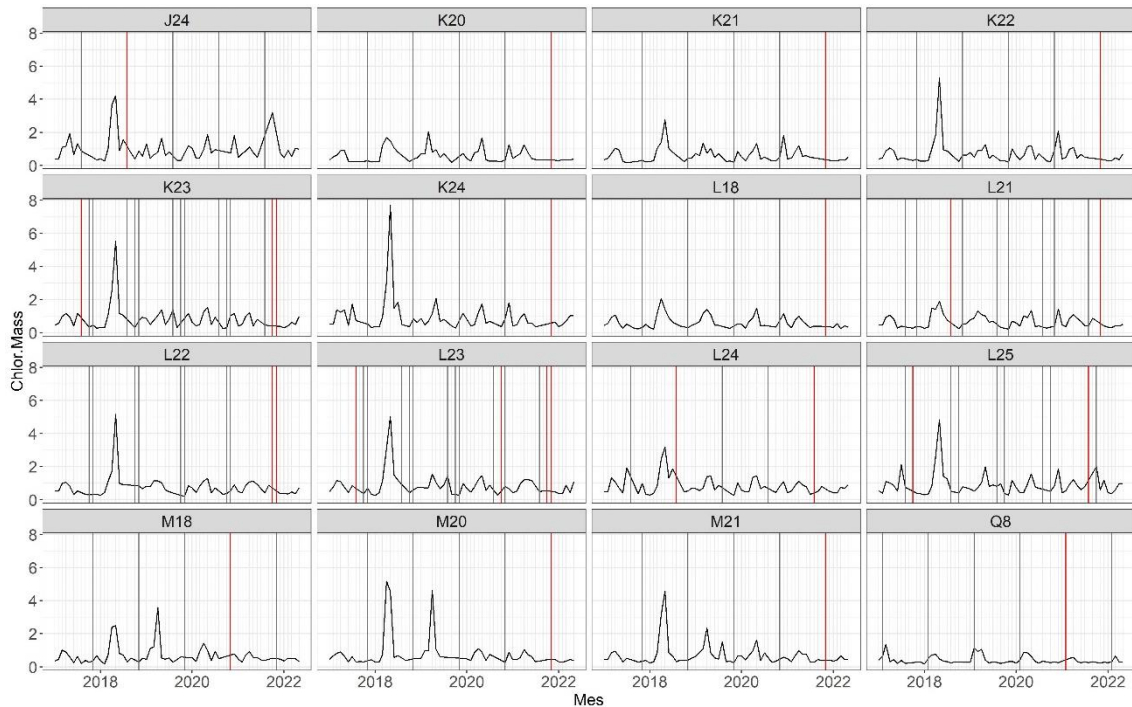


Figura 4.2 Distribución temporal de la concentración de clorofila por código de área, de las áreas con valores faltantes. En rojo se indican los meses en los que existen valores faltantes por cada área.

Tras observarse la relación de la concentración de clorofila entre meses y áreas cercanas, se procedió a realizar la imputación de los valores faltantes a través del método predictivo de suavizado Ponderación de Distancia Inversa con parámetro de potencia $\alpha = 2$. La Figura 4.3 muestra un ajuste visual adecuado de los valores imputados en el grupo de datos, tanto a nivel espacial como temporal, ya que el método ha realizado un promedio ponderado por los vecinos temporales y espaciales más cercanos.

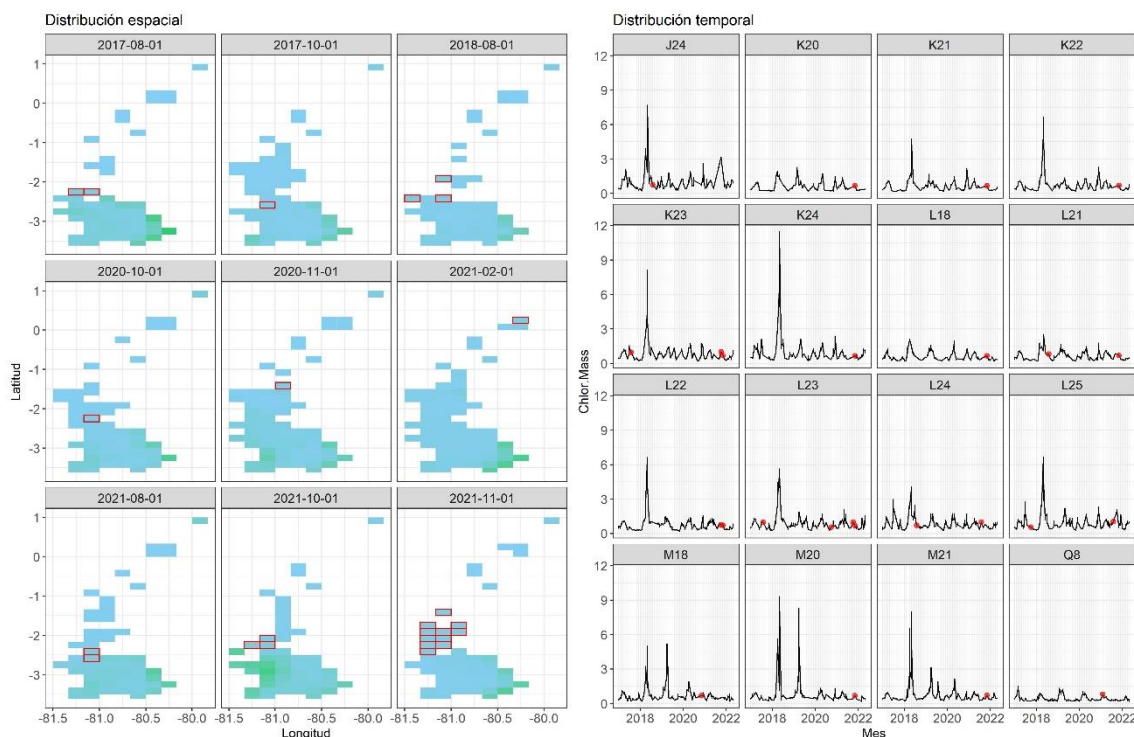


Figura 4.3 Ilustración del ajuste espacial y temporal de los valores imputados de concentración de clorofila, respecto a los puntos espaciales y temporales vecinos.

4.2. Exploración

4.2.1. Análisis univariante

La Tabla 4.2 muestra la frecuencia de registros pesqueros en el conjunto de datos, según el año de captura registrado por los observadores. Hubo mayor número de registros en el 2021, seguido del año 2020 y 2017. Mientras que, el año con menor número de registros fue el 2019.

Tabla 4.2 Frecuencia de registros pesqueros en el conjunto de datos por año de captura

| Año | <i>n</i> | % |
|------|----------|--------|
| 2017 | 313 | 16.72% |
| 2018 | 142 | 7.59% |
| 2019 | 102 | 5.45% |
| 2020 | 313 | 16.72% |
| 2021 | 704 | 37.61% |
| 2022 | 298 | 15.92% |

No obstante, el mes de febrero de 2022 tuvo mayor número de registros, seguido de agosto de 2021 (ver Tabla 4.3).

Tabla 4.3 Frecuencia del número de registros pesqueros en el conjunto de datos por mes de captura

| Mes | <i>n</i> | % | Mes | <i>n</i> | % | Mes | <i>n</i> | % |
|---------|----------|-------|---------|----------|-------|---------|----------|-------|
| 2017-01 | 62 | 3.31% | 2018-07 | 18 | 0.96% | 2020-11 | 46 | 2.46% |

| | | | | | | | | |
|---------|----|-------|---------|----|-------|---------|-----|--------|
| 2017-02 | 19 | 1.01% | 2018-08 | 22 | 1.18% | 2020-12 | 66 | 3.53% |
| 2017-04 | 15 | 0.80% | 2018-10 | 8 | 0.43% | 2021-02 | 128 | 6.84% |
| 2017-05 | 55 | 2.94% | 2018-12 | 11 | 0.59% | 2021-04 | 39 | 2.08% |
| 2017-06 | 23 | 1.23% | 2019-04 | 10 | 0.53% | 2021-05 | 78 | 4.17% |
| 2017-07 | 66 | 3.53% | 2019-05 | 30 | 1.60% | 2021-06 | 6 | 0.32% |
| 2017-08 | 36 | 1.92% | 2019-06 | 17 | 0.91% | 2021-07 | 91 | 4.86% |
| 2017-10 | 14 | 0.75% | 2019-07 | 33 | 1.76% | 2021-08 | 151 | 8.07% |
| 2017-11 | 7 | 0.37% | 2019-08 | 3 | 0.16% | 2021-10 | 59 | 3.15% |
| 2017-12 | 16 | 0.85% | 2019-10 | 9 | 0.48% | 2021-11 | 67 | 3.58% |
| 2018-01 | 34 | 1.82% | 2020-01 | 53 | 2.83% | 2021-12 | 85 | 4.54% |
| 2018-02 | 13 | 0.69% | 2020-02 | 12 | 0.64% | 2022-01 | 22 | 1.18% |
| 2018-04 | 6 | 0.32% | 2020-07 | 53 | 2.83% | 2022-02 | 223 | 11.91% |
| 2018-05 | 11 | 0.59% | 2020-08 | 40 | 2.14% | 2022-04 | 19 | 1.01% |
| 2018-06 | 19 | 1.01% | 2020-10 | 43 | 2.30% | 2022-05 | 34 | 1.82% |

La Tabla 4.4 muestra la frecuencia de registros pesqueros en el conjunto de datos, según el área de captura. Las áreas más frecuentes de captura desde el 2017 al 2022 mayo han sido las N y M entre 28 y 27, i.e., entre las longitudes -81 y -80.67, y las latitudes de la -3.12 a la -2.88. La Tabla A 5 muestra que dichas áreas son las más frecuentes en casi todos los meses de estudio.

Tabla 4.4 Frecuencia de registros pesqueros en el conjunto de datos por área de captura

| Area | n | % | Area | n | % | Area | n | % |
|------|-----|------|------|----|------|------|---|------|
| N28 | 178 | 9.5% | L26 | 28 | 1.5% | K19 | 2 | 0.1% |
| M27 | 164 | 8.8% | M21 | 24 | 1.3% | K26 | 2 | 0.1% |
| N27 | 151 | 8.1% | N30 | 20 | 1.1% | N20 | 2 | 0.1% |
| N29 | 136 | 7.3% | L18 | 14 | 0.7% | N21 | 2 | 0.1% |
| M28 | 128 | 6.8% | K21 | 12 | 0.6% | O14 | 2 | 0.1% |
| K23 | 94 | 5.0% | O30 | 12 | 0.6% | P27 | 2 | 0.1% |
| M29 | 89 | 4.8% | L28 | 11 | 0.6% | P28 | 2 | 0.1% |
| M26 | 81 | 4.3% | K25 | 9 | 0.5% | Q8 | 2 | 0.1% |
| O28 | 73 | 3.9% | N25 | 9 | 0.5% | J19 | 1 | 0.1% |
| L23 | 60 | 3.2% | L29 | 8 | 0.4% | J20 | 1 | 0.1% |
| L21 | 51 | 2.7% | L30 | 8 | 0.4% | J24 | 1 | 0.1% |
| M25 | 49 | 2.6% | N11 | 8 | 0.4% | K31 | 1 | 0.1% |
| O29 | 48 | 2.6% | L27 | 7 | 0.4% | L15 | 1 | 0.1% |
| L24 | 46 | 2.5% | M19 | 6 | 0.3% | L19 | 1 | 0.1% |
| M30 | 46 | 2.5% | K30 | 5 | 0.3% | M17 | 1 | 0.1% |
| L25 | 42 | 2.2% | M20 | 5 | 0.3% | M18 | 1 | 0.1% |
| N26 | 41 | 2.2% | M22 | 5 | 0.3% | N12 | 1 | 0.1% |
| K24 | 33 | 1.8% | O26 | 5 | 0.3% | O25 | 1 | 0.1% |
| L22 | 33 | 1.8% | K20 | 3 | 0.2% | O31 | 1 | 0.1% |
| O27 | 32 | 1.7% | L31 | 3 | 0.2% | P30 | 1 | 0.1% |
| K22 | 30 | 1.6% | P29 | 3 | 0.2% | P9 | 1 | 0.1% |
| L20 | 29 | 1.5% | S4 | 3 | 0.2% | Q29 | 1 | 0.1% |

La Tabla 4.5 muestra las estadísticas descriptivas de las variables concentración de clorofila, temperatura de la superficie del agua, magnitud del viento y captura por unidad de esfuerzo. La concentración de clorofila varió entre 0.17 y 7.64 mg/m³, con un promedio de 0.80 mg/m³ y una desviación estándar de 0.50 mg/m³, independientemente del mes o área de captura. Mientras que, la temperatura de la superficie del agua estuvo dentro del rango de 18°C y 29.63°C, con un promedio general similar a la mediana de 24.68°C y una desviación estándar de 1.7°C.

Por su parte, la magnitud del viento varió entre 1.73 m/s y 7.15 m/s, con un promedio muy similar a la mediana, igual a 4.57 m/s, y una variación promedio de 0.63 m/s. Por último, la captura por unidad de esfuerzo promedio fue de 10.13 toneladas por lance, con una desviación estándar de 15.45. El mínimo índice de CPUE registrado fue 0 y el máximo fue 210, lo que indica que hubo casos en que no se registró captura de la especie, y valores extremos no coherentes con el tamaño de las redes de pesca regulares. El 50% central de los datos registró un CPUE entre 2 y 12 toneladas por lance, independientemente del área y mes de captura.

Adicionalmente, se observa que las variables concentración de clorofila y CPUE tuvieron un alto sesgo positivo.

Tabla 4.5 Estadísticas descriptivas de las variables de interés del conjunto de datos

| <i>Variable</i> | <i>Min</i> | <i>Max</i> | <i>Q1</i> | <i>Q2</i> | <i>Q3</i> | <i>Media</i> | <i>DE</i> | <i>Sesgo</i> |
|--------------------------------|------------|------------|-----------|-----------|-----------|--------------|-----------|--------------|
| Clorofila (mg/m ³) | 0.17 | 7.64 | 0.49 | 0.69 | 0.97 | 0.80 | 0.50 | 5.11 |
| Temperatura (°C) | 18 | 29.63 | 23.25 | 24.38 | 26.14 | 24.68 | 1.70 | 0.24 |
| Mag. Viento (m/s) | 1.73 | 7.15 | 4.27 | 4.58 | 4.96 | 4.57 | 0.63 | -0.38 |
| CPUE | 0.00 | 210 | 2.00 | 5.00 | 12.00 | 10.13 | 15.45 | 5.18 |

(*) Min representa el mínimo; max representa el máximo; Q1, Q2 y Q3 representan los cuartiles 1, 2 y 3. DE representa al valor de la desviación estándar.

Con esta información se procedió a descartar los valores extremos de CPUE, ya que aparentemente estarían representando un error de registro. Usando el método de boxplot ajustado para distribuciones asimétricas con un bigote de longitud 3 (Hubert & Vandervieren, 2008; Wilcox, 2013), se detectaron 36 valores atípicos, que registraron entre 54.5 y 210 toneladas por lance. Así, el valor CPUE máximo cambió a 54 toneladas por lance, la desviación estándar disminuyó a 9.4 y el sesgo a 1.9.

Derivado de la captura por unidad de esfuerzo, la Tabla 4.6 muestra que el índice de abundancia relativa y su transformación mantienen la dimensión entre 0 y 1. Además, la transformada de raíz cuadrada ha reducido el sesgo del índice.

Tabla 4.6 Estadísticas descriptivas del índice de abundancia relativa (IAR), su transformación con raíz cuadrada y demás variables de interés posterior a la remoción de valores atípicos

| <i>Variable</i> | <i>Min</i> | <i>Max</i> | <i>Q1</i> | <i>Q2</i> | <i>Q3</i> | <i>Media</i> | <i>DE</i> | <i>Sesgo</i> |
|-----------------|------------|------------|-----------|-----------|-----------|--------------|-----------|--------------|
| Clorofila | 0.17 | 7.64 | 0.50 | 0.70 | 0.97 | 0.80 | 0.51 | 5.11 |
| Temperatura | 18 | 29.13 | 23.24 | 24.28 | 26.12 | 24.66 | 1.69 | 0.25 |
| Mag. Viento | 1.73 | 7.15 | 4.27 | 4.63 | 4.96 | 4.59 | 0.63 | -0.39 |
| CPUE | 0.00 | 54.00 | 2.00 | 5.00 | 10.00 | 8.56 | 9.41 | 1.92 |
| IAR | 0.00 | 1.00 | 0.04 | 0.11 | 0.25 | 0.18 | 0.19 | 1.86 |
| sqrtIAR | 0.00 | 1.00 | 0.21 | 0.33 | 0.50 | 0.37 | 0.21 | 0.78 |

4.2.2. Análisis multivariante y espaciotemporal

La Tabla 4.7 muestra la matriz de correlaciones de Spearman entre las variables numéricas del estudio, la cual indica que existe relación lineal inversa moderada entre la concentración de clorofila y la temperatura superficial del agua ($\rho_s = -0.37$). Por su parte, la magnitud del viento y la temperatura de la superficie del agua se relacionan indirectamente con un coeficiente $\rho_s = -0.56$. Mientras que, el índice de abundancia relativa no presentó relación lineal destacada con variable oceanográfica alguna. No obstante, todas las correlaciones fueron estadísticamente diferentes de cero ($p\text{-value} \leq 0.05$).

Tabla 4.7 Matriz de correlaciones (Spearman ρ_s) de las variables concentración de clorofila, temperatura superficial del agua, magnitud del viento y captura por unidad de esfuerzo (CPUE).

| $\rho_s / p\text{-value}$ | <i>Clorofila</i> | <i>Temperatura</i> | <i>Mag. Viento</i> | <i>sqrtIAR</i> |
|---------------------------|------------------|--------------------|--------------------|----------------|
| Clorofila | 1.00 | <0.001 | <0.001 | <0.001 |
| Temperatura | -0.37 | 1.00 | <0.001 | <0.001 |
| Mag. Viento | 0.26 | -0.56 | 1.00 | <0.001 |
| sqrtIAR | -0.09 | 0.08 | -0.11 | 1.00 |

La Figura 4.4 muestra la distribución multivariante entre las variables numéricas del estudio, concentración de clorofila en el agua, temperatura superficial del agua, magnitud del viento e índice de abundancia relativa, en un biplot de dos dimensiones que explica el 65.4% de la variabilidad total de los datos. Podemos observar que existen unos pocos registros que presentan valores altos en clorofila.

A nivel de variables, la temperatura del agua y la magnitud del viento fueron mayormente explicadas por la dimensión 1; mientras que, la concentración de clorofila e IAR presentaron similar relación con ambas dimensiones. En estas dimensiones se destacó la correlación inversa entre la temperatura superficial del agua y la magnitud del viento.

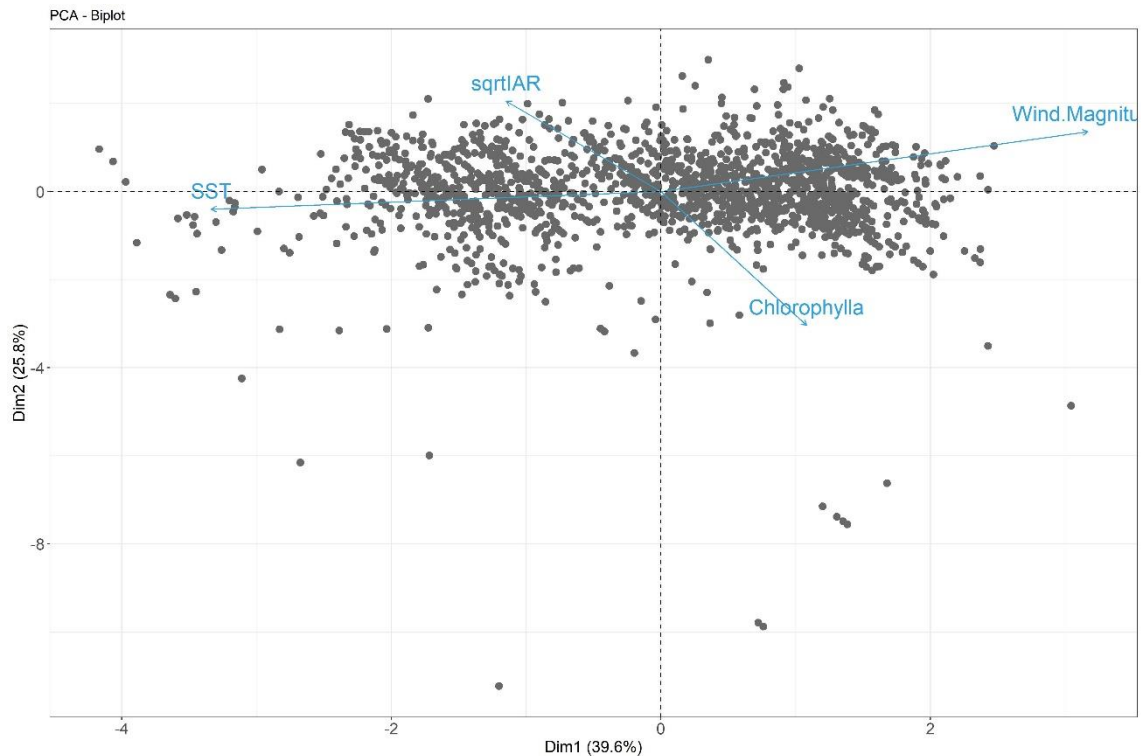


Figura 4.4 Biplot de análisis de componentes principales de las variables concentración de clorofila (Chlorophylla), temperatura de la superficie del agua (SST), magnitud del viento (Wind.Magnitude) e índice de abundancia relativa transformado (sqrtIAR).

Al analizar espacialmente los promedios de las condiciones oceanográficas y el registro de pesca, la Figura 4.5 permite ilustrar que el índice de abundancia relativa más alta se ha registrado en un área que ha sido escasamente empleada en la captura, la L30; y, que además, tuvo como magnitud del viento promedio a 4.7 m/s, de temperatura superficial igual que 23.4°C; y, de concentración de clorofila a 1.1 mg/m³. Las demás áreas con alto índice de abundancia relativa, presentaron características diversas.

Por su parte, las áreas en que en promedio ha habido menor IAR, la temperatura es mayor que los casos opuestos. Mientras que, las áreas más concurridas por los pescadores en la muestra de estudio fueron aquellas con abundancia relativa promedio inferior a 0.2, y las demás variables no presentaron clusters claramente diferenciados para los distintos niveles de abundancia relativa. Los valores no estandarizados se detallan en la Tabla A 3.

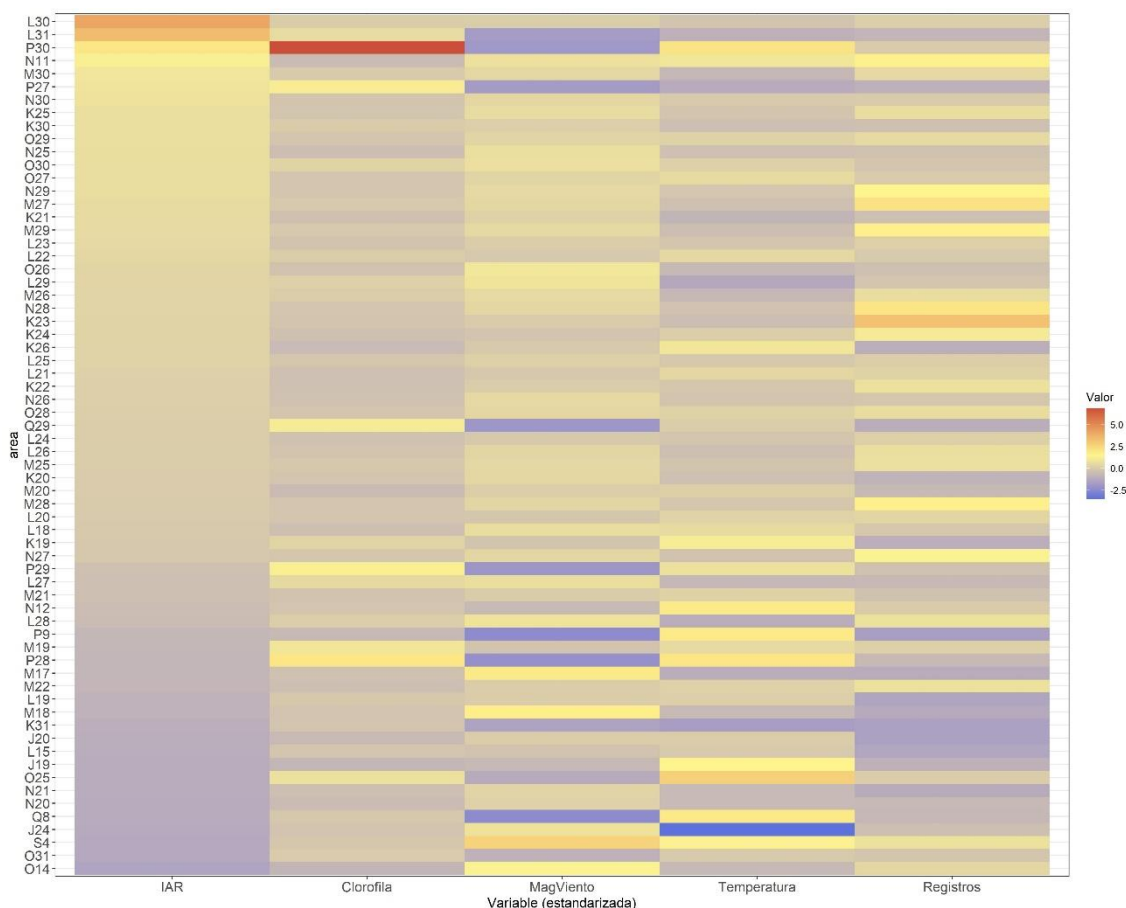


Figura 4.5 Mapa de calor del promedio estandarizado de las condiciones oceanográficas y registros de pesca por área de captura

(*) El efecto del mes fue removido. El campo “Registros” corresponde al número de veces en que se ha registrado captura en el área durante el tiempo de estudio.

Respecto al mes de captura, la Figura 4.6 ilustra la distribución temporal de las variables estandarizadas indicando que la mayor abundancia relativa ocurrió en octubre de 2018 ($\sqrt{\text{IAR}} = 0.45$), seguido de octubre del año siguiente ($\sqrt{\text{IAR}} = 0.36$). Estos valores no necesariamente indican que en dichos meses hubo mayor abundancia de la especie, sino que la referencia fue respecto al máximo de esos meses respectivamente. Además, en esas fechas se registró un escaso número de pescadores. Los valores no estandarizados se detallan en la Tabla A 4.

Además, la Figura 4.6 muestra que, a nivel de promedio estandarizado, los incrementos de abundancia relativa han ocurrido cuando la temperatura ha disminuido. Además, se sospecha una posible estacionalidad en la temperatura superficial y magnitud del viento (ver Figura A 7 y Figura A 8).

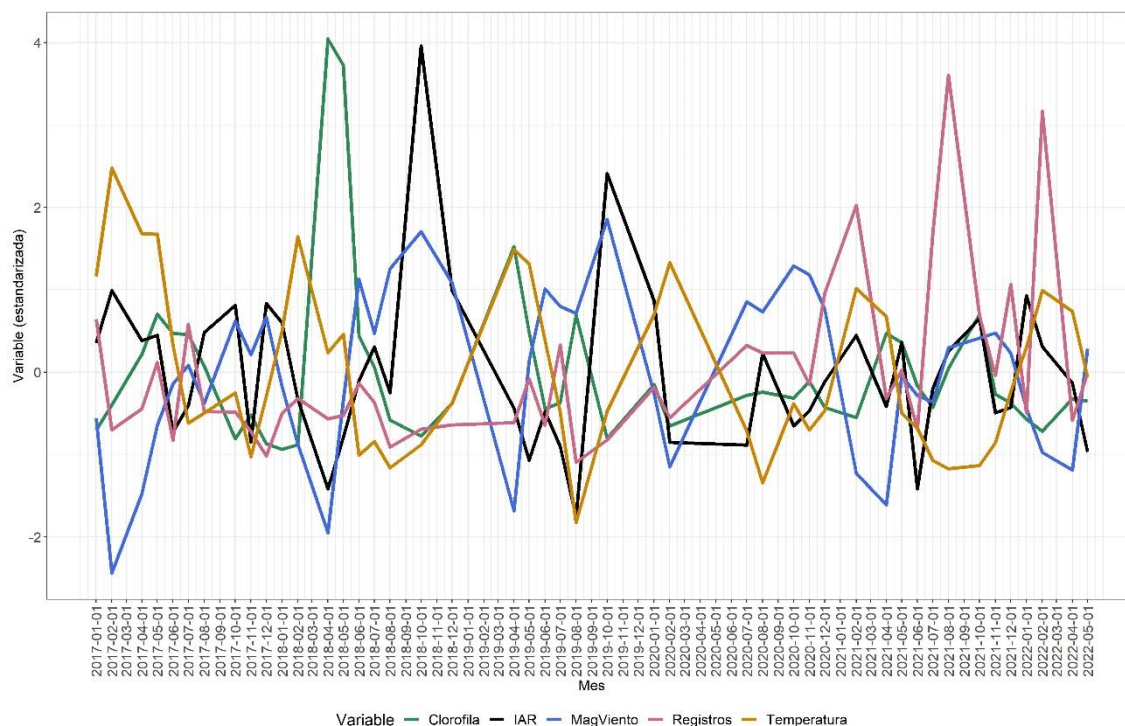


Figura 4.6 Distribución temporal del promedio estandarizado de las condiciones oceanográficas y registros de pesca por mes de captura

(*) El efecto del área fue removido. El campo “Registros” corresponde al número de veces en que se ha registrado captura en el área durante el tiempo de estudio.

Es meritorio indicar que la zona del sur ha sido la más común en los registros, con un evidente aumento en los últimos años (Figura A 10). Esto no necesariamente permite concluir que son las áreas más explotadas, pues el número de registros ha ido aumentando por las campañas de incentivos de IPIAP. No obstante, permite tener cierto grado de información al respecto.

Por otro, el índice de abundancia relativa no muestra un patrón evidente en el tiempo y espacio (Figura A 9), pero sí se observó meses que constantemente presentaron mayor abundancia, como enero y febrero; y, otros en que la abundancia ha sido menor, como noviembre (Figura 4.7).

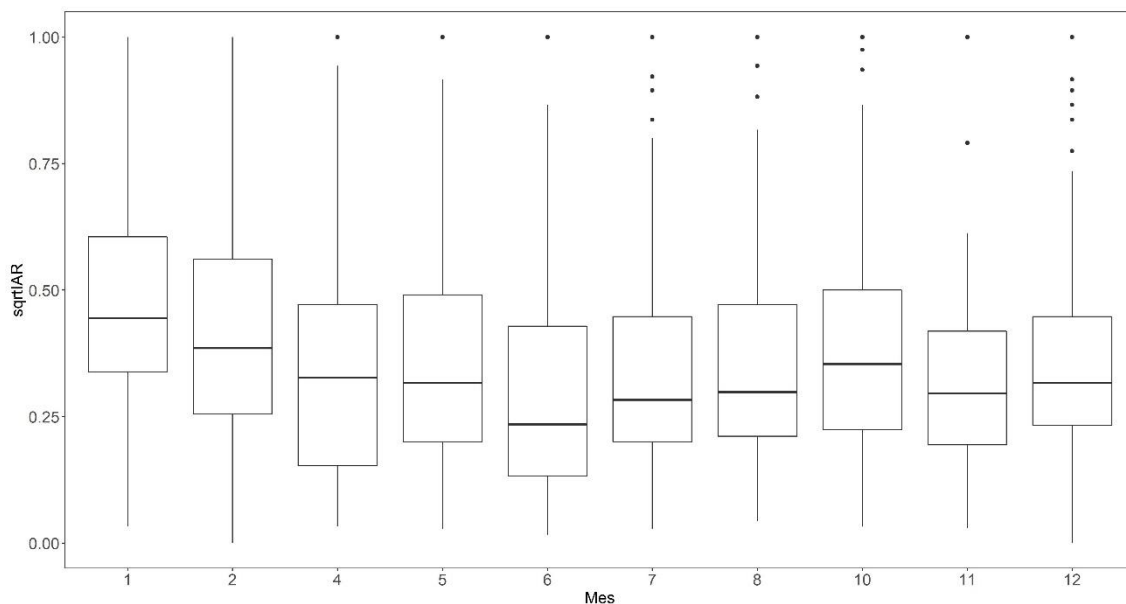


Figura 4.7 Distribución del índice de abundancia relativa (transformado) por mes

4.3. Modelo de predicción

El resumen de las variables de entrada escaladas por muestra se detalla a continuación en la Tabla 4.8. Es importante notar que las muestras de validación y prueba, al no comprender todos los meses, los valores mínimos y máximos de las variables varían.

Tabla 4.8 Estadísticas descriptivas de las variables de entrada escaladas por tipo de muestra

| Variable | Entrenamiento | | | Validación | | | Prueba | | |
|-------------|---------------|-------|------|------------|-------|------|--------|-------|------|
| | Min | Media | Max | Min | Media | Max | Min | Media | Max |
| Mes | 0.00 | 0.43 | 1.00 | 0.45 | 0.68 | 0.90 | 0.00 | 0.32 | 1.00 |
| Temperatura | 0.00 | 0.49 | 1.00 | 0.02 | 0.25 | 0.58 | -0.33 | 0.57 | 0.86 |
| Mag. Viento | 0.00 | 0.53 | 1.00 | 0.12 | 0.56 | 0.79 | 0.00 | 0.46 | 0.69 |
| Clorofila | 0.00 | 0.09 | 1.00 | 0.02 | 0.10 | 0.49 | 0.00 | 0.04 | 0.14 |
| Latitud | 0.00 | 0.16 | 0.90 | 0.02 | 0.16 | 0.44 | 0.04 | 0.20 | 0.75 |
| Longitud | 0.03 | 0.34 | 1.00 | 0.05 | 0.33 | 0.58 | 0.00 | 0.27 | 0.63 |

Con esta información, se evaluó varios modelos de red neuronal perceptrón multicapas, en los que se modificó el número de capas ocultas, nodos ocultos, así como, el tamaño del batch. No obstante, el modelo con mejores características fue de dos capas ocultas con 32 y 7 nodos en cada una; y entrenado con un batch de tamaño 32. El total de parámetros fue 463. A continuación se muestra la salida resumen de la arquitectura del modelo, obtenida del *software*.

| Layer (type) | Output Shape | Param # |
|------------------|--------------|---------|
| dense_38 (Dense) | (None, 32) | 224 |
| dense_37 (Dense) | (None, 7) | 231 |

dense_36 (Dense)

(None, 1)

8

Total params: 463

Trainable params: 463

Non-trainable params: 0

Por su parte, la Tabla 4.9 muestra los resultados de los indicadores de las 10 ejecuciones realizadas del modelo. Se puede observar que en promedio, el valor de RMSE en la muestra de prueba (*Test*) fue 0.2 y el error absoluto del índice de abundancia relativa predicho fue en promedio de dos centésimas. Al dividir RMSE para el promedio del valor real en la muestra de test, obtenemos que el porcentaje no explicado por el modelo fue en promedio 51%.

Tabla 4.9 Resultados del desempeño del modelo por muestra e iteración, en la última época

| Indicador | Muestra | Iteración | | | | | | | | | | Promedio | |
|---|---------|-----------|------|------|------|------|------|------|------|------|------|----------|------|
| | | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 | 8 | 9 | 10 | | |
| MSE | Train | 0.04 | 0.04 | 0.04 | 0.04 | 0.04 | 0.04 | 0.04 | 0.04 | 0.04 | 0.04 | 0.04 | 0.04 |
| | Val | 0.04 | 0.04 | 0.04 | 0.04 | 0.04 | 0.04 | 0.04 | 0.04 | 0.04 | 0.04 | 0.04 | 0.04 |
| | Test | 0.04 | 0.04 | 0.04 | 0.04 | 0.04 | 0.04 | 0.04 | 0.04 | 0.04 | 0.04 | 0.04 | 0.04 |
| MAE (sqrtIAR) | Train | 0.17 | 0.17 | 0.16 | 0.16 | 0.17 | 0.17 | 0.16 | 0.17 | 0.17 | 0.17 | 0.17 | 0.17 |
| | Val | 0.16 | 0.16 | 0.17 | 0.16 | 0.16 | 0.16 | 0.16 | 0.17 | 0.16 | 0.16 | 0.16 | 0.16 |
| | Test | 0.15 | 0.15 | 0.17 | 0.15 | 0.15 | 0.15 | 0.16 | 0.16 | 0.16 | 0.16 | 0.16 | 0.16 |
| RMSE | Train | 0.21 | 0.21 | 0.21 | 0.21 | 0.21 | 0.21 | 0.21 | 0.21 | 0.21 | 0.21 | 0.21 | 0.21 |
| | Val | 0.21 | 0.21 | 0.21 | 0.21 | 0.21 | 0.20 | 0.21 | 0.21 | 0.20 | 0.20 | 0.20 | 0.21 |
| | Test | 0.19 | 0.19 | 0.20 | 0.19 | 0.19 | 0.19 | 0.19 | 0.20 | 0.20 | 0.20 | 0.20 | 0.20 |
| MAE (IAR) | Train | 0.03 | 0.03 | 0.03 | 0.03 | 0.03 | 0.03 | 0.03 | 0.03 | 0.03 | 0.03 | 0.03 | 0.03 |
| | Val | 0.03 | 0.03 | 0.03 | 0.03 | 0.03 | 0.03 | 0.03 | 0.03 | 0.03 | 0.03 | 0.03 | 0.03 |
| | Test | 0.02 | 0.02 | 0.03 | 0.02 | 0.02 | 0.02 | 0.02 | 0.03 | 0.03 | 0.03 | 0.03 | 0.02 |
| RMSE _{test} / \bar{y}_{test} | | 0.50 | 0.51 | 0.53 | 0.51 | 0.51 | 0.51 | 0.51 | 0.52 | 0.51 | 0.52 | 0.51 | |

El historial del entrenamiento de la red en todas sus épocas se puede observar en la Figura A 11, para la iteración 10.

Por su parte, los residuos del modelo muestran que éste presenta menor capacidad predictiva en las mayores abundancias, lo cual hace que éste tienda a la subestimación.

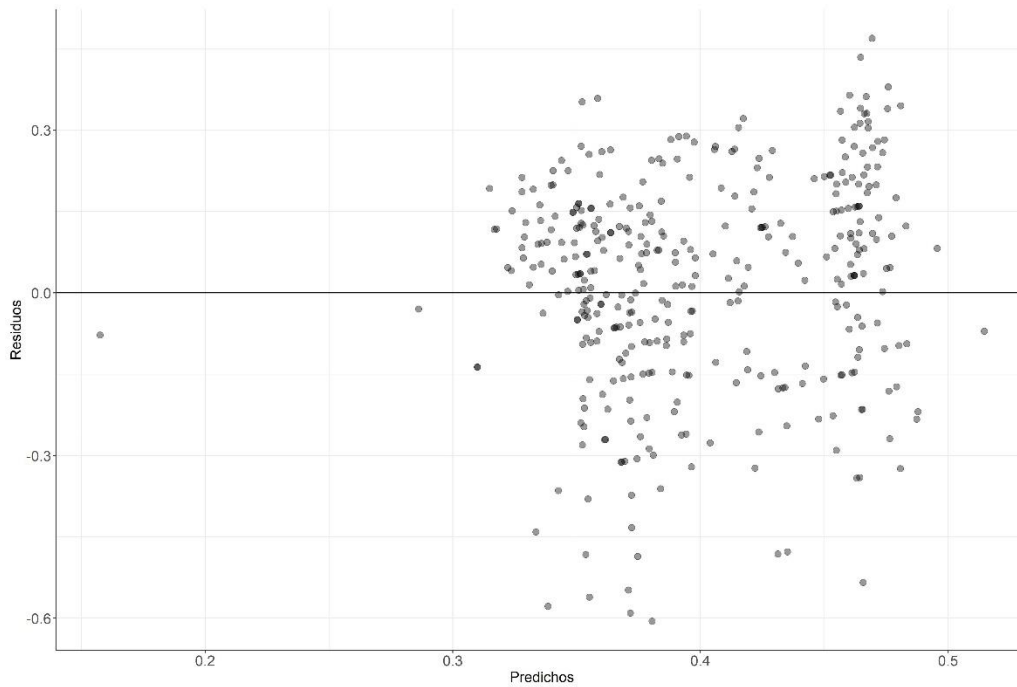


Figura 4.8 Gráfico de residuos versus predichos del modelo (Iteración 10)

Al revertir la transformación de la variable de respuesta ($\sqrt{\text{IAR}}$) al índice de abundancia relativa original (IAR), se observa la magnitud de la subestimación del modelo, donde varios casos en la muestra de prueba fueron predichos con una abundancia de más de 0.6 unidades por debajo del valor real (tomando como referencia la iteración 10). Ver Figura 4.9.

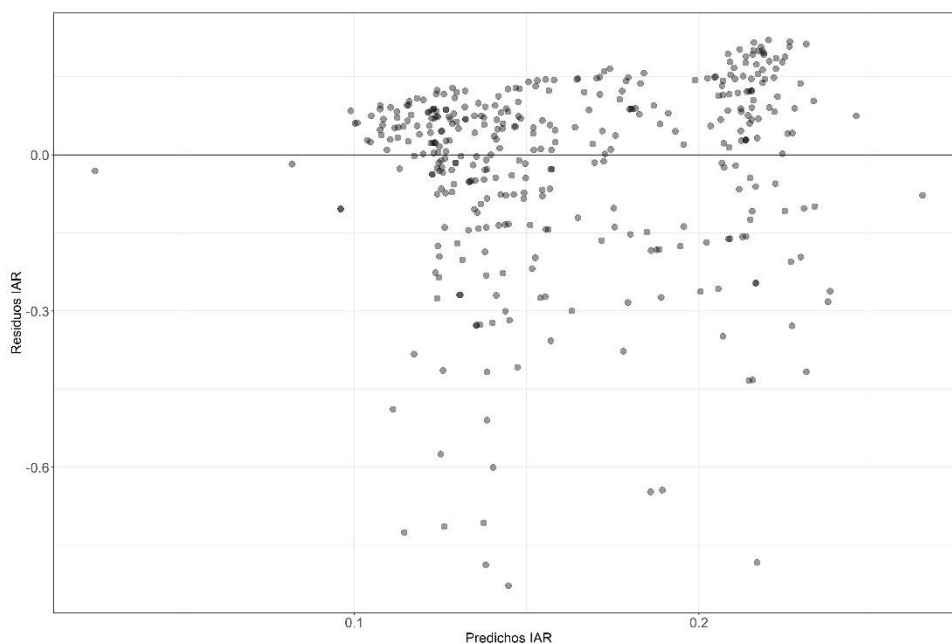


Figura 4.9 Gráfico de residuos versus predichos del modelo, al revertir la transformación de la raíz cuadrada de IAR (Iteración 10)

La Figura 4.10 muestra el ajuste de los valores predichos en comparación con los valores reales, en la muestra de prueba. Se puede observar que para este grupo el modelo no ha predicho índice de abundancia alguno por encima de 0.30.

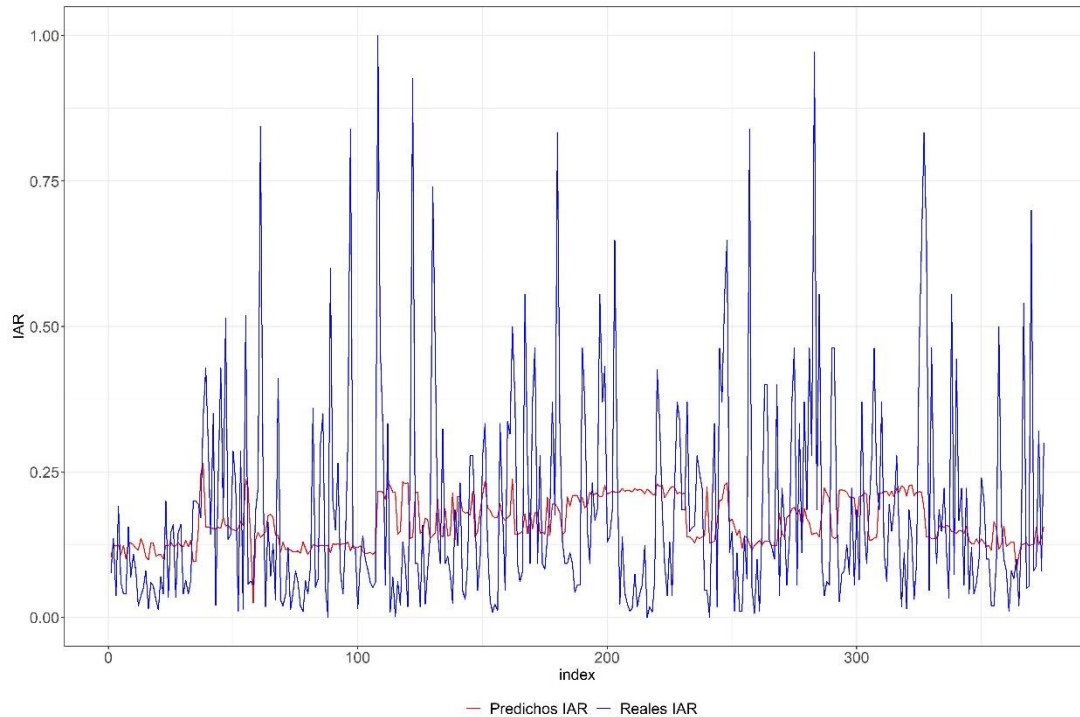


Figura 4.10 Gráfico de ajuste de los valores predichos sobre los reales, al revertir la transformación de la raíz cuadrada de IAR (Iteración 10)

Cabe destacar que, la mayor cantidad de casos de la muestra de prueba (*Test*) contiene casos de los meses con abundancia más alta, según la distribución de la Figura 4.7 (enero a mayo).

Al promediar las predicciones de todo el dominio del área ecuatoriana (Figura 3.1), considerando las 10 iteraciones para cada mes, se obtuvo las distribuciones de la Figura 4.11 que, al compararse con las distribuciones reales de las zonas de las que se tienen registros pesqueros (Figura 4.7), la tendencia se mantuvo, aunque si enero y febrero fueron subestimados.

Sin embargo, es importante destacar que las áreas en que ha ocurrido capturas y que fueron usadas para la construcción de la Figura 4.7, representan el 30% (66 cuadrículas) del total de áreas en la costa ecuatoriana de la Figura 3.1.

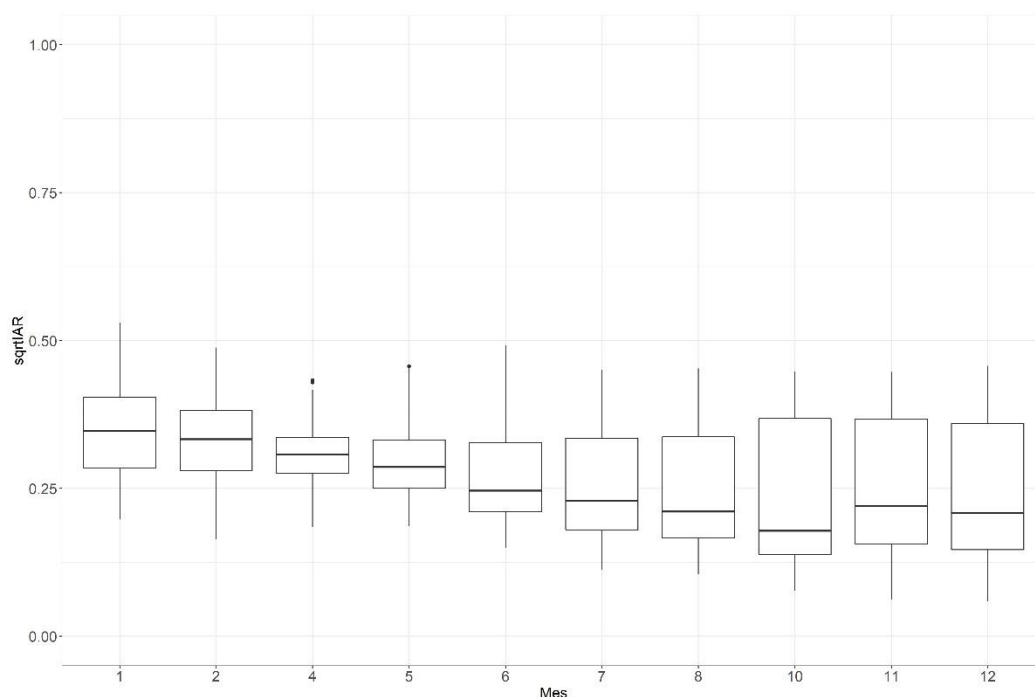


Figura 4.11 Distribución del promedio de predicciones del índice de abundancia relativa (transformado) por mes, para toda el área ecuatorial de la Figura 3.1

4.4. Mapas de predicciones

Las estimaciones basadas en las mediciones oceanográficas del último año (2022) muestran que la experiencia de los pescadores los ha mantenido en zonas estimadas como de abundancia alta, pero de forma limitada, ya que las más frecuentes han estado entre las longitudes M y N, y latitudes 27, 28 y 29 (ver Tabla 4.4). Si bien en las Figura 4.12 y Figura 4.13 se observa que varias áreas con mayor abundancia han sido visitadas, pero también se puede afirmar que algunas de ellas lo han sido con poca frecuencia (ver Tabla 4.4). Además, existen zonas aledañas a estas que presentaron similar abundancia cuya visita no ha sido registrada, como las cuadrículas de la J25 a la J31, entre las latitudes de la -3.61 a la -2.5, y entre las longitudes de la -81.49 a la -81.33. Así también, se observan potenciales zonas productivas entre la latitud -3.61 y -3.5 (todas cuyo código incluye al 31).

Esto convierte a estas zonas en potenciales zonas de pesca, donde los barcos pesqueros pueden repartir sus esfuerzos. Además, en las predicciones se observó la baja abundancia hacia el norte de la costa ecuatorial, y ciertas zonas cuyo IAR no pudo determinarse por falta de información oceanográfica (Figura 4.12 y Figura 4.13), particularmente, en la concentración de clorofila.

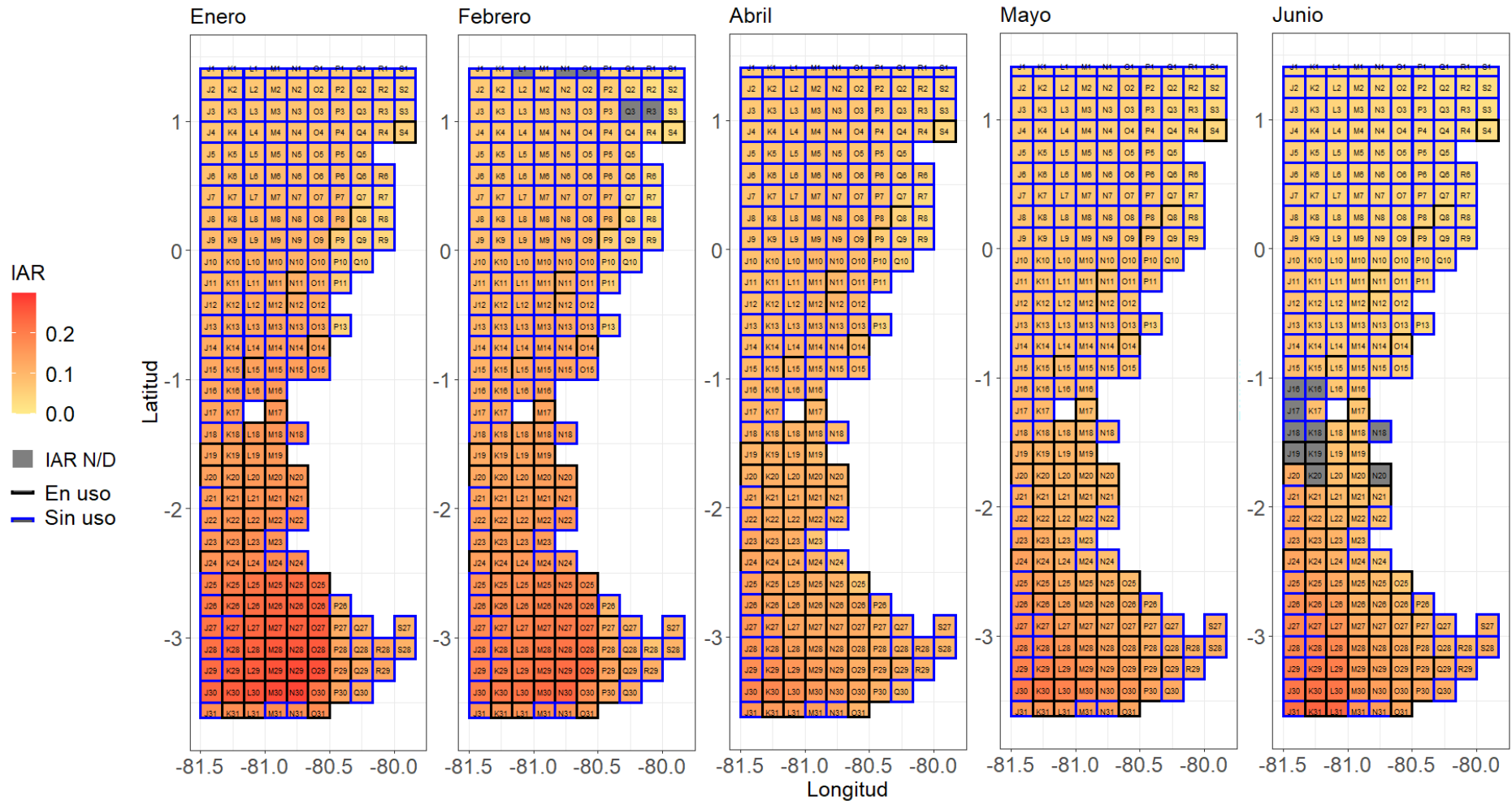


Figura 4.12 Mapas del índice de abundancia relativa estimado para toda la costa ecuatoriana por mes, en el primer semestre del año

(*) IAR N/D representa los indicadores no determinados, debido a falta de información de al menos una variable predictora

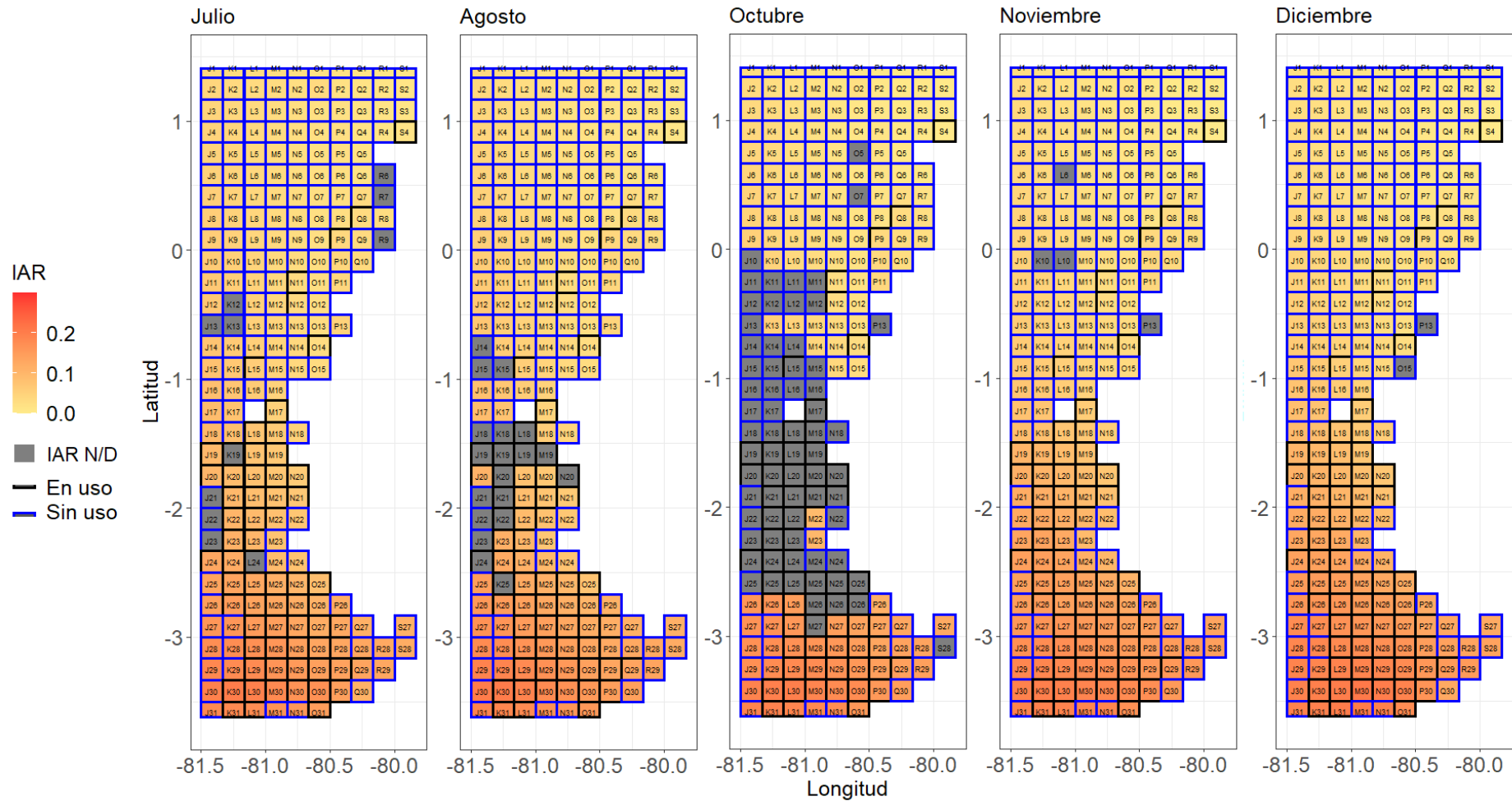


Figura 4.13 Mapas del índice de abundancia relativa estimado para toda la costa ecuatoriana por mes, en el segundo semestre del año

(*) IAR N/D representa los indicadores no determinados, debido a falta de información de al menos una variable predictora

5. Conclusiones y trabajos futuros

Los resultados de este trabajo permiten concluir que las zonas de mayor abundancia relativa desde el 2017 han sido las codificadas como L30 y L31, ubicadas en las latitudes de la -3.61 y -3.33, y en las longitudes de la -81.16 y -81, aunque estas no fueron necesariamente las más concurridas por los barcos pesqueros, sino las áreas N y M entre 28 y 27, i.e., entre las longitudes -81 y -80.67, y las latitudes de la -3.12 a la -2.88. Mientras que los meses más frecuentes y en los que se ha registrado la mayor abundancia relativa han sido febrero y enero.

Además, el presente estudio construyó una red neuronal perceptrón multicapas para el modelado de la abundancia relativa de la especie *Scomber japonicus*, a través de medidas oceanográficas (concentración de clorofila, magnitud del viento y temperatura superficial del agua), temporales (mes de captura) y espaciales (longitud y latitud media de la zona), con el fin de predecir potenciales zonas de pesca de la especie en la costa ecuatoriana. Es así que, las zonas potencialmente de pesca se encuentran entre las latitudes de la -3.61 a la -2.5, y entre las longitudes de la -81.49 a la -81.33; además de todas las áreas en la latitud -3.61 y -3.5. Así mismo, varias de las áreas que el modelo sugiere como potencialmente productivas ya han sido visitadas, pero escasamente, por lo que estas se convierten en otra alternativa de pesca en el mes oportuno.

Los resultados del modelo construido indicaron que este explica un 49% de la variabilidad total y que sus principales debilidades ocurren en la estimación de las altas abundancias, por lo que, es un modelo que subestima en hasta un 0.6 por debajo del valor real, pese a que aprendió sobre la estacionalidad y vecindad espacial de los datos.

Los resultados indicaron, además, que las variables de entrada no tuvieron relación lineal con el índice de abundancia relativa. Pese a ello, al observar temporalmente la distribución de las variables de interés, fue un resultado no esperado el hecho que la temperatura superficial del agua mostrara con suficiente claridad una relación inversa con la abundancia de la especie. Esta observación apoya las conclusiones del instituto local IPIAP al respecto del comportamiento de *S. japonicus* (Canales y Jurado 2021), no así a los hallazgos de otros estudios, los cuales además, observaron relación de la distribución de la especie con la concentración de la clorofila (Chen et al. 2009; Ebango Ngando et al. 2020).

Además, pese a que el modelo presentó un desempeño poco eficiente, las predicciones en los mapas mensuales estimaron que las zonas con mayor IAR se encuentran al sur de la costa ecuatoriana, como se ha descrito en investigaciones previas (French y Menz 1983, citado en Castro Hernández y Santana Ortega 2000). Además, se observó que la experiencia de las personas dedicadas a la pesca de esta especie han sido bastante precisas en la captura de ellas, ya que han pescado dentro de la zona predicha como de mayor abundancia, aunque algunas de dichas zonas han sido visitadas en escasas ocasiones.

No obstante, los(as) pescadores(as) han dado uso limitado a la zona, ya que, del total de cuadrículas de la costa ecuatoriana, solo un 30% ha sido registrado en la búsqueda de esta especie. El modelo ha predicho que las zonas aledañas a las actualmente explotadas presentan características que las hacen similarmente abundantes en la especie *S. japonicus*, convirtiéndolas en potenciales zonas de pesca.

Para este estudio, un modelo poco complejo con pocos parámetros obtuvo mejores resultados que los de mayor complejidad, ya que logró aprender sobre las tendencias temporales y espaciales de los datos, similar a lo que ha ocurrido en trabajos similares a este (Armas, Arancibia, y Neira 2022; Wang et al. 2015).

También, el uso de un tamaño de batch más pequeño mejoró el rendimiento del modelo, como lo han sugerido ciertos estudios (Masters y Luschi 2018). Así mismo, el uso de la función de activación rectificadora (ReLU) en las capas ocultas fue más eficiente que la función tangente hiperbólica (tanh).

Adicionalmente, este estudio ha permitido concluir sobre la importancia de emplear una medida de abundancia adecuada para el tipo de muestreo que se haya diseñado. El asegurar homogeneidad o heterogeneidad controlada en las mediciones permite remover fuentes de variación que muchas veces no se pueden controlar en el entrenamiento de un modelo y que afectan a la variable de respuesta que se defina.

En este mismo sentido, este estudio ha permitido reflexionar sobre la importancia de tomar mediciones oceanográficas a bordo que permitan entrenar mejor a los modelos predictivos, ya que para este trabajo, las mediciones oceanográficas fueron mensuales y agregadas por el área de pesca, lo que generó la necesidad de imputar varios datos. Todas estas limitaciones debilitaron la calidad del conjunto de datos, dificultando el correcto aprendizaje de la red.

Sin embargo, los objetivos propuestos han sido alcanzados, con oportunidades para mejorar. De hecho, la consecución de estos objetivos presentó varios desafíos. Tal es el caso de la obtención de los datos pesqueros, ya que son datos a custodia de una entidad gubernamental y el procedimiento involucró ciertos niveles de burocracia. Así también, la complicación de agregar y unir la información oceanográfica con los datos pesqueros, de acuerdo con el área de pesca definida por IPIAP. Por último, la comprensión del proceso, de los métodos y la búsqueda de un modelo adecuado, tomó más tiempo del planificado. Es así que, la exploración de los datos, la revisión de la literatura científica y las pruebas de modelos, demandaron cambios en la planificación, pero que aseguraron la consecución de los objetivos.

El presente estudio enfatizó la intención de búsqueda de potenciales zonas de pesca que permitiesen la reconstrucción de zonas actualmente explotadas, como es sugerencia de FAO (2022), para la consecución del décimo cuarto objetivo de desarrollo sostenible. Por lo que, los mapas con la abundancia estimada impactan positivamente a dicho objetivo, siempre y cuando sean empleados como herramientas para la toma de decisiones para el manejo de

una de las especies más capturadas globalmente, por parte de entidades como IPIAP, cuya misión incluye el control de los recursos pesqueros.

En este mismo sentido, es meritorio que estos resultados residan y sean manejados únicamente por dicha entidad de control, de modo que el riesgo de fomentar comportamientos no éticos y egoístas para beneficio de uno(a) o unos(as) pocos(as) propietarios(as) de la industria pesquera se mitigue. Tal comportamiento podría afectar al octavo objetivo de desarrollo sostenible.

Por otro lado, este estudio presentó limitaciones en la calidad y tamaño del conjunto de datos construido, ya que en los primeros años, el programa de observadores de pelágicos pequeños contaba con pocas observaciones y un diseño muestral poco estructurado. Además, este estudio tuvo limitaciones en la búsqueda de modelos como redes neuronales recurrentes y otras opciones específicas para el modelamiento de datos espaciotemporales.

Sin embargo, este estudio representa una primera aproximación hacia la exploración de la distribución de la abundancia de los recursos pesqueros en Ecuador, dejando las puertas abiertas a la búsqueda de diseños de muestreo y registros pesqueros más eficientes que los actuales, así como de medidas de abundancia adecuadas para el tipo de muestreo empleado. Además, de la búsqueda e implementación de modelos de distribución de abundancia en tiempo real y que sean robustos a corrientes que afecten a la costa ecuatoriana, como el fenómeno de El Niño y La Niña; así como, modelos que aprendan aún ante la ausencia de mediciones, como ocurre con la concentración de clorofila.

6. Glosario

| | |
|-------|--|
| CPUE | Captura por Unidad de Esfuerzo |
| IAR | Índice de Abundancia Relativa |
| IPIAP | Instituto Público de Investigación de Acuicultura y Pesca de Ecuador |
| MAE | Error Absoluto Medio |
| MSE | Error Cuadrático Medio |
| PZP | Potencial Zona de Pesca |
| RMSE | Raíz del Error Cuadrático Medio |

7. Bibliografía

- AquaMaps. 2019. "Computer Generated Distribution Maps for Scomber Japonicus (Chub Mackerel), with Modelled Year 2050 Native Range Map Based on IPCC RCP8.5 Emissions Scenario". AquaMaps. octubre de 2019. <https://www.aquamaps.org>.
- Armas, Elier, Hugo Arancibia, y Sergio Neira. 2022. "Identification and Forecast of Potential Fishing Grounds for Anchovy (*Engraulis ringens*) in Northern Chile Using Neural Networks Modeling". *Fishes* 7 (4). <https://doi.org/10.3390/fishes7040204>.
- Beysolow II, Taweh. 2017. "Introduction to Deep Learning". En *Introduction to Deep Learning Using R: A Step-by-Step Guide to Learning and Implementing Deep Learning Models Using R*, editado por Taweh Beysolow II, 1–9. Berkeley, CA: Apress. https://doi.org/10.1007/978-1-4842-2734-3_1.
- Canales, Cristian M, y Viviana Jurado. 2021. "Evaluación del stock de recursos pelágicos pequeños del Ecuador. Año 2021". Technical. Guayaquil, Ecuador: Instituto Público de Investigación de Acuicultura y Pesca. <https://www.institutopesca.gob.ec/wp-content/uploads/2018/01/IPIAP-Evaluacion-pel%C3%A1gicos-del-Ecuador.pdf>.
- Castro Hernández, José J., y Ana T. Santana Ortega. 2000. *Synopsis of Biological Data on the Chub Mackerel (Scomber Japonicus Houttuyn; 1782)*. Rome, Italy: FAO Fisheries Synopsis.
- Castro, J. J. 1993. "Feeding ecology of chub mackerel *Scomber japonicus* in the Canary islands area". *South African Journal of Marine Science* 13 (1): 323–28. <https://doi.org/10.2989/025776193784287400>.
- Chen, Xinjun, Gang Li, Bo Feng, y Siquan Tian. 2009. "Habitat suitability index of Chub mackerel (*Scomber japonicus*) from July to September in the East China Sea". *Journal of Oceanography* 65 (febrero): 93–102. <https://doi.org/10.1007/s10872-009-0009-9>.
- Chollet, François, Tomasz Kalinowski, y Joseph J Allaire. 2022. *Deep Learning with R*. 2nd ed. New York, NY: Manning.
- Cicin-Sain, Biliانا. 2014. "Objetivo 14—Conservar y utilizar sosteniblemente los océanos, los mares y los recursos marinos para el desarrollo sostenible". Informe del Grupo de Trabajo Abierto de la Asamblea General sobre los Objetivos de Desarrollo Sostenible. Naciones Unidas. <https://www.un.org/es/chronicle/article/objetivo-14-conservar-y-utilizar-sosteniblemente-los-oceanos-los-mares-y-los-recursos-marinos-para>.
- Coleman, Felicia C., y Susan L. Williams. 2002. "Overexploiting marine ecosystem engineers: potential consequences for biodiversity". *Trends in Ecology & Evolution* 17 (1): 40–44. [https://doi.org/10.1016/S0169-5347\(01\)02330-8](https://doi.org/10.1016/S0169-5347(01)02330-8).
- Collette, B.B. 1995. "Scombridae. Atunes, bacoretas, bonitos, caballas, estorninos, melva, etc". En *Pacífico Centro-Oriental*, editado por W Fischer, F Krupp, W Schneider, C Sommer, K.E Carpenter, y V.H Niemi, 3:1521--1543. Guía FAO para Identificación de Especies para lo Fines de la Pesca (FAO species identification guide for fishery purposes). Rome, Italy: FAO. <https://www.fao.org/3/v6250s/v6250s00.htm>.

- Cushing, D.H. 2001. "Pelagic Fishes*". En *Encyclopedia of Ocean Sciences (Second Edition)*, editado por John H. Steele, 364–69. Oxford: Academic Press. <https://doi.org/10.1016/B978-012374473-9.00011-4>.
- Ebango Ngando, Narcisse, Liming Song, Hongxing Cui, y Shuangquan Xu. 2020. "Relationship Between the Spatiotemporal Distribution of Dominant Small Pelagic Fishes and Environmental Factors in Mauritanian Waters". *Journal of Ocean University of China* 19 (2): 393–408. <https://doi.org/10.1007/s11802-020-4120-2>.
- FAO. 2020. *The State of World Fisheries and Aquaculture 2020. Sustainability in Action*. The State of World Fisheries and Aquaculture (SOFIA) 2020-SOFIA 2020. Rome, Italy: FAO. <https://doi.org/10.4060/ca9229en>.
- . 2022. *The State of World Fisheries and Aquaculture 2022. Towards Blue Transformation*. The State of World Fisheries and Aquaculture (SOFIA) 2022. Rome, Italy: FAO. <https://doi.org/10.4060/cc0461en>.
- Faurrieta, Laura Karen Torres. 2015. "Modelación y proyección del reclutamiento del atún aleta amarilla (*Thunnus albacares*) en el Océano Pacífico Oriental, con base en las condiciones oceanográficas, usando redes neuronales artificiales".
- Fitriana, Devi, Hisyam Fahmi, Achmad Nizar Hidayanto, y Aniaty Murni Arymurthy. 2016. "A Data Mining Based Approach for Determining the Potential Fishing Zones". *International Journal of Information and Education Technology* 6 (3): 187–91. <https://doi.org/10.7763/IJNET.2016.V6.682>.
- Guo, Rongxing. 2021. "Cross-border ecological preservation and biosafety". En *Cross-Border Resource Management (Fourth Edition)*, editado por Rongxing Guo, 263–90. Elsevier. <https://doi.org/10.1016/B978-0-323-91870-1.00009-4>.
- Haji, Saad Hikmat, y Adnan Mohsin Abdulazeez. 2021. "Comparison of optimization techniques based on gradient descent algorithm: A review". *PalArch's Journal of Archaeology of Egypt/Egyptology* 18 (4): 2715–43.
- Hu, Chuanmin, Zhongping Lee, y Bryan Franz. 2012. "Chlorophyll-a algorithms for oligotrophic oceans: A novel approach based on three-band reflectance difference". *Journal of Geophysical Research: Oceans* 117 (C1). <https://doi.org/10.1029/2011JC007395>.
- Huang, Guang-Bin. 2003. "Learning capability and storage capacity of two-hidden-layer feedforward networks". *IEEE Transactions on Neural Networks* 14 (2): 274–81. <https://doi.org/10.1109/TNN.2003.809401>.
- Hubert, M., y E. Vandervieren. 2008. "An adjusted boxplot for skewed distributions". *Computational Statistics & Data Analysis* 52 (12): 5186–5201. <https://doi.org/10.1016/j.csda.2007.11.008>.
- Hubert, Wayne A, y Mary C Fabrizio. 2007. "Relative Abundance and Catch per Unit Effort". En *Analysis and Interpretation of Freshwater Fisheries Data*, 279–325. Bethesda, Maryland: American Fisheries Society. <https://fisheries.org/docs/books/55049C/7.pdf>.
- IPIAP. 2016. "Peces Pelágicos Pequeños". Instituto Público de Investigación de Acuicultura y Pesca. 2016. <https://institutopesca.gob.ec/peces-pelagicos-pequenos/>.
- K. Dhana Sree, Dr., y Dr. C. Shoba Bindu. 2018. "Data Analytics: Why Data Normalization". *International Journal of Engineering & Technology* 7 (4.6): 209. <https://doi.org/10.14419/ijet.v7i4.6.20464>.

- Kelly, Kathryn A., Suzanne Dickinson, Michael J. McPhaden, y Gregory C. Johnson. 2001. "Ocean Currents Evident in Satellite Wind Data". *Geophysical Research Letters* 28 (12): 2469–72. <https://doi.org/10.1029/2000GL012610>.
- Kennedy, Melita, y Steve Kopp. 2000. *Understanding map projections*. CA: Redlands. https://www.researchgate.net/profile/Melita-Kennedy/publication/238790251_Understanding_Map_Projections/links/5b311df9aca2720785e4bf8f/Understanding-Map-Projections.pdf.
- Kimura, Noriaki. 2004. "Sea Ice Motion in Response to Surface Wind and Ocean Current in the Southern Ocean". *Journal of the Meteorological Society of Japan* 82 (4): 1223–31. <https://doi.org/10.2151/jmsj.2004.1223>.
- Krishnan, P, R Kirubasankar, MP Goutham-Bharathi, M Kaliyamoorthy, V Krishnamurthy, T Srinivasa Kumar, y others. 2011. "Integrated potential fishing zone forecasts: A promising information and communication technology tool for promotion of green fishing in the Islands". *Indian Journal of Agricultural Economics* 66 (902-2016–67323). <http://eprints.cmfri.org.in/id/eprint/9209>.
- Larose, Daniel T., y Chantal D. Larose. 2014. "Data Preprocessing". En *Discovering knowledge in data: an introduction to data mining*, 2a ed., 16-50. Wiley Series on Methods and Applications in Data Mining. Hoboken, New Jersey: IEEE. <https://doi.org/10.1002/9781118874059>.
- Lozano Bagén, Toni, Anna Bosch Rué, y Jordi Casas Roma. 2019. *Deep learning: principios y fundamentos*. Manual Tecnología. Barcelona: Editorial UOC. <http://digital.casalini.it/9788491806578>.
- Mardle, Simon, y Sean Pascoe. 1998. *Application of genetic algorithms for solving large non-linear fisheries bioeconomic models*. Centre for the Economics and Management of Aquatic Resources, University of ...
- Martínez Morrillo, Jenniffer María. 2020. "Hábitos alimenticios de *Scomber japonicus* en el golfo de Guayaquil". Bachelor's Thesis, Ecuador: Universidad de Guayaquil. <http://smallpelagics.org/content/uploads/documents/publications/Habitos-alimenticios-macarela-J-Martinez.pdf>.
- Masters, Dominic, y Carlo Luschi. 2018. "Revisiting Small Batch Training for Deep Neural Networks". arXiv. <http://arxiv.org/abs/1804.07612>.
- Ministerio de Agricultura y Ganadería. 2022. "MAGAP anuncia veda de peces pelágicos para marzo". Governmental. Ministerio de Agricultura y Ganadería. 2022. <https://www.agricultura.gob.ec/magap-anuncia-veda-de-peces-pelagicos-para-marzo/>.
- Ministerio de Producción Comercio Exterior Inversiones y Pesca. 2022. "Sector pesquero artesanal fortalecerá sus capacidades técnicas y productivas". Governmental. Ministerio de Producción Comercio Exterior Inversiones y Pesca. el 6 de abril de 2022. <https://www.produccion.gob.ec/sector-pesquero-artesanal-fortalcera-sus-capacidades-tecnicas-y-productivas/>.
- NASA Earth Observations. 2022a. "Chlorophyll Concentration (1 Month - AQUA/MODIS)". Governmental. NASA Earth Observation (NEO). octubre de 2022. https://neo.gsfc.nasa.gov/view.php?datasetId=MY1DMM_CHLORA.
- . 2022b. "Sea Surface Temperature (1 Month - AQUA/MODIS)". Governmental. NASA Earth Observation (NEO). octubre de 2022. <https://neo.gsfc.nasa.gov/view.php?datasetId=MYD28M>.

- NOAA National Oceanic and Atmospheric Administration, NOAA Emergency Response Division, y Fleet Numerical Meteorology and Oceanography Center. 2022. "FNMOOC 10m Surface Winds, 360x181, Monthly, Lon+/-180". Governmental. ERDDAP. octubre de 2022. <https://coastwatch.pfeg.noaa.gov/erddap/index.html>.
- Patterson, K.R., T.J. Pitcher, y T.K. Stokes. 1993. "A stock collapse in a fluctuating environment: The chub mackerel *Scomber japonicus* (Houttuyn) in the eastern central Pacific". *Fisheries Research* 18 (3): 199–218. [https://doi.org/10.1016/0165-7836\(93\)90153-X](https://doi.org/10.1016/0165-7836(93)90153-X).
- Pizarro de Rodríguez, S. 1983. "Estudio preliminar sobre la edad y crecimiento del *Scomber japonicus* Houttuyn en aguas ecuatorianas". *Revista de Ciencias del Mar y Limnología* 2 (1): 79–95.
- Plant, Richard E. 2018. *Spatial Data Analysis in Ecology and Agriculture Using R*. 2a ed. Boca Raton: CRC Press. <https://doi.org/10.1201/9781351189910>.
- Raja, R. Vinston, K. Ashok Kumar, y Srinath Doss. 2022. "Financial Derivative Features Based Integrated Potential Fishing Zone (IPFZ) Future Forecast". *Research Square*, septiembre. <https://doi.org/10.21203/rs.3.rs-2055411/v1>.
- Santos Sánchez, William Jamil. 2021. "Análisis de los desembarques mensuales de cinco especies de peces pelágicos pequeños capturados por la flota cerquera - sardinera - período 2004 – 2017". Bachelor's Thesis, Ecuador: Universidad Estatal Península de Santa Elena. <https://repositorio.upse.edu.ec/bitstream/46000/6648/1/UPSE-TBI-2021-0019.pdf>.
- Simbolon, Domu, Bisman Nababan, y La Elson. 2019. "Fish Characteristics and Distribution of Potential Fishing Zones in the Malacca Strait Using Hydroacoustic Assessment during the Southwest Monsoon Season". *Malaysian Applied Biology* 48 (3): 63–75.
- Sivasankari, M., R. Anandan, y Fekadu Ashine Chamato. 2022. "HE-DFNETS: A Novel Hybrid Deep Learning Architecture for the Prediction of Potential Fishing Zone Areas in Indian Ocean Using Remote Sensing Images". Editado por Vijay Kumar. *Computational Intelligence and Neuroscience* 2022 (junio): 5081541. <https://doi.org/10.1155/2022/5081541>.
- Solanki, H. U., Dhyye Bhatpuria, y Prakash Chauhan. 2016. "Applications of generalized additive model (GAM) to satellite-derived variables and fishery data for prediction of fishery resources distributions in the Arabian Sea". *Geocarto International* 32 (1): 30–43. <https://doi.org/10.1080/10106049.2015.1120357>.
- Solanki, H. U., P. C. Mankodi, S. R. Nayak, y V. S. Somvanshi. 2005. "Evaluation of remote-sensing-based potential fishing zones (PFZs) forecast methodology". *Continental Shelf Research* 25 (18): 2163–73. <https://doi.org/10.1016/j.csr.2005.08.025>.
- Solanki, H. U., Prince Prakash, R. M. Dwivedi, Shailesh Nayak, Arvind Kulkarni, y V. S. Somvamshi. 2010. "Synergistic application of oceanographic variables from multi-satellite sensors for forecasting potential fishing zones: methodology and validation results". *International Journal of Remote Sensing* 31 (3): 775–89. <https://doi.org/10.1080/01431160902897833>.

- Suryanarayana, Iragavarapu, Antonio Braibanti, Rupenaguntla Sambasiva Rao, Veluri Anantha Ramam, Duvvuri Sudarsan, y Gollapalli Nageswara Rao. 2008. "Neural networks in fisheries research". *Fisheries Research* 92 (2): 115–39. <https://doi.org/10.1016/j.fishres.2008.01.012>.
- Thomas, Alan J, Simon D Walters, Saeed Malekshahi Gheytsi, Robert E Morgan, y Miltos Petridis. 2016. "On the optimal node ratio between hidden layers: a probabilistic study". *International Journal of Machine Learning and Computing* 6 (5): 241. <https://doi.org/10.18178/ijmlc.2016.6.5.605>.
- Tobler, W. R. 1970. "A computer movie simulating urban growth in the Detroit region". *Economic Geography* 46 (sup1): 234–40. <https://doi.org/10.2307/143141>.
- Valencia-Gasti, José Augusto, Timothy Baumgartner, y Reginaldo Durazo. 2015. "Effects of ocean climate on life cycles and distribution of small pelagic fishes in the California Current System off Baja California". *Ciencias Marinas* 41 (4): 315–48. <https://doi.org/10.7773/cm.v41i4.2571>.
- Wang, Jintao, Wei Yu, Xinjun Chen, Lin Lei, y Yong Chen. 2015. "Detection of potential fishing zones for neon flying squid based on remote-sensing data in the Northwest Pacific Ocean using an artificial neural network". *International Journal of Remote Sensing* 36 (13): 3317–30. <https://doi.org/10.1080/01431161.2015.1042121>.
- Wikle, Christopher K., Andrew Zammit-Mangion, y Noel Cressie. 2019. *Spatio-Temporal Statistics with R*. New York: Chapman and Hall/CRC. <https://doi.org/10.1201/9781351769723>.
- Wilcox, Rand R. 2013. "Some Outlier Detection Methods". En *Introduction to Robust Estimation and Hypothesis Testing*, 3rd ed., 96–100. St. Louis: Elsevier Science & Technology. <https://doi.org/10.1016/C2010-0-67044-1>.
- Yang, Inchul, Woo Hoon Jeon, y Jaepil Moon. 2019. "A study on a distance based coordinate calculation method using Inverse Haversine Method". *Journal of Digital Contents Society* 20 (10): 2097--2102. <http://dx.doi.org/10.9728/dcs.2019.20.10.2097>.
- Zhou, Zhi-Hua, Jianxin Wu, y Wei Tang. 2002. "Ensembling neural networks: Many could be better than all". *Artificial Intelligence* 137 (1): 239–63. [https://doi.org/10.1016/S0004-3702\(02\)00190-X](https://doi.org/10.1016/S0004-3702(02)00190-X).

8. Anexos

8.1. Gráficos y tablas

Tabla A 1 Estimación de límites de las áreas⁵

| Area | P_{xi} | P_{yi} | Q_{xij-} | Q_{yij-} | Q_{xij+} | Q_{yij+} | Q^*_{xij-} | Q^*_{yij-} | Q^*_{xij+} | Q^*_{yij+} |
|------|----------|----------|------------|------------|------------|------------|--------------|--------------|--------------|--------------|
| J1 | -81.42 | 1.42 | -81.50 | 1.38 | -81.33 | 1.45 | -81.50 | 1.33 | -81.33 | 1.41 |
| J2 | -81.42 | 1.25 | -81.50 | 1.21 | -81.33 | 1.29 | -81.50 | 1.17 | -81.33 | 1.33 |
| J3 | -81.42 | 1.08 | -81.50 | 1.05 | -81.33 | 1.12 | -81.50 | 1.00 | -81.33 | 1.17 |
| J4 | -81.42 | 0.92 | -81.50 | 0.88 | -81.33 | 0.95 | -81.50 | 0.83 | -81.33 | 1.00 |
| J5 | -81.42 | 0.75 | -81.50 | 0.71 | -81.33 | 0.79 | -81.50 | 0.67 | -81.33 | 0.83 |
| J6 | -81.42 | 0.58 | -81.50 | 0.55 | -81.33 | 0.62 | -81.50 | 0.50 | -81.33 | 0.67 |
| J7 | -81.42 | 0.42 | -81.50 | 0.38 | -81.33 | 0.45 | -81.50 | 0.33 | -81.33 | 0.50 |
| J8 | -81.42 | 0.25 | -81.50 | 0.21 | -81.33 | 0.29 | -81.50 | 0.17 | -81.33 | 0.33 |
| J9 | -81.42 | 0.08 | -81.50 | 0.05 | -81.33 | 0.12 | -81.50 | 0.00 | -81.33 | 0.17 |
| J10 | -81.42 | -0.08 | -81.50 | -0.12 | -81.33 | -0.05 | -81.50 | -0.17 | -81.33 | 0.00 |
| J11 | -81.42 | -0.25 | -81.50 | -0.29 | -81.33 | -0.21 | -81.50 | -0.33 | -81.33 | -0.17 |
| J12 | -81.42 | -0.42 | -81.50 | -0.45 | -81.33 | -0.38 | -81.50 | -0.50 | -81.33 | -0.33 |
| J13 | -81.42 | -0.58 | -81.50 | -0.62 | -81.33 | -0.55 | -81.50 | -0.67 | -81.33 | -0.50 |
| J14 | -81.42 | -0.75 | -81.50 | -0.79 | -81.33 | -0.71 | -81.50 | -0.83 | -81.33 | -0.67 |
| J15 | -81.42 | -0.92 | -81.50 | -0.95 | -81.33 | -0.88 | -81.50 | -1.00 | -81.33 | -0.83 |
| J16 | -81.42 | -1.08 | -81.50 | -1.12 | -81.33 | -1.05 | -81.50 | -1.17 | -81.33 | -1.00 |
| J17 | -81.42 | -1.25 | -81.50 | -1.29 | -81.33 | -1.21 | -81.50 | -1.33 | -81.33 | -1.17 |
| J18 | -81.42 | -1.42 | -81.50 | -1.45 | -81.33 | -1.38 | -81.50 | -1.50 | -81.33 | -1.33 |
| J19 | -81.42 | -1.58 | -81.50 | -1.62 | -81.33 | -1.55 | -81.50 | -1.67 | -81.33 | -1.50 |
| J20 | -81.42 | -1.75 | -81.50 | -1.79 | -81.33 | -1.71 | -81.50 | -1.83 | -81.33 | -1.67 |
| J21 | -81.42 | -1.92 | -81.50 | -1.95 | -81.33 | -1.88 | -81.50 | -2.00 | -81.33 | -1.83 |
| J22 | -81.42 | -2.08 | -81.50 | -2.12 | -81.33 | -2.05 | -81.50 | -2.17 | -81.33 | -2.00 |
| J23 | -81.42 | -2.25 | -81.50 | -2.29 | -81.33 | -2.21 | -81.50 | -2.33 | -81.33 | -2.17 |
| J24 | -81.42 | -2.42 | -81.50 | -2.45 | -81.33 | -2.38 | -81.50 | -2.50 | -81.33 | -2.33 |
| J25 | -81.42 | -2.58 | -81.50 | -2.62 | -81.33 | -2.55 | -81.50 | -2.67 | -81.33 | -2.50 |
| J26 | -81.42 | -2.75 | -81.50 | -2.79 | -81.33 | -2.71 | -81.50 | -2.83 | -81.33 | -2.67 |
| J27 | -81.42 | -2.92 | -81.50 | -2.95 | -81.33 | -2.88 | -81.50 | -3.00 | -81.33 | -2.83 |
| J28 | -81.42 | -3.08 | -81.50 | -3.12 | -81.33 | -3.05 | -81.50 | -3.17 | -81.33 | -3.00 |
| J29 | -81.42 | -3.25 | -81.50 | -3.29 | -81.33 | -3.21 | -81.50 | -3.33 | -81.33 | -3.17 |
| J30 | -81.42 | -3.42 | -81.50 | -3.45 | -81.33 | -3.38 | -81.50 | -3.50 | -81.33 | -3.33 |
| J31 | -81.42 | -3.58 | -81.50 | -3.62 | -81.33 | -3.55 | -81.50 | -3.62 | -81.33 | -3.50 |
| K1 | -81.25 | 1.42 | -81.33 | 1.38 | -81.17 | 1.45 | -81.33 | 1.33 | -81.17 | 1.41 |
| K2 | -81.25 | 1.25 | -81.33 | 1.21 | -81.17 | 1.29 | -81.33 | 1.17 | -81.17 | 1.33 |

⁵ P_{xi} representa la longitud del punto central del área. P_{yi} representa la latitud del punto central del área. Q_{xij-} representa la longitud estimada del lado inferior (sur) del polígono del área. Q_{yij-} representa la latitud estimada del lado izquierdo (oeste) del polígono del área. Q_{xij+} representa la longitud estimada del lado superior (norte) del polígono del área. Q_{yij+} representa la latitud estimada del lado derecho (este) del polígono del área. Q^*_{xij-} representa la longitud corregida del lado inferior (sur) del polígono del área. Q^*_{yij-} representa la latitud corregida del lado izquierdo (oeste) del polígono del área. Q^*_{xij+} representa la longitud corregida del lado superior (norte) del polígono del área. Q^*_{yij+} representa la latitud corregida del lado derecho (este) del polígono del área.

| Area | P_{xi} | P_{yi} | Q_{xij-} | Q_{yij-} | Q_{xij+} | Q_{yij+} | Q^*_{xij-} | Q^*_{yij-} | Q^*_{xij+} | Q^*_{yij+} |
|------|----------|----------|------------|------------|------------|------------|--------------|--------------|--------------|--------------|
| K3 | -81.25 | 1.08 | -81.33 | 1.05 | -81.17 | 1.12 | -81.33 | 1.00 | -81.17 | 1.17 |
| K4 | -81.25 | 0.92 | -81.33 | 0.88 | -81.17 | 0.95 | -81.33 | 0.83 | -81.17 | 1.00 |
| K5 | -81.25 | 0.75 | -81.33 | 0.71 | -81.17 | 0.79 | -81.33 | 0.67 | -81.17 | 0.83 |
| K6 | -81.25 | 0.58 | -81.33 | 0.55 | -81.17 | 0.62 | -81.33 | 0.50 | -81.17 | 0.67 |
| K7 | -81.25 | 0.42 | -81.33 | 0.38 | -81.17 | 0.45 | -81.33 | 0.33 | -81.17 | 0.50 |
| K8 | -81.25 | 0.25 | -81.33 | 0.21 | -81.17 | 0.29 | -81.33 | 0.17 | -81.17 | 0.33 |
| K9 | -81.25 | 0.08 | -81.33 | 0.05 | -81.17 | 0.12 | -81.33 | 0.00 | -81.17 | 0.17 |
| K10 | -81.25 | -0.08 | -81.33 | -0.12 | -81.17 | -0.05 | -81.33 | -0.17 | -81.17 | 0.00 |
| K11 | -81.25 | -0.25 | -81.33 | -0.29 | -81.17 | -0.21 | -81.33 | -0.33 | -81.17 | -0.17 |
| K12 | -81.25 | -0.42 | -81.33 | -0.45 | -81.17 | -0.38 | -81.33 | -0.50 | -81.17 | -0.33 |
| K13 | -81.25 | -0.58 | -81.33 | -0.62 | -81.17 | -0.55 | -81.33 | -0.67 | -81.17 | -0.50 |
| K14 | -81.25 | -0.75 | -81.33 | -0.79 | -81.17 | -0.71 | -81.33 | -0.83 | -81.17 | -0.67 |
| K15 | -81.25 | -0.92 | -81.33 | -0.95 | -81.17 | -0.88 | -81.33 | -1.00 | -81.17 | -0.83 |
| K16 | -81.25 | -1.08 | -81.33 | -1.12 | -81.17 | -1.05 | -81.33 | -1.17 | -81.17 | -1.00 |
| K17 | -81.25 | -1.25 | -81.33 | -1.29 | -81.17 | -1.21 | -81.33 | -1.33 | -81.17 | -1.17 |
| K18 | -81.25 | -1.42 | -81.33 | -1.45 | -81.17 | -1.38 | -81.33 | -1.50 | -81.17 | -1.33 |
| K19 | -81.25 | -1.58 | -81.33 | -1.62 | -81.17 | -1.55 | -81.33 | -1.67 | -81.17 | -1.50 |
| K20 | -81.25 | -1.75 | -81.33 | -1.79 | -81.17 | -1.71 | -81.33 | -1.83 | -81.17 | -1.67 |
| K21 | -81.25 | -1.92 | -81.33 | -1.95 | -81.17 | -1.88 | -81.33 | -2.00 | -81.17 | -1.83 |
| K22 | -81.25 | -2.08 | -81.33 | -2.12 | -81.17 | -2.05 | -81.33 | -2.17 | -81.17 | -2.00 |
| K23 | -81.25 | -2.25 | -81.33 | -2.29 | -81.17 | -2.21 | -81.33 | -2.33 | -81.17 | -2.17 |
| K24 | -81.25 | -2.42 | -81.33 | -2.45 | -81.17 | -2.38 | -81.33 | -2.50 | -81.17 | -2.33 |
| K25 | -81.25 | -2.58 | -81.33 | -2.62 | -81.17 | -2.55 | -81.33 | -2.67 | -81.17 | -2.50 |
| K26 | -81.25 | -2.75 | -81.33 | -2.79 | -81.17 | -2.71 | -81.33 | -2.83 | -81.17 | -2.67 |
| K27 | -81.25 | -2.92 | -81.33 | -2.95 | -81.17 | -2.88 | -81.33 | -3.00 | -81.17 | -2.83 |
| K28 | -81.25 | -3.08 | -81.33 | -3.12 | -81.17 | -3.05 | -81.33 | -3.17 | -81.17 | -3.00 |
| K29 | -81.25 | -3.25 | -81.33 | -3.29 | -81.17 | -3.21 | -81.33 | -3.33 | -81.17 | -3.17 |
| K30 | -81.25 | -3.42 | -81.33 | -3.45 | -81.17 | -3.38 | -81.33 | -3.50 | -81.17 | -3.33 |
| K31 | -81.25 | -3.58 | -81.33 | -3.62 | -81.17 | -3.55 | -81.33 | -3.62 | -81.17 | -3.50 |
| L1 | -81.08 | 1.42 | -81.17 | 1.38 | -81.00 | 1.45 | -81.17 | 1.33 | -81.00 | 1.41 |
| L2 | -81.08 | 1.25 | -81.17 | 1.21 | -81.00 | 1.29 | -81.17 | 1.17 | -81.00 | 1.33 |
| L3 | -81.08 | 1.08 | -81.17 | 1.05 | -81.00 | 1.12 | -81.17 | 1.00 | -81.00 | 1.17 |
| L4 | -81.08 | 0.92 | -81.17 | 0.88 | -81.00 | 0.95 | -81.17 | 0.83 | -81.00 | 1.00 |
| L5 | -81.08 | 0.75 | -81.17 | 0.71 | -81.00 | 0.79 | -81.17 | 0.67 | -81.00 | 0.83 |
| L6 | -81.08 | 0.58 | -81.17 | 0.55 | -81.00 | 0.62 | -81.17 | 0.50 | -81.00 | 0.67 |
| L7 | -81.08 | 0.42 | -81.17 | 0.38 | -81.00 | 0.45 | -81.17 | 0.33 | -81.00 | 0.50 |
| L8 | -81.08 | 0.25 | -81.17 | 0.21 | -81.00 | 0.29 | -81.17 | 0.17 | -81.00 | 0.33 |
| L9 | -81.08 | 0.08 | -81.17 | 0.05 | -81.00 | 0.12 | -81.17 | 0.00 | -81.00 | 0.17 |
| L10 | -81.08 | -0.08 | -81.17 | -0.12 | -81.00 | -0.05 | -81.17 | -0.17 | -81.00 | 0.00 |
| L11 | -81.08 | -0.25 | -81.17 | -0.29 | -81.00 | -0.21 | -81.17 | -0.33 | -81.00 | -0.17 |
| L12 | -81.08 | -0.42 | -81.17 | -0.45 | -81.00 | -0.38 | -81.17 | -0.50 | -81.00 | -0.33 |
| L13 | -81.08 | -0.58 | -81.17 | -0.62 | -81.00 | -0.55 | -81.17 | -0.67 | -81.00 | -0.50 |
| L14 | -81.08 | -0.75 | -81.17 | -0.79 | -81.00 | -0.71 | -81.17 | -0.83 | -81.00 | -0.67 |
| L15 | -81.08 | -0.92 | -81.17 | -0.95 | -81.00 | -0.88 | -81.17 | -1.00 | -81.00 | -0.83 |
| L16 | -81.08 | -1.08 | -81.17 | -1.12 | -81.00 | -1.05 | -81.17 | -1.17 | -81.00 | -1.00 |
| L18 | -81.08 | -1.42 | -81.17 | -1.45 | -81.00 | -1.38 | -81.17 | -1.50 | -81.00 | -1.33 |
| L19 | -81.08 | -1.58 | -81.17 | -1.62 | -81.00 | -1.55 | -81.17 | -1.67 | -81.00 | -1.50 |

| Area | P_{xi} | P_{yi} | Q_{xij-} | Q_{yij-} | Q_{xij+} | Q_{yij+} | Q^*_{xij-} | Q^*_{yij-} | Q^*_{xij+} | Q^*_{yij+} |
|------|----------|----------|------------|------------|------------|------------|--------------|--------------|--------------|--------------|
| L20 | -81.08 | -1.75 | -81.17 | -1.79 | -81.00 | -1.71 | -81.17 | -1.83 | -81.00 | -1.67 |
| L21 | -81.08 | -1.92 | -81.17 | -1.95 | -81.00 | -1.88 | -81.17 | -2.00 | -81.00 | -1.83 |
| L22 | -81.08 | -2.08 | -81.17 | -2.12 | -81.00 | -2.05 | -81.17 | -2.17 | -81.00 | -2.00 |
| L23 | -81.08 | -2.25 | -81.17 | -2.29 | -81.00 | -2.21 | -81.17 | -2.33 | -81.00 | -2.17 |
| L24 | -81.08 | -2.42 | -81.17 | -2.45 | -81.00 | -2.38 | -81.17 | -2.50 | -81.00 | -2.33 |
| L25 | -81.08 | -2.58 | -81.17 | -2.62 | -81.00 | -2.55 | -81.17 | -2.67 | -81.00 | -2.50 |
| L26 | -81.08 | -2.75 | -81.17 | -2.79 | -81.00 | -2.71 | -81.17 | -2.83 | -81.00 | -2.67 |
| L27 | -81.08 | -2.92 | -81.17 | -2.95 | -81.00 | -2.88 | -81.17 | -3.00 | -81.00 | -2.83 |
| L28 | -81.08 | -3.08 | -81.17 | -3.12 | -81.00 | -3.05 | -81.17 | -3.17 | -81.00 | -3.00 |
| L29 | -81.08 | -3.25 | -81.17 | -3.29 | -81.00 | -3.21 | -81.17 | -3.33 | -81.00 | -3.17 |
| L30 | -81.08 | -3.42 | -81.17 | -3.45 | -81.00 | -3.38 | -81.17 | -3.50 | -81.00 | -3.33 |
| L31 | -81.08 | -3.58 | -81.17 | -3.62 | -81.00 | -3.55 | -81.17 | -3.62 | -81.00 | -3.50 |
| M1 | -80.92 | 1.42 | -81.00 | 1.38 | -80.83 | 1.45 | -81.00 | 1.33 | -80.83 | 1.41 |
| M2 | -80.92 | 1.25 | -81.00 | 1.21 | -80.83 | 1.29 | -81.00 | 1.17 | -80.83 | 1.33 |
| M3 | -80.92 | 1.08 | -81.00 | 1.05 | -80.83 | 1.12 | -81.00 | 1.00 | -80.83 | 1.17 |
| M4 | -80.92 | 0.92 | -81.00 | 0.88 | -80.83 | 0.95 | -81.00 | 0.83 | -80.83 | 1.00 |
| M5 | -80.92 | 0.75 | -81.00 | 0.71 | -80.83 | 0.79 | -81.00 | 0.67 | -80.83 | 0.83 |
| M6 | -80.92 | 0.58 | -81.00 | 0.55 | -80.83 | 0.62 | -81.00 | 0.50 | -80.83 | 0.67 |
| M7 | -80.92 | 0.42 | -81.00 | 0.38 | -80.83 | 0.45 | -81.00 | 0.33 | -80.83 | 0.50 |
| M8 | -80.92 | 0.25 | -81.00 | 0.21 | -80.83 | 0.29 | -81.00 | 0.17 | -80.83 | 0.33 |
| M9 | -80.92 | 0.08 | -81.00 | 0.05 | -80.83 | 0.12 | -81.00 | 0.00 | -80.83 | 0.17 |
| M10 | -80.92 | -0.08 | -81.00 | -0.12 | -80.83 | -0.05 | -81.00 | -0.17 | -80.83 | 0.00 |
| M11 | -80.92 | -0.25 | -81.00 | -0.29 | -80.83 | -0.21 | -81.00 | -0.33 | -80.83 | -0.17 |
| M12 | -80.92 | -0.42 | -81.00 | -0.45 | -80.83 | -0.38 | -81.00 | -0.50 | -80.83 | -0.33 |
| M13 | -80.92 | -0.58 | -81.00 | -0.62 | -80.83 | -0.55 | -81.00 | -0.67 | -80.83 | -0.50 |
| M14 | -80.92 | -0.75 | -81.00 | -0.79 | -80.83 | -0.71 | -81.00 | -0.83 | -80.83 | -0.67 |
| M15 | -80.92 | -0.92 | -81.00 | -0.95 | -80.83 | -0.88 | -81.00 | -1.00 | -80.83 | -0.83 |
| M16 | -80.92 | -1.08 | -81.00 | -1.12 | -80.83 | -1.05 | -81.00 | -1.17 | -80.83 | -1.00 |
| M17 | -80.92 | -1.25 | -81.00 | -1.29 | -80.83 | -1.21 | -81.00 | -1.33 | -80.83 | -1.17 |
| M18 | -80.92 | -1.42 | -81.00 | -1.45 | -80.83 | -1.38 | -81.00 | -1.50 | -80.83 | -1.33 |
| M19 | -80.92 | -1.58 | -81.00 | -1.62 | -80.83 | -1.55 | -81.00 | -1.67 | -80.83 | -1.50 |
| M20 | -80.92 | -1.75 | -81.00 | -1.79 | -80.83 | -1.71 | -81.00 | -1.83 | -80.83 | -1.67 |
| M21 | -80.92 | -1.92 | -81.00 | -1.95 | -80.83 | -1.88 | -81.00 | -2.00 | -80.83 | -1.83 |
| M22 | -80.92 | -2.08 | -81.00 | -2.12 | -80.83 | -2.05 | -81.00 | -2.17 | -80.83 | -2.00 |
| M23 | -80.92 | -2.25 | -81.00 | -2.29 | -80.83 | -2.21 | -81.00 | -2.33 | -80.83 | -2.17 |
| M24 | -80.92 | -2.42 | -81.00 | -2.45 | -80.83 | -2.38 | -81.00 | -2.50 | -80.83 | -2.33 |
| M25 | -80.92 | -2.58 | -81.00 | -2.62 | -80.83 | -2.55 | -81.00 | -2.67 | -80.83 | -2.50 |
| M26 | -80.92 | -2.75 | -81.00 | -2.79 | -80.83 | -2.71 | -81.00 | -2.83 | -80.83 | -2.67 |
| M27 | -80.92 | -2.92 | -81.00 | -2.95 | -80.83 | -2.88 | -81.00 | -3.00 | -80.83 | -2.83 |
| M28 | -80.92 | -3.08 | -81.00 | -3.12 | -80.83 | -3.05 | -81.00 | -3.17 | -80.83 | -3.00 |
| M29 | -80.92 | -3.25 | -81.00 | -3.29 | -80.83 | -3.21 | -81.00 | -3.33 | -80.83 | -3.17 |
| M30 | -80.92 | -3.42 | -81.00 | -3.45 | -80.83 | -3.38 | -81.00 | -3.50 | -80.83 | -3.33 |
| M31 | -80.92 | -3.58 | -81.00 | -3.62 | -80.83 | -3.55 | -81.00 | -3.62 | -80.83 | -3.50 |
| N1 | -80.75 | 1.42 | -80.83 | 1.38 | -80.67 | 1.45 | -80.83 | 1.33 | -80.67 | 1.41 |
| N2 | -80.75 | 1.25 | -80.83 | 1.21 | -80.67 | 1.29 | -80.83 | 1.17 | -80.67 | 1.33 |
| N3 | -80.75 | 1.08 | -80.83 | 1.05 | -80.67 | 1.12 | -80.83 | 1.00 | -80.67 | 1.17 |
| N4 | -80.75 | 0.92 | -80.83 | 0.88 | -80.67 | 0.95 | -80.83 | 0.83 | -80.67 | 1.00 |

| Area | P_{xi} | P_{yi} | Q_{xij-} | Q_{yij-} | Q_{xij+} | Q_{yij+} | Q^*_{xij-} | Q^*_{yij-} | Q^*_{xij+} | Q^*_{yij+} |
|------|----------|----------|------------|------------|------------|------------|--------------|--------------|--------------|--------------|
| N5 | -80.75 | 0.75 | -80.83 | 0.71 | -80.67 | 0.79 | -80.83 | 0.67 | -80.67 | 0.83 |
| N6 | -80.75 | 0.58 | -80.83 | 0.55 | -80.67 | 0.62 | -80.83 | 0.50 | -80.67 | 0.67 |
| N7 | -80.75 | 0.42 | -80.83 | 0.38 | -80.67 | 0.45 | -80.83 | 0.33 | -80.67 | 0.50 |
| N8 | -80.75 | 0.25 | -80.83 | 0.21 | -80.67 | 0.29 | -80.83 | 0.17 | -80.67 | 0.33 |
| N9 | -80.75 | 0.08 | -80.83 | 0.05 | -80.67 | 0.12 | -80.83 | 0.00 | -80.67 | 0.17 |
| N10 | -80.75 | -0.08 | -80.83 | -0.12 | -80.67 | -0.05 | -80.83 | -0.17 | -80.67 | 0.00 |
| N11 | -80.75 | -0.25 | -80.83 | -0.29 | -80.67 | -0.21 | -80.83 | -0.33 | -80.67 | -0.17 |
| N12 | -80.75 | -0.42 | -80.83 | -0.45 | -80.67 | -0.38 | -80.83 | -0.50 | -80.67 | -0.33 |
| N13 | -80.75 | -0.58 | -80.83 | -0.62 | -80.67 | -0.55 | -80.83 | -0.67 | -80.67 | -0.50 |
| N14 | -80.75 | -0.75 | -80.83 | -0.79 | -80.67 | -0.71 | -80.83 | -0.83 | -80.67 | -0.67 |
| N15 | -80.75 | -0.92 | -80.83 | -0.95 | -80.67 | -0.88 | -80.83 | -1.00 | -80.67 | -0.83 |
| N18 | -80.75 | -1.42 | -80.83 | -1.45 | -80.67 | -1.38 | -80.83 | -1.50 | -80.67 | -1.33 |
| N20 | -80.75 | -1.75 | -80.83 | -1.79 | -80.67 | -1.71 | -80.83 | -1.83 | -80.67 | -1.67 |
| N21 | -80.75 | -1.92 | -80.83 | -1.95 | -80.67 | -1.88 | -80.83 | -2.00 | -80.67 | -1.83 |
| N22 | -80.75 | -2.08 | -80.83 | -2.12 | -80.67 | -2.05 | -80.83 | -2.17 | -80.67 | -2.00 |
| N24 | -80.75 | -2.42 | -80.83 | -2.45 | -80.67 | -2.38 | -80.83 | -2.50 | -80.67 | -2.33 |
| N25 | -80.75 | -2.58 | -80.83 | -2.62 | -80.67 | -2.55 | -80.83 | -2.67 | -80.67 | -2.50 |
| N26 | -80.75 | -2.75 | -80.83 | -2.79 | -80.67 | -2.71 | -80.83 | -2.83 | -80.67 | -2.67 |
| N27 | -80.75 | -2.92 | -80.83 | -2.95 | -80.67 | -2.88 | -80.83 | -3.00 | -80.67 | -2.83 |
| N28 | -80.75 | -3.08 | -80.83 | -3.12 | -80.67 | -3.05 | -80.83 | -3.17 | -80.67 | -3.00 |
| N29 | -80.75 | -3.25 | -80.83 | -3.29 | -80.67 | -3.21 | -80.83 | -3.33 | -80.67 | -3.17 |
| N30 | -80.75 | -3.42 | -80.83 | -3.45 | -80.67 | -3.38 | -80.83 | -3.50 | -80.67 | -3.33 |
| N31 | -80.75 | -3.58 | -80.83 | -3.62 | -80.67 | -3.55 | -80.83 | -3.62 | -80.67 | -3.50 |
| O1 | -80.58 | 1.42 | -80.67 | 1.38 | -80.50 | 1.45 | -80.67 | 1.33 | -80.50 | 1.41 |
| O2 | -80.58 | 1.25 | -80.67 | 1.21 | -80.50 | 1.29 | -80.67 | 1.17 | -80.50 | 1.33 |
| O3 | -80.58 | 1.08 | -80.67 | 1.05 | -80.50 | 1.12 | -80.67 | 1.00 | -80.50 | 1.17 |
| O4 | -80.58 | 0.92 | -80.67 | 0.88 | -80.50 | 0.95 | -80.67 | 0.83 | -80.50 | 1.00 |
| O5 | -80.58 | 0.75 | -80.67 | 0.71 | -80.50 | 0.79 | -80.67 | 0.67 | -80.50 | 0.83 |
| O6 | -80.58 | 0.58 | -80.67 | 0.55 | -80.50 | 0.62 | -80.67 | 0.50 | -80.50 | 0.67 |
| O7 | -80.58 | 0.42 | -80.67 | 0.38 | -80.50 | 0.45 | -80.67 | 0.33 | -80.50 | 0.50 |
| O8 | -80.58 | 0.25 | -80.67 | 0.21 | -80.50 | 0.29 | -80.67 | 0.17 | -80.50 | 0.33 |
| O9 | -80.58 | 0.08 | -80.67 | 0.05 | -80.50 | 0.12 | -80.67 | 0.00 | -80.50 | 0.17 |
| O10 | -80.58 | -0.08 | -80.67 | -0.12 | -80.50 | -0.05 | -80.67 | -0.17 | -80.50 | 0.00 |
| O11 | -80.58 | -0.25 | -80.67 | -0.29 | -80.50 | -0.21 | -80.67 | -0.33 | -80.50 | -0.17 |
| O12 | -80.58 | -0.42 | -80.67 | -0.45 | -80.50 | -0.38 | -80.67 | -0.50 | -80.50 | -0.33 |
| O13 | -80.58 | -0.58 | -80.67 | -0.62 | -80.50 | -0.55 | -80.67 | -0.67 | -80.50 | -0.50 |
| O14 | -80.58 | -0.75 | -80.67 | -0.79 | -80.50 | -0.71 | -80.67 | -0.83 | -80.50 | -0.67 |
| O15 | -80.58 | -0.92 | -80.67 | -0.95 | -80.50 | -0.88 | -80.67 | -1.00 | -80.50 | -0.83 |
| O25 | -80.58 | -2.58 | -80.67 | -2.62 | -80.50 | -2.55 | -80.67 | -2.67 | -80.50 | -2.50 |
| O26 | -80.58 | -2.75 | -80.67 | -2.79 | -80.50 | -2.71 | -80.67 | -2.83 | -80.50 | -2.67 |
| O27 | -80.58 | -2.92 | -80.67 | -2.95 | -80.50 | -2.88 | -80.67 | -3.00 | -80.50 | -2.83 |
| O28 | -80.58 | -3.08 | -80.67 | -3.12 | -80.50 | -3.05 | -80.67 | -3.17 | -80.50 | -3.00 |
| O29 | -80.58 | -3.25 | -80.67 | -3.29 | -80.50 | -3.21 | -80.67 | -3.33 | -80.50 | -3.17 |
| O30 | -80.58 | -3.42 | -80.67 | -3.45 | -80.50 | -3.38 | -80.67 | -3.50 | -80.50 | -3.33 |
| O31 | -80.58 | -3.58 | -80.67 | -3.62 | -80.50 | -3.55 | -80.67 | -3.62 | -80.50 | -3.50 |
| P1 | -80.42 | 1.42 | -80.50 | 1.38 | -80.33 | 1.45 | -80.50 | 1.33 | -80.33 | 1.41 |
| P2 | -80.42 | 1.25 | -80.50 | 1.21 | -80.33 | 1.29 | -80.50 | 1.17 | -80.33 | 1.33 |

| Area | P_{xi} | P_{yi} | Q_{xij-} | Q_{yij-} | Q_{xij+} | Q_{yij+} | Q^*_{xij-} | Q^*_{yij-} | Q^*_{xij+} | Q^*_{yij+} |
|------|----------|----------|------------|------------|------------|------------|--------------|--------------|--------------|--------------|
| P3 | -80.42 | 1.08 | -80.50 | 1.05 | -80.33 | 1.12 | -80.50 | 1.00 | -80.33 | 1.17 |
| P4 | -80.42 | 0.92 | -80.50 | 0.88 | -80.33 | 0.95 | -80.50 | 0.83 | -80.33 | 1.00 |
| P5 | -80.42 | 0.75 | -80.50 | 0.71 | -80.33 | 0.79 | -80.50 | 0.67 | -80.33 | 0.83 |
| P6 | -80.42 | 0.58 | -80.50 | 0.55 | -80.33 | 0.62 | -80.50 | 0.50 | -80.33 | 0.67 |
| P7 | -80.42 | 0.42 | -80.50 | 0.38 | -80.33 | 0.45 | -80.50 | 0.33 | -80.33 | 0.50 |
| P8 | -80.42 | 0.25 | -80.50 | 0.21 | -80.33 | 0.29 | -80.50 | 0.17 | -80.33 | 0.33 |
| P9 | -80.42 | 0.08 | -80.50 | 0.05 | -80.33 | 0.12 | -80.50 | 0.00 | -80.33 | 0.17 |
| P10 | -80.42 | -0.08 | -80.50 | -0.12 | -80.33 | -0.05 | -80.50 | -0.17 | -80.33 | 0.00 |
| P11 | -80.42 | -0.25 | -80.50 | -0.29 | -80.33 | -0.21 | -80.50 | -0.33 | -80.33 | -0.17 |
| P13 | -80.42 | -0.58 | -80.50 | -0.62 | -80.33 | -0.55 | -80.50 | -0.67 | -80.33 | -0.50 |
| P26 | -80.42 | -2.75 | -80.50 | -2.79 | -80.33 | -2.71 | -80.50 | -2.83 | -80.33 | -2.67 |
| P27 | -80.42 | -2.92 | -80.50 | -2.95 | -80.33 | -2.88 | -80.50 | -3.00 | -80.33 | -2.83 |
| P28 | -80.42 | -3.08 | -80.50 | -3.12 | -80.33 | -3.05 | -80.50 | -3.17 | -80.33 | -3.00 |
| P29 | -80.42 | -3.25 | -80.50 | -3.29 | -80.33 | -3.21 | -80.50 | -3.33 | -80.33 | -3.17 |
| P30 | -80.42 | -3.42 | -80.50 | -3.45 | -80.33 | -3.38 | -80.50 | -3.50 | -80.33 | -3.33 |
| Q1 | -80.25 | 1.42 | -80.33 | 1.38 | -80.17 | 1.45 | -80.33 | 1.33 | -80.17 | 1.41 |
| Q2 | -80.25 | 1.25 | -80.33 | 1.21 | -80.17 | 1.29 | -80.33 | 1.17 | -80.17 | 1.33 |
| Q3 | -80.25 | 1.08 | -80.33 | 1.05 | -80.17 | 1.12 | -80.33 | 1.00 | -80.17 | 1.17 |
| Q4 | -80.25 | 0.92 | -80.33 | 0.88 | -80.17 | 0.95 | -80.33 | 0.83 | -80.17 | 1.00 |
| Q5 | -80.25 | 0.75 | -80.33 | 0.71 | -80.17 | 0.79 | -80.33 | 0.67 | -80.17 | 0.83 |
| Q6 | -80.25 | 0.58 | -80.33 | 0.55 | -80.17 | 0.62 | -80.33 | 0.50 | -80.17 | 0.67 |
| Q7 | -80.25 | 0.42 | -80.33 | 0.38 | -80.17 | 0.45 | -80.33 | 0.33 | -80.17 | 0.50 |
| Q8 | -80.25 | 0.25 | -80.33 | 0.21 | -80.17 | 0.29 | -80.33 | 0.17 | -80.17 | 0.33 |
| Q9 | -80.25 | 0.08 | -80.33 | 0.05 | -80.17 | 0.12 | -80.33 | 0.00 | -80.17 | 0.17 |
| Q10 | -80.25 | -0.08 | -80.33 | -0.12 | -80.17 | -0.05 | -80.33 | -0.17 | -80.17 | 0.00 |
| Q27 | -80.25 | -2.92 | -80.33 | -2.95 | -80.17 | -2.88 | -80.33 | -3.00 | -80.17 | -2.83 |
| Q28 | -80.25 | -3.08 | -80.33 | -3.12 | -80.17 | -3.05 | -80.33 | -3.17 | -80.17 | -3.00 |
| Q29 | -80.25 | -3.25 | -80.33 | -3.29 | -80.17 | -3.21 | -80.33 | -3.33 | -80.17 | -3.17 |
| Q30 | -80.25 | -3.42 | -80.33 | -3.45 | -80.17 | -3.38 | -80.33 | -3.50 | -80.17 | -3.33 |
| R1 | -80.08 | 1.42 | -80.17 | 1.38 | -80.00 | 1.45 | -80.17 | 1.33 | -80.00 | 1.41 |
| R2 | -80.08 | 1.25 | -80.17 | 1.21 | -80.00 | 1.29 | -80.17 | 1.17 | -80.00 | 1.33 |
| R3 | -80.08 | 1.08 | -80.17 | 1.05 | -80.00 | 1.12 | -80.17 | 1.00 | -80.00 | 1.17 |
| R4 | -80.08 | 0.92 | -80.17 | 0.88 | -80.00 | 0.95 | -80.17 | 0.83 | -80.00 | 1.00 |
| R6 | -80.08 | 0.58 | -80.17 | 0.55 | -80.00 | 0.62 | -80.17 | 0.50 | -80.00 | 0.67 |
| R7 | -80.08 | 0.42 | -80.17 | 0.38 | -80.00 | 0.45 | -80.17 | 0.33 | -80.00 | 0.50 |
| R8 | -80.08 | 0.25 | -80.17 | 0.21 | -80.00 | 0.29 | -80.17 | 0.17 | -80.00 | 0.33 |
| R9 | -80.08 | 0.08 | -80.17 | 0.05 | -80.00 | 0.12 | -80.17 | 0.00 | -80.00 | 0.17 |
| R28 | -80.08 | -3.08 | -80.17 | -3.12 | -80.00 | -3.05 | -80.17 | -3.17 | -80.00 | -3.00 |
| R29 | -80.08 | -3.25 | -80.17 | -3.29 | -80.00 | -3.21 | -80.17 | -3.33 | -80.00 | -3.17 |
| S1 | -79.92 | 1.42 | -80.00 | 1.38 | -79.83 | 1.45 | -80.00 | 1.33 | -79.83 | 1.41 |
| S2 | -79.92 | 1.25 | -80.00 | 1.21 | -79.83 | 1.29 | -80.00 | 1.17 | -79.83 | 1.33 |
| S3 | -79.92 | 1.08 | -80.00 | 1.05 | -79.83 | 1.12 | -80.00 | 1.00 | -79.83 | 1.17 |
| S4 | -79.92 | 0.92 | -80.00 | 0.88 | -79.83 | 0.95 | -80.00 | 0.83 | -79.83 | 1.00 |
| S27 | -79.92 | -2.92 | -80.00 | -2.95 | -79.83 | -2.88 | -80.00 | -3.00 | -79.83 | -2.83 |
| S28 | -79.92 | -3.08 | -80.00 | -3.12 | -79.83 | -3.05 | -80.00 | -3.17 | -79.83 | -3.00 |

Tabla A 2 Número de mediciones oceanográficas puntuales agrupadas en conteo por área codificada por IPIAP, que contiene registros de pesca

| Área | Mediciones Oceanográficas (Número de puntos) | | | Área | Mediciones Oceanográficas (Número de puntos) | | |
|------|---|---------------------|--------------------|------|---|---------------------|--------------------|
| | Clorofila | Temperatura Agua | Magnitud Viento | | Clorofila | Temperatura Agua | Magnitud Viento |
| J19 | 196 | 254 | 66 | M22 | 232 | 260 | 66 |
| J20 | 201 | 254 | 66 | M24 | 223 | 260 | 66 |
| J24 | 202 | 260 | 66 | M25 | 229 | 260 | 66 |
| J26 | 231 | 260 | 66 | M26 | 236 | 260 | 66 |
| K19 | 200 | 259 | 66 | M27 | 241 | 260 | 66 |
| K20 | 203 | 255 | 66 | M28 | 247 | 260 | 66 |
| K21 | 199 | 258 | 66 | M29 | 257 | 260 | 66 |
| K22 | 207 | 258 | 66 | M30 | 260 | 260 | 66 |
| K23 | 207 | 260 | 66 | N11 | 227 | 260 | 66 |
| K24 | 205 | 260 | 66 | N12 | 239 | 260 | 66 |
| K25 | 214 | 260 | 66 | N20 | 89 | 200 | 66 |
| K26 | 232 | 260 | 66 | N21 | 174 | 256 | 66 |
| K27 | 236 | 260 | 66 | N25 | 246 | 260 | 66 |
| K30 | 260 | 260 | 66 | N26 | 247 | 260 | 66 |
| K31 | 130 | 130 | 66 | N27 | 254 | 260 | 66 |
| L15 | 191 | 259 | 66 | N28 | 257 | 260 | 66 |
| L18 | 202 | 258 | 66 | N29 | 260 | 260 | 66 |
| L19 | 204 | 259 | 66 | N30 | 260 | 260 | 66 |
| L20 | 199 | 258 | 66 | O14 | 250 | 260 | 66 |
| L21 | 212 | 260 | 66 | O25 | 244 | 260 | 66 |
| L22 | 209 | 259 | 66 | O26 | 255 | 260 | 66 |
| L23 | 210 | 260 | 66 | O27 | 254 | 260 | 66 |
| L24 | 206 | 260 | 66 | O28 | 259 | 260 | 66 |
| L25 | 222 | 260 | 66 | O29 | 260 | 260 | 66 |
| L26 | 237 | 260 | 66 | O30 | 259 | 260 | 66 |
| L27 | 242 | 260 | 66 | O31 | 128 | 130 | 66 |
| L28 | 249 | 260 | 66 | P27 | 253 | 260 | 66 |
| L29 | 257 | 260 | 66 | P28 | 258 | 260 | 66 |
| L30 | 260 | 260 | 66 | P29 | 260 | 260 | 66 |
| L31 | 130 | 130 | 66 | P30 | 259 | 260 | 66 |
| M16 | 157 | 256 | 66 | P8 | 209 | 260 | 66 |
| M17 | 190 | 260 | 66 | P9 | 229 | 260 | 66 |
| M18 | 209 | 260 | 66 | Q29 | 260 | 260 | 66 |
| M19 | 197 | 258 | 66 | Q8 | 224 | 260 | 66 |
| M20 | 206 | 259 | 66 | Q9 | 230 | 260 | 66 |
| M21 | 227 | 260 | 66 | S4 | 200 | 260 | 66 |

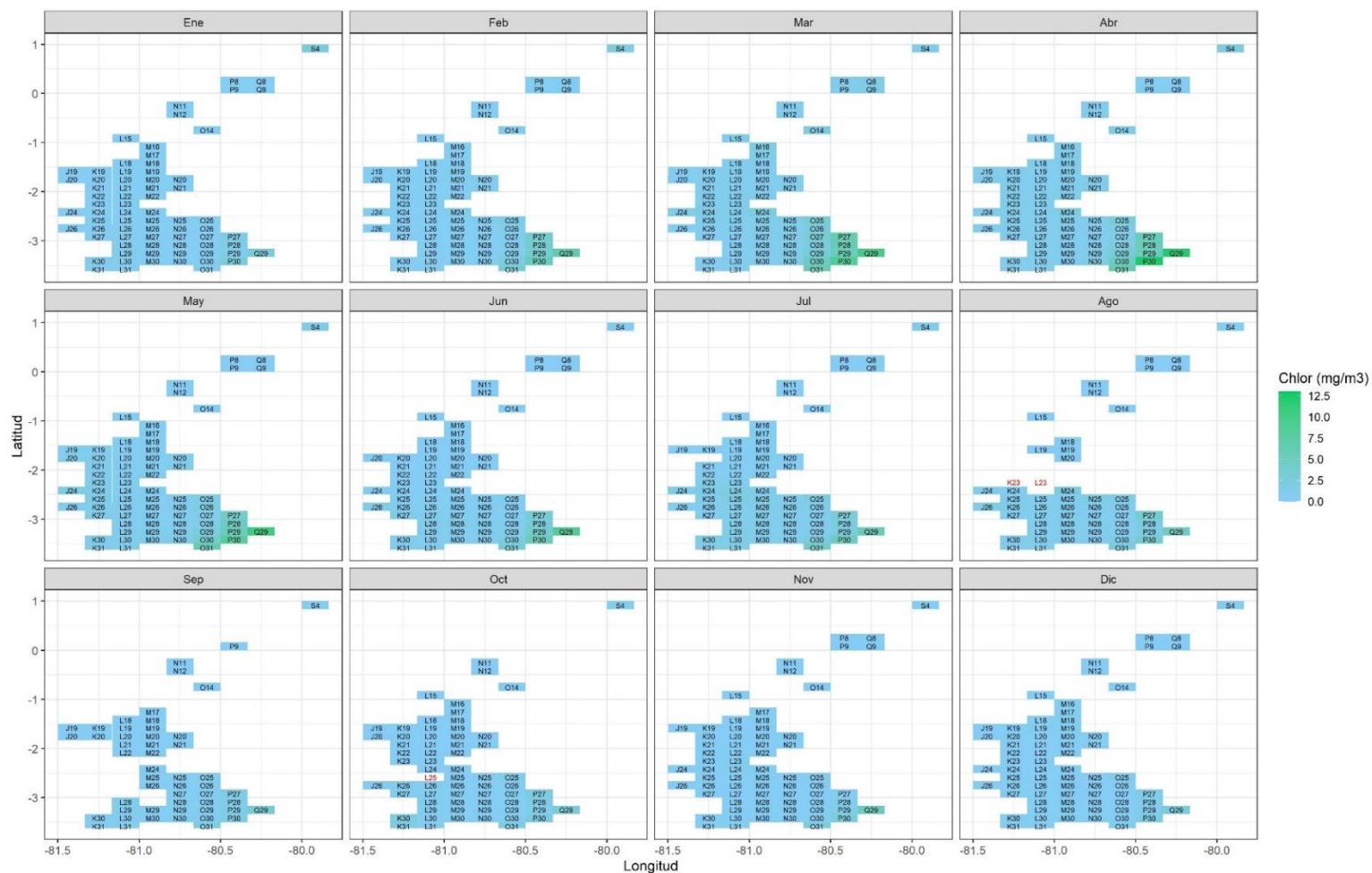


Figura A 1 Distribución espaciotemporal de la concentración de clorofila en el año 2017

(*) Los códigos en rojo corresponden a los valores faltantes de concentración de clorofila en el mes y área respectivo



Figura A 2 Distribución espaciotemporal de la concentración de clorofila en el año 2018

(*) Los códigos en rojo corresponden a los valores faltantes de concentración de clorofila en el mes y área respectivo

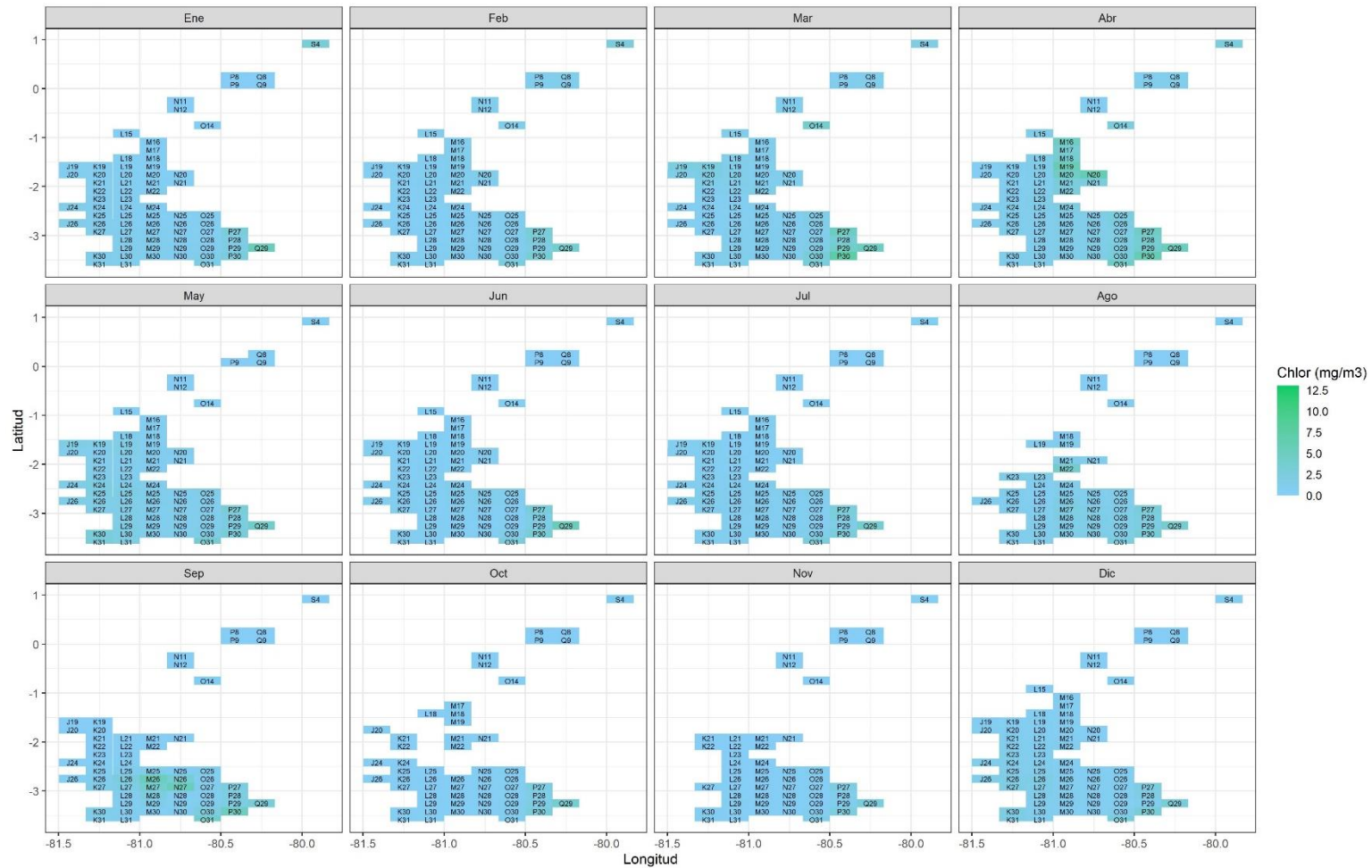


Figura A 3 Distribución espaciotemporal de la concentración de clorofila en el año 2019

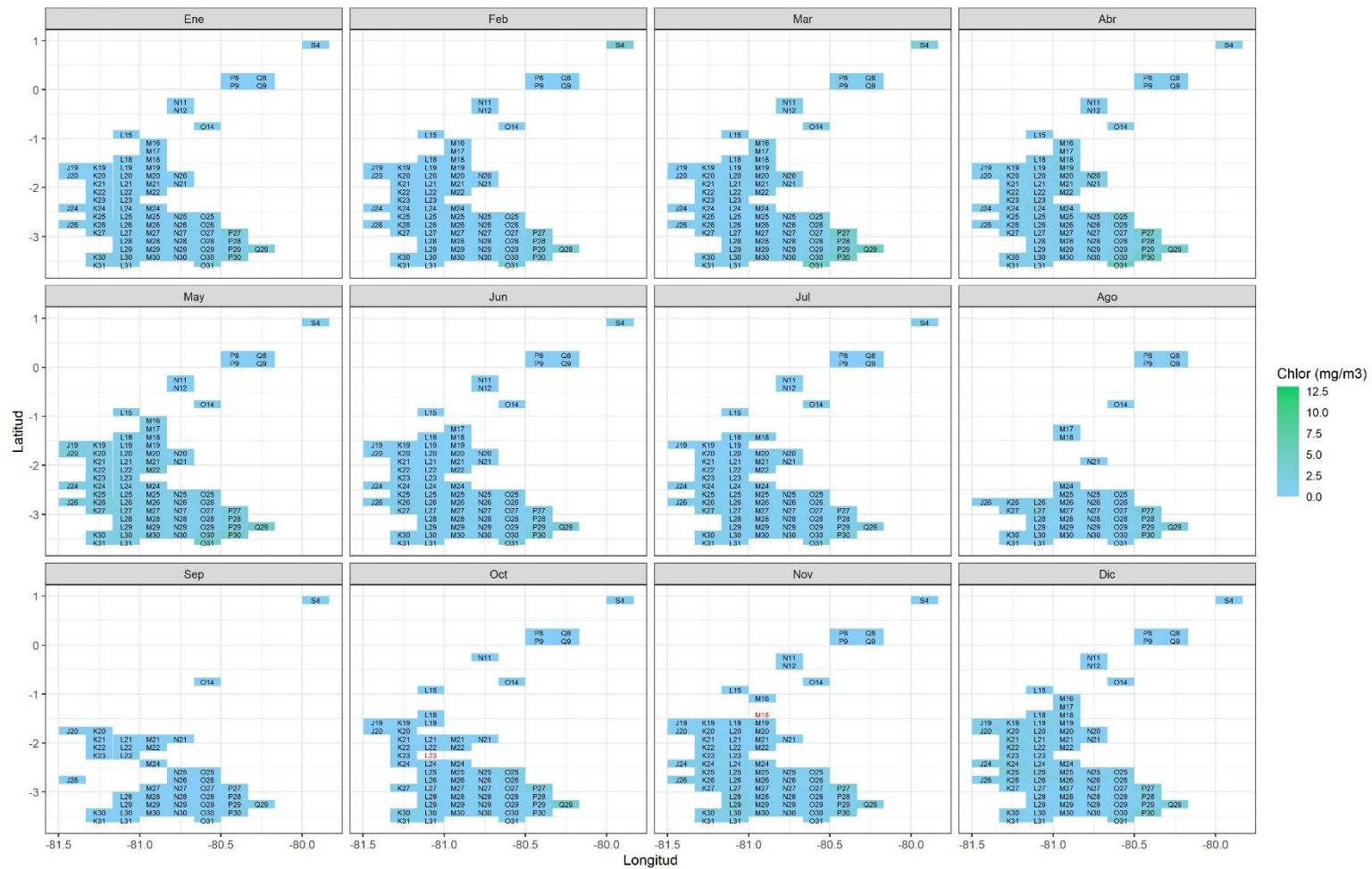


Figura A 4 Distribución espaciotemporal de la concentración de clorofila en el año 2020

(*) Los códigos en rojo corresponden a los valores faltantes de concentración de clorofila en el mes y área respectivo



Figura A 5 Distribución espaciotemporal de la concentración de clorofila en el año 2021

(*) Los códigos en rojo corresponden a los valores faltantes de concentración de clorofila en el mes y área respectivo



Figura A 6 Distribució espaciotemporal de la concentració de clorofila en el any 2022

Tabla A 3 Promedio de las condiciones oceanográficas y registros de pesca por área de captura

| <i>area</i> | <i>Clorofila</i> | <i>Temperatura</i> | <i>MagViento</i> | <i>sqrtIAR</i> | <i>Registros</i> | <i>area</i> | <i>Clorofila</i> | <i>Temperatura</i> | <i>MagViento</i> | <i>sqrtIAR</i> | <i>Registros</i> |
|-------------|------------------|--------------------|------------------|----------------|------------------|-------------|------------------|--------------------|------------------|----------------|------------------|
| L30 | 1.172361 | 23.43286 | 4.726747 | 0.563968 | 7 | N27 | 0.779155 | 24.52725 | 4.679433 | 0.154158 | 150 |
| L31 | 1.495425 | 23.2875 | 2.453275 | 0.5375 | 2 | M26 | 0.9656 | 23.83225 | 4.761295 | 0.149493 | 81 |
| P30 | 7.648467 | 28.2725 | 2.229085 | 0.4 | 1 | L21 | 0.63156 | 25.3777 | 4.133538 | 0.14404 | 50 |
| N25 | 0.581194 | 25.12222 | 4.945229 | 0.348384 | 9 | K19 | 1.287113 | 26.34562 | 4.045318 | 0.138889 | 2 |
| O30 | 1.188078 | 25.53031 | 5.005507 | 0.302229 | 12 | L28 | 0.995622 | 23.82705 | 5.471023 | 0.135114 | 11 |
| K21 | 0.506539 | 23.80979 | 4.526281 | 0.277292 | 12 | M20 | 0.452611 | 25.52742 | 4.329968 | 0.126857 | 5 |
| M30 | 1.046364 | 24.65666 | 4.680715 | 0.262592 | 43 | L29 | 1.291118 | 23.3275 | 5.458305 | 0.126719 | 8 |
| K30 | 0.929446 | 23.69025 | 4.592074 | 0.261905 | 5 | M21 | 0.544661 | 25.46687 | 4.177328 | 0.125791 | 24 |
| P27 | 2.12144 | 23.32687 | 2.394963 | 0.25375 | 2 | O26 | 0.760054 | 24.43675 | 5.158713 | 0.125333 | 5 |
| N11 | 0.456795 | 26.59125 | 5.489941 | 0.240629 | 8 | L27 | 1.71557 | 23.80589 | 5.124899 | 0.120333 | 7 |
| N30 | 0.799288 | 25.17035 | 4.642773 | 0.23517 | 18 | P29 | 2.306246 | 26.325 | 2.124455 | 0.119709 | 3 |
| O27 | 0.630429 | 25.49383 | 4.59565 | 0.231396 | 32 | L18 | 0.574152 | 24.61911 | 5.373007 | 0.111914 | 14 |
| O29 | 0.716906 | 25.73667 | 4.634252 | 0.21494 | 45 | N12 | 0.920881 | 28 | 3.598441 | 0.111111 | 1 |
| M29 | 0.837518 | 24.66986 | 4.728694 | 0.212844 | 88 | K25 | 0.515972 | 25.29694 | 4.432224 | 0.109694 | 9 |
| N29 | 0.746427 | 24.98478 | 4.675912 | 0.20353 | 134 | M19 | 2.43584 | 26.19667 | 3.844641 | 0.077143 | 6 |
| L23 | 0.695485 | 24.79023 | 4.280211 | 0.197418 | 60 | P28 | 2.949458 | 27.7025 | 1.928747 | 0.068056 | 2 |
| K24 | 0.599763 | 24.62467 | 4.085799 | 0.193883 | 30 | M17 | 0.625354 | 23.37 | 6.422846 | 0.06 | 1 |
| N26 | 0.629181 | 24.88662 | 4.724334 | 0.190937 | 41 | P9 | 0.238996 | 26.8225 | 1.751488 | 0.055556 | 1 |
| N28 | 0.752051 | 24.8506 | 4.662728 | 0.188987 | 173 | M22 | 0.464556 | 24.66875 | 4.414196 | 0.050667 | 5 |
| K23 | 0.619184 | 24.12791 | 4.366529 | 0.188726 | 91 | M18 | 0.688811 | 23.86375 | 6.197907 | 0.0425 | 1 |
| M28 | 0.897687 | 23.81734 | 4.743708 | 0.183963 | 128 | L19 | 0.79441 | 24.71125 | 4.401048 | 0.04 | 1 |
| O28 | 0.728362 | 25.23585 | 4.738452 | 0.183226 | 72 | O25 | 1.823211 | 29.1225 | 2.972323 | 0.038889 | 1 |
| L24 | 0.529795 | 25.32323 | 3.977048 | 0.179631 | 43 | K31 | 0.680589 | 22.2575 | 2.726251 | 0.025 | 1 |
| L20 | 0.726157 | 25.85656 | 4.074332 | 0.179003 | 28 | J19 | 0.261791 | 26.87375 | 3.581354 | 0.024691 | 1 |
| L22 | 1.193197 | 25.36784 | 4.240719 | 0.178198 | 33 | J24 | 0.783897 | 20.7975 | 5.197864 | 0.022222 | 1 |
| M25 | 0.858077 | 24.109 | 4.756382 | 0.176742 | 49 | L15 | 0.756151 | 24.5 | 3.99241 | 0.022222 | 1 |
| K26 | 0.3215 | 25.6375 | 4.278921 | 0.172963 | 2 | J20 | 0.301673 | 24.49875 | 4.414196 | 0.02 | 1 |

| | | | | | | | | | | | |
|-----|----------|----------|----------|----------|-----|-----|----------|----------|----------|----------|---|
| M27 | 1.002544 | 23.87545 | 4.736487 | 0.172898 | 162 | O31 | 1.050852 | 25.355 | 3.267323 | 0.02 | 1 |
| K22 | 0.606512 | 24.25858 | 4.408854 | 0.172173 | 30 | S4 | 0.896604 | 27.02125 | 7.151715 | 0.019644 | 3 |
| L25 | 0.794305 | 24.90908 | 4.543582 | 0.168873 | 42 | N21 | 0.53994 | 23.88562 | 4.669845 | 0.016906 | 2 |
| L26 | 0.577239 | 25.09445 | 4.425584 | 0.160255 | 25 | N20 | 0.409951 | 23.85167 | 4.558431 | 0.013333 | 2 |

(*) El campo "Registros" corresponde al número de veces en que se ha registrado captura en el área durante el tiempo de estudio.

Tabla A 4 Promedio de las condiciones oceanográficas y registros de pesca por mes de captura

| <i>Mes</i> | <i>Clorofila</i> | <i>Temperatura</i> | <i>Mag. Viento</i> | <i>sqrtIAR</i> | <i>Registros</i> | <i>Mes</i> | <i>Clorofila</i> | <i>Temperatura</i> | <i>Mag. Viento</i> | <i>sqrtIAR</i> | <i>Registros</i> |
|------------|------------------|--------------------|--------------------|----------------|------------------|------------|------------------|--------------------|--------------------|----------------|------------------|
| 2017-01 | 0.460684 | 26.67469 | 4.13556 | 0.230941 | 61 | 2019-08 | 1.377782 | 22.06042 | 5.042545 | 0.0125 | 3 |
| 2017-02 | 0.545469 | 28.49531 | 2.988644 | 0.244927 | 16 | 2019-10 | 0.471459 | 23.95708 | 5.841188 | 0.368287 | 9 |
| 2017-04 | 0.962537 | 27.73308 | 3.589109 | 0.279573 | 13 | 2020-01 | 0.805589 | 25.71778 | 4.57237 | 0.295081 | 53 |
| 2017-05 | 1.103108 | 27.23127 | 4.332383 | 0.227843 | 53 | 2020-02 | 0.505555 | 26.79477 | 3.897067 | 0.142536 | 11 |
| 2017-06 | 1.195323 | 25.19065 | 4.659365 | 0.180015 | 23 | 2020-07 | 0.683049 | 23.62663 | 5.399482 | 0.125051 | 53 |
| 2017-07 | 1.088267 | 23.48934 | 4.667895 | 0.143417 | 66 | 2020-08 | 0.786143 | 22.72 | 4.994232 | 0.191415 | 40 |
| 2017-08 | 0.962968 | 23.54332 | 4.476836 | 0.220394 | 35 | 2020-10 | 0.813393 | 23.90532 | 5.511269 | 0.118084 | 43 |
| 2017-10 | 0.357962 | 24.88402 | 5.37166 | 0.175496 | 14 | 2020-11 | 0.849054 | 23.52239 | 5.170152 | 0.1187 | 46 |
| 2017-11 | 0.590229 | 23.54696 | 4.755295 | 0.062685 | 7 | 2020-12 | 0.767747 | 23.95777 | 5.169919 | 0.184134 | 64 |
| 2017-12 | 0.392063 | 24.13558 | 5.115343 | 0.240789 | 15 | 2021-02 | 0.592786 | 26.59129 | 3.930344 | 0.245072 | 117 |
| 2018-01 | 0.375774 | 25.4657 | 4.505715 | 0.250071 | 34 | 2021-04 | 1.19515 | 25.93216 | 3.511309 | 0.146983 | 37 |
| 2018-02 | 0.308041 | 27.20548 | 4.085352 | 0.139435 | 13 | 2021-05 | 1.216046 | 23.74706 | 4.639986 | 0.220189 | 77 |
| 2018-04 | 3.531924 | 25.09833 | 3.320741 | 0.042531 | 6 | 2021-06 | 0.81675 | 23.59437 | 4.419303 | 0.08375 | 6 |
| 2018-05 | 3.381413 | 25.56432 | 4.339816 | 0.092167 | 11 | 2021-07 | 0.766189 | 23.09524 | 4.416647 | 0.177435 | 90 |
| 2018-06 | 1.18467 | 23.42895 | 5.185551 | 0.095603 | 19 | 2021-08 | 1.065447 | 22.67845 | 4.849295 | 0.149044 | 151 |
| 2018-07 | 0.823473 | 23.92993 | 5.05523 | 0.159367 | 18 | 2021-10 | 1.318367 | 22.70568 | 4.945352 | 0.205105 | 59 |
| 2018-08 | 0.567717 | 22.7475 | 5.478401 | 0.182778 | 22 | 2021-11 | 0.672127 | 23.36858 | 4.955079 | 0.146856 | 67 |
| 2018-10 | 0.4571 | 23.44844 | 5.730099 | 0.453125 | 8 | 2021-12 | 0.516809 | 24.28391 | 4.537521 | 0.142239 | 85 |
| 2018-12 | 0.778137 | 23.8708 | 5.339956 | 0.244545 | 11 | 2022-01 | 0.399251 | 25.05551 | 4.117268 | 0.271916 | 22 |
| 2019-04 | 1.816611 | 27.27012 | 3.765388 | 0.151333 | 10 | 2022-02 | 0.437958 | 26.26579 | 4.04343 | 0.203559 | 216 |
| 2019-05 | 1.200816 | 26.74946 | 4.998711 | 0.118567 | 30 | 2022-04 | 0.784916 | 25.50805 | 4.024807 | 0.168313 | 18 |
| 2019-06 | 0.657905 | 25.44081 | 5.287032 | 0.134348 | 17 | 2022-05 | 0.632277 | 24.7504 | 4.781263 | 0.105017 | 34 |
| 2019-07 | 0.791204 | 23.90409 | 5.189976 | 0.118549 | 33 | | | | | | |

(*) El campo "Registros" corresponde al número de veces en que se ha registrado captura en el área durante el tiempo de estudio.

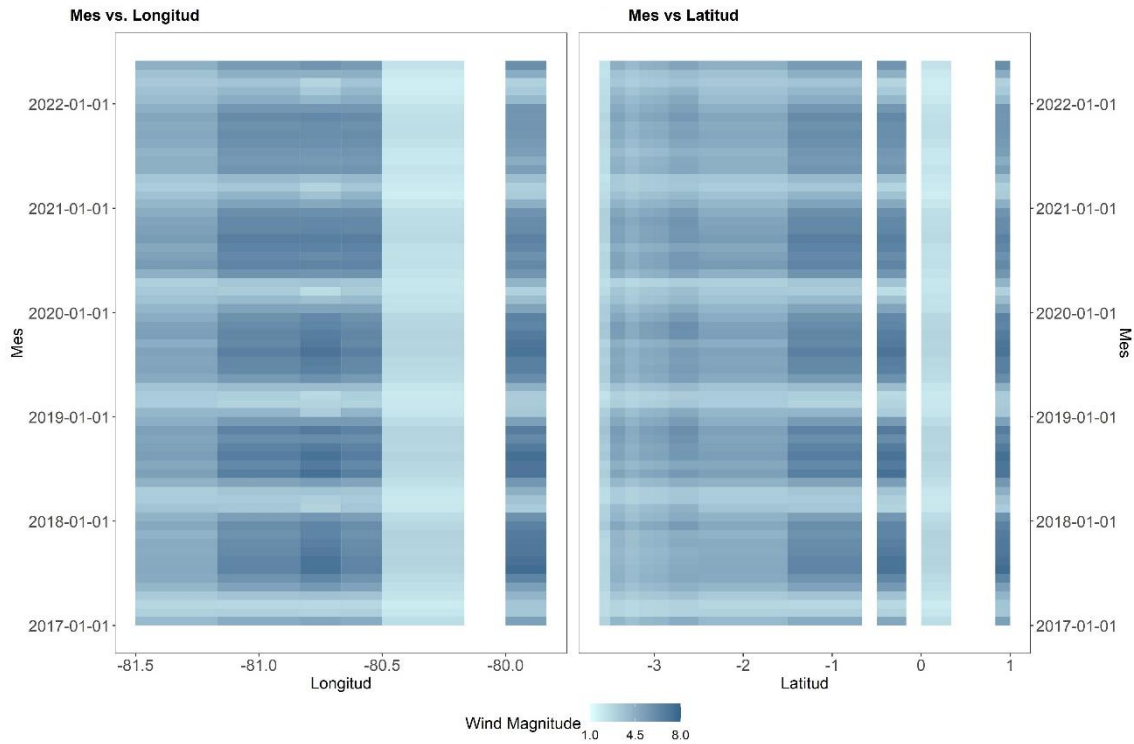


Figura A 7 Gráficos de Hovmöller de la magnitud del viento por mes y coordenadas espaciales.

(*) A la derecha, el gráfico muestra los meses versus las longitudes geográficas de las áreas. A la izquierda, el gráfico muestra los meses versus las latitudes geográficas de las áreas.

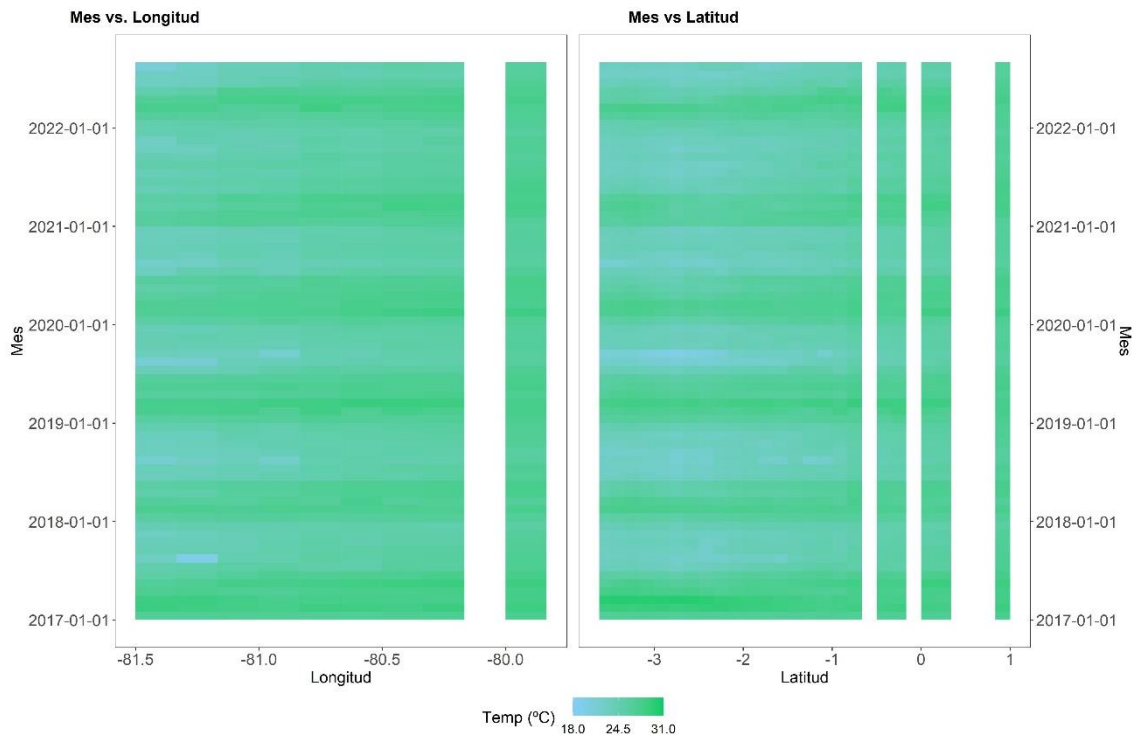


Figura A 8 Gráficos de Hovmöller de la temperatura de la superficie del agua por mes y coordenadas espaciales.

(*) A la derecha, el gráfico muestra los meses versus las longitudes geográficas de las áreas. A la izquierda, el gráfico muestra los meses versus las latitudes geográficas de las áreas.

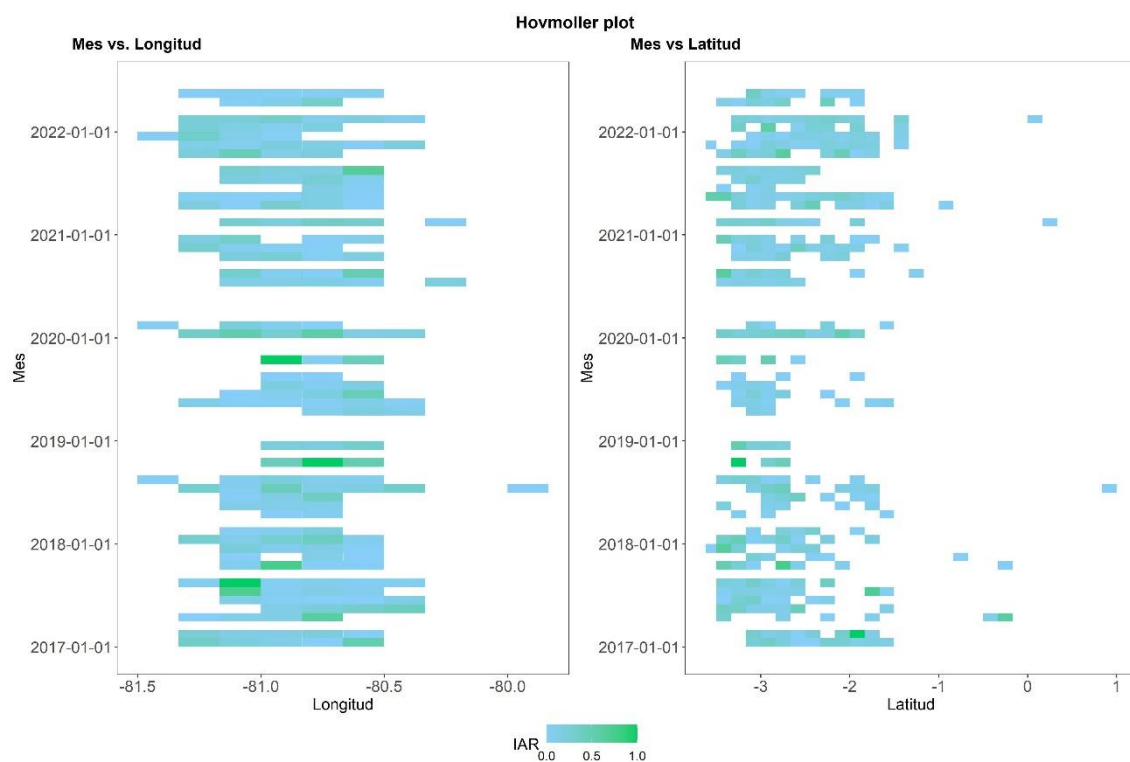


Figura A 9 Gráficos de Hovmöller del índice de abundancia relativa (IAR) por mes y coordenadas espaciales.

(*) A la derecha, el gráfico muestra los meses versus las longitudes geográficas de las áreas. A la izquierda, el gráfico muestra los meses versus las latitudes geográficas de las áreas.

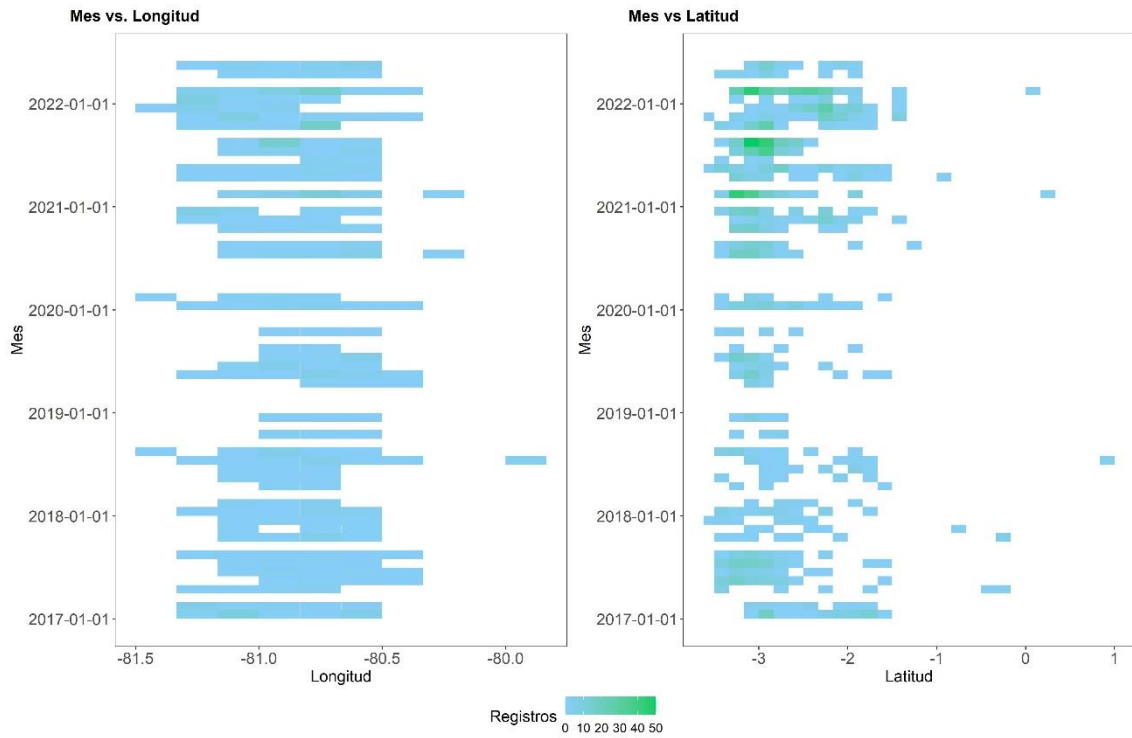


Figura A 10 Gráficos de Hovmöller del número de capturas registradas en el área y mes respectivos, por mes y coordenadas espaciales.

(*) A la derecha, el gráfico muestra los meses versus las longitudes geográficas de las áreas. A la izquierda, el gráfico muestra los meses versus las latitudes geográficas de las áreas.

Tabla A 5 Número de registros de captura por mes y área de captura.

| Area | 2017-1 | 2017-2 | 2017-4 | 2017-5 | 2017-6 | 2017-7 | 2017-8 | 2017-10 | 2017-11 | 2017-12 | 2018-1 | 2018-2 | 2018-4 | 2018-5 | 2018-6 | 2018-7 | 2018-8 | 2018-10 | 2018-12 | 2019-4 | 2019-5 | 2019-6 | 2019-7 | 2019-8 | 2019-10 | 2020-1 | 2020-2 | 2020-7 | 2020-8 | 2020-10 | 2020-11 | 2021-10 | 2020-12 | 2021-2 | 2021-4 | 2021-5 | 2021-6 | 2021-7 | 2021-8 | 2021-11 | 2021-12 | 2022-1 | 2022-2 | 2022-4 | 2022-5 | Registros | | | | |
|------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|---------|---------|---------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|---------|---------|--------|--------|--------|--------|--------|---------|--------|--------|--------|--------|---------|---------|---------|---------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|---------|---------|--------|--------|--------|--------|-----------|---|----|----|----|
| J19 | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | 1 | | | | | | | | | | | | | | | | | | | 1 | | | | |
| J20 | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | 1 | | | |
| J24 | | | | | | | | | | | | | | | | | 1 | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | 1 | | | |
| K19 | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | 1 | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | 2 | | | |
| K20 | | | | | | | | | | | | | | | | | 1 | | | | | | 1 | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | 3 | | | |
| K21 | | | | | | | | | | | | | | | | | 1 | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | 12 | | |
| K22 | 3 | | | | | | | | | | | | | | | | 1 | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | 1 | 30 | | |
| K23 | | | 1 | | | | 2 | | | | 1 | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | 94 | | |
| K24 | | 5 | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | 33 | | |
| K25 | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | 9 | | |
| K26 | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | 2 | | |
| K30 | | | 1 | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | 5 | | |
| K31 | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | 1 | | |
| L15 | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | 1 | | |
| L18 | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | 14 | |
| L19 | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | 1 | |
| L20 | 1 0 | 2 | 1 | | | 2 | | | | | 1 | | | 2 | 2 | 1 | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | 29 | |
| L21 | 7 | 1 | | | | | | | | | | 3 | | | 7 | 2 | 1 | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | 51 | |
| L22 | 5 | 2 | | | | | | | | | | | | 4 | | | | | | | 1 | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | 33 | |
| L23 | 5 | | | | 1 | | 1 | | 1 | | 5 | | | | 4 | | | | | | | | 2 | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | 60 | |
| L24 | 1 | | | | 1 | | | | 2 | 2 | | 1 | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | 46 | |
| L25 | | 1 | | | | 1 | 1 | 2 | | 1 | 1 | 4 | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | 42 | |
| L26 | | | | | 1 | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | 28 |
| L27 | | | | | 1 | | 1 | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | 7 |
| L28 | | | | | 1 | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | 11 |

| Area | 2017-1 | 2017-2 | 2017-4 | 2017-5 | 2017-6 | 2017-7 | 2017-8 | 2017-10 | 2017-11 | 2017-12 | 2018-1 | 2018-2 | 2018-4 | 2018-5 | 2018-6 | 2018-7 | 2018-8 | 2018-10 | 2018-12 | 2019-4 | 2019-5 | 2019-6 | 2019-7 | 2019-8 | 2019-10 | 2020-1 | 2020-2 | 2020-7 | 2020-8 | 2020-10 | 2020-11 | 2021-10 | 2020-12 | 2021-2 | 2021-4 | 2021-5 | 2021-6 | 2021-7 | 2021-8 | 2021-11 | 2021-12 | 2022-1 | 2022-2 | 2022-4 | 2022-5 | Registros | | | |
|------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|---------|---------|---------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|---------|---------|--------|--------|--------|--------|--------|---------|--------|--------|--------|--------|---------|---------|---------|---------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|---------|---------|--------|--------|--------|--------|-----------|----|----|----|
| L29 | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | 1 | | 6 | | | | | | 1 | | | | | | | | | | 8 | | | | |
| L30 | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | 8 | |
| L31 | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | 3 | |
| M17 | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | 1 | |
| M18 | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | 1 | |
| M19 | 2 | | | 1 | | 1 | | | | | | | 2 | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | 6 | | |
| M20 | 2 | | | | | | | | | | 1 | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | 5 | |
| M21 | 3 | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | 1 | | 3 | | | | | | 2 | 2 | | 5 | 2 | 1 | | | | 1 | 4 | | | | 24 | | |
| M22 | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | 5 | |
| M25 | | | | 1 | | 1 | | | | 2 | | | | | | | | | | | | | | | | | | 4 | | 3 | | | | | | | | 1 | | 4 | 1 | 5 | 8 | 1 | 8 | | 1 | 49 | |
| M26 | | | 2 | 6 | | 3 | 3 | 1 | | 2 | 1 | | | 1 | 1 | 2 | | 3 | | | | | | | | | 3 | | | 1 | 1 | 2 | 1 | | | 1 | | 6 | 2 | 2 | 1 | | 8 | | 1 | 81 | | | |
| M27 | 6 | 3 | | 4 | 3 | 7 | 2 | | | | | | 3 | | | | | 3 | 1 | | | 5 | | | 1 | 1 | | 3 | 1 | 5 | 5 | 9 | | 1 | 2 | 7 | | 6 | 3 | 3 | 2 | 2 | 1 | 2 | 16 | | | | |
| M28 | | 3 | | 2 | 2 | 7 | 5 | | | | 2 | 1 | | | | | | | 7 | | 1 | 4 | 2 | | | 1 | 2 | 2 | 6 | 4 | 1 | 8 | | 6 | 1 | | | 1 | 4 | 1 | 1 | 1 | 1 | 1 | 12 | | | | |
| M29 | | | | 1 | 7 | 7 | | | | | | | | | | | | 5 | 1 | | | | 5 | | | 1 | | 6 | | 8 | 1 | 1 | | 7 | 4 | | | 3 | 1 | 0 | 0 | | 1 | 0 | 1 | 89 | | | |
| M30 | | | 6 | 8 | | 4 | 2 | | | 2 | | | 3 | | | 4 | | | | | | | 1 | | | | | 1 | 1 | 1 | | | 6 | | | | 3 | | | 2 | | | | 2 | | 46 | | | |
| N11 | | | 3 | | | | | 5 | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | 8 | | |
| N12 | | | 1 | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | 1 | |
| N20 | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | 2 | |
| N21 | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | 2 | |
| N25 | 1 | | | | | | | | | 1 | | | | 1 | | | | | | | | | | | | | 1 | 4 | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | 9 | |
| N26 | 2 | 1 | | 2 | | 2 | 1 | | | 2 | 4 | 4 | | | 1 | | 1 | | 1 | | | 1 | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | 2 | 3 | 41 |
| N27 | 8 | | | 3 | 1 | 7 | 4 | | 1 | | 4 | | | 1 | 3 | | 1 | | | | 2 | 5 | 2 | 2 | | 2 | | 1 | 6 | 2 | | | | | | | | | | | | | | | | | 15 | | |
| N28 | | | | 5 | 2 | 1 | 6 | | 1 | | | | | | | 5 | 2 | | | 3 | 1 | 1 | 6 | | | | 8 | 5 | 9 | 5 | 3 | 3 | 7 | 9 | 2 | 6 | 2 | | 8 | 6 | 2 | | | 2 | 1 | 4 | 17 | | |
| N29 | | | | 5 | | 9 | 6 | | | 1 | 1 | | 1 | | | | 2 | 1 | | | 4 | 1 | 8 | 1 | 4 | 4 | | 1 | 8 | | | | | 4 | 2 | 7 | 6 | | 3 | 6 | 5 | | 1 | 1 | 2 | | 13 | | |
| N30 | | | | 2 | | 4 | | 2 | | 2 | 4 | | | | | | | 1 | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | 20 |
| O14 | | | | | | | | | | 2 | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | 2 |

| Area | 2017-1 | 2017-2 | 2017-4 | 2017-5 | 2017-6 | 2017-7 | 2017-8 | 2017-10 | 2017-11 | 2017-12 | 2018-1 | 2018-2 | 2018-4 | 2018-5 | 2018-6 | 2018-7 | 2018-8 | 2018-10 | 2018-12 | 2019-4 | 2019-5 | 2019-6 | 2019-7 | 2019-8 | 2019-10 | 2020-1 | 2020-2 | 2020-7 | 2020-8 | 2020-10 | 2020-11 | 2021-10 | 2020-12 | 2021-2 | 2021-4 | 2021-5 | 2021-6 | 2021-7 | 2021-8 | 2021-11 | 2021-12 | 2022-1 | 2022-2 | 2022-4 | 2022-5 | Registros | | | |
|-----------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|---------|---------|---------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|---------|---------|--------|--------|--------|--------|--------|---------|--------|--------|--------|--------|---------|---------|---------|---------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|---------|---------|--------|--------|--------|--------|-----------|----|------|---|
| O25 | 1 | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | 1 | | |
| O26 | | | | | | | | | | | | 1 | 1 | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | 5 |
| O27 | 5 | | | 1 | | | | | | | 3 | | | | | | | | 1 | 1 | | | | | | | | | | | | | 1 | 5 | | | | 4 | 2 | 2 | | | 2 | | | 5 | 32 | | |
| O28 | 2 | | | 2 | | | | 1 | | | 1 | | | | | 1 | | | | 3 | 4 | 1 | 5 | | | | 1 | | 6 | 3 | 2 | | | | | | | | | | | | | 9 | | | | 73 | |
| O29 | | | | | | | 1 | 1 | | | 2 | | | | | | 1 | | | | 2 | | 4 | | | | 2 | | | | | | | | | | | | | | | | | 3 | 1 | | | 48 | |
| O30 | | | | | 2 | 1 | | | | | 3 | | | | | | | 1 | | | | | | | 1 | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | 12 | |
| O31 | | | | | | | | | | 1 | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | 1 | | |
| P27 | | | | | | | | | | | | | | | | 1 | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | 2 | | |
| P28 | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | 1 | 1 | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | 2 | | |
| P29 | | | | | 1 | | 1 | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | 1 | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | 3 | | |
| P30 | | | | 1 | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | 1 | | |
| P9 | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | 1 | | |
| Q29 | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | 1 | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | 1 | |
| Q8 | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | 2 | |
| S4 | | | | | | | | | | | | | | | | 3 | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | 3 | |
| Registros | 62 | 19 | 15 | 55 | 23 | 66 | 36 | 14 | 76 | 16 | 34 | 13 | 63 | 11 | 19 | 18 | 22 | 82 | 11 | 30 | 00 | 17 | 33 | 33 | 93 | 53 | 12 | 53 | 40 | 43 | 46 | 59 | 66 | 128 | 39 | 78 | 68 | 91 | 151 | 67 | 85 | 22 | 22 | 19 | 34 | | | 1872 | |

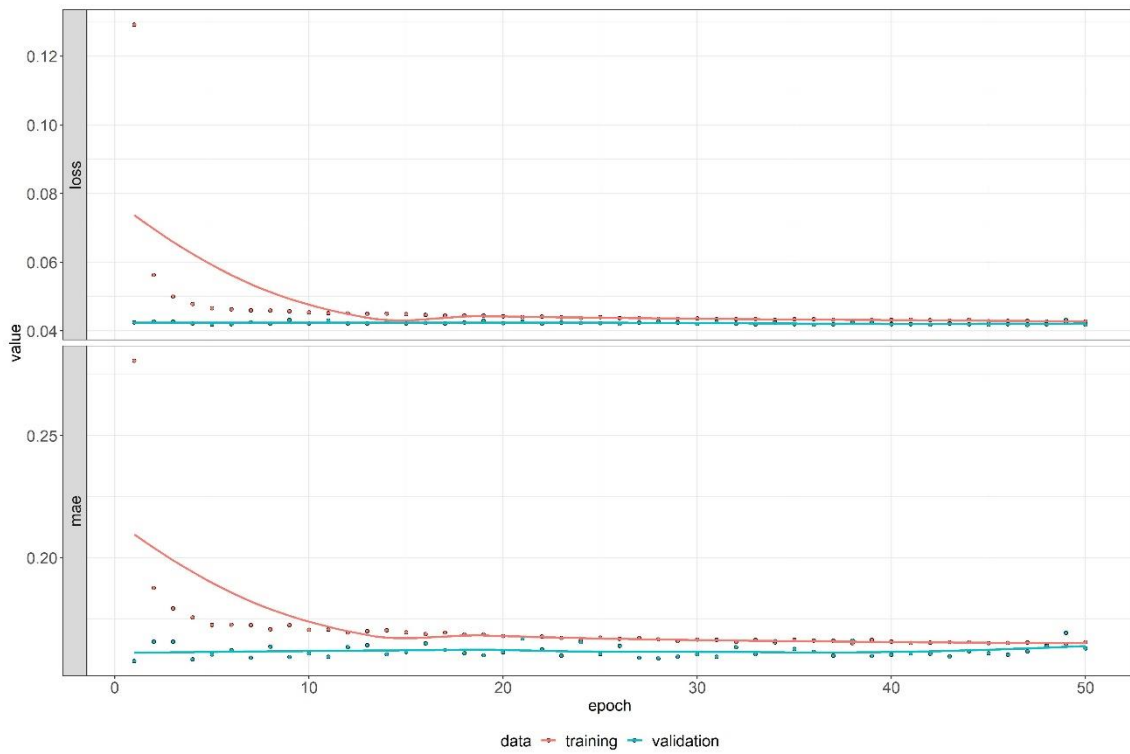


Figura A 11 Historial del entrenamiento de la red, en la última ejecución (10)