



UNIVERSIDAD PERUANA
CAYETANO HEREDIA

ANÁLISIS DE LA VARIABILIDAD
ESTACIONAL E INTERANUAL EN LAS
DOS ÚLTIMAS DÉCADAS DE LA
PRODUCCIÓN PRIMARIA EN EL MAR
PERUANO MEDIANTE EL USO DE UN
MODELO BASADO EN DATOS
SATELITALES Y OBSERVACIONES

TESIS PARA OPTAR EL GRADO DE
MAESTRO EN CIENCIAS DEL MAR

CARLOS RODRIGO ESCOBAR MEDINA

LIMA – PERÚ

2025

ASESOR:

Dr. Dante Espinoza Morriberón

JURADO DE TESIS

DRA. MICHELLE IVETTE GRACO
PRESIDENTE

DR. JORGE LARRY TAM MÁLAGA
VOCAL

DR. DIMITRI ALEXEY GUTIERREZ AGUILAR
SECRETARIO

DEDICATORIA

A Dios.

A mis padres por el gran esfuerzo que hacen día a día por mi hermano y por mí.

A mi hermano por todo su apoyo y guía.

A mis verdaderos amigos, por todo su cariño y confianza.

AGRADECIMIENTOS

A Dios, por darme la vida, la salud y la fortaleza para seguir adelante, guiando cada paso de mi camino.

A mis padres, Arcenia y Herbert, mi mayor fuente de inspiración y apoyo incondicional, quienes con su amor y enseñanzas me motivan a crecer personal y profesionalmente cada día.

A mi hermano Ángel, por su constante respaldo y aliento en cada etapa de este proceso.

A mis abuelos, cuya presencia y cariño han sido un pilar fundamental en mi vida.

A la **Universidad Nacional Federico Villarreal (UNFV)**, en especial a la **Facultad de Oceanografía, Pesquería, Ciencias Alimentarias y Acuicultura**, mi alma mater, por haber formado la base de mi desarrollo académico y profesional.

A **Dante Espinoza**, por su invaluable apoyo, paciencia y dedicación en la realización de este trabajo.

FUENTES DE FINANCIAMIENTO

Este trabajo ha sido posible gracias al financiamiento de **CONCYTEC**, a través del programa **PROCIENCIA (ex-FONDECYT)**, en el marco del concurso “*Proyectos de Investigación Básica 2020*”, bajo el contrato **153-2020-FONDECYT**.

CARLOS RODRIGO ESCOBAR MEDINA

ANÁLISIS DE LA VARIABILIDAD ESTACIONAL E INTERANUAL EN LAS DOS ÚLTIMAS DÉCADAS DE LA PRODUCCIÓN PRIMA...

TURNITIN PARA MAESTRIAS (APRIOR, SUSTENTACIÓN Y REPOSITORIO)
MAESTRIAS
Universidad Peruana Cayetano Heredia

Detalles del documento

Identificador de la entrega
15242995001

Fecha de entrega
8 May 2020, 2:59 p.m. -05T-4

Fecha de desargo
8 May 2020, 2:48 p.m. -05T-4

Nombre de archivo
01_CARLOS_RODRIGO_ESCOBAR_MEDINA_-_INFORME_FINAL_DOST_SUSTENTACION.docx

179 Páginas
25.083 Palabras
100.467 Caracteres

10% Overall Similarity

The overall list of all sources includes confidence scores for each database.

Filtered from the Report

- Bibliography
- Small Matches (less than 10 words)

Top Sources

- 0% Internet sources
- 3% Publications
- 2% Submitted works (Student Papers)

Integrity Flags

Integrity Flags for Review

No suspicious text manipulations found.

Our advanced algorithms look closely at a document for manipulations that would be caught by a normal plagiarism checker. If you notice anything or wish to flag a flag for review.

A flag is not necessarily an indicator of a problem. However, we'd recommend you have your attention there for further review.

TABLA DE CONTENIDO

RESUMEN	
ABSTRACT	
I. INTRODUCCIÓN	1
I.1 Antecedentes	1
I.2 Planteamiento del problema	2
I.3 Justificación del estudio	4
I.4 Pregunta de investigación	5
II. OBJETIVOS	5
II.1 Objetivo general	5
II.2 Objetivos específicos	5
III. MARCO TEÓRICO	5
III.1 Características generales del sistema de afloramiento peruano	5
III.2 Producción primaria en ecosistemas marinos	10
III.3 Estimación de la Radiación Fotosintéticamente Activa (PAR)	13
III.4 Estimación de la Producción Primaria	15
III.4.1 Método de botella clara y oscura	16
III.4.2 Método de carbono 14 (¹⁴ C)	16
III.4.3 Método de fluorescencia natural	17
III.4.4 Métodos de estimación satelital	18
III.5 Cálculos de Producción Primaria en el Perú	24
III.6 Tendencia del ecosistema en los últimos años	30
III.7 Tendencias globales en Producción Primaria	32
IV. HIPÓTESIS	35
V. METODOLOGÍA	35
V.1 Diseño de estudio	35
V.2 Área de estudio	38
V.3 Datos	39
V.3.1 Datos <i>in situ</i>	39
V.3.2 Datos Satelitales	39
V.3.3 Base de datos internacionales	40
V.3.4 Índices climáticos	41
V.4 Modelo de Producción Primaria	42
V.4.1 Estimación de la clorofila-a integrada	42
V.4.2 Estimación de la Radiación Fotosintéticamente Activa	57
V.4.3 Estimación del modelo de Producción Primaria	58
V.5 Evaluación del Modelo de Producción Primaria	59
V.6 Cálculo de climatologías, anomalías y tendencias	61
VI. RESULTADOS	65
VI.1 Perfiles típicos de Cl-a en Perú	65
VI.2 Variación estacional de la Producción Primaria Integrada	70
VI.3 Variación interanual de la Producción Primaria Integrada	73
Promedio anual de la Producción Primaria Integrada	73
VI.4 Evaluación del modelo de Producción Primaria integrada	75
VI.4.1 Comparación con otros estudios	75
VI.4.2 Prueba de sensibilidad de la estacionalidad de la Producción Primaria integrada	79

VI.5	Tendencias de la Producción Primaria integrada y variables oceanográficas.....	80
VI.5.1	Tendencias estacionales	80
VI.5.2	Tendencias anuales.....	91
VI.6	Relación de la PPI con las variables oceanográficas	96
VI.6.1	Variación estacional	96
VI.6.3	Variación interanual de la PPI y variables oceanográficas	107
VI.6.3	Correlaciones de la PPI con las variables oceanográficas	109
VII.	DISCUSIÓN	111
VII.1	Diferencia de la producción primaria estimada con otros estimados..	111
VII.1.1	Variación interanual de la Producción Primaria Integrada	111
VII.1.2	Variación estacional de la Producción Primaria Integrada	113
	En el estudio realizado por Mogollón et al. (2023) las tasas estimadas de PPI presentaron una variabilidad estacional significativa, que tiene valores mayores en verano y primavera, y valores mínimos en invierno y otoño, lo cual se alinea con lo registrado por este estudio. Aunque, este estudio mostró un mayor valor durante la temporada de verano de $32 \text{ molC m}^{-2} \text{ y}^{-1}$ a comparación del registrado por Mogollón et al. (2023) de $19 \text{ molC m}^{-2} \text{ y}^{-1}$.	
	113
VII.2	Limitaciones del modelo	114
VII.3	Influencia de las variables ambientales en la variación estacional e interanual.....	118
VII.4	Anomalías durante El Niño y La Niña.....	122
VII.5	Tendencias observadas	125
VIII	CONCLUSIONES	127
IX	RECOMENDACIONES	129
X	REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS.....	130

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1 Variabilidad de la TSM en diferentes escalas temporales. (a) submensual (2-30 días), (b) intraestacional (30-120 días) y (c) interanual (2-10 años) calculada sobre el periodo 1990-2010	8
Figura 2 Sistema de corrientes de Perú. a) corrientes sub-superficiales y b) corrientes superficiales	10
Figura 3 Diagrama de sistemas que muestra los insumos de energía que sustentan la producción primaria de fitoplancton	11
Figura 4 Esquema para el cálculo de la Producción Primaria.....	24
Figura 5 Estaciones de los 4 cruceros realizados el año 1964	26
Figura 6 Variación latitudinal de la producción primaria en la columna de agua durante las cuatro estaciones del 1964	27
Figura 7 Producción primaria estacional promedio en la superficie de mar.....	29
Figura 8 Mapas de producción primaria anual global y parámetros asociados para el período 1998-2018	34
Figura 9 Esquema de elaboración del Modelo Bio-óptico de Producción Primaria	37
Figura 10 Puntos de muestreo de Cl-a in situ frente a Perú desde 1988 hasta el 2021	38
Figura 11 Intervalos del Índice ICEN (ENFEN, 2012) obtenidos para la clasificación de eventos La Niña y El Niño según categorías	42
Figura 12 Histograma distribución de perfiles por año.....	43
Figura 13 Histograma distribución de perfiles por cantidad de observaciones y perfil de seis puntos.....	44
Figura 14 Perfil vertical de Cl-a de los datos <i>in situ</i> (puntos negros) y del modelo Gaussiano (línea verde).....	45
Figura 15 Perfiles de Cl-a utilizados para el agrupamiento	46
Figura 16 Análisis de Varianza explicada para determinar número de clusters ..	50
Figura 17 Importancia de variables del Random Forest	52
Figura 18 Matriz de confusión del modelo Random Forest.....	53
Figura 19 Resultados Interclases del Modelo Random Forest.....	54
Figura 20 Distribución de perfiles de Cl-a utilizados para el entrenamiento del modelo Random Forest (N=2,242)	55
Figura 21 Comparación de perfiles verticales de clorofila-a promedios por estacionalidad	56
Figura 22 Promedio anual y estacional de la Producción Primaria integrada (zona eufótica), con isolíneas de 0.1, 1 y 20 mol C m ⁻³ yr ⁻¹	60
Figura 23 Comparación de tendencias PP con variables.....	65
Figura 24 Distribución espacial de los perfiles típicos de clorofila-a encontrados en Perú	67
Figura 25 Perfiles verticales típicos de clorofila-a encontrados en Perú	68

Figura 26 <i>Predicción de perfiles típicos de clorofila-a a partir de datos satelitales</i>	69
Figura 27 <i>Clorofila-a integrada en la columna de agua</i>	70
Figura 28 <i>Variación estacional de la Producción Primaria Integrada (gC m⁻² day⁻¹)</i>	71
Figura 29 <i>Diagrama Hovmöller de la a) Producción Primaria Integrada Mensual, b) Anomalía mensual de la Producción Primaria Integrada</i>	72
Figura 30 <i>Promedio Anual de la Producción Primaria Integrada (molC m⁻² yr⁻¹)</i>	73
Figura 31 <i>Promedio de la Producción Primaria Integrada en Eventos El Niño y La Niña</i>	74
Figura 32 <i>Anomalía de la Producción Primaria Integrada en Eventos El Niño y La Niña</i>	75
Figura 33 <i>Promedio Estacional de la Producción Primaria Integrada (molC m⁻² yr⁻¹), isolíneas de 10, 15 y 30 molC m⁻² yr⁻¹</i>	76
Figura 34 <i>Prueba de sensibilidad de la estacionalidad de la Producción Primaria Integrada (4°S-16°S)</i>	80
Figura 35 <i>Tendencia de la PP integrada (4°S-16°S)</i>	81
Figura 36 <i>Tendencia mensual de la PP integrada estacional</i>	82
Figura 37 <i>Tendencia de la Cl-a superficial (4°S-16°S)</i>	83
Figura 38 <i>Tendencia mensual de la Cl-a estacional</i>	84
Figura 39 <i>Tendencia de la TSM (4°S-16°S)</i>	85
Figura 40 <i>Tendencia mensual de la TSM estacional</i>	85
Figura 41 <i>Tendencia de la SLA (4°S-16°S)</i>	86
Figura 42 <i>Tendencia mensual de la SLA estacional</i>	87
Figura 43 <i>Tendencia de la velocidad de viento (4°S-16°S)</i>	88
Figura 44 <i>Tendencia mensual velocidad del viento estacional</i>	88
Figura 45 <i>Tendencia del PAR (4°S-16°S)</i>	89
Figura 46 <i>Tendencia mensual de la PAR estacional</i>	90
Figura 47 <i>Tendencias estacionales por temporada y variables oceanográficas (4°S-16°S)</i>	91
Figura 48 <i>Tendencias anuales de la PP integrada y las variables oceanográficas: a) PP, b) TSM, c) Cl-a, d) SLA, e) Velocidad de viento y f) PAR</i>	93
Figura 49 <i>Tendencia de la PP con variables oceanográficas</i>	94
Figura 50 <i>Climatología de la PP y las variables ambientales: a) Producción Primaria, b) TSM, c) Cl-a superficial, d) Anomalía del nivel del mar, e) Velocidad del viento y f) PAR</i>	97
Figura 51 <i>Diagrama Hovmöller de a) Clorofila-a superficial de agosto 2002 a julio 2022, b) Anomalía de Clorofila-a Superficial de agosto 2002 a julio 2022</i>	98
Figura 52 <i>Anomalía de la Clorofila-a Superficial en eventos El Niño y La Niña</i>	99

Figura 53 Diagrama Hovmöller de la a) Temperatura Superficial del Mar de agosto 2002 a julio 2022, b) Anomalía de la Temperatura Superficial del Mar de agosto 2002 a julio 2022	100
Figura 54 Anomalía de la Temperatura Superficial del Mar en eventos El Niño y La Niña.....	101
Figura 55 Diagrama Hovmöller de: a) Anomalía de nivel del mar (SLA) de agosto 2002 a julio 2022, que se obtuvo del modelo, b) Anomalía de la SLA en base a la ponderación climatología de agosto 2002 a julio 2022	102
Figura 56 Anomalía de la SLA en Eventos El Niño y La Niña	103
Figura 57 Diagrama Hovmöller de la a) Velocidad del viento a 1m de nivel del mar de agosto 2002 a diciembre 2019, b) Anomalía de la Velocidad del viento a 1m de nivel del mar de agosto 2002 a diciembre 2019	103
Figura 58 Anomalía de la Velocidad del Viento en Eventos El Niño y La Niña	105
Figura 59 Diagrama Hovmöller del a) PAR a nivel del mar de agosto 2002 a diciembre 2019, b) Anomalía del PAR al nivel del mar de agosto 2002 a diciembre 2019.....	106
Figura 60 Anomalía del PAR en Eventos El Niño y La Niña.....	107
Figura 61 Promedio anual de la PP y las variables ambientales. a) Producción Primaria integrada, b) TSM, c) Cl-a superficial, d) Anomalía del nivel del mar, e) Velocidad del viento y f) PAR.....	109
Figura 62 Correlación estacional e interanual de la PP con variables oceanográficas (4°S-16°S).....	110

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1 Propiedades de las masas de agua superficiales frente a la costa peruana	9
Tabla 2 Resumen de Sensores, resolución espacial, fechas de misión y productos relevantes.....	21
Tabla 3 Clases de modelos de Producción Primaria, parámetros del modelo y su equivalencia con los parámetros	23
Tabla 4 Máximos, mínimos y promedio de producción primaria durante el año 1964.....	28
Tabla 5 Distribución de perfiles por cantidad de observaciones de clorofila-a ...	43
Tabla 6 <i>Comparación entre tasas de Producción Primaria integrada verticalmente observadas y modeladas en la capa eufótica</i>	60
Tabla 7 <i>Categorías de “Condiciones Frías” y “Condiciones Cálidas”</i>	63
Tabla 8 <i>Eventos El Niño en la costa del Perú (2002-2022)</i>	64
Tabla 9 <i>Eventos La Niña en la costa del Perú (2002-2022)</i>	64
Tabla 10 <i>Promedios anuales de PP integrada</i>	77
Tabla 11 <i>Rangos estacionales de la PP integrada</i>	78

RESUMEN

La producción primaria (PP) es crucial para el ecosistema marino y el secuestro de carbono en los océanos. Este proceso es muy sensible a cambios ambientales y climáticos, por lo que su estimación y estudio temporal y espacial son vitales para entender los ecosistemas marinos y sus transformaciones. A pesar de numerosas investigaciones, no existe un método óptimo para estimar la PP. Los datos satelitales permiten monitorear la PP a gran escala durante largos periodos, aunque se limitan mayormente a la capa superficial del océano, con escasa evidencia que respalde la disminución exponencial de la PP con la profundidad.

El uso de datos *in situ* de parámetros fotosintéticos en modelos basados en datos satelitales mejora el rendimiento de los modelos de PP. Se utilizó un modelo bio-óptico para calcular la producción primaria integrada (PPI) en el Sistema de Afloramiento de Humboldt (3°S – 20°S) dentro de las 200 millas náuticas, usando datos de cruceros de investigación y satelitales desde 1988 hasta 2021. Se usaron datos *in situ* para crear modelos de perfiles de clorofila-a mediante distribución gaussiana y se agruparon con el método k-means en 12 perfiles típicos. Luego, se predijeron estos perfiles usando datos satelitales con el método random forest, estimando la distribución vertical de la clorofila-a.

Utilizando el modelo propuesto por Demarcq et al. (2008), se transformó la clorofila-a a unidades de carbono mediante estimaciones de luz para calcular la PPI. La PPI promedio es de $40 \text{ molC m}^{-2} \text{ y}^{-1}$, concentrada en tres zonas cerca de la costa: Puerto Pizarro, entre Chicama y Chimbote, y desde Callao hasta Pisco. El análisis reveló patrones estacionales significativos, con picos en primavera y verano y

mínimos en invierno y otoño. También se observó variabilidad interanual relacionada con ENSO (El Niño-Oscilación del Sur), con una disminución de la PPI durante eventos El Niño y mayores concentraciones en Chicama, Chimbote y Pisco. La PPI interanual no muestra una tendencia marcada y no es significativa.

Palabras clave: Producción Primaria, modelo bio-óptico, variabilidad estacional e interanual, datos satelitales, sistema de afloramiento peruano.

ABSTRACT

Primary production (PP) is crucial for the marine ecosystem and carbon sequestration in the oceans. This process is highly sensitive to environmental and climatic changes, making its estimation and temporal and spatial study vital for understanding marine ecosystems and their transformations. Despite numerous studies, there is no optimal method for estimating PP. Satellite data allow for large-scale monitoring of PP over long periods, although they are mainly limited to the ocean's surface layer, with little evidence supporting the exponential decrease of PP with depth.

The use of *in situ* data on photosynthetic parameters in satellite-based models improves PP model performance. A bio-optical model was used to calculate integrated primary production (IPP) in the Humboldt Current System (3°S – 20°S) within the 200 nautical mile zone, using research cruise and satellite data from 1988 to 2021. *In situ* data were used to create chlorophyll-a profiles through Gaussian distribution and were grouped using the k-means method into 12 typical profiles. These profiles were then predicted using satellite data with the random forest method, estimating the vertical distribution of chlorophyll-a.

Using the model proposed by Demarcq et al. (2008), chlorophyll-a was converted to carbon units through light estimates to calculate IPP. The average vertically IPP is $40 \text{ molC m}^{-2} \text{ yr}^{-1}$, concentrated in three coastal areas: Puerto Pizarro, between Chicama and Chimbote, and from Callao to Pisco. The analysis revealed significant seasonal patterns, with peaks in spring and summer and lows in winter and fall. Interannual variability related to ENSO (El Niño-Southern Oscillation) was also

observed, with a decrease in IPP during El Niño events and higher concentrations in Chicama, Chimbote, and Pisco. The interannual IPP does not show a marked trend and is not significant.

Keywords: Primary Production, bio-optical model, seasonal and interannual variability, satellite data, Peruvian upwelling System.

I. INTRODUCCIÓN

I.1 Antecedentes

La producción primaria de fitoplancton es clave en la red alimentaria marina y es responsable de casi la mitad de la producción primaria (PP) mundial (Pauly y Christensen, 1995; Falkowski et al., 1998), también es un factor importante para determinar la cantidad de alimento para los consumidores de niveles tróficos superiores que se utilizan como indicadores en la predicción del rendimiento pesquero anual (Jang et al., 2021). Además, debido a que la PP de fitoplancton se encuentra muy relacionadas con los factores físicos y químicos (luz, temperatura y nutrientes) e influenciada por variaciones estacionales, interanuales y multidecadales en los procesos oceánicos y atmosféricos, la medición de la PP puede ayudar en la comprensión de los ecosistemas marinos y sus cambios ecosistémicos actuales (Kulk et al., 2021; Jang et al., 2021).

La presente investigación plantea un modelo de Producción Primaria integrada (PPI) que se basa en datos *in situ* y datos satelitales. Primero, se necesita la distribución vertical de la Clorofila-a (Cl-a), como no hay una data constante en espacio y tiempo de esta distribución, es necesario predecir esta distribución a partir de perfiles estimados con datos satelitales. Para ello, se identifica primero los perfiles típicos de Cl-a, siendo agrupados por semejanza para posteriormente ser predichos utilizando variables satelitales afines, como la temperatura superficial del mar (TSM) y la anomalía del nivel del mar (ANM). Para ello se analizaron alrededor de 57,000 perfiles de Cl-a provenientes de datos *in situ* observados por el Instituto del Mar del Perú (IMARPE), los cuales provienen principalmente de cruceros y estaciones fijas de muestreo. Esta información está disponible de 1988 a

2021, a profundidades estándar de muestreo, por lo que habrá que estimar la distribución metro a metro, asumiendo que la Cl-a sigue una distribución gaussiana en la columna de agua (Platt et al., 1988). Posteriormente, se utilizó un análisis clúster para agrupar los perfiles de Cl-a a fin de conseguir los perfiles típicos de Cl-a en Perú, los cuales serán predichos a partir de datos satelitales utilizando random forest.

Con el modelo de predicción de perfiles típicos de Cl-a podremos saber la distribución de la Cl-a en profundidad a fin de utilizar esta información en el modelo de estimación de la PPI, para ello necesitaremos estimados de luz incidente en superficie para lo cual utilizaremos la radiación fotosintéticamente activa (PAR) que incide en la superficie del mar. Una vez obtenido el modelo de PPI se calculará la climatología de la PPI frente a Perú, tomando como periodo base de agosto del 2002 hasta diciembre del 2021.

Además, se evaluará la variación interanual de la PPI, calculando anomalías mensuales según la climatología previamente descrita. Se hará énfasis en estudiar el impacto de los eventos El Niño (EN) y La Niña (LN). Se utilizará el Índice Térmico Costero Peruano (ITCP) para la identificación de los periodos cálidos y fríos. Finalmente, se evaluará las tendencias de la PPI frente a Perú en los últimos 20 años y se evaluarán los posibles *drivers*.

I.2 Planteamiento del problema

La PP es una medida del flujo de carbono, donde la cantidad de carbono fijada en forma de materia orgánica por el fitoplancton estima la productividad del ecosistema y su capacidad para almacenar carbono. Por ello, existen diferentes

métodos para el cálculo de la PP, los más reconocidos son mediante el uso de isótopos de oxígeno (^{18}O) e isótopos de carbono (^{13}C y ^{14}C), los cuales proveen de datos observados puntuales, pero presentan ciertas características que dificultan su uso, como una alta sensibilidad, exigir un grado sustancial de experiencia técnica, susceptibilidad a posibles sesgos inducidos por cambios en la penetración de la luz, la temperatura, la disponibilidad de nutrientes y diversos problemas durante la incubación de comunidades naturales de plancton. Todos estos factores resultan en valores insuficientes para conocer la distribución de la PP en la columna de agua a lo largo de la costa, lo que dificulta tener una representación robusta de su comportamiento espacial, además de la complejidad en los cálculos y el alto costo de estos métodos.

Los datos *in situ* obtenidos de los barcos no pueden explicar la variabilidad espacial, temporal y vertical de la PP. De igual forma, los estimados de PP a partir de datos *in situ* de barcos requiere una extrapolación significativa lo que hace bastante difícil cuantificar la variabilidad de la PP a partir de mediciones *in situ* (Carr et al, 2006). Por ello, se necesita el desarrollo de modelos que estimen la PPI utilizando datos de sensores remotos en conjunto con los datos *in situ*.

Actualmente los mapas satelitales de Cl-a permiten conocer la cantidad de fitoplancton en superficie, sin embargo, se puede tener una alta concentración de fitoplancton con una baja tasa de fotosíntesis o una pequeña población con una alta tasa de producción (Calienes, 2014), por lo que la Cl-a superficial no refleja la PP. Además, los estimados satelitales no toman en cuenta los datos *in situ* ni las variaciones verticales de la Cl-a, lo que podría afectar un cálculo de PPI únicamente utilizando esta información superficial.

Se tienen pocas estimaciones de la tasa fotosintética en el océano en general debido a que un barco solo puede hacer un muestreo espacial muy reducido por día (Platt et al, 1995).

En el contexto actual del cambio climático dónde se ha visto un aumento de la TSM y un aumento de la PP (Gutierrez et al., 2011), se cuentan con estudios que analizan las tendencias hasta el inicio del siglo 21, sin embargo, gracias a los datos satelitales es posible actualizar el cálculo hasta la actualidad y analizar la tendencia de PP en los últimos años.

I.3 Justificación del estudio

Si bien en el Perú se ha analizado la PP utilizando el método del C_{14} en diferentes estudios desde la década del 60 (Calienes, 2014), los datos observados son limitados y discontinuos; además los estudios realizados resultan insuficientes para poder evaluar las variaciones estacionales e interanuales de la PPI.

El estudio de la PPI tiene un interés no solo académico sino también económico para el país, ya que presenta un impacto directo e indirecto en la pesca comercial y en su sostenibilidad (Calienes, 2014). Por lo que es importante conocer la tendencia que se viene observando en las últimas décadas en un contexto de cambio climático.

Este estudio permitirá obtener estimados de PPI con una cobertura espacial y temporal de alta frecuencia y a un costo reducido en comparación con los métodos tradicionales como el C_{14} , permitiendo analizar sus posibles impactos en la distribución y biomasa de los recursos y su diversidad en el mar peruano.

También permitirá conocer la tendencia reciente en el Perú en el marco de los eventos que se han suscitado en los últimos años como eventos EN, además de evaluar las variaciones estacionales e interanuales de la PPI.

I.4 Pregunta de investigación

¿Cuáles son principales factores ambientales que influyen en la variabilidad estacional e interanual y tendencias de la PPI calculada en base a un modelo estadístico basado en datos satelitales y observaciones *in situ* en el mar peruano?

II. OBJETIVOS

II.1 Objetivo general

- Determinar la variabilidad estacional, interanual y tendencias de la PPI frente a Perú en las últimas dos décadas en base a un modelo estadístico que incluye información *in situ* de Cl-a y datos satelitales.

II.2 Objetivos específicos

- Implementar y validar un modelo de PPI en base a información *in situ* y satelital para el mar del Perú.
- Determinar y analizar la variabilidad estacional e interanual de la PPI en el mar peruano, con énfasis en EN y LN.
- Calcular las tendencias de la PPI en el mar peruano y su relación con las variables oceanográficas.

III. MARCO TEÓRICO

III.1 Características generales del sistema de afloramiento peruano

El sistema de afloramiento peruano es uno de los más importantes ecosistemas de afloramiento de borde oriental, comprende la zona de mayor actividad de

surgencia del Sistema de Corrientes de Humboldt (SCH) ubicada aproximadamente entre los 6° y 16°S (Messié y Chavez, 2015). Se caracteriza por ser un sistema altamente productivo todo el año, debido principalmente a un proceso de circulación promovido por la velocidad de viento en la costa que fluye hacia Ecuador. Los vientos relativamente débiles impulsan un transporte de Ekman hacia alta mar y un flujo ascendente de aguas frías y ricas en nutrientes (Echevin et al., 2008; Messié y Chavez, 2009; Messié y Chavez, 2015).

En la capa superficial frente a Perú, la presencia de aguas con un alto suministro de nutrientes, una mayor estratificación y un ambiente de luz óptimo, conduce a niveles mucho mayores de producción primaria en relación con otras regiones del océano a nivel mundial (Messié y Chavez, 2015) con un alto impacto en el ecosistema pelágico. Mientras que, las aguas sub-superficiales tienen concentraciones de oxígeno muy bajas debido al consumo de oxígeno por parte de los organismos que remineralizan la abundante materia orgánica que se hunde desde la superficie. Este proceso combinado con una débil ventilación oceánica conduce a la formación de una de las zonas mínimas de oxígeno (ZMO) más intensas (Echevin et al., 2008).

El afloramiento costero está asociado a la estacionalidad de la clorofila y en oposición a la velocidad del viento que conduce a una alta productividad, y su intensidad es modulada por la estacionalidad de la profundidad de la capa de mezcla. Echevin et al. (2008) mostraron que la profundización de la capa de mezcla es la principal responsable de la disminución de la clorofila superficial en el invierno austral, el período durante el cual el afloramiento costero y el suministro de nutrientes son más fuertes (Calienes et al., 1985); mientras que, la biomasa

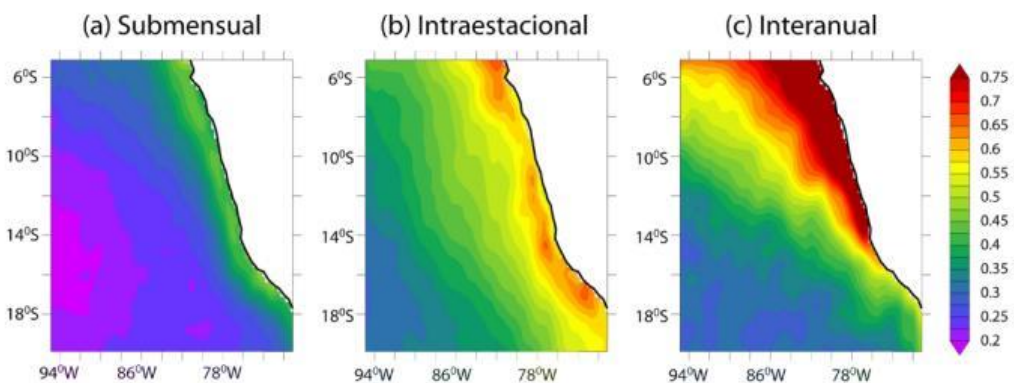
fitoplanctónica aumentó significativamente en la primavera y el otoño australes después de períodos de reestratificación y destratificación, respectivamente (Echevin et al., 2008). Aunque el afloramiento ocurre durante todo el año, existe una alta variabilidad oceanográfica, que abarca aproximadamente de 0 a 30 millas de la costa en promedio (Morón, 2000) con una extensión que depende de la estacionalidad, los procesos derivados del ENSO (interanual), de la oscilación decadal y la secularidad (Flores et al., 2013); y cuyo origen puede ser local y/o remoto a diferentes escalas temporales (intraestacional, estacional, interanual y decadal) (Graco et al., 2007; Gutiérrez et al., 2011).

En el mar peruano predominan condiciones templadas a frías que varían por el evento EN causando una prevalencia temporal de condiciones tropicales. La TSM cambia continuamente a lo largo de la costa, estos cambios ocurren en diferentes escalas temporales y pueden deberse a varios procesos físicos o forzantes. Goubanova et al. (2015) mostró que a una escala sub mensual, la mayor variabilidad se presenta en toda la franja costera, con una magnitud relativamente débil ($\sim 0.4^{\circ}\text{C}$) y son inducidas por el forzante local atmosférico, y en las zonas del afloramiento costero, son asociadas a la variabilidad sinóptica del viento. A una escala intraestacional, la cual se refiere a las oscilaciones de las variables climáticas con un periodo que varía entre 30 y 120 días, proviene de la variabilidad interna del océano y es asociada a la actividad de remolinos de mesoescala. A una escala interanual, la variabilidad se relaciona principalmente al ENSO, presentando una mayor magnitud en la costa norte donde se observan valores que exceden 1°C . La variabilidad interanual también refleja la influencia de las ondas Kelvin oceánicas

ecuatoriales. La Figura 1 muestra la variabilidad de la TSM en las diferentes escalas temporales (Goubanova et al., 2015)

Figura 1

Variabilidad de la TSM en diferentes escalas temporales. (a) submensual (2-30 días), (b) intraestacional (30-120 días) y (c) interanual (2-10 años) calculada sobre el periodo 1990-2010



Nota: Figura tomada de Goubanova et al. (2015)

Las máximas temperaturas ocurren en verano entre las 50 y 100 mn de la costa desde Punta Sal hasta el Callao, y en otoño, desde Punta Negra hasta Supe, mientras que las mínimas se observan en invierno y primavera en las primeras 50 mn. En la zona norte de Perú (5-14 °S) en verano se puede alcanzar los 26 °C y en la zona sur una TSM de 18 ° C. En invierno, en el centro y sur del Perú, la TSM varía entre 13 a 17 °C (Zuta y Guillen, 1970; Ayón et al., 2008). En la zona costera de Perú se pueden diferenciar cuatro masas de agua: las Aguas Tropicales Superficiales (ATS), las Aguas Ecuatoriales Superficiales (AES), las Aguas Subtropicales Superficiales (ASS) y las Aguas Costeras Frías (ACF) (Tabla 1). Las ATS y las AES se mantienen al norte de los 04 y de los 06°S respectivamente,

proyectándose más al sur hasta aproximadamente los 06 y 08°S cuando hay un evento EN o ante un arribo de ondas Kelvin, mientras que las ASS se desplazan hacia la costa. La plataforma peruana está dominada por las ACF (Flores et al., 2013)

Las interacciones de estas masas de agua dependen de tres principales corrientes (Figura 2): la Corriente Costera de Perú (CCP), la Corriente Subsuperficial de Perú-Chile (CSPC) y la Contracorriente de Perú-Chile (CCPC) (Ayón et al., 2008; Grados et al., 2018). La circulación superficial hacia el ecuador está compuesta por la Corriente Costera Peruana (CCP) y la Corriente Oceánica Peruana (COP), estas corrientes cerca de la superficie están principalmente impulsadas por el viento. Sin embargo, la CCP es reforzada a través del ajuste geostrofico asociado con fuertes gradientes de temperatura y densidad. La circulación subsuperficial hacia el Polo está principalmente compuesta por la Corriente Subsuperficial Perú-Chile (CSPC) y la parte norte es reforzada con la Corriente Subsuperficial Ecuatorial (CSSE) y la Contracorriente Subsuperficial primaria (CCSSp) (Montes et al., 2010; Flores et al., 2013).

Tabla 1

Propiedades de las masas de agua superficiales frente a la costa peruana

Water masses	Salinity	Temperature (°C)
Tropical Surface Water (TSW)	<33.8 ^a	>25 ^b
Equatorial Surface Water (ESW)	33.8–34.8 ^b	>20 ^b
Subtropical Surface Water (SSW)	35.1–35.7 ^a	18–27 ^b
Cold Coastal Water (CCW)	34.8–35.1 ^a	14–18 ^c

^a Zuta and Guillén (1970).

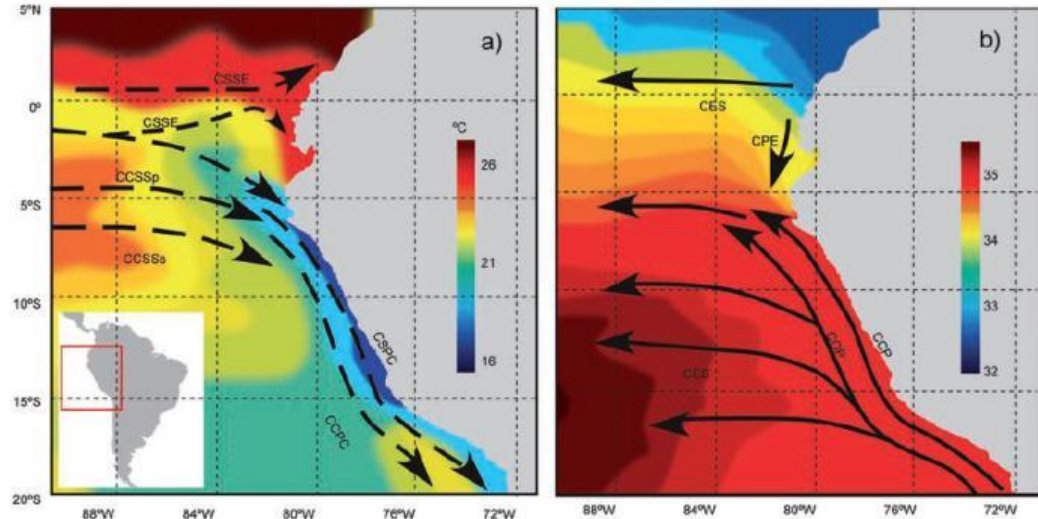
^b Gutiérrez et al. (2005).

^c Morón (2000).

Nota: Tomada de Ayón et al. (2008).

Figura 2

Sistema de corrientes de Perú. a) corrientes sub-superficiales y b) corrientes superficiales



Nota: Figura tomada de Chaigneau et al. (2013) y Flores et al. (2013)

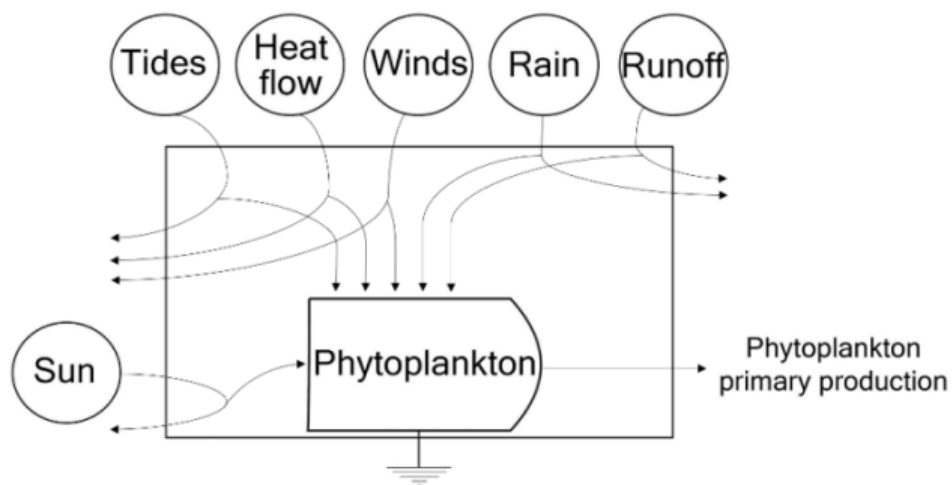
III.2 Producción primaria en ecosistemas marinos

La PP se define como la cantidad de material orgánico producido por unidad de área por unidad de tiempo (Kyewalyanga, 2016), o como la síntesis de materia orgánica por parte de los organismos fotosintéticos. La fotosíntesis en el océano se lleva a cabo principalmente por organismos microscópicos a la deriva o que nadan débilmente, denominados fitoplancton. El fitoplancton es fundamental para la red alimentaria marina porque proporciona la base de la energía para otros organismos marinos (Pauly y Christensen, 1995; Field et al., 1998). Los principales aportes de energía que apoyan la producción primaria de fitoplancton a escala global son las fuentes primarias, como la energía solar, el flujo de calor y las mareas; y fuentes secundarias, como la velocidad del viento y la lluvia (Figura 3) Una característica común de todo el fitoplancton es que contiene pigmentos como la clorofila-a,

clorofila-b, clorofila-c, y otros carotenoides fotosintéticos (Kyewalyanga, 2016); además está compuesto por un amplio conjunto de taxones, desde cianobacterias hasta clorofitas, que varían considerablemente en tamaño (1 - 100 μm) (Chavez et al., 2011). El fitoplancton es un componente clave del ciclo del carbono desempeñando un papel crucial en la captura y almacenamiento de carbono, contribuyendo significativamente a la producción global de oxígeno y siendo responsable de la mayoría de la síntesis de materia orgánica en los ecosistemas marinos. (Field et al., 1998; Carr et al., 2006).

Figura 3

Diagrama de sistemas que muestra los insumos de energía que sustentan la producción primaria de fitoplancton



Nota: Figura tomada de Mattei et al. (2021)

Las regiones polares están influenciadas por los patrones estacionales de irradiancia solar y la formación de capas superficiales mixtas debido al derretimiento del hielo en primavera y verano; mientras que, las latitudes más bajas presentan una PP de fitoplancton limitada en nutrientes durante todo el año y los

patrones estacionales son menos notables. A los ciclos estacionales se superponen las variaciones asociadas con las oscilaciones oceánicas y atmosféricas interanuales y multidecenales. La PP también se puede ver afectada por los eventos de ENSO, la Oscilación del Giro del Pacífico Norte (NPGO), el Dipolo del Océano Índico (IOD) y la Oscilación Multidecadal del Atlántico (AMO). Estos eventos producen una amplia variación en la PP entre diferentes regiones (Kulk et al., 2020).

Los dos factores principales que determinan las variaciones en la PP son la disponibilidad de nutrientes y la irradiancia (intensidad de luz). Aunque, las tasas de PP también pueden controlarse mediante otros factores, como la temperatura, el tamaño de las células del fitoplancton y la composición de especies (Boyd et al., 2014). El suministro de nutrientes se sustenta mediante su reciclaje a través de bacterias y la mezcla con fuentes externas (ríos o deposición atmosférica); mientras que, la irradiancia se correlaciona con la tasa de fotosíntesis.

La luz, al igual que los nutrientes, es un factor esencial que regula la producción primaria y los procesos fotosintéticos en los ecosistemas marinos (Kirk, 1994). La fotosíntesis en el océano ocurre principalmente en la zona eufótica, la capa superior donde penetra la luz solar. En esta región, los organismos aprovechan de manera más eficiente una porción específica del espectro solar conocida como Radiación Fotosintéticamente Activa (PAR por sus siglas en inglés). Esta zona se extiende desde la superficie hasta la profundidad donde la PAR se reduce al 1 % de su valor en la superficie, lo que indica el límite inferior de la zona eufótica (Kirk, 2011; Salgado, 2019). La PAR es la energía solar disponible para la fotosíntesis y desempeña un papel fundamental en el crecimiento del fitoplancton, influyendo

directamente en la composición y dinámica de los ecosistemas marinos (Frouin et al., 2012).

El horizonte de profundidad de la zona eufótica en la columna de agua está basado en que las profundidades de la termoclina, la oxiclina y la zona eufótica son aproximadamente las mismas (Calienes, 2014). Frente a Perú, la termoclina subsuperficial permanente se encuentra a una gradiente de 150 m. (Calienes, 2014) y el límite superior de la zona mínima de oxígeno se extiende de 50 a 150 m. disminuyendo hacia la costa (Fuenzalida et al., 2009; Kittu et al., 2023).

Debido a que el fitoplancton vive suspendido en el agua de mar junto con otros organismos y partículas no fotosintéticos, es difícil estimar su biomasa. Por tal motivo, la clorofila, que es un pigmento específico de la fotosíntesis fácilmente cuantificable, se ha convertido en el pigmento más medido. La alta biomasa de fitoplancton en la superficie mejora el transporte de PP a los consumidores, aunque estas altas concentraciones de clorofila en la superficie dan como resultado zonas eufóticas poco profundas (Chavez et al., 2011).

III.3 Estimación de la Radiación Fotosintéticamente Activa (PAR)

La PAR es la fracción de la luz solar, en longitudes de onda entre 400 y 700 nm del espectro visible (Falkowski and Raven, 1997). Esta radiación, es esencial no solo para los procesos biológicos, sino también para entender fenómenos físicos como la transferencia de calor en la capa superficial del océano (Saulquin et al., 2013). El rendimiento fotosintético depende de la penetración de la PAR en la columna de agua, y algunos modelos la simulan considerando la transmisión de luz

y el efecto de distintas longitudes de onda en función de la profundidad (Neale y Thomas, 2016).

Este rendimiento se cuantifica mediante el coeficiente de atenuación difusa descendente $k_d (PAR)$, un parámetro de la concentración de fitoplancton y sedimentos marinos que permite estimar la transparencia del agua midiendo la capacidad de penetración de la PAR incidente (Kirk, 1994). La $k_d (PAR)$ puede determinarse mediante ciertos componentes que afectan la atenuación de la luz: agua de mar pura, fitoplancton, materia orgánica disuelta cromofórica (CDOM) y materia particulada en suspensión (SPM) (IOCCG Report 3, 2000; Saulquin et al., 2013). Este parámetro se puede estimar directamente, mediante sensores de irradiancia que miden el flujo de la PAR en la columna de agua; o indirectamente, mediante el disco secchi (Wernand et al., 2010). A partir de este coeficiente, también es posible determinar la profundidad de la capa eufótica (Neale y Thomas, 2016).

El $k_d (PAR)$ se medía tradicionalmente a 490 nm (k_{d490}) (Jerlov, 1976), y desde entonces se han proporcionado mapas de k_{d490} o $k_d (PAR)$ a grandes escalas espaciales. En las últimas décadas, se han propuesto varios modelos empíricos (Morel et al., 2007; Saulquin et al., 2013; Chen et al., 2015) y semianalíticos (Lee et al., 2005a) de k_{d490} y $k_d (PAR)$ para derivar mapas de k_{d490} obtenidos por satélite. Los algoritmos empíricos suelen basarse en la reflectancia de la teledetección para derivar variables intermedias, que luego se utilizan para calcular $k_d (PAR)$. Por ejemplo, Morel et al. (2007) utilizan la clorofila (Chl, mg/m³) como variable intermedia para aguas oceánicas abiertas, donde el fitoplancton es el principal contribuyente a la atenuación; mientras que Saulquin et al. (2013) y Chen

et al. (2015) utilizan el coeficiente de atenuación difusa descendente ($k_d(\lambda), m^{-1}$) como variable intermedia. Aunque, en aguas costeras, la determinación de la $k_d(PAR)$ se complica por el aumento de la atenuación lumínica causada por el CDOM y la SPM (Chen et al., 2023)

Los algoritmos semianalíticos se basan principalmente en la reflectancia de la teledetección para recuperar parámetros ópticos inherentes (IOPs), que son características espectrales de absorción, dispersión y atenuación de las partículas y la materia disuelta en el océano, y utilizan los IOP para estimar $k_d(PAR)$ (Chen et al., 2023). Por ejemplo, Lee et al. (2002, 2005b, 2005c, 2007) proporcionaron un modelo semianalítico para k_{d490} con versiones específicas para SeaWiFS, MERIS y MODIS.

III.4 Estimación de la Producción Primaria

La PP de fitoplancton está determinada por las condiciones fisicoquímicas de la columna de agua, como la temperatura, la luz, la turbidez, los micronutrientes y macronutrientes (Kulk et al., 2020). Debido a la dificultad para determinar todas estas variables, la estimación de la PP es un reto.

Para estimar la PP se han desarrollado varios métodos a lo largo del tiempo, como la medición de la producción de oxígeno mediante incubación en botellas claras y oscuras (Nielsen, 1975), el método del análisis de Winkler (Carpenter, 1966), el método del ^{14}C (Steeman Nielsen, 1952), la tasa de absorción de nutrientes (Dugdale & Goering 1967), la captura de luz y las medidas de transporte de electrones mediante fluorescencia (Kolber & Falkowski 1993, Kolber et al. 1998), entre otros (Chavez, et al. 2011).

III.4.1 Método de botella clara y oscura

El método de la botella clara y oscura fue propuesto por Gardner y Grann (1927), se basa en la producción de oxígeno en una muestra de agua incubada bajo sus condiciones ambientales por un determinado periodo de tiempo.

Para comenzar con el experimento se calcula la cantidad de oxígeno disuelto en la muestra de agua, una parte del agua es incubada en una botella clara, dónde ocurrirá fotosíntesis y otra parte es incubada en una botella oscura dónde solo habrá respiración. Al término del experimento se calcula el oxígeno disuelto en cada botella y se obtienen los siguientes resultados:

- Productividad neta: OD inicial – OD botella clara
- Respiración: OD inicial – OD botella oscura
- Productividad total: Productividad neta (oxígeno producido) + respiración (oxígeno respirado)

Este es un método muy utilizado por ser fácil y de bajo costo, sin embargo, es poco sensitivo por lo que su uso se realiza en zonas eutróficas dónde se espera tener una productividad elevada y se realizan incubaciones largas (+ 6 horas).

III.4.2 Método de carbono 14 (^{14}C)

Es el método más utilizado en la actualidad por su sensibilidad, fue propuesto por Steemann Nielsen (1952). Se basa en la incorporación de una cantidad conocida de ^{14}C (en forma de bicarbonato de sodio) en una muestra de agua para luego ser incubada por un periodo de tiempo. Luego de la incubación la muestra se filtra y se analiza para conocer la cantidad de ^{14}C asimilado por el fitoplancton.

Este método supone que el ^{14}C y el ^{12}C son asimilados a una misma velocidad, independientemente de su peso. Una vez conocida la cantidad de ^{14}C asimilado, se corrige por la cantidad total presente en la muestra, para ello se requiere conocer la alcalinidad (carbonatos en el agua) total de la muestra.

Una desventaja de este método es que requieren muchos cuidados, el ^{14}C no es de fácil acceso y se usan equipos de alto costo.

III.4.3 Método de fluorescencia natural

Una fracción de la luz absorbida por el fitoplancton se emplea en procesos fotosintéticos, mientras que otra parte se disipa como calor y otra se reemite en forma de fluorescencia. El fenómeno de fluorescencia implica la absorción de luz por la molécula de clorofila, seguida de su emisión a una longitud de onda mayor, generalmente centrada en 683 nm (Kiefer et al., 1989; Chamberín et al., 1990).

Este proceso puede ser desencadenado por luz natural o artificial y posteriormente medido mediante instrumentos ópticos. La fluorescencia natural exhibe una correlación significativa con la tasa fotosintética estimada del fitoplancton. El coeficiente de correlación entre la tasa fotosintética calculada y la producida por fluorescencia es de 0.84, con una pendiente de 2 átomos de carbono fijados por cada fotón emitido como fluorescencia (Kiefer et al., 1989; Chamberín et al., 1990).

La PP, que se define como la relación entre fluorescencia natural y fotosíntesis, está condicionada por la probabilidad de que la luz absorbida por las células de fitoplancton se convierta en trabajo fotoquímico o en fluorescencia. Chamberlin et al. (1990) propusieron una relación para expresar esta fenomenología:

$$F_{f(t,z)} = \theta f(t, z) * F_{a(t,z)}$$

$$F_{c(t,z)} = \theta c(t, z) * F_{a(t,z)}$$

$$F_{c(t,z)} = \left[\frac{\theta c(t, z)}{\theta f(t, z)} \right] * F_{f(t,z)}$$

Dónde:

$F_{c(t,z)}$: tasa fotosintética ($\text{mgCm}^{-3}\text{h}^{-1}$; $\text{molCm}^{-3}\text{s}^{-1}$)

$F_{f(t,z)}$: tasa de fluorescencia (moles cuanta $\text{m}^{-3}\text{s}^{-1}$)

$F_{a(t,z)}$: tasa de absorción de las células (moles cuanta $\text{m}^{-3}\text{s}^{-1}$)

$\theta c(t, z)$: eficiencia cuántica para la fotosíntesis (moles C/moles cuanta absorbidos)

$\theta f(t, z)$: fluorescencia (moles cuanta de fluorescencia/ moles cuanta absorbidos)

Ya que estas mediciones son rápidas y se pueden realizar sin perturbar al fitoplancton, la estimación de la productividad por medio de la fluorescencia tiene ventajas sobre las mediciones tradicionales (Chamberlin et al., 1990):

- Medición instantánea
- No requiere incubación
- No requiere muestras de agua
- Permite descripción vertical de productividad
- Permite monitoreo constante con estaciones ancladas o a la deriva

III.4.4 Métodos de estimación satelital

Muchas mediciones de la productividad fitoplanctónica han sido realizados en diferentes lugares alrededor del mundo desde la introducción del método del carbono (C_{14}) en 1952 (Nielsen, 1952), sin embargo, estas mediciones de

productividad primaria sólo proveen información sobre pequeños puntos en la superficie del océano (Behrenfeld & Falkowski, 1997), escalar estas mediciones discretas a proyecciones globales por medio de estimaciones satelitales de concentración de clorofila (C_{sat}) requiere de modelos matemáticos que relacionen cuantitativamente la productividad primaria con la clorofila (Bidigare et al., 1992). En dicho sentido, se han propuesto varios modelos que aprovechan la información satelital para estimar la PP.

Los sensores remotos se consideran un sólido enfoque capaz de cuantificar la PP basadas en satélites, estos proporcionan herramientas para evaluar las características y patrones de la producción de fitoplancton a escala global (Mattei and Scardi, 2021), siendo una herramienta útil para cuantificar la clorofila mediante modelos matemáticos. El fitoplancton altera la apariencia del color del océano, por lo tanto, al desarrollarse una relación entre la PP y el fitoplancton, la estimación de la PP se vuelve posible al derivarse de la medición del color del océano. Se han desarrollado varios modelos para estimar la PP a partir del color del océano, basándose en los siguientes parámetros de entrada: (1) biomasa de fitoplancton expresada como $Chl-a$, concentración de carbono o absorción de fitoplancton; (2) la radiación fotosintéticamente disponible (PAR), y (3) una función de rendimiento que describe la respuesta fotofisiológica del fitoplancton a la PAR (Uitz et al., 2010; Lobanova et al., 2018; Salgado, 2019).

Los primeros modelos estimaron la PP como una función simple de la detección remota de la clorofila, reconociendo que su distribución vertical y la fotosíntesis no son uniformes (Uitz et al., 2010). Los métodos para estimar la PP a partir de datos satelitales no son herramientas independientes, estos combinan los

datos satelitales basados en la concentración de clorofila (u otras medidas de biomasa) y el PAR en la superficie del mar, con información *in situ* sobre los parámetros de la tasa fotosintética y la estructura vertical en la concentración de fitoplancton (Sathyendranath et al., 2020). Por ello, es importante complementar los datos satelitales con datos de campo para ampliar adecuadamente las mediciones mediante el desarrollo de modelos.

Las misiones satelitales del color del océano (IOCCG, 1998, McClain, 2009), incluyen los siguientes sensores (Tabla 2): Sensor de campo amplio de visión de visión del mar (Sea-Viewing Wide Field-of-View Sensor - SeaWiFS), el espectrorradiómetro de imágenes de resolución moderada (MODerate-resolution Imaging Spectroradiometer - MODIS) respaldado por la NASA, el Espectrómetro de imágenes de resolución media (Medium Resolution Imaging Spectrometer - MERIS) respaldado por la Agencia Espacial Europea, la misión de plancton, aerosoles, nubes y ecosistemas oceánicos (Pre-Aerosol Cloud and Ecosystems - PACE, NASA) y el instrumento de color del océano y la tierra (the Ocean and Land Colour Instrument – OLCI, ESA) (Lee et al., 2015). El principal parámetro de interés derivado es la concentración de clorofila, pero la gama de productos se amplía continuamente. Por ejemplo, para SeaWiFS y MODIS, la NASA ahora difunde partículas de carbono orgánico particulado (COP) y carbono inorgánico particulado (CIP), la PAR y un índice de materia orgánica coloreada disuelta (MOCD), entre otros. MODIS y MERIS fueron diseñados específicamente para proporcionar un canal de fluorescencia como indicador de la fisiología del fitoplancton (Strutton et al., 2012).

Tabla 2

Resumen de Sensores, resolución espacial, fechas de misión y productos relevantes

Sensor	Spatial resolution (km)	Mission dates	Chlorophyll-relevant products
CZCS	4	October 1978 to June 1986	pigment
OCTS	9	August 1996 to July 1997	chlorophyll- <i>a</i>
SeaWiFS	9	September 1997 to December 2010	chlorophyll- <i>a</i>
MODIS Aqua	4 and 9	May 2002 to present	chlorophyll- <i>a</i> , fluorescence
MERIS	0.3	March 2002 to April 2012	chlorophyll- <i>a</i> , fluorescence

Nota. Los valores reportados aquí son para clorofila medidos fluorométricamente. CZCS: Escáner en color de la zona costera, OCTS: Escáner de temperatura y color del océano. Tomado de Strutton et al. (2012).

En las zonas de afloramiento costeras, donde los perfiles son variables debido a la amplia gama de condiciones oceánicas, desde filamentos de surgencia activos en la costa hasta aguas estratificadas en alta mar, los modelos de PP muestran que hay un error considerable en las estimaciones de la fotosíntesis debido a que el máximo de clorofila está cerca de la superficie (Platt & Sathyendranath, 1988). Para ello, se han desarrollado varios métodos para describir perfiles de biomasa no uniformes en los océanos con enfoques más flexibles que utilizan un conjunto de variables ambientales para estimar la distribución vertical de los perfiles de Cl-*a*. Primero, se parametrizan los perfiles utilizando un modelo gaussiano desplazado (Platt et al. 1988, Longhurst et al. 1995, Sathyendranath et al. 1995) con una técnica de mapas auto-organizados (SOM) que es un tipo de red neuronal artificial u otro enfoque que utiliza modelos generalizados para estimar

los parámetros del modelo gaussiano desplazado a partir de varias variables ambientales (Richardson et al. 2003; Demarcq et al., 2008).

Los modelos para la predicción de PP convierten las concentraciones de $Cl-a$ en PPI mediante el uso de modelos simples hasta modelos empíricos y semianalíticos más complejos. Existen diversas clases de modelos de PP relacionadas a la fotosíntesis del fitoplancton (Tabla 3), una función continua de la luz disponible (Platt et al., 1980), una función de luz absorbida (Lee et al., 2015), una función independiente de la biomasa o basado en la absorción del fitoplancton (Lee et al., 2015) y una función basada en carbono o su crecimiento (Sathyendranath et al., 2009). Otra forma de categorizar los diferentes modelos se relaciona en función de la medida de biomasa del fitoplancton y la respuesta fotosintética del fitoplancton, como: lineales o no lineales; espectral o no espectral; verticalmente uniforme o verticalmente no uniforme; o una combinación de estos (Kulk et al., 2020). Los modelos relacionados a la fotosíntesis del fitoplancton se clasifican como no espectrales, debido a que dependen de la luz en el rango fotosintéticamente activo sin tener en cuenta la selectividad espectral en la absorción y utilización de la luz disponible para la fotosíntesis (Sathyendranath & Platt, 2007). Mientras que, Platt et al. (1993) utilizaron una combinación de modelos de tipo no espectral para una columna de agua verticalmente uniforme.

Tabla 3

Clases de modelos de Producción Primaria, parámetros del modelo y su equivalencia con los parámetros

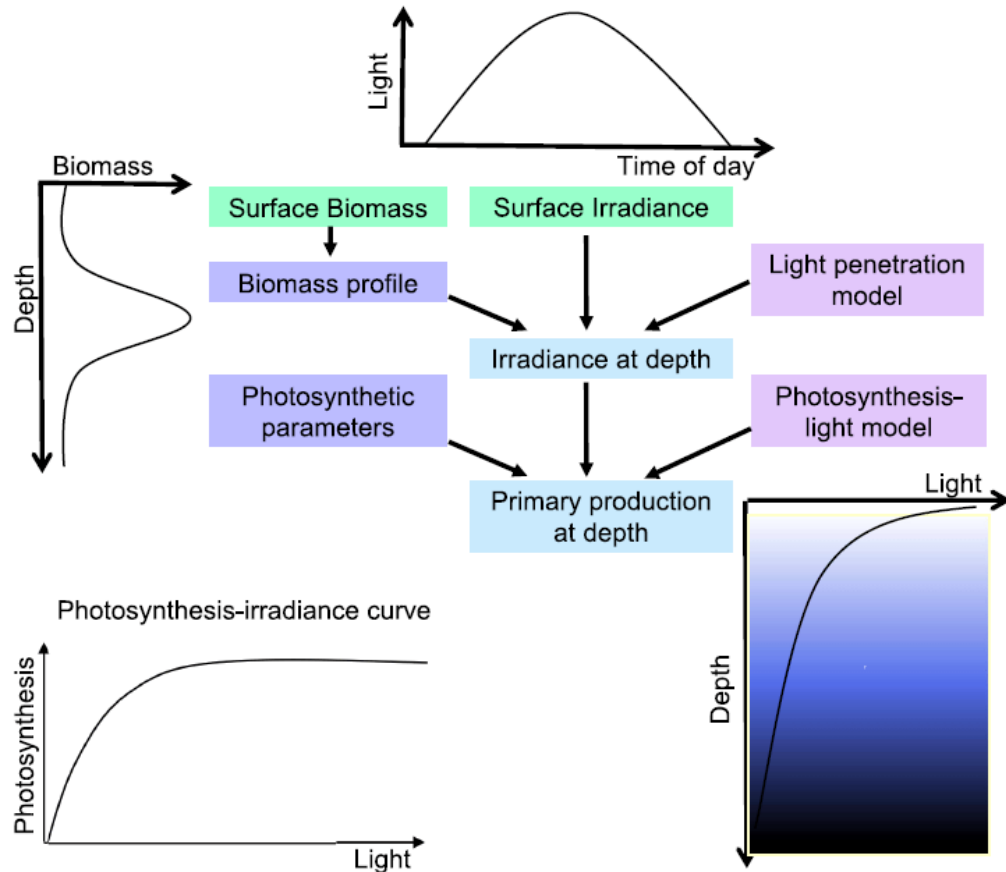
Model Name	Equation	Equivalence	Remarks
Available light	$P = B P_m^B (1 - \exp(-I \alpha^B / P_m^B))$ $P = B I_m^B (1 - \exp(-I_*))$		The original paper also includes an additional term for photo-inhibition.
Absorbed light	$P = \phi_m B a_*^B I_k (1 - \exp(-I_*))$, or $P = \phi B a_*^B I$, where $\phi = (\phi_m / I_*) (1 - \exp(-I_*))$	$P_m^B = \alpha^B I_k$ $\alpha^B = a_*^B \phi_m$ $I_* = I / I_k$	Identity $\alpha^B = a_*^B \phi_m$ from [21], ϕ_m is maximum realized quantum yield, and a_*^B is absorption coefficient of phytoplankton, per unit chlorophyll concentration.
Biomass-independent, or Phytoplankton-absorption-based	$P = \phi_m a^B I_k (1 - \exp(-I_*))$, or $P = \phi a^B I$	$a^B = B a_*^B$	Here ϕ is realized quantum yield.
Carbon-based, or Growth	$\mu = \frac{1}{C} \frac{dC}{dt}$, $\frac{dC}{dt} = P$, and $P = C \theta P_m^B (1 - \exp(-I_*))$ $P = C \mu_m (1 - \exp(-I_*))$	$\theta = \frac{B}{C}$	Here, μ_m is maximum gross growth rate in carbon units. Important to note that C is phytoplankton carbon and not total particulate organic carbon in the ocean.

Nota: Tomado de Sathyendranath et al. (2020).

Los pasos involucrados en los cálculos de la PP se muestran esquemáticamente en la Figura 4, esta representación implica la relación de los cambios de luz con la hora del día, los cambios de luz con la profundidad y la respuesta fotosintética a la luz disponible. La irradiancia en la superficie del mar se escala para que coincidan con los productos de la PAR de los datos satelitales. La profundidad de valores de clorofila se calcula utilizando parámetros de perfil gaussianos para cada estación, con base en una base de datos de parámetros de perfil promedio *in situ*, escalados para coincidir con el valor de superficie de los satélites. La penetración de la luz se basa en el supuesto que todas las propiedades ópticas inherentes pueden calcularse en función de la concentración de Cl-a. Así los cálculos de la PP integran los parámetros de fotosíntesis-irradiancia (Sathyendranath et al., 2020).

Figura 4

Esquema para el cálculo de la Producción Primaria



Nota. Cuadros verdes: aportes de observaciones satelitales. Cuadros morados a la izquierda: aportes de observaciones *in situ*. Cajas lilas a la derecha: modelos utilizados. Cuadros azules en el medio: campos calculados. Figura tomada de Sathyendranath et al. (2020).

III.5 Cálculos de Producción Primaria en el Perú

Los primeros estudios de la PP frente a la costa del Perú se remontan a la década del 60, realizada por cruceros extranjeros como el STEP I (1960) y ANTON BRUUN (1965,1966), y por parte de los cruceros nacionales realizados por IMARPE (1964) utilizando el método del ^{14}C y cubriendo el área de Chimbote, sin

embargo, la cobertura por parte de estos cruceros nacionales fue incrementando gradualmente conforme se pudo capacitar a más personal y se pudo mejorar la logística (Calienes, 2014).

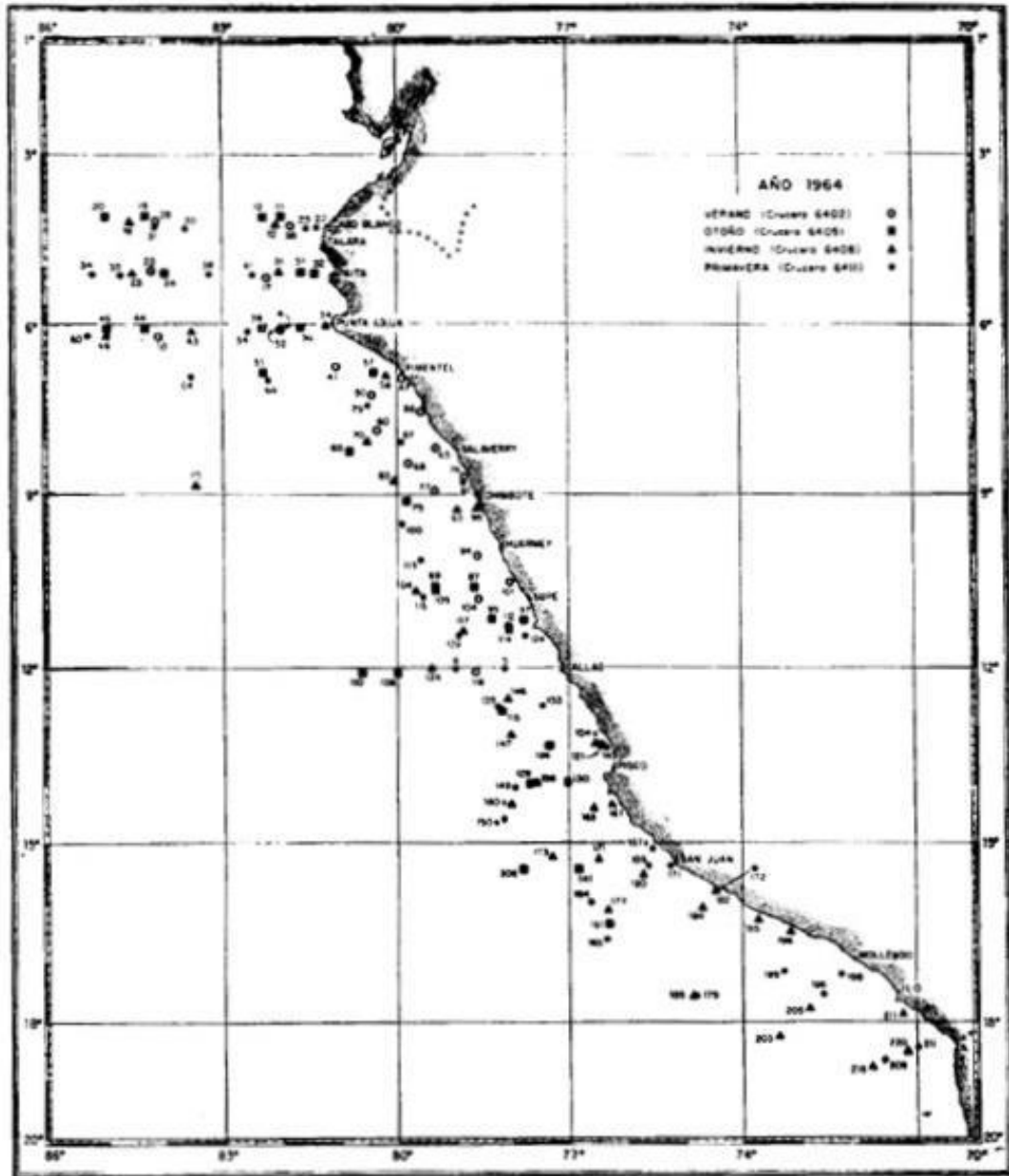
Durante el año 1964 (Figura 5 y 6) se realizaron 4 cruceros con el BAP “*Unanue*”, uno por cada estación del año. El primero, abarcó las latitudes del 4° hasta 12°S y los otros tres cruceros las latitudes desde 4° hasta 18°30’S (Guillen y Rondan, 1968).

Los datos de PP se obtuvieron mediante el método de fijación de ^{14}C . Las muestras de agua fueron tomadas a las profundidades correspondientes al 100%, 28%, 10% y 2,8% de intensidad de luz superficial.

Estudios realizados utilizando la data de los cruceros del R/V Antón Bruun (1966) y CCS Baffin (1977) muestran una relación entre la composición química y el origen del agua con la tasa de PP, así como al crecimiento del fitoplancton (Calienes & Guillén, 1981).

Figura 5

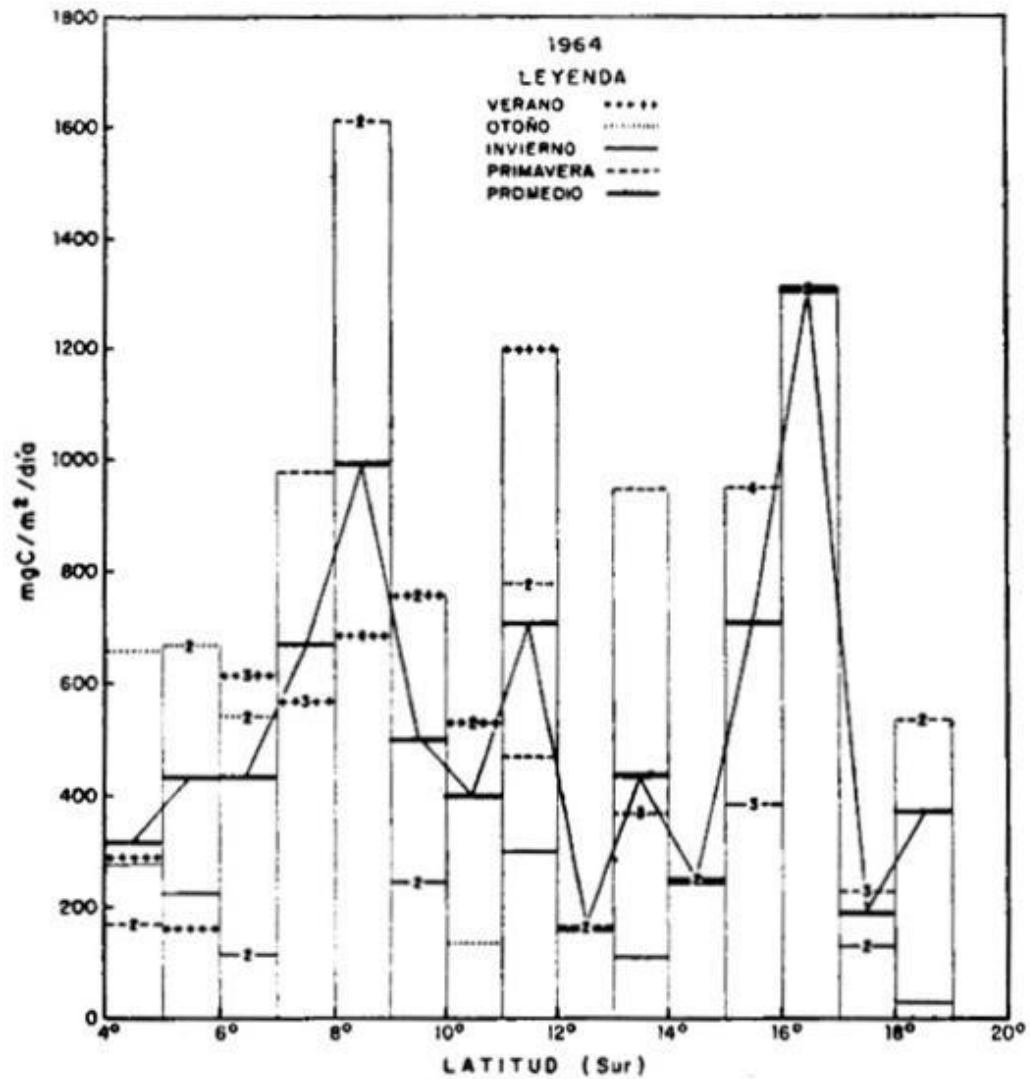
Estaciones de los 4 cruceros realizados el año 1964



Nota: Figura tomada de Guillen y Rondan (1968).

Figura 6

Variación latitudinal de la producción primaria en la columna de agua durante las cuatro estaciones del 1964



Nota: Figura tomada de Guillen y Rondan (1968).

En invierno, en condiciones de alta concentración de nutrientes, pero baja producción (Tabla 4), se encontró una correlación estacional negativa con la clorofila y la PP en la zona eufótica dentro de las 60 mn de costa en el período 1964-

1978 (Calienes et. al, 1985), misma correlación que encontró Pennington et al. (2006).

Tabla 4

Máximos, mínimos y promedio de producción primaria durante el año 1964

MAXIMOS, MINIMOS Y PROMEDIOS DE PRODUCCION PRIMARIA DURANTE EL AÑO 1964								
ESTACION ANUAL	Producción Primaria a Om. (mgr. C/m ³ /día)				Producción Total (gr. C/m ² /día)			
	Máximo	Mínimo	Promedio	Error Stand.	Máximo	Mínimo	Promedio	Error Stand.
Latitudes 4-6° S								
Verano	13.10 (35)	0.26 (10)	4.78	2.25 N=6	0.67 (4)	0.06 (10)	0.22	8.09 N=6
Otoño	144.96 (12)	0.36 (31)	30.09	13.47 N=11	1.51 (12)	0.05 (18)	0.43	0.15 N=11
Invierno	62.76 (12)	0.12 (31)	16.13	8.20 N=7	0.28 (12)	0.04 (34)	0.19	0.03 N=7
Primavera	54.84 (38)	1.80 (22)	20.16	5.37 N=11	0.53 (31)	0.05 (60)	0.23	0.05 N=11
Latitudes 6-12° S								
Verano	190.13 (83)	10.68 (118)	94.59	13.57 N=15	1.29 (112)	0.09 (118)	0.63	0.07 N=15
Otoño	298.44 (97)	2.28 (95)	48.55	28.98 N=10	1.46 (97)	0.08 (75)	0.40	0.13 N=10
Invierno	67.32 (95)	1.68 (93)	17.09	5.70 N=11	0.68 (70)	0.08 (124)	0.30	0.06 N=11
Primavera	119.04 (91)	0.48 (8)	47.30	13.90 N=12	2.27 (91)	0.03 (8)	0.50	0.21 N=11
Latitudes 12-18°30' S								
Otoño	52.56 (121)	0.34 (115)	14.34	4.80 N=10	0.53 (128)	0.17 (151)	0.37	0.04 N=10
Invierno	529.20 (196)	0.12 (158)	53.47*	34.49 N=21	2.42 (95)	0.03 (812-220)	0.36	0.04 N=21
Primavera	170.16 (143)	3.48 (209)	46.89	13.76 N=17	1.17 (172)	0.08 (209)	0.43	0.09 N=17

* Considerando estaciones: 195: (528.36 mg. C/m³/día) y 196: (529.20 mg. C/m³/día). Sin considerar estaciones 159 y 196 da un promedio de 3.44 mg. C/m³/día.

Nota: Figura tomada de Guillen y Rondan (1968).

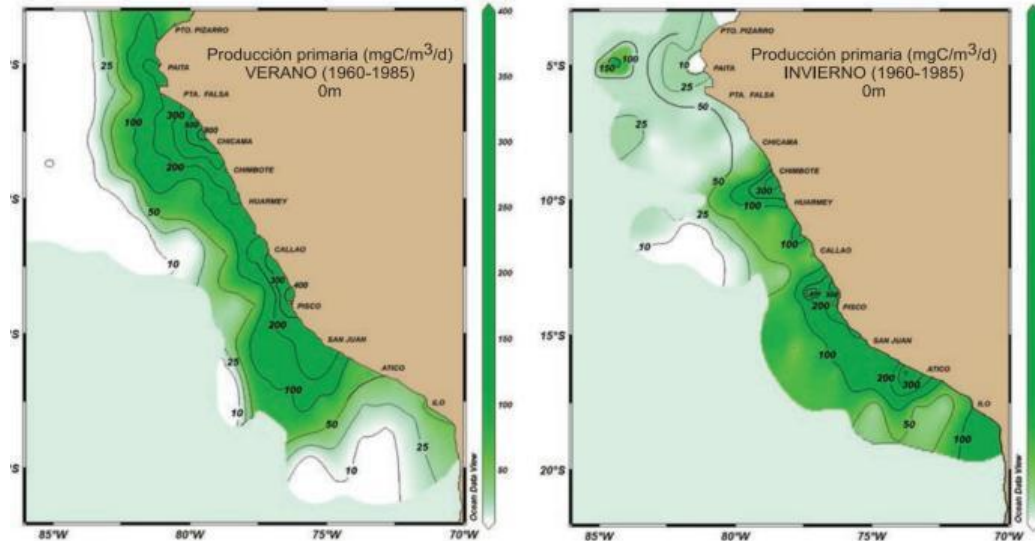
En el periodo 1960-1985 (Figura 7) el promedio de tasa fotosintética en superficie tuvo un rango de 0,47-645 mgC/m³/día, teniendo valores >50 mgC/m³/día dentro de las 60-180 mn de costa y valores <10 mgC/m³/día en altamar (Calienes, 2014).

La PP muestra una variación estacional latitudinal en verano e invierno a nivel superficial, teniendo los valores más altos de PP en lugares dónde la zona eufótica oscila entre 20 y 30 m de profundidad (Calienes, 2014). La máxima PP

corresponde a verano mientras que la menor corresponde a invierno con una PP promedio anual de 190 gC/m^2 (Guillén e Izaguirre, 1968).

Figura 7

Producción primaria estacional promedio en la superficie de mar



Nota: Figura tomada de Calienes (2014)

Dugdale et al. (1977) estudió la variación de la PP utilizando observaciones del 1976 (año en el que hubo florecimiento de *Gymnodinium splendens*) y comparando con resultados de diferentes expediciones en el área de San Juan (15°S), obteniendo los siguientes resultados:

- La producción primaria fue de 6.3 gC/m^2 y 115 mg/m^2 de clorofila en la zona eufótica en 1966.
- La producción primaria fue de 1.7 gC/m^2 y 95 mg/m^2 de clorofila en la zona eufótica en 1976.

En dónde se observa una biomasa similar en ambos años, pero con una tasa de fotosíntesis más baja en el año 1976, considerando al año 1966 como un año con

condiciones promedio con un índice de productividad de 62 mgC/mgClor-a/día (Calienes, 2014).

Los valores de PP (medido en carbono fijado por unidad de superficie y unidad de tiempo) en la corriente de Perú han presentado valores mayores de 11 y 15 gC/m²/d (Ryther 1966, Harrison et al., 1981).

III.6 Tendencia del ecosistema en los últimos años

El régimen climático y los ecosistemas de diferentes regiones del globo se verán afectadas por el calentamiento global producto de la actividad antropogénica (Walther et al., 2002; Parmesan & Yohe, 2003). Asimismo, existe un posible aumento de la frecuencia de eventos extremos, como eventos El Niño (EN) y La Niña (LN) (Yeh et al., 2009).

En los Sistemas de Borde Oriental (EBUS), diversos estudios han planteado la hipótesis de que un aumento en la temperatura global podría intensificar los vientos costeros (Enfield et al., 1981; Rutlant et al., 1998). Sin embargo, en un estudio basado en modelos realizado por Chamorro (2020), menciona que a pesar de que el contraste térmico tierra-mar se incrementaría en el futuro, se espera una disminución de los vientos costeros durante el verano en el sistema de afloramiento peruano. Por otro lado, algunos EBUS presentan tendencias hacia el enfriamiento costero (Narayan et al., 2010; Demarcq, 2009), como es el caso de la zona costera norte de Chile y sur de Perú en al menos los últimos 30 años (Falvey & Garreaud, 2009).

El Pacífico ecuatorial y oriental presenta una expansión de la ZMO en las últimas décadas (Stramma et al., 2008) que podría estar asociada a la reducción de

la ventilación producto del aumento de la estratificación superficial provocada por el calentamiento global (Gutierrez et al., 2011). Además, el sistema peruano ha evidenciado una superficialización de la ZMO en los últimos años, producto del debilitamiento del flujo de oxígeno por parte de las corrientes ecuatoriales subsuperficiales, lo que indicaría una desoxigenación en la columna de agua (Espinoza-Morriberón et al., 2021)

El calentamiento global viene impactando al Océano Pacífico provocando aumento de la TSM, estratificación y expansión de las ZMO por lo menos en las últimas tres décadas. De igual manera, se observa un aumento de la productividad primaria en los últimos 30 años y una intensificación del afloramiento costero desde los 12°S hacia el sur (Gutierrez et al., 2011), mientras que la clorofila superficial tiene una tendencia positiva en las siguientes décadas con una biomasa total de clorofila estable, lo que nos podría indicar que habrá un aumento de la estratificación vertical del fitoplancton en la capa superficial en las siguientes décadas (Echevin et al., 2020).

Por otro lado, la biomasa fitoplanctónica total cerca a costa se pronostica que permanecerá estable mientras que la productividad primaria tendrá un leve decaimiento debido al debilitamiento de los afloramientos y la profundización de la nutriclina (Echevin et al., 2020). Estudios recientes sobre los efectos en la PP de eventos fuertes como LN o EN concluyen que en eventos EN se produce una reducción de Cl-a producto del agotamiento de nutrientes a excepción de en verano (Espinoza-Morriberón, 2018).

III.7 Tendencias globales en Producción Primaria

En Perú y California, los primeros estudios satelitales de la dinámica del fitoplancton compararon la relación entre la Cl-a a partir de observaciones *in situ* y datos satelitales del Coastal Zone Color Scanner (CZCS) (Chávez, 1995), encontrando una mayor PP en Perú. Thomas et al. (2009) encontró fuertes anomalías negativas en la concentración de Cl-a durante el evento EN 1997-1998 en los sistemas de Perú y California. Posteriormente, algunos modelos empezaron a combinar datos satelitales con perfiles verticales de Cl-a, como el usado por Demarcq et al. (2008) en Benguela y por Sathyendranath et al. (2020) en el Océano Atlántico Norte, donde utilizaron un modelo espectral para la estimación de la fotosíntesis y la transferencia radiativa a través de la capa de mezcla.

En el ecosistema marino de la corriente de Humboldt, los datos de Cl-a obtenidos por satélite muestran tendencias positivas frente a Perú y el norte de Chile, y tendencias negativas al sur (Demarcq, 2009). En Chile central, los datos de Cl-a presentan una tendencia negativa desde principios de la década de 2000 (Corredor-Acosta et al., 2015; Gutiérrez et al., 2016). Frente a Perú, Quispe et al. (2010) compararon concentraciones de clorofila superficial *in situ* y estimados vía satélite SeaWiFS en el sistema de afloramiento peruano, para el periodo entre 1998 y 2007. Mientras que Espinoza-Morriberón et al., (2017) estudió el crecimiento del fitoplancton durante un evento EN utilizando datos mensuales del satélite SeaWiFS, con una resolución de $1/12^\circ$ (~9 km), para validar la concentración de clorofila en la superficie desde 1997 hasta el 2008.

Frente a Perú, la tasa de PP promedio anual varía entre $1,2 \text{ kg C m}^{-2} \text{ y}^{-1}$ en la franja costera hasta los 200 km (Gutiérrez et al., 2015) y $0.3 \text{ Kg C m}^{-2} \text{ y}^{-1}$,

(Mogollón et al., 2023); con un promedio de PPI en la capa eufótica de $1.56 \text{ kg C m}^{-2} \text{ y}^{-1}$, encontrando un pico de productividad en verano con un rendimiento de $2.16 \text{ kg C m}^{-2} \text{ y}^{-1}$, mientras que en invierno un período de menor productividad con $1.08 \text{ kg C m}^{-2} \text{ y}^{-1}$.

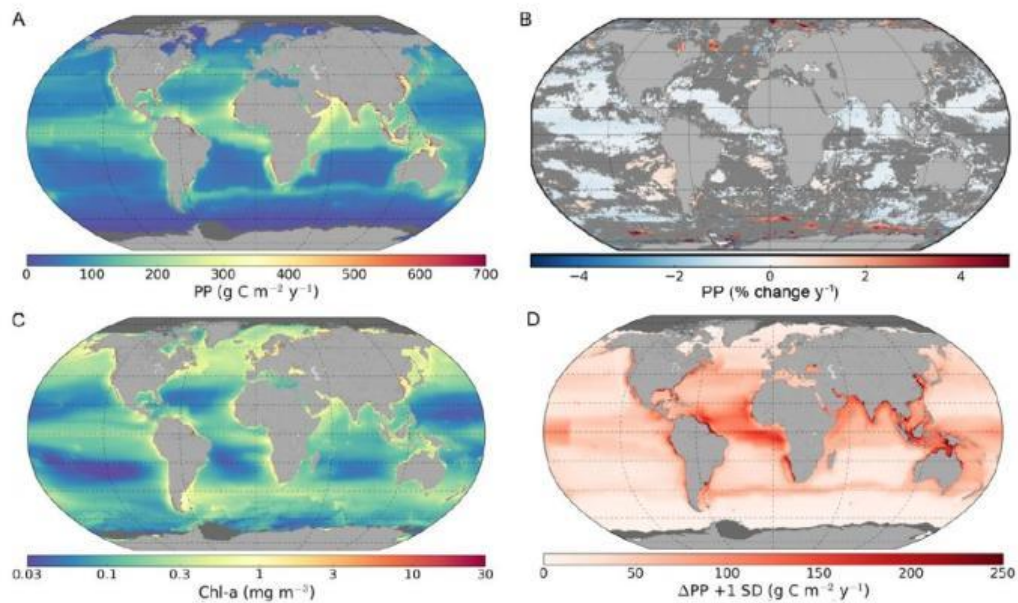
La PP mundial se encuentra entre 30 y 60 Gt Cyr^{-1} (Carr et al., 2006; Mattei y Scardi, 2021). El Océano Atlántico y el Pacífico presentan un alto nivel de producción de fitoplancton o concentración de Cl-a, debido a áreas altamente productivas con zonas de afloramiento. El Océano Ártico se caracteriza por un nivel bajo de TSM y PAR durante todo el año. Por último, el Océano Índico es un área poco productiva (Mattei y Scardi, 2021).

Se espera que los cambios posteriores en la estratificación de temperatura y densidad, y la carga de nutrientes en la zona eufótica afecten el crecimiento del fitoplancton y la PP bajo el cambio climático global (Kulk et al., 2020). Kulk et al. (2020) mostró que las tendencias en la PP para latitudes bajas y medias son débiles y negativas; aunque se observan grandes áreas con tendencia positiva en el Océano Atlántico Sur y el Océano Pacífico Sur (Figura 8A). En las regiones polares y costeras, se observaron tendencias positivas más fuertes en la PP. La variabilidad interanual de la PP mundial muestra una tendencia a la disminución a lo largo del tiempo, al igual que la PP anual en los océanos Atlántico y Pacífico (Figura 8B). Las tendencias en la PP estacionales fueron más altas a finales de primavera y mediados del verano, con tasas más bajas en diciembre para el hemisferio norte y en junio para el hemisferio sur. Las tendencias interanuales y estacionales de la PP estuvieron estrechamente relacionadas con la biomasa de Cl-a (Figura 8C). En el

bioma del océano Antártico y del Océano Índico, la PP anual también estuvo relacionada con la PAR (Figura 8D) (Kulk et al., 2020).

Figura 8

Mapas de producción primaria anual global y parámetros asociados para el período 1998-2018



Nota. (A) Producción primaria anual global basada en los parámetros promedio de fotosíntesis versus irradiancia (P-I), (B) Tendencias lineales en la producción primaria anual global entre 1998 y 2018 expresadas como cambio porcentual por año (el color gris oscuro representa tendencias no significativas), (C) Clorofila-a superficial media derivada de los sensores remotos (Cl-a), (D) Radiación fotosintética activa (PAR, 400–700 nm) derivado de los sensores remotos. Tomado y modificado de kulk et al. (2020).

IV. HIPÓTESIS

La variabilidad estacional e interanual de la PPI en la columna de agua en el mar peruano, calculada a partir de un modelo estadístico, se encuentra principalmente influenciada por las variaciones de Cl-a, PAR y velocidad del viento; mientras que la tendencia en los últimos 30 años por el cambio climático expresado en las variaciones de la TSM.

V. METODOLOGÍA

V.1 Diseño de estudio

La presente investigación es un estudio de diseño no experimental longitudinal, ya que se recolectaron datos a lo largo del tiempo, basado en la implementación de un modelo bio-óptico para el cálculo de la PPI, y de tendencia, que tiene por finalidad analizar las tendencias de la PPI en las últimas dos décadas.

El modelo de PPI propuesto en la presente tesis está basado en el modelo planteado por Demarcq et al. (2008), en el que utiliza data satelital para tener una estructura tridimensional de la Cl-a utilizando data satelital e *in situ*. Este modelo está basado en los clásicos modelos bio-ópticos que consideran la absorción de luz a cada nivel de profundidad en la columna de agua, de acuerdo con un perfil de luminosidad asociado a su condición observada en la superficie. Hay que considerar la información tridimensional en el sistema de afloramiento peruano, por la presencia de una capa de la ZMO (originada por la alta actividad biológica en las aguas afloradas sobre la plataforma) que hace que la capa de luz activa dependa de la estructura vertical de las masas de agua. En ese sentido, una vez obtenida la Cl-a integrada en la columna de agua, utilizando estimados de luz se procedió a

transformar la Cl-a a unidades de carbono estimando la PPI en la columna de agua (Figura 9). Los pasos para obtener la PP son los siguientes:

i) Estimación de la clorofila-a integrada

- *Preparación de base de datos de perfiles de Cl-a:*

A partir de datos *in situ* se estudió los datos a considerar para la distribución de perfiles

- *Modelo gaussiano para los perfiles de clorofila-a:*

Se procedió a modelar los perfiles para obtener los valores metro a metro.

- *Agrupamiento de perfiles verticales típicos de clorofila-a:*

Con la base de datos de los perfiles modelados metro a metro se procedió a agruparlos a fin de obtener los “*perfiles típicos*” de Perú.

- *Predicción de perfiles típicos de clorofila-a:*

Se predijo los tipos de perfil a partir de los datos satelitales oceanográficos.

- *Modelo de predicción de perfiles de clorofila-a integrada:*

Utilizando los datos satelitales se predijo los tipos de perfiles para realizar el cálculo de la Cl-a integrada en la columna de agua.

ii) Estimación de la Radiación Fotosintéticamente Activa

Se utilizó estimados de la PAR de datos proporcionados por el satélite MODIS.

iii) Estimación del modelo bio-óptico de producción primaria

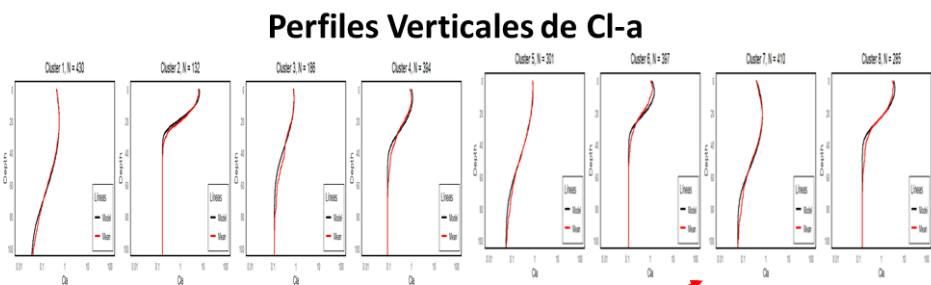
Estimación de la PP en base a la Cl-a integrada y la PAR:

Se transformó a unidades de carbono la cantidad de Cl-a integrada en la columna de agua.

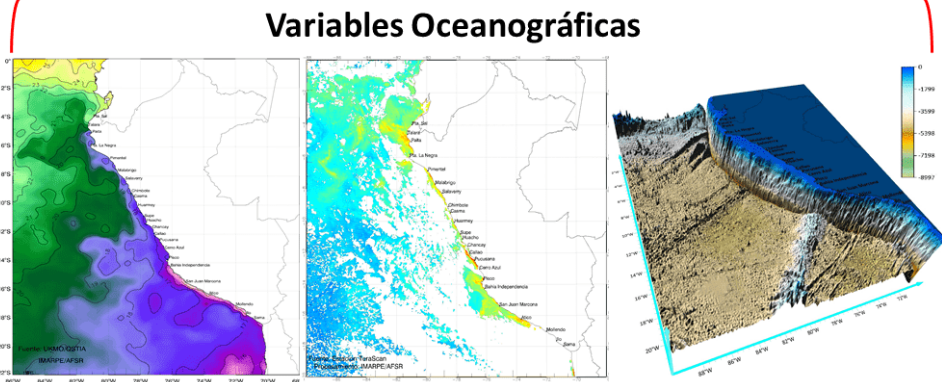
Figura 9

Esquema de elaboración del Modelo Bio-óptico de Producción Primaria

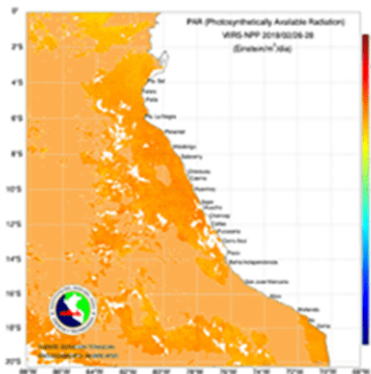
Flujo del diseño general de investigación



① **Estimación Cl-a int**

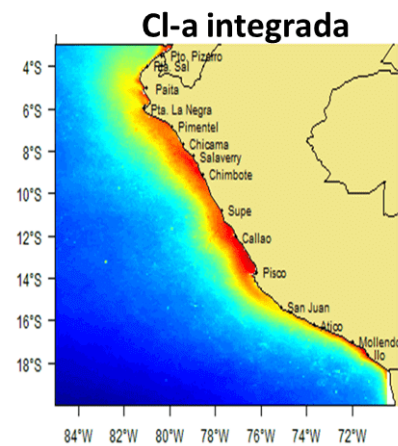


② **Radiación Fotosintéticamente Activa (PAR)**



③

Modelo Bio-óptico de Producción Primaria disponible en espacio y tiempo

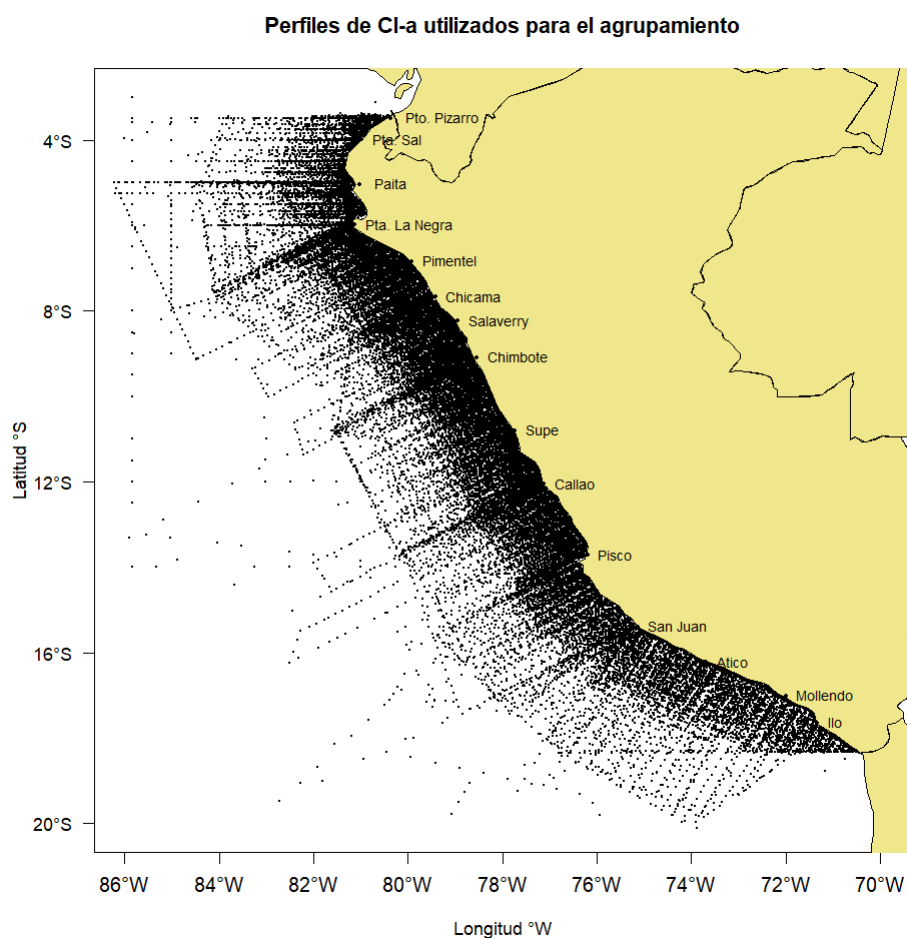
$$P(z) = [B(z)\alpha^B E(z)] / \sqrt{1 + [\alpha^B E(z) / P_m^B]}$$


V.2 Área de estudio

Este trabajo tuvo como área de estudio gran parte del litoral del Perú desde el extremo norte (3°S) hasta el extremo sur (20°S), cubriendo estaciones de monitoreo realizados por el IMARPE y estaciones realizadas durante cruceros de investigación desde el 1988 hasta el 2021, teniendo un total de 57,050 perfiles observados de CI-a. En la Figura 10 se observa la distribución de estos perfiles observados que cubren desde el extremo norte, hasta el extremo sur del litoral con una mayor incidencia en la zona costera dentro de las 100 primeras millas.

Figura 10

Puntos de muestreo de CI-a *in situ* frente a Perú desde 1988 hasta el 2021



V.3 Datos

V.3.1 Datos *in situ*

Para el presente trabajo se utilizó data observada *in situ* de Cl-a obtenida mediante el uso de botellas Niskin a profundidades estándar de muestreo, las cuales son: 0m – 10 m – 50m – 75m – 100m.

Es importante recalcar que no en todos los perfiles se registran todos los puntos de muestreo y que, pese a tener profundidades estándar de muestreo, en algunos casos las observaciones pueden variar +/- 1m.

Se analizaron alrededor de 57 mil perfiles verticales provenientes de datos *in situ* de IMARPE. Los datos provienen de información principalmente de los cruceros de IMARPE y los puntos fijos de muestreo. La información *in situ* disponible para el proyecto se encuentra desde 1980 hasta la actualidad.

V.3.2 Datos Satelitales

Para poder predecir los perfiles de Cl-a, se utilizarán las siguientes variables oceanográficas, las cuales pueden influir en la distribución y abundancia de la Cl-a:

- Temperatura superficial del mar: Representada en grados Celsius (°C), obtenida del sensor MODIS del satélite AQUA, con una resolución 4 kilómetros (2.5 x 2.5 m.n) y una temporalidad desde julio de 2002 hasta diciembre de 2022. Mayor información sobre funcionamiento disponible en https://oceancolor.gsfc.nasa.gov/resources/docs/technical/ocean_level-3_smi_products.pdf. Disponible para descarga en: <https://oceancolor.gsfc.nasa.gov/13/>

- Clorofila-a superficial del mar: Representada en miligramos por metro cúbico (mg/m^3), obtenida del sensor MODIS del satélite AQUA, con una resolución de 4 kilómetros ($2.5 \times 2.5 \text{ m.n}$) y con una temporalidad desde enero de 1997 hasta diciembre de 2022. Disponible para descarga en: <https://oceancolor.gsfc.nasa.gov/13/>
- Radiación fotosintéticamente activa: es incidente en la superficie de la Tierra y representa una parte del espectro de radiación solar de $0.4 \mu\text{m}$ a $0.7 \mu\text{m}$ que es absorbida, transferida y almacenada dentro de los ecosistemas. Disponible para descarga en: <https://ladsweb.modaps.eosdis.nasa.gov/missions-and-measurements/science-domain/photosynthetically-active-radiation/>
- Anomalía del nivel del mar: Representada en metros (m), obtenida de Copernicus con una resolución 27.75 kilómetros ($15 \times 15 \text{ m.n}$) y una temporalidad mensual desde enero de 1993 hasta julio de 2022. Disponible para descarga en: https://data.marine.copernicus.eu/product/SEALEVEL_GLO_PHY_L4_MY_008_047/description
- Velocidad de vientos: Representada en metros por segundo (m/s), obtenida de la Cross-Calibrated Multi-Platform (CCMP) con una resolución de 27.75 kilómetros ($15 \times 15 \text{ m.n}$) y una temporalidad mensual desde enero de 1993 hasta diciembre del 2019. Disponible para descarga en: <https://data.remss.com/ccmp/v03.0/daily/>

V.3.3 Base de datos internacionales

Se utilizó la base de datos internacional de batimetría obtenida de General Bathymetric Chart of the Oceans (GEBCO), el cual es un modelo de terreno global para océanos y tierras, que proporciona datos de elevación en metros con una resolución de 0.25 x 0.25 m.n.

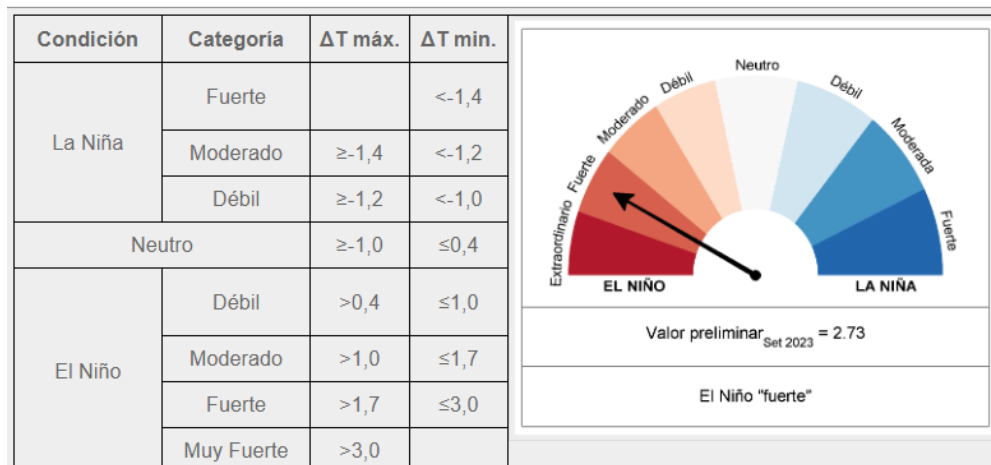
La base de datos está disponible para descarga en:
https://www.gebco.net/data_and_products/gridded_bathymetry_data/#a1

V.3.4 Índices climáticos

Se empleó el Índice Costero El Niño (ICEN), creado por la Comisión Multisectorial encargada del Estudio del Fenómeno El Niño (ENFEN), para realizar el diagnóstico de EN y LN en el Perú (ENFEN, 2012; Takahashi et al., 2014). Este índice refleja la variabilidad del clima en la región este del Océano Pacífico ecuatorial, abarcando las áreas frente a Ecuador y al norte de Perú. La metodología de cálculo implica la media móvil de tres meses de la anomalía de la TSM en la región Niño 1+2 (90°-80°O, 10°S-0°) del producto ERSST v3b rt en comparación con la climatología del periodo 1981-2010. Mayor información se encuentra disponible en <http://www.met.igp.gob.pe/variabclim/indices.html>

Figura 11

Intervalos del Índice ICEN (ENFEN, 2012) obtenidos para la clasificación de eventos La Niña y El Niño según categorías



Fuente:

https://www.imarpe.gob.pe/imarpe/index2.php?id_seccion=I017809030000000000000000

V.4 Modelo de Producción Primaria

En la presente tesis se propone estimar la PPI en tiempo y espacio, a partir de datos observados de clorofila-a en la columna de agua y datos satelitales, tal como se muestra en la Figura 9.

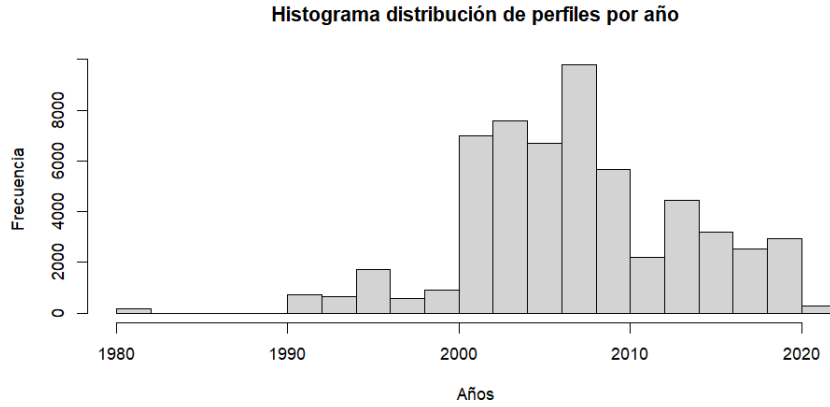
V.4.1 Estimación de la clorofila-a integrada

V.4.1.1 Preparación de base de datos de perfiles de clorofila-a

En total se contó con 57,050 perfiles observados de Cl-a desde 1988 hasta el 2021, distribuidos anualmente según la Figura 11, se observa que la mayoría de los perfiles se distribuyen desde el 2000 hasta el 2010.

Figura 12

Histograma distribución de perfiles por año



Para el presente trabajo se consideró la información desde la superficie hasta los 150 metros de profundidad como el modelo propuesto por Mogollón et al. (2024), asumiendo que hay poca variación en los perfiles por debajo de esta profundidad debido a la zona eufótica, que es la capa superior del océano donde la PAR es superior al 1% de su valor superficial.

En la Tabla 5 se observa la cantidad de puntos por perfil, en la cual resalta que la mayoría de los perfiles (48,039) tienen solo 1 dato observado, siendo en su mayoría datos de superficie.

Tabla 5

Distribución de perfiles por cantidad de observaciones de clorofila-a

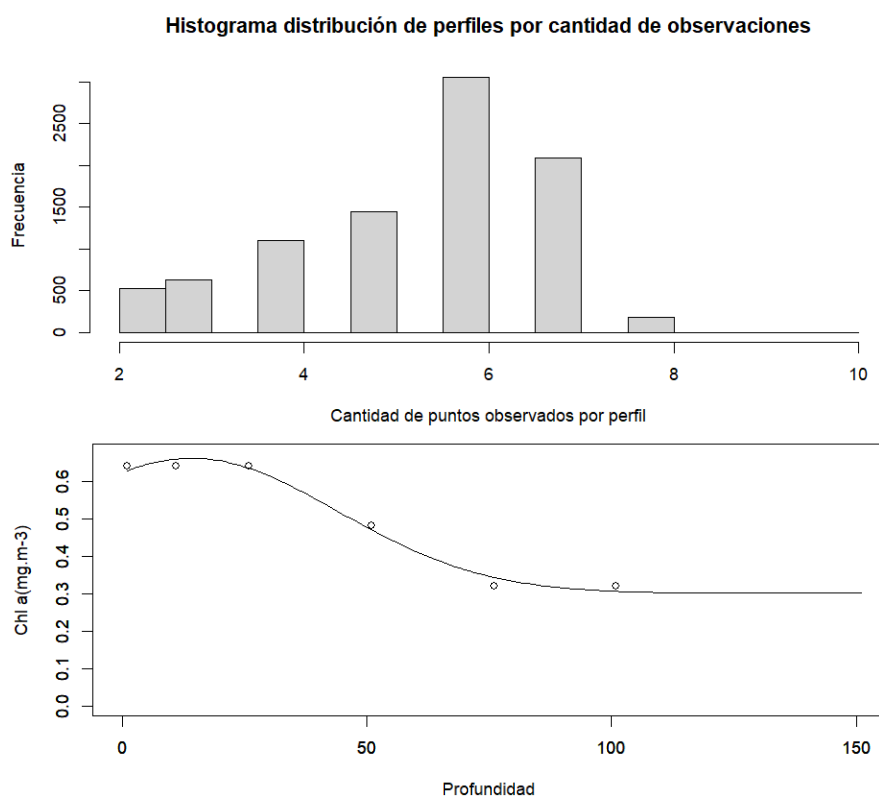
Cantidad de puntos por perfil	Cantidad de perfiles
1	48039
2	520
3	628
4	1097

5	1444
6	3058
7	2085
8	178
10	1

En la Figura 12 se puede observar la distribución de perfiles (sin contar los perfiles de una sola observación) según la cantidad de observaciones, observándose que la mayoría de los perfiles posee 6 observaciones (3,058 perfiles), además se observa un ejemplo de un perfil de 6 observaciones en el cual el perfil modelado logra una buena representación.

Figura 13

Histograma distribución de perfiles por cantidad de observaciones y perfil de seis puntos



V.4.1.2 Modelo Gaussiano para los perfiles de clorofila-a

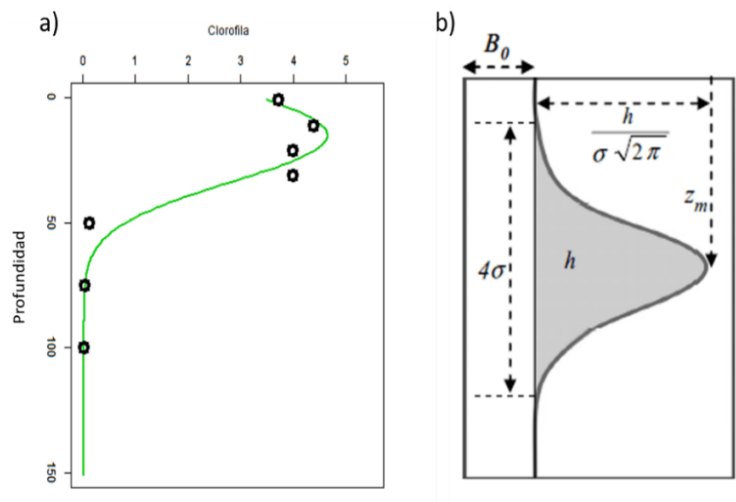
Siguiendo el esquema descrito en la Figura 9, se utilizó la base de datos *in situ* descrita en el numeral 4.3.1 de perfiles de Cl-a observados desde 1988 hasta el 2021 (57,050 perfiles observados). Asumiendo que en la columna de agua los datos de Cl-a siguen una distribución Gaussiana (Platt et al., 1988), tenemos que, para calcular la Cl-a una determinada profundidad (z), se sigue la siguiente formulación:

$$(Cl - a)_z = B_0 + \frac{h}{\sigma\sqrt{2\pi}} \exp\left[-\frac{(z - z_m)^2}{2\sigma^2}\right]$$

Donde B_0 es la biomasa mínima de en la columna de agua, h es la Cl-a integrada en la profundidad donde se alcanza el máximo de Cl-a (Z_m). Mientras que σ representa la desviación estándar de la distribución. Para un mejor entendimiento del modelo ver la Figura 14b.

Figura 14

Perfil vertical de Cl-a de los datos *in situ* (puntos negros) y del modelo Gaussiano (línea verde)

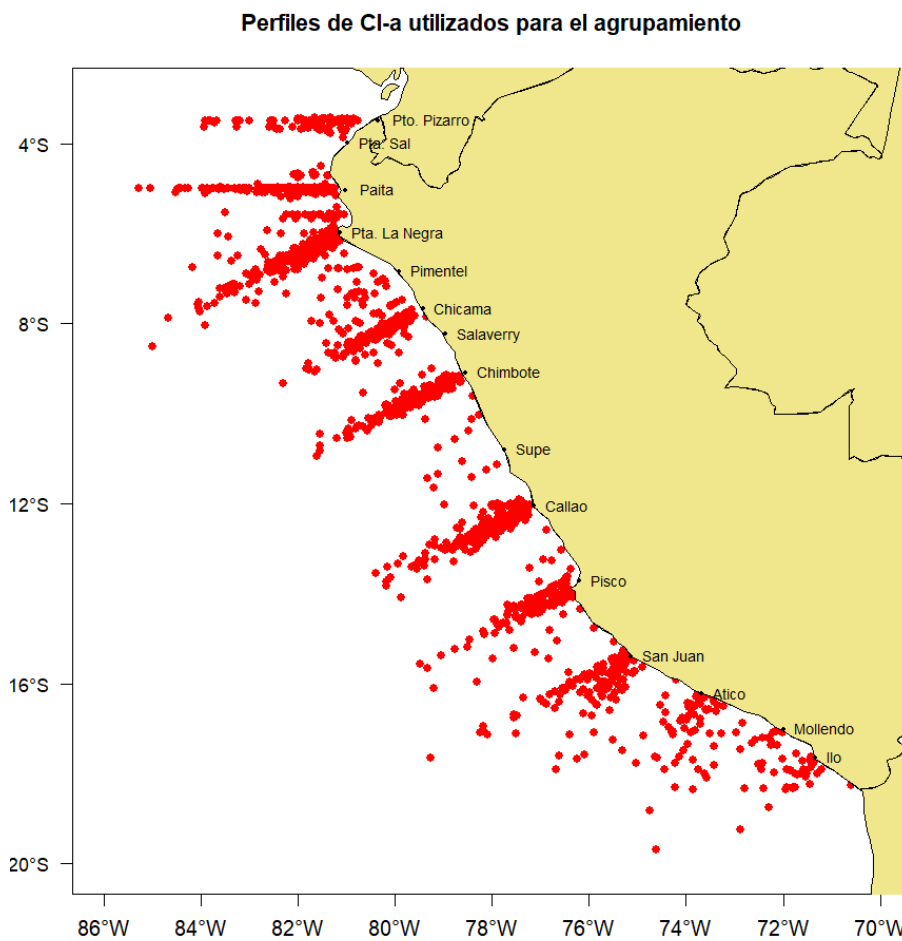


Nota. (a). Representación del modelo Gaussiano planteado por Platt et al. (1998) para representar la variación vertical de la Cl-a (b).

Para usar el modelo Gaussiano solo se utilizaron los perfiles en los que se tenían al menos 5 valores observados, quedando 3,914 perfiles, según la distribución de la Figura 10, reproducidos metro a metro desde la superficie (0m) hasta los 150 metros.

Figura 15

Perfiles de Cl-a utilizados para el agrupamiento



Para cada perfil de Cl-a (Figura 15) observado se calcularon los 4 parámetros mencionados (B_0 , h , Z_m , σ) que necesita el modelo, por lo que se obtuvieron valores de Cl-a en la columna de agua cada metro. El ajuste del modelo del perfil de Cl-a se desarrolló en el software R usando la función “nls”.

Posteriormente se filtró la base de datos de perfiles a fin de remover perfiles anómalos (perfiles que no pudieron ser bien modelados por el gaussiano), utilizando la desviación estándar, obteniendo una base de datos final de 3,711 perfiles.

Una vez obtenidos los 3,711 perfiles modelados metro a metro, se procedió a agrupar las estaciones del año por trimestre. Para verano se consideró los 3 primeros meses (enero-marzo), para el otoño se consideró del cuarto al sexto mes (abril-junio), para invierno del sétimo al noveno mes (julio-setiembre) y para primavera del décimo al doceavo mes (octubre-diciembre).

V.4.1.3 Agrupamiento de perfiles verticales típicos de clorofila-a

Para el agrupamiento de los datos se empleó el algoritmo K-means, originalmente propuesto por MacQueen (1967), uno de los métodos más ampliamente utilizados en *machine learning* no supervisado para clasificar datos en K grupos. En este enfoque, K representa el número de clústeres definidos previamente por el analista. El objetivo del algoritmo es que las observaciones con características similares se agrupen entre sí, mientras que los clústeres resultantes presenten la mayor diferencia posible entre ellos.

El funcionamiento del algoritmo se basa en un proceso iterativo que consta de las siguientes etapas (Tan et al., 2019):

1. Inicialización: Se seleccionan aleatoriamente K puntos como centroides iniciales.
2. Asignación: Cada punto del conjunto de datos se asigna al clúster cuyo centroide esté más cercano, utilizando comúnmente la distancia euclidiana.

3. Actualización: Se recalculan los centroides como el promedio de todos los puntos asignados a cada clúster.
4. Iteración: Se repiten los pasos de asignación y actualización hasta que las asignaciones no cambien significativamente entre iteraciones, indicando la convergencia del algoritmo.

Existen diversas variantes del algoritmo K-means. Una de las más utilizadas es la propuesta por Hartigan y Wong (1979), que optimiza la variación total intra-clúster, definida como la suma de las distancias euclidianas al cuadrado entre cada punto y su respectivo centroide:

$$W(C_k) = \sum_{x_i \in C_k} (x_i - \mu_k)^2$$

Dónde:

x_i representa una observación perteneciente al clúster C_k

μ_k es el centroide (media) del clúster C_k

El objetivo es minimizar la variación total intra-clúster, expresada como:

$$tot. withinss = \sum_{k=1}^k W(C_k) = \sum_{k=1}^k \sum_{x_i \in C_k} (x_i - \mu_k)^2$$

Este valor cuantifica qué tan bien se ha logrado el agrupamiento; cuanto menor sea, más compactos y homogéneos serán los clústeres.

El proceso inicia con la selección aleatoria de K objetos que servirán como centroides iniciales. Posteriormente, cada punto se asigna al centroide más cercano (paso de asignación). Luego, se recalculan los centroides (paso de actualización)

con base en las nuevas asignaciones. Este procedimiento se repite iterativamente, reubicando puntos y actualizando los centroides hasta que no ocurran más cambios en las asignaciones, es decir, se alcanza la convergencia.

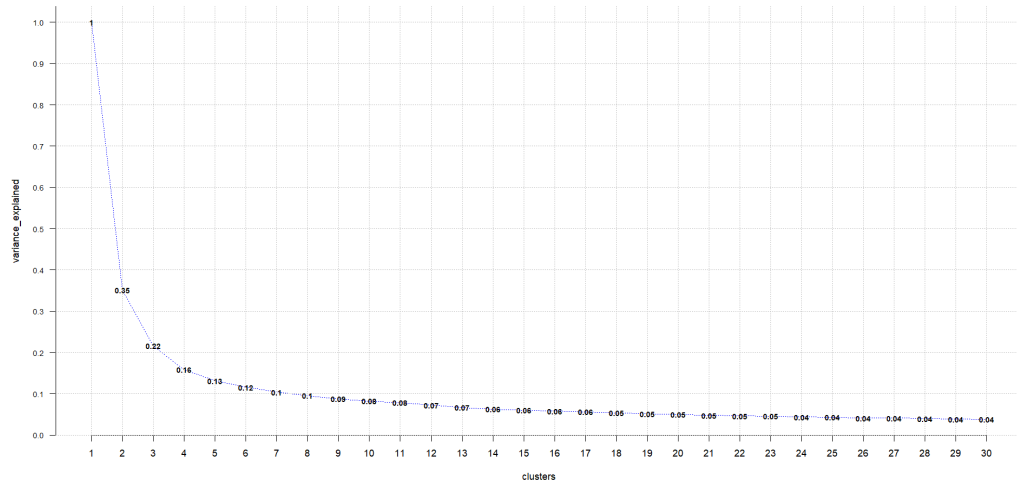
Las siguientes variables se consideraron como las ideales para el agrupamiento:

- h : Cl-a integrada en la profundidad dónde se alcanza el máximo de Cl-a
- z_m : Profundidad donde se alcanza el máximo de Cl-a
- σ : Desviación estándar de la distribución
- x_0 : Valor de Cl-a en superficie.
- *Season*: Estación del año categórica (1 (verano) – 4 (primavera))
- *ICEN*: Valor numérico del Índice Costero El Niño

El agrupamiento de todas las variables fue estandarizado restando la media de cada observación y dividiéndolo por la desviación estándar. El “*K-Means*” es un método de agrupamiento no supervisado donde se debe elegir la cantidad de grupos a formar, para ello utilizamos el método de varianza explicada para determinar el número óptimo de grupos, observando en la Figura 16 que con 12 clusters ya se tiene una buena explicación de la varianza y que agregar más grupos no aporta significativamente al agrupamiento. Finalmente, se obtuvieron 12 clases (clusters), los cuales vendrían a ser los Perfiles Típicos del Perú.

Figura 16

Análisis de Varianza explicada para determinar número de clusters



V.4.1.4 Predicción de los perfiles de clorofila-a

A partir de los datos satelitales, utilizando Random Forest, se procedió a predecir el tipo de perfil a fin de conocer su distribución en profundidad.

Random Forest es un algoritmo de aprendizaje automático basado en ensamblado de árboles de decisión, ampliamente utilizado tanto en tareas de clasificación como de regresión. Fue introducido por Leo Breiman (2001), quien lo describió como un método que construye múltiples árboles de decisión y combina sus predicciones para mejorar la precisión del modelo y reducir la varianza (Breiman, 2001).

El algoritmo funciona construyendo una colección de árboles a partir de diferentes subconjuntos de datos seleccionados aleatoriamente con reemplazo (bootstrap sampling). Además, en cada nodo de decisión, el algoritmo selecciona aleatoriamente un subconjunto de variables para encontrar la mejor división. Esta doble aleatorización —en datos y en variables— es clave para reducir el sobreajuste

y mejorar la capacidad de generalización del modelo (Hastie, Tibshirani & Friedman, 2009).

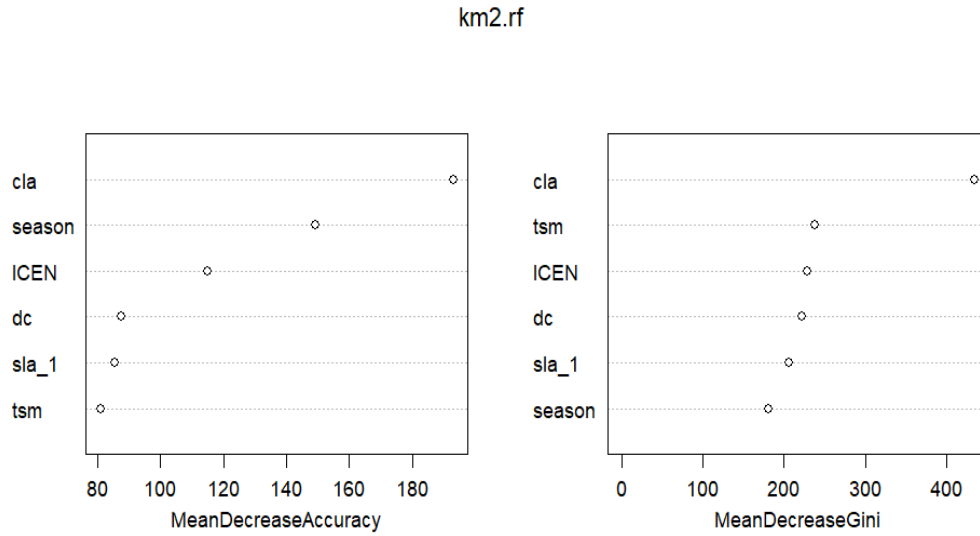
Para tareas de clasificación, cada árbol realiza una predicción y la clase final es determinada por votación mayoritaria. En regresión, el resultado es el promedio de las predicciones individuales. Esta estrategia de ensamblado convierte a múltiples modelos débiles (árboles individuales) en un modelo fuerte, ofreciendo robustez ante datos ruidosos, valores atípicos y relaciones no lineales (Louppe, 2014).

Es importante resaltar que para utilizar el método Random Forest, es necesario que no existan NA's, es por ello que se tuvo que reducir la base de datos de 3,711 perfiles a 2,242 perfiles, debido a que en los demás perfiles no se contaba con algún valor de las variables oceanográficas necesarias para la predicción.

Para ello se utilizó la base de datos de perfiles de clorofila observados, junto con algunas variables oceanográficas como Cl-a Superficial del Mar (CLA), Temperatura Superficial del Mar (TSM), Índice Costero El Niño (ICEN), Distancia a Costa (DC), Anomalía del Nivel del Mar (SLA) y estación del año (season), según el orden de importancia (Figura 17).

Figura 17

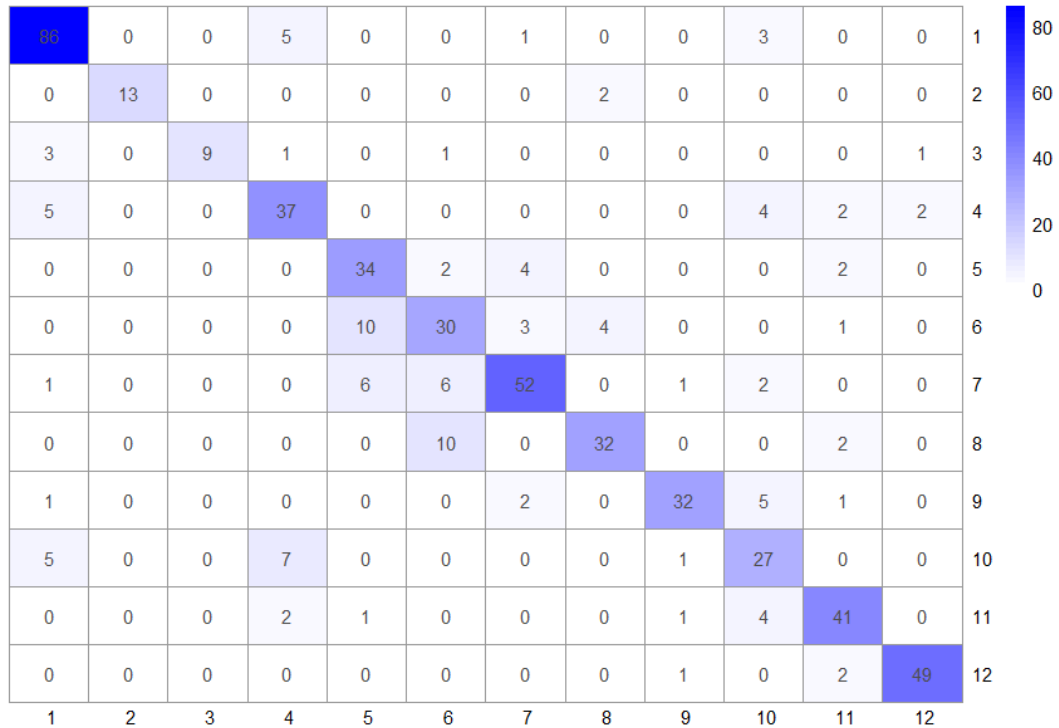
Importancia de variables del Random Forest



Para el entrenamiento del modelo y la prueba se dividió la data en un set de entrenamiento (75% de los datos) y un set de validación (25% de los datos), utilizando el 75% de los datos de manera aleatoria para entrenar el modelo y el 25% restante para poder validar el modelo, obteniendo una predicción de ~79.00% (Figura 18).

Figura 18

Matriz de confusión del modelo Random Forest



```
Overall Statistics
Accuracy : 0.7907
95% CI : (0.7546, 0.8237)
No Information Rate : 0.1807
P-Value [Acc > NIR] : < 2.2e-16

Kappa : 0.7673

McNemar's Test P-Value : NA
```

Adicionalmente se analizaron las estadísticas interclases (Figura 19), observándose una buena sensibilidad en la mayoría de las clases (~ 80%), a excepción de las clases 5, 6 y 10, las cuales tienen una sensibilidad reducida. La baja sensibilidad de la clase 5 se debe a que el modelo confunde la predicción con las clases 6 y 7, mientras que en la clase 10 la reducción se debe a la reducida cantidad de observaciones (45).

Figura 19

Resultados Interclases del Modelo Random Forest

```
Statistics by Class:
```

	Class: 1	Class: 2	Class: 3	Class: 4	Class: 5	Class: 6
Sensitivity	0.8515	1.00000	1.00000	0.71154	0.66667	0.61224
Specificity	0.9803	0.99634	0.98909	0.97436	0.98425	0.96471
Pos Pred Value	0.9053	0.86667	0.60000	0.74000	0.80952	0.62500
Neg Pred Value	0.9677	1.00000	1.00000	0.97053	0.96712	0.96282
Prevalence	0.1807	0.02326	0.01610	0.09302	0.09123	0.08766
Detection Rate	0.1538	0.02326	0.01610	0.06619	0.06082	0.05367
Detection Prevalence	0.1699	0.02683	0.02683	0.08945	0.07513	0.08587
Balanced Accuracy	0.9159	0.99817	0.99455	0.84295	0.82546	0.78848

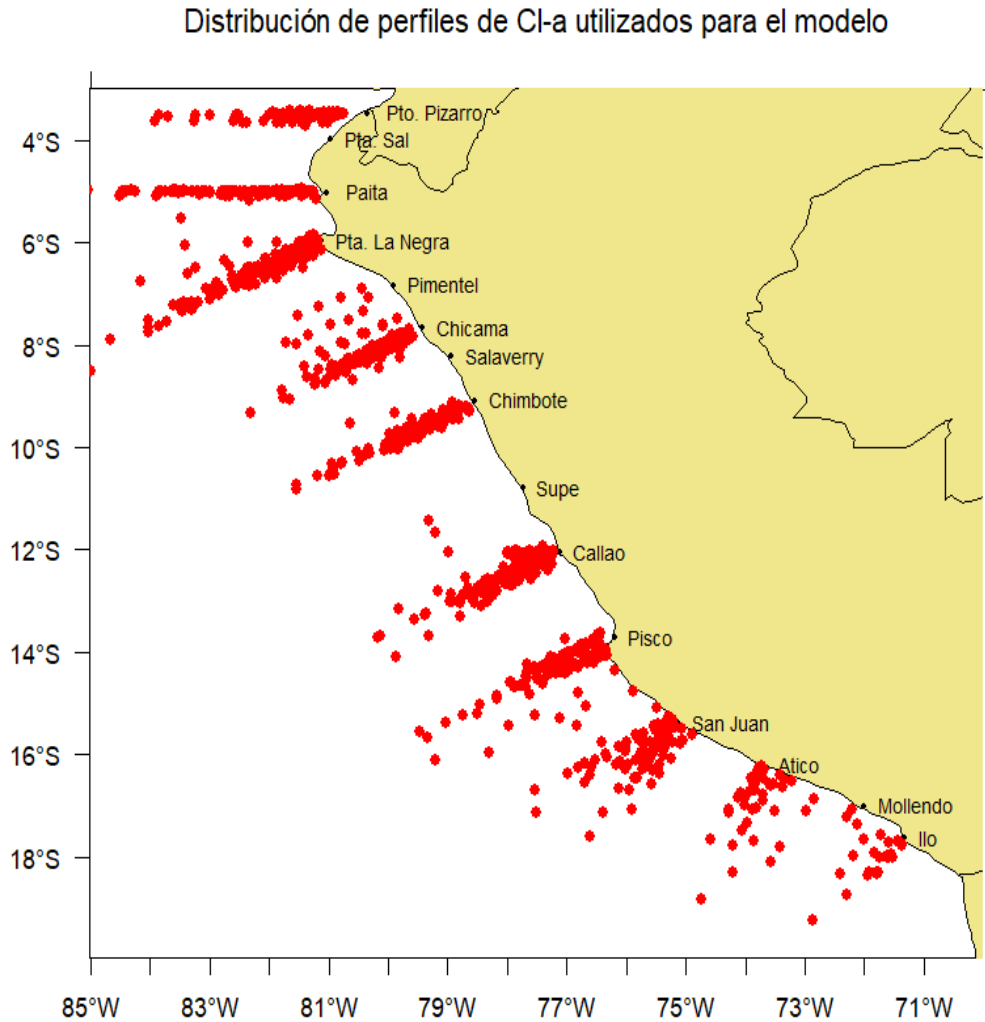
	Class: 7	Class: 8	Class: 9	Class: 10	Class: 11	Class: 12
Sensitivity	0.83871	0.84211	0.88889	0.60000	0.80392	0.94231
Specificity	0.96781	0.97697	0.98279	0.97471	0.98425	0.99408
Pos Pred Value	0.76471	0.72727	0.78049	0.67500	0.83673	0.94231
Neg Pred Value	0.97963	0.98835	0.99228	0.96532	0.98039	0.99408
Prevalence	0.11091	0.06798	0.06440	0.08050	0.09123	0.09302
Detection Rate	0.09302	0.05725	0.05725	0.04830	0.07335	0.08766
Detection Prevalence	0.12165	0.07871	0.07335	0.07156	0.08766	0.09302
Balanced Accuracy	0.90326	0.90954	0.93584	0.78735	0.89409	0.96820

En la Figura 20 se observa que debido a que la cobertura de los perfiles de CI-a no llega más allá de las 200 millas náuticas de costa, el modelo no podrá predecir correctamente más alejado de esa distancia, pudiendo presentar errores en cuanto a la estimación de la PPI en zonas más alejadas de costa. Por ello, la cobertura del modelo de PPI será únicamente hasta las 200 m.n. de costa.

Figura 20

Distribución de perfiles de CI-a utilizados para el entrenamiento del modelo

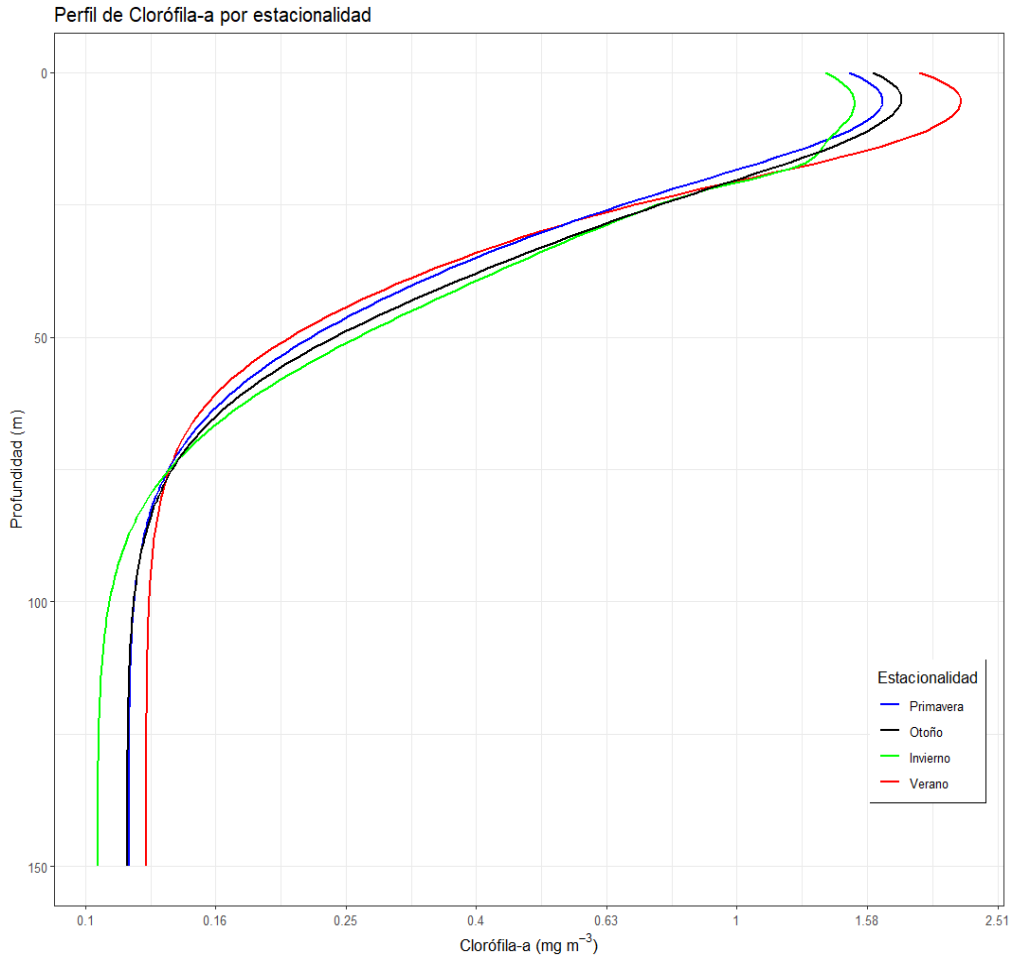
Random Forest (N=2,242)



Con las estaciones del año definidas, se procedió a promediar los valores de CI-a metro a metro para las diferentes estaciones del año, según la Figura 22.

Figura 21

Comparación de perfiles verticales de clorofila-a promedios por estacionalidad



A lo largo del año, los perfiles de Cl-a decaen en los primeros 50 metros de la columna de agua, siendo en verano cuando se tienen los mayores valores en superficie, seguido de otoño. Por otra parte, se observa que en invierno se tienen los menores valores en profundidad (150m) mientras que en otoño y primavera los valores a profundidad son similares.

V.4.1.5 Modelo de predicción de perfiles de Cl-a integrada

Con el Modelo de predicción de perfiles ya obtenido a partir de datos *in situ*, se procede a realizar la predicción de los perfiles de Cl-a a partir de datos satelitales, obteniendo mapas con las clases de perfiles en superficie.

Una vez predicho el tipo de perfil de Cl-a, se procede a estimar la Cl-a integrada en la columna de agua. Para ello se utiliza el perfil de Cl-a modelado a partir de variables del gaussiano y, utilizando la data de batimetría disponible, se integra la Cl-a (0-150m) considerando los límites de profundidad determinados por la batimetría en posiciones cercanas a costa.

V.4.2 Estimación de la Radiación Fotosintéticamente Activa

Como ya ha sido mencionado, estimados de la luz incidente en la superficie son necesarios para el modelo, por lo que se utilizó estimados de la PAR que incide en la superficie del mar. Se utilizó una serie temporal de promedios mensuales de la PAR en superficie desde agosto del 2002 hasta diciembre del 2022. Estos datos se extrajeron de la base de datos proporcionada por el satélite MODIS. Este producto se genera a partir de las radiaciones superiores de la atmósfera utilizando procedimientos estándar y relaciones estadísticas según el logaritmo de Frouin et al. (2003) y Frouin et al. (2012). El enfoque consiste en una estimación diaria de la PAR por píxeles suponiendo que el sistema nube/superficie es estable durante el día y corresponde a la observación satelital.

Frouin et al. (2012) explica que el modelo PAR utiliza la teoría de planos paralelos y supone que los efectos de las nubes y la atmósfera despejada pueden desacoplarse. Por lo tanto, la atmósfera planetaria se modela como una atmósfera

de cielo despejado situada sobre una capa de nubes, y la PAR de superficie se expresa como el producto de una componente de cielo despejado y la transmitancia de las nubes. Es importante destacar que no es necesario distinguir entre regiones claras y turbias dentro de un píxel.

Por lo tanto, el flujo solar que llega a la superficie del océano está dado por la siguiente fórmula:

$$E = E_{clear}(1 - A)(1 - A_s)^{-1}$$

Dónde: A es el albedo del sistema nube-superficie, A_s es el albedo de la superficie, y E_{clear} es el flujo solar que alcanzaría la superficie si el sistema nube/superficie no fuera reflectante ni absorbente. A se expresa en función de la radiancia medida por el sensor satelital en el rango espectral PAR. Los detalles sobre el modelo se proporcionan en Frouin y Chertock (1992), Frouin et al. (2003), Frouin y Murakami (2007) y Frouin y McPherson (2012).

Como resultado se obtiene la estimación diaria de PAR para cada píxel instantáneo y mediante la aplicación de un algoritmo empírico MODIS proporciona el valor del $K_d(PAR)$.

V.4.3 Estimación del modelo de Producción Primaria

Utilizando el modelo propuesto por Demarcq et al. (2008), la PP con una biomasa fotosintéticamente activa (P^B) puede ser expresada de la siguiente manera:

$$P^B = (E, \alpha^B, P_m^B)$$

Donde α^B es la pendiente inicial de la curva $P-E$ expresada en $\text{mgC Cl-a}^{-1} \text{ h}^{-1} (\mu\text{mol m}^{-2} \text{ s}^{-1})^{-1}$. La curva $P-E$ es la relación empírica que existe entre la fotosíntesis y la irradiación. E es la irradiación y P_m^B es la tasa de fotosíntesis

lumínicamente saturada normalizada a Cl-a expresado en mgC Cl-a⁻¹ h⁻¹. α^B y P_m^B son estimados de mediciones *in situ*. Por último, la función de PP puede ser finalmente expresada como:

$$P_{(z)} = B_{(z)} \frac{\alpha^B E_{(z)}}{\sqrt{1 + \frac{\alpha^B E_{(z)}}{P_m^B}}}$$

Donde $P_{(z)}$ representa la PP y $B_{(z)}$ la biomasa en función de la profundidad (z). La luz a una profundidad dada ($E_{(z)}$), es expresada como una función exponencial de la luz en superficie (representado por la PAR).

$P_{(z)}$ está representado como producción de carbono en mgC m⁻³ h⁻¹.

Para el presente modelo se utilizaron los valores de $\alpha^B = 0.021$ and $P_m^B = 2.84$ determinados para el sistema de afloramiento de Chile (Montecino et al., 2004).

V.5 Evaluación del Modelo de Producción Primaria

V.5.1 Comparación con otros estudios

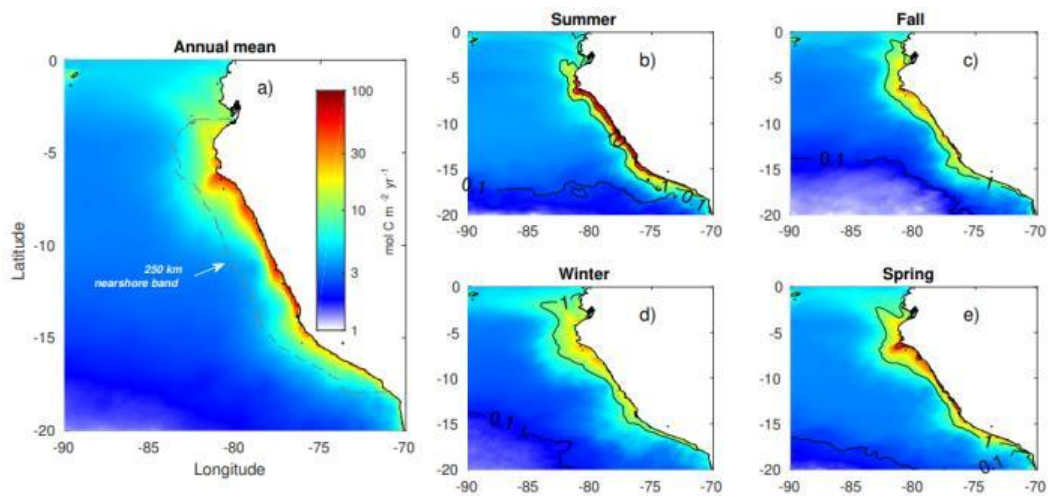
Para realizar la evaluación del modelo de PPI obtenido, se comparará los resultados del modelo con los resultados obtenidos por Mogollón et al (2023) donde utilizaron un modelo físico-biogeoquímico acoplado para obtener estimados de PPI en la zona eufótica, a partir de datos *in situ* para la temperatura y datos satelitales para la PAR (Tabla 6), la biomasa fitoplanctónica, la concentración de clorofila y nutrientes.

Nuestro modelo de PP está estimado en gC m⁻², por lo que para transformarlos gC a molC m⁻², se dividirán los gramos de carbono entre la masa molar del carbono (12.01 g/mol) a fin de poder comparar las unidades obtenidas. Resulta importante

resaltar que las gráficas están calculadas en una escala anual y posee isolíneas de 0.1, 1 y 20 ($\text{mol C m}^{-2} \text{ yr}^{-1}$) (Figura 22).

Figura 22

Promedio anual y estacional de la Producción Primaria integrada (zona eufótica), con isolíneas de 0.1, 1 y 20 $\text{mol C m}^{-3} \text{ yr}^{-1}$



Nota: Figura tomada de Mogollón et al. (2023)

Tabla 6

Comparación entre tasas de Producción Primaria integrada verticalmente observadas y modeladas en la capa eufótica

Source	Spatial coverage	Period	Vertically integrated PP (ELD) [$\text{mol C m}^{-2} \text{ yr}^{-1}$]	Surface PP [$\text{mol C m}^{-3} \text{ yr}^{-1}$]	Subsurface PP (ELD) [$\text{mol C m}^{-3} \text{ yr}^{-1}$]	Reference
Observation	250 km nearshore band between 4-15°S	Annual mean	35	4.3		(Pennington et al., 2006)
Model		Summer	14	2.7		This study
Observation	Pisco bay (15°S)	Annual mean	7.5-123			(Strickland et al., 1969)
Model		Annual mean, summer, winter and spring	10-120			This study
Observation	Chimbote (9°S)	Spring	9-130			(Harrison et al., 1981)
Model		Annual mean, january, july and september	5-85			This study
Observation	250 km nearshore band between 4-18°S	Annual mean, summer, winter and spring		2.98, 4.83, 0.84, 1.88	0.04 (annual mean)	(Calienes and Guillén, 1981)
Model		Annual mean, january, july and september		2.50, 4.73, 1.39, 1.84	0.07 (annual mean)	This study

Nota: Figura tomada Mogollón et al., 2023.

Adicionalmente, se compararán los resultados integrados de PP con los resultados de la Tabla 10 estimados por Mogollón et al (2023).

V.5.2 Pruebas de sensibilidad

Como prueba de sensibilidad del modelo, se estimará la PPI incrementando en 5%, 10% y 20% los valores estimados por Montecino et al (2004) de $\alpha^B = 0.021$ and $P_m^B = 2.84$.

V.6 Cálculo de climatologías, anomalías y tendencias

Climatología

Para obtener la climatología de las variables se utilizaron los datos mensuales de la serie de tiempo de enero del 2013 hasta diciembre del 2021, calculando el promedio de cada uno de los meses (enero-diciembre) a fin de obtener la climatología.

Anomalías

Para obtener las anomalías se utilizó la climatología obtenida de los años 2013 al 2021, descrita anteriormente, para cada una de las variables.

Variación interanual

Para poder observar la variación de las variables ambientales utilizadas en el modelo, se usarán diagramas de Hovmöller, también conocidas como secciones temporales o longitudinales, las cuales permiten examinar la variabilidad espacial y temporal de variables clave, como la TSM o la concentración de Cl-a y facilitan

la identificación de patrones climáticos a lo largo de diferentes latitudes y meses del año.

La disposición de los datos en una matriz bidimensional, donde el eje x representa el tiempo y el eje y la latitud, proporciona una representación clara de las tendencias estacionales y los eventos anómalos. Este enfoque ha sido empleado con éxito en estudios previos para analizar fenómenos climáticos, como EN y LN así como para evaluar la variabilidad espacio-temporal en la productividad biológica marina.

Para realizar los diagramas de Hovmöller se utilizaron las primeras 60 millas náuticas desde la costa de cada variable oceanográfica y se agruparon mensualmente desde agosto 2002 hasta julio 2022, de esa manera se obtuvo un diagrama Hovmöller de sección latitudinal.

Correlación interanual y estacional

Para poder estimar la correlación interanual de la PPI con las variables oceanográficas utilizadas en el modelo, se utilizará el valor promedio de la franja desde los 4°S hasta los 16°S dentro de las primeras 60 millas náuticas (~100km), de las anomalías mensuales de la PPI y se analizará su correlación con las anomalías de cada una de las variables oceanográficas que podrían influenciar en la variación de la PPI, utilizando la correlación de Pearson debido a la distribución normal de los datos.

Para analizar la correlación estacional se utilizará la correlación de Spearman, ya que los datos no presentan una distribución normal y se estimará la correlación entre la estacionalidad de la PPI y la estacionalidad de las variables oceanográficas.

Eventos El Niño y La Niña

Para obtener la climatología de eventos EN y LN, así como el promedio de sus anomalías, utilizaremos la categorización del ENFEN (2012) utilizando el valor ICEN, definiendo los rangos según la Tabla 7.

Tabla 7

Categorías de “Condiciones Frías” y “Condiciones Cálidas”

Categorías	ICEN
Fría Fuerte	Menor que -1.4
Fría Moderada	Mayor o igual que -1.4 y menor que -1.2
Fría Débil	Mayor o igual que -1.2 y menor que -1.0
Neutras	Mayor o igual que -1.0 y menor o igual que 0.4
Cálida Débil	Mayor que 0.4 y menor o igual que 1.0
Cálida Moderada	Mayor que 1.0 y menor o igual que 1.7
Cálida Fuerte	Mayor que 1.7 y menor o igual que 3.0
Cálida Extraordinaria	Mayor que 3.0

Nota: Tomada de ENFEN.

Utilizando dichas categorías se pueden identificar los eventos LN y EN cuando se tengan “Condiciones Frías” durante al menos tres (3) meses consecutivos o cuando se tengan “Condiciones Cálidas” durante al menos tres (3) meses consecutivos, respectivamente; además se puede dimensionar la magnitud del evento por la categoría más alta alcanzada en por lo menos tres (3) meses durante el evento (ENFEN, 2012). Utilizando este criterio se han determinado cuales han sido los eventos EN y LN para el periodo 2002-2022 (Tabla 8 y 9).

Tabla 8*Eventos El Niño en la costa del Perú (2002-2022)*

Año inicial	Mes inicial	Año final	Mes final	Duración (meses)	Magnitud
2002	3	2002	5	3	Débil
2002	10	2002	12	3	Débil
2006	8	2007	1	6	Débil
2008	3	2008	9	7	Débil
2009	5	2009	9	5	Débil
2012	3	2012	7	5	Débil
2014	5	2014	11	7	Débil
2015	4	2016	7	16	Fuerte
2016	12	2017	5	6	Moderado
2018	11	2019	3	5	Débil

Nota: Tomada de ENFEN, http://met.igp.gob.pe/el_nino/lista_eventos.html.

Tabla 9*Eventos La Niña en la costa del Perú (2002-2022)*

Año inicial	Mes inicial	Año final	Mes final	Duración (meses)	Magnitud
2007	4	2007	12	9	Moderado
2010	8	2010	11	4	Moderado
2013	4	2013	8	5	Fuerte
2017	11	2018	3	5	Débil
2021	11	2022	7	9	Débil
2022	9	2022	11	3	Débil

Nota: Tomada de ENFEN, http://met.igp.gob.pe/el_nino/lista_eventos.html.

Cálculo de tendencias

Para estimar las tendencias de las variables oceanográficas, se promediará anualmente los valores de 0 hasta 60 millas náuticas y de 4°S hasta 16°S. De tal manera que se obtendrá un dato anual por cada variable, estimando la tendencia a través de una regresión lineal.

Comparación con las variables ambientales

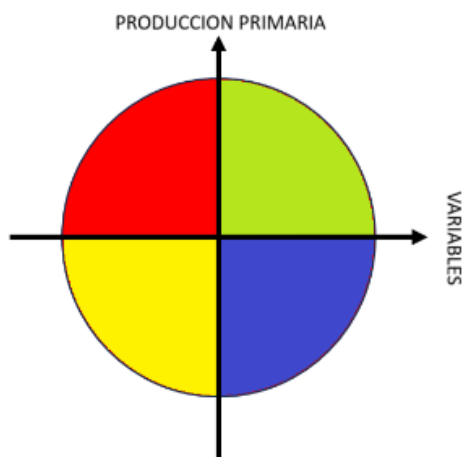
Una vez obtenidas las tendencias se procederá a comparar las tendencias de la PPI junto a las demás variables (CI-a, TSM, PAR, SLA, Viento), utilizando la Figura 23, donde el eje Y representa la tendencia positiva o negativa de la PPI y el eje X representa la variable a comparar, obteniendo 4 posibles resultados:

- Verde: Tendencia positiva de la PPI y Tendencia positiva de la variable
- Rojo: Tendencia positiva de la PPI y Tendencia negativa de la variable.
- Azul: Tendencia negativa de la PPI y Tendencia positiva de la variable.
- Amarillo: Tendencia negativa de la PPI y Tendencia negativa de la variable.

Para considerar una tendencia como “*significativa*”, el valor del p-value debe superar el umbral de 0.05 (nivel de confianza del 95%).

Figura 23

Comparación de tendencias de PP con variables



VI. RESULTADOS

VI.1 Perfiles típicos de CI-a en Perú

En Perú, se observa que los grupos de perfiles están distribuidos a lo largo de toda la costa, por lo que cualquier tipo de perfil podría encontrarse desde el extremo

norte hasta el extremo sur. También, se observa que casi todos los grupos tienen más de 200 observaciones, a excepción del grupo 2, el cual tiene 132 observaciones, lo que podría afectar el entrenamiento del Random Forest, al tener significativamente menos observaciones que el resto. Se cuenta con una variedad de perfiles de alta productividad (clases 8 y 12), así como perfiles de menor productividad (clases 5 y 10). Además, los perfiles de clase 2, 8 y 12 se encuentran más cerca de costa, mientras que los perfiles de clase 1, 7 9 y 10 se encuentran ampliamente distribuidos lejos de costa (Figura 24).

Los perfiles modelados (Figura 25), a partir de la media de los parámetros gaussianos utilizados para reconstruir la distribución del perfil, muestran una distribución muy similar a la media de la distribución metro a metro de todos los perfiles contenidos en cada clase (línea roja), lo que nos indica que cada una de estas clases está representando de manera correcta la distribución de los perfiles contenidos en ella.

La distribución de perfiles típicos de Cl-a encontrados en Perú (Figura 25) muestran el patrón típico de la distribución vertical de la Cl-a en el mar, donde la concentración varía según la profundidad. Este patrón es más marcado en los perfiles de clase 2, 8 y 12 donde se observa una mayor concentración de Cl-a en la capa superficial hasta los 30 a 40 m de profundidad.

Estos perfiles típicos de Cl-a reflejan la dinámica oceánica de la región (Figura 24 y 25). A lo largo de toda la costa se observa la distribución de los clusters 2 y 8 (Figura 26), representados por los colores amarillo y azul, donde se refleja la curva típica de altas concentraciones de Cl-a en la capa superficial (Figura 25).

Mientras que, en la figura 27 se observa el resultado del proceso de transformación de clusters a CI-a integrada en la columna de agua, mostrando una variación estacional conforme con la distribución de los perfiles.

Figura 24

Distribución espacial de los perfiles típicos de clorofila-a encontrados en Perú

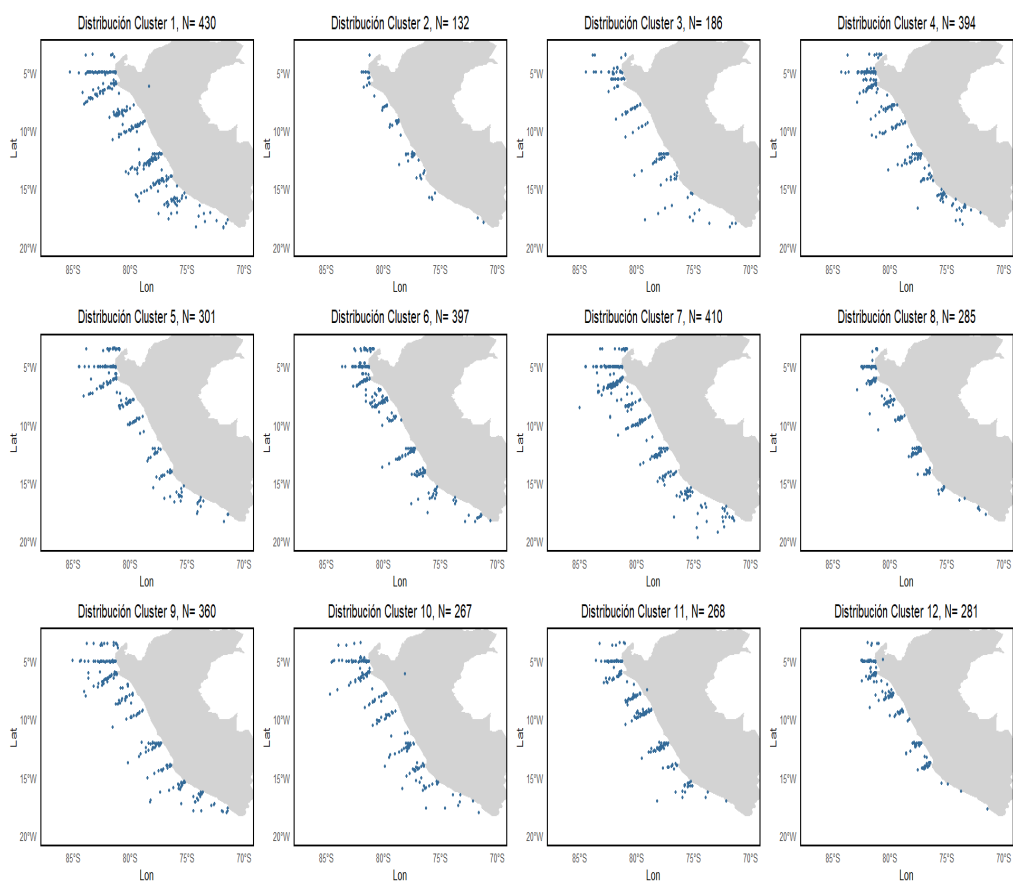
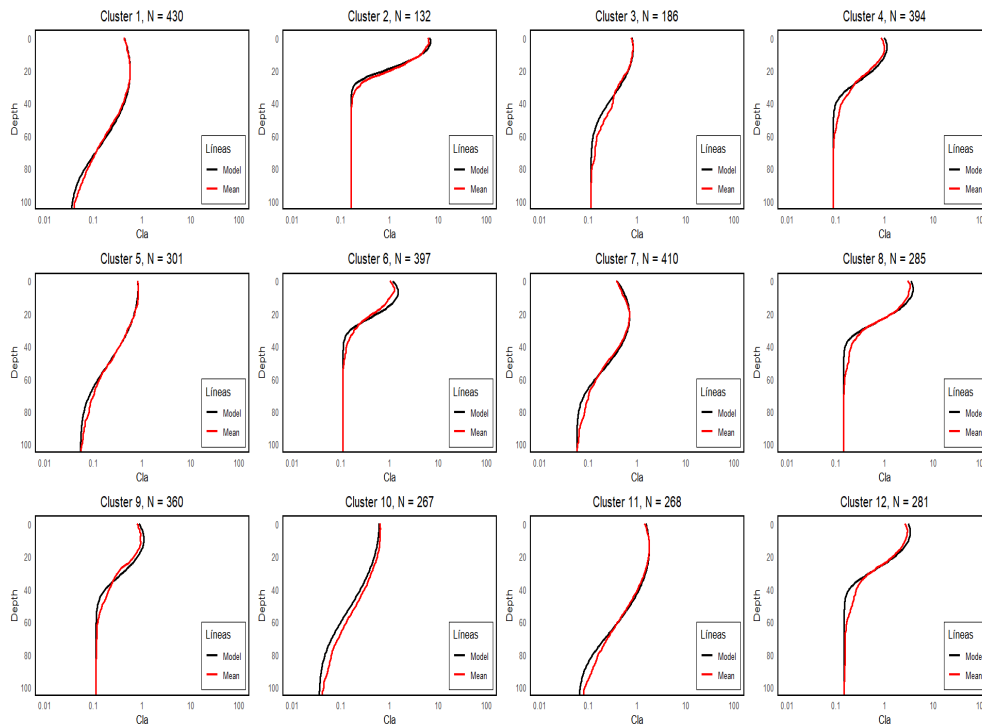


Figura 25

Perfiles verticales típicos de clorofila-a encontrados en Perú



En cuanto a la predicción de los perfiles verticales de Cl-a a partir de datos satelitales (Figura 26), estos tipos de perfiles cambian de acuerdo a las condiciones oceanográficas presentes en diferentes meses del año (ene-abril-ago-dic), de igual manera se observan parches donde no se logra predecir el tipo de perfil debido a la ausencia de información. Para el Random Forest se requiere que no exista información vacía (NA's) por lo que existen zonas donde no se logra predecir si es que falta alguna de las variables del modelo.

Figura 26

Predicción de perfiles típicos de clorofila-a a partir de datos satelitales

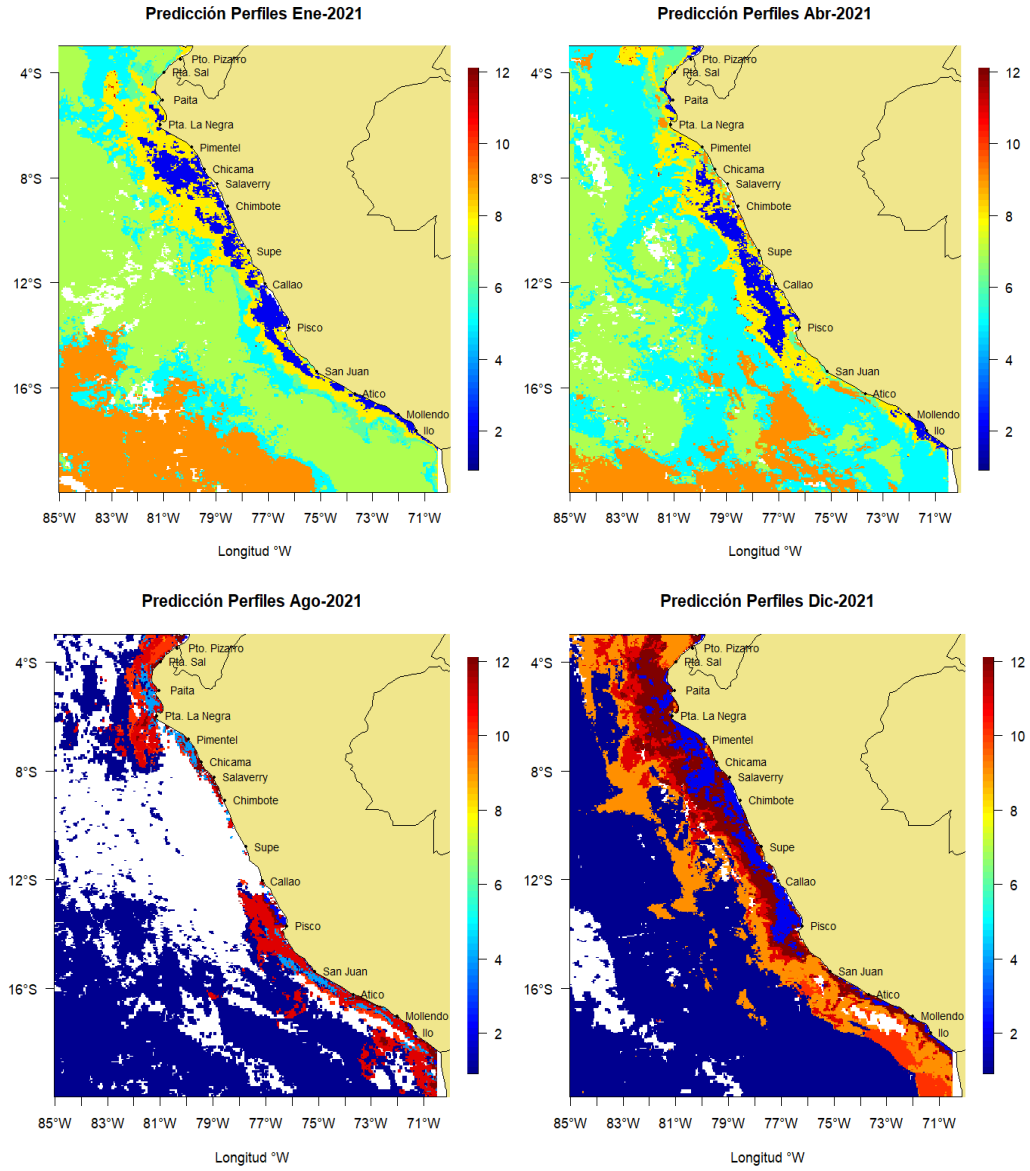
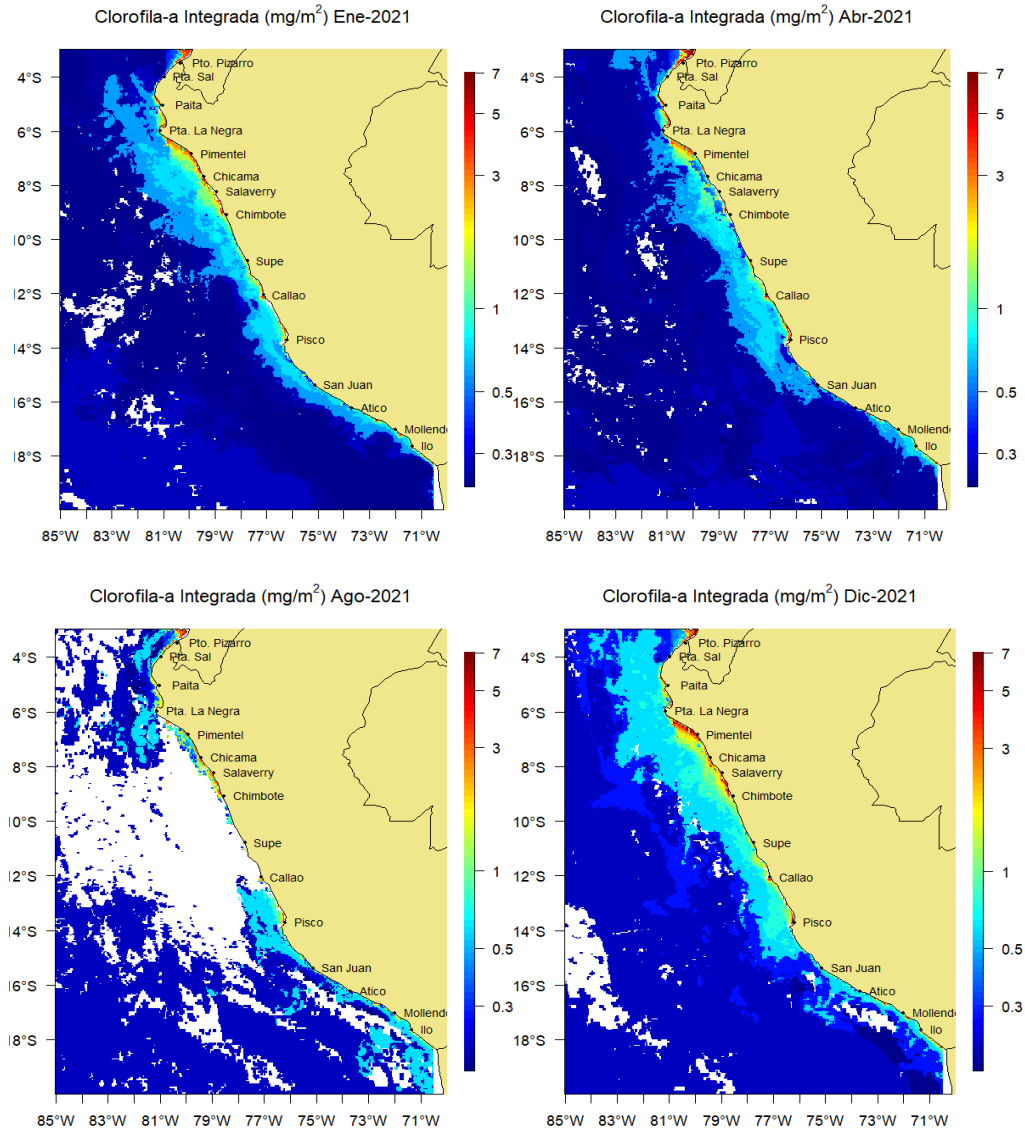


Figura 27

Clorofila-a integrada en la columna de agua



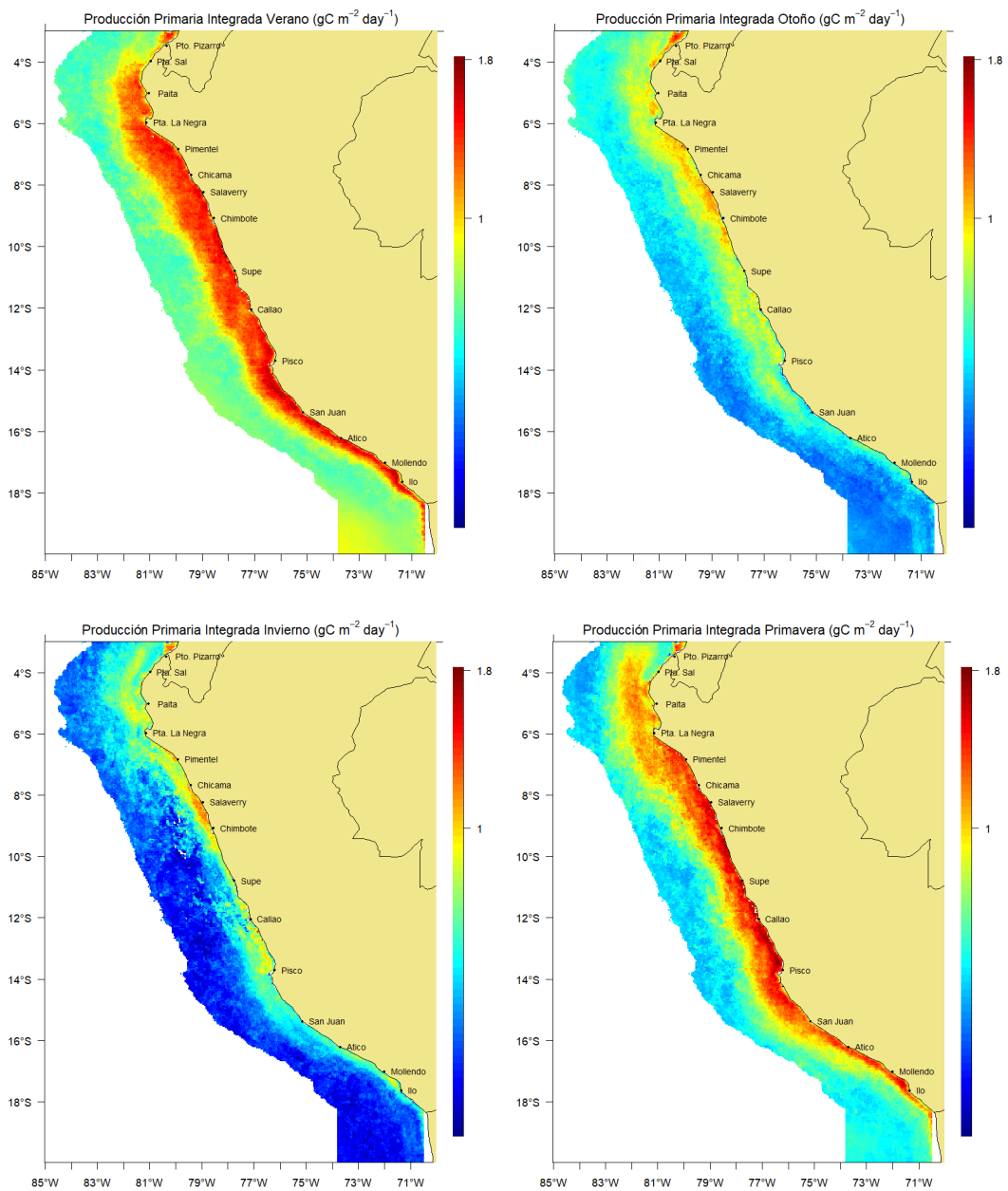
VI.2 Variación estacional de la Producción Primaria Integrada

En cuanto a la variación estacional de la PPI (Figura 28), se observa que los mayores valores se obtienen en primavera con una concentración costera con mayores concentraciones en Chimbote, Supe y desde Callao hasta Pischo. De igual manera, en verano se obtienen valores altos, aunque ligeramente menores con una distribución más amplia fuera de costa, presentando las máximas en Chimbote, y

de pisco hacia san juan, más adentro se tienen valores ligeramente mayores que en primavera. Por otro lado, los valores mínimos se obtienen en invierno donde se observa pequeñas concentraciones de PPI al norte de Pto. Pizarro, de Chicama a Chimbote, y de Callao a Pisco.

Figura 28

Variación estacional de la Producción Primaria Integrada ($gC\ m^{-2}\ day^{-1}$)

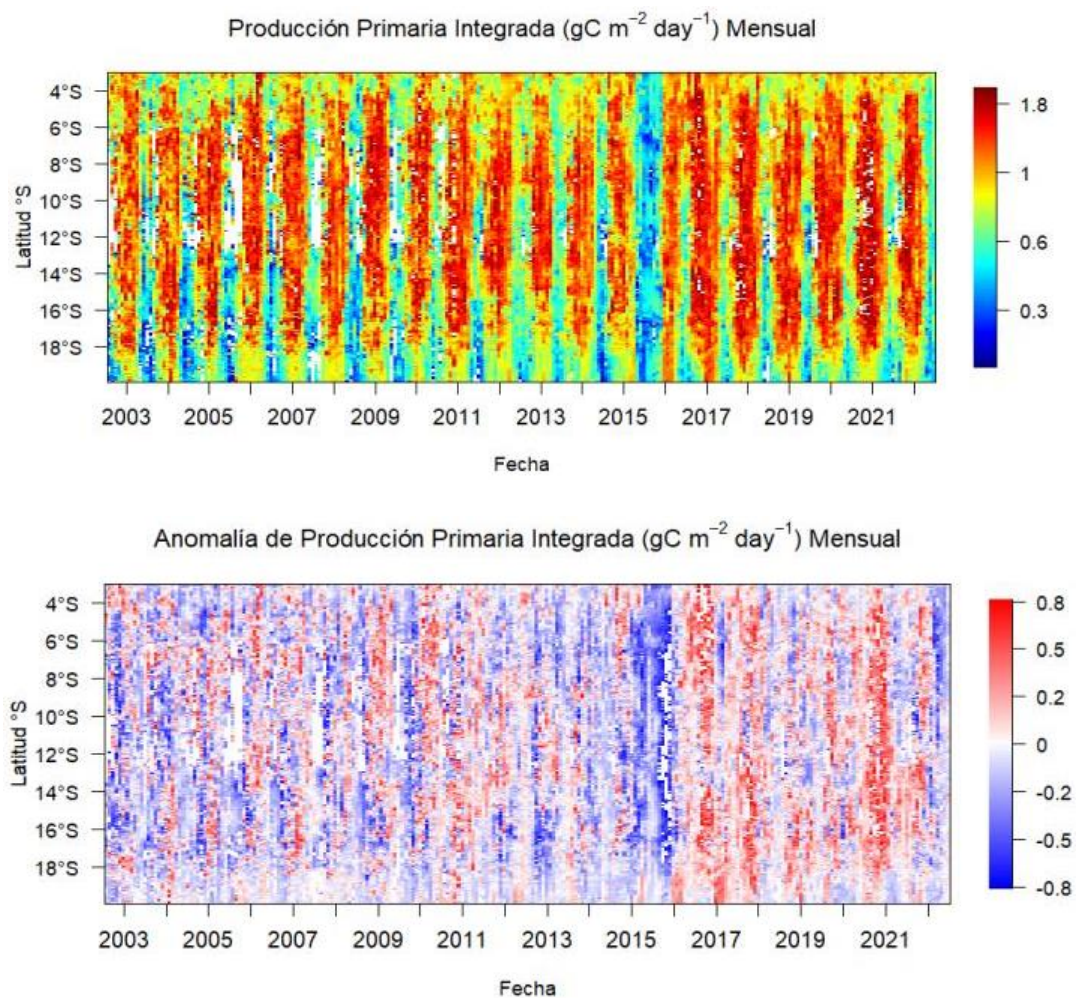


La PPI muestra una distribución amplia a lo largo del litoral (Figura 29), teniendo sus máximos valores en primavera-verano y los mínimos durante el invierno, durante el evento EN del 2015 se observa una marcada disminución de la PPI. Se observan leves anomalías de la PPI durante los años de estudio, teniendo una marcada anomalía negativa durante el 2015, seguido de anomalías positivas desde el 2016 hasta el 2022. Se observa un aumento de la PPI desde el 2016.

Figura 29

Diagrama Hovmöller de la a) Producción Primaria Integrada Mensual, b)

Anomalía mensual de la Producción Primaria Integrada



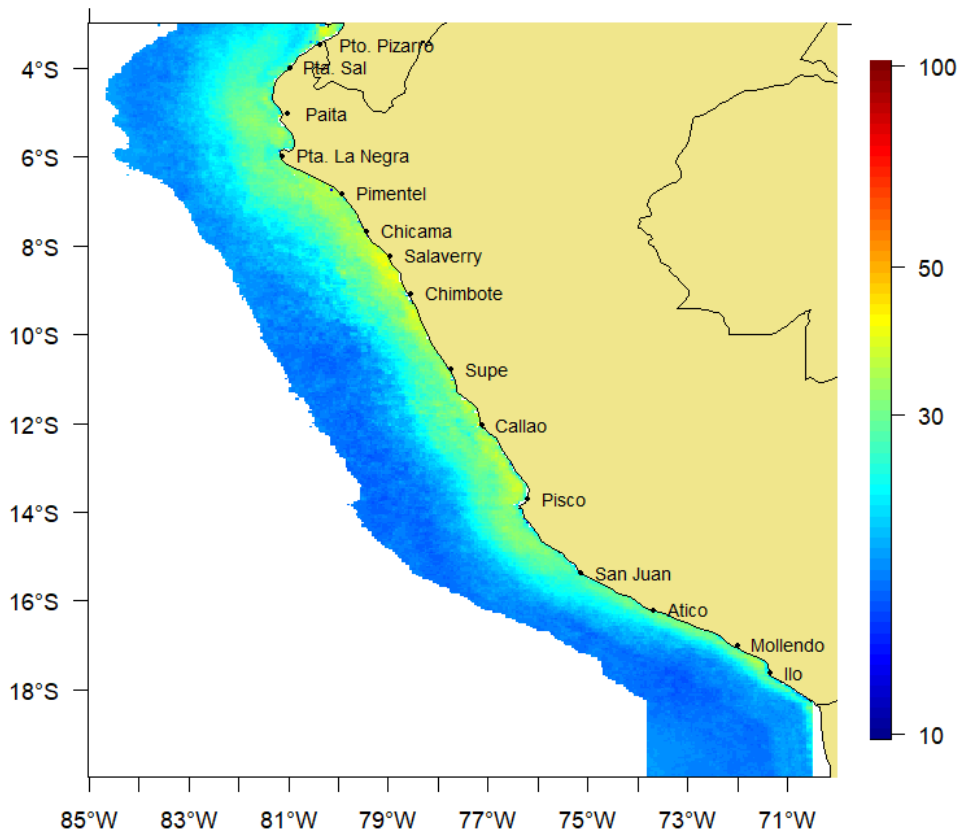
VI.3 Variación interanual de la Producción Primaria Integrada

Promedio anual de la Producción Primaria Integrada

El promedio anual de la PPI presenta valores de $40 \text{ molC m}^{-2} \text{ yr}^{-1}$ cerca a costa en tres zonas a lo largo del litoral, por el norte en Puerto Pizarro, por el centro desde Chicama hasta Chimbote y desde Callao hasta Pisco. Los valores de PPI decaen significativamente a unas 50 millas de costa (Figura 30).

Figura 30

Promedio Anual de la Producción Primaria Integrada ($\text{molC m}^{-2} \text{ yr}^{-1}$)

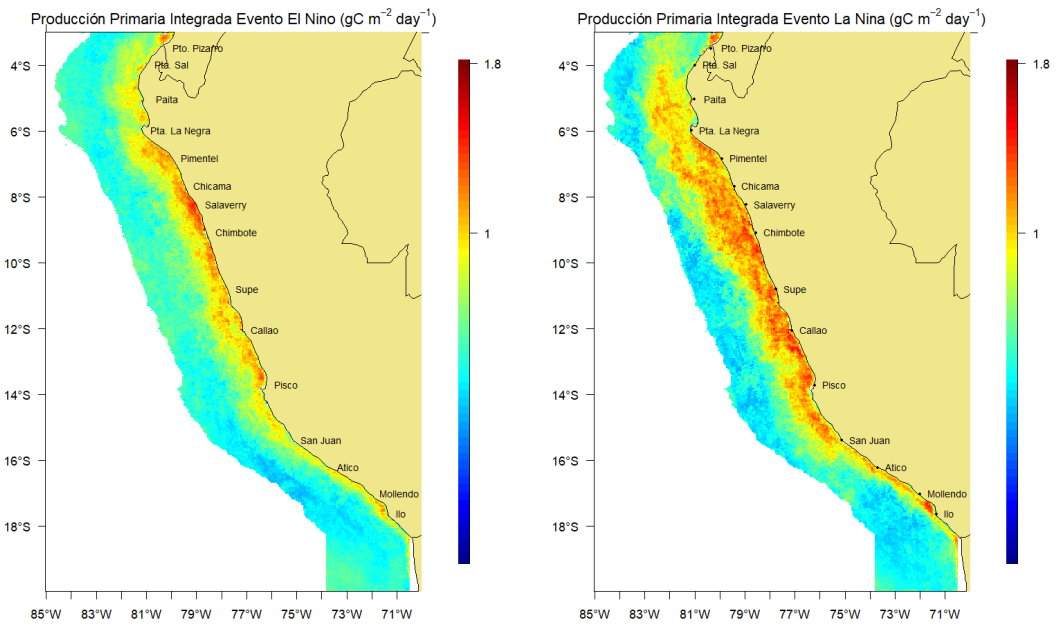


Durante eventos EN se observa una disminución de la PPI (Figura 31), reduciendo su distribución fuera de costa y teniendo las máximas concentraciones en Chicama, Chimbote y Pisco. Por otro lado, durante eventos LN, la PPI aumenta significativamente y tiene una mayor distribución fuera de costa, además presenta

una distribución más proporcionada a lo largo del litoral en la zona centro-norte, en la zona sur se mantiene cerca a costa con una mayor concentración en Mollendo.

Figura 31

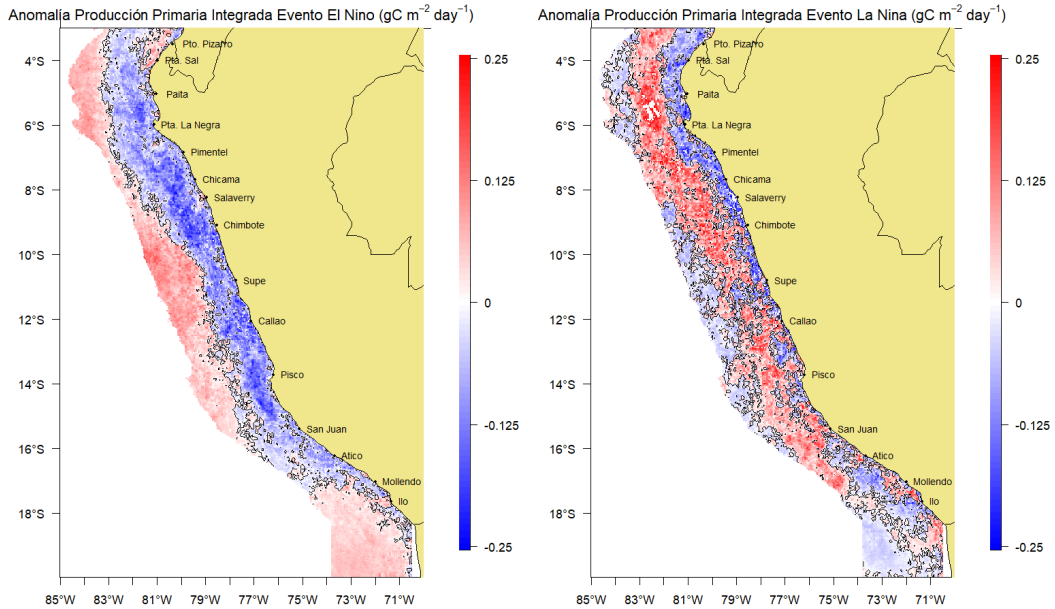
Promedio de la Producción Primaria Integrada en Eventos El Niño y La Niña



La PPI durante eventos EN (Figura 32) muestra anomalías negativas cerca a costa, con la excepción de Punta Sal y una marcada anomalía positiva fuera de costa, especialmente fuera de Chicabote. Sin embargo, durante eventos LN, se tiene una anomalía negativa cerca a costa, seguido de anomalías positivas fuera de costa, lo que explica el aumento de la PPI fuera de costa y la mayor distribución de la misma, de igual manera las anomalías cerca a costa explican la distribución más homogénea.

Figura 32

Anomalía de la Producción Primaria Integrada en eventos El Niño y La Niña



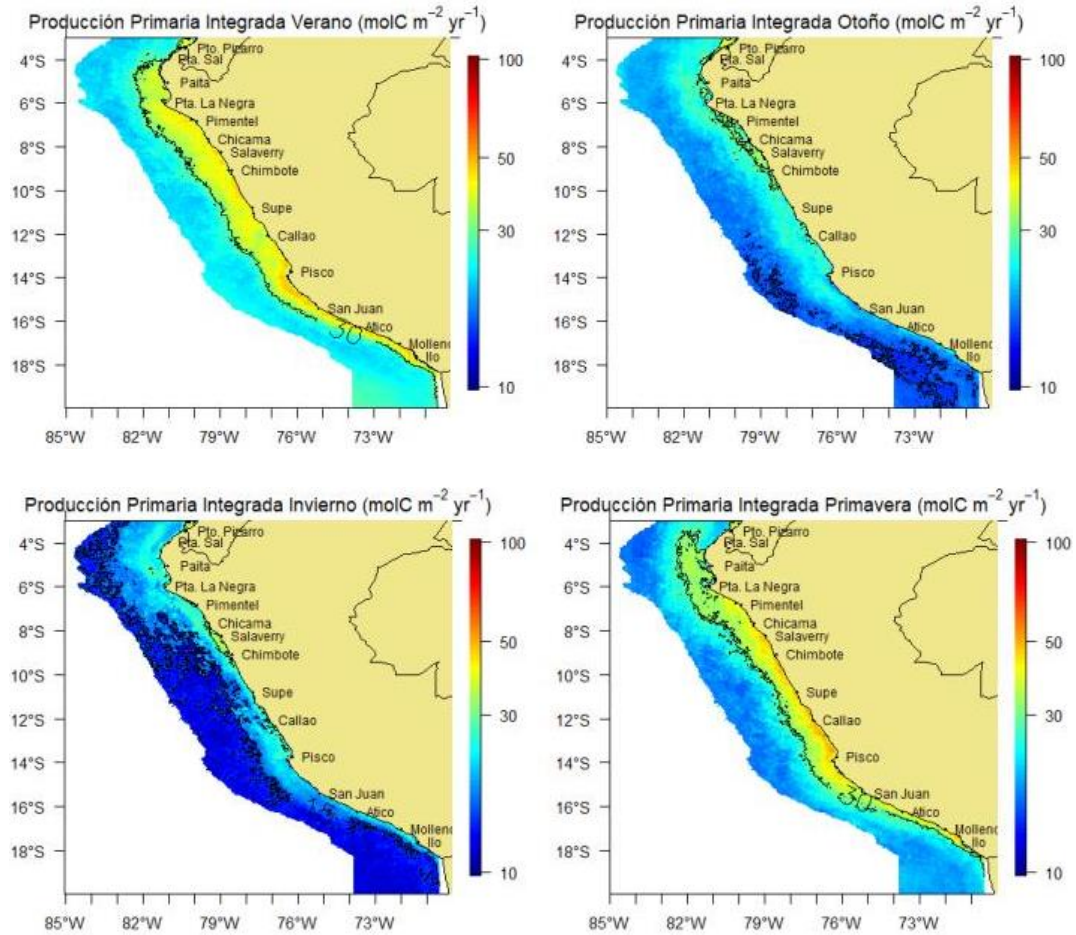
VI.4 Evaluación del modelo de Producción Primaria integrada

VI.4.1 Comparación con otros estudios

La PPI estacionalmente tiene mayores valores en verano y en primavera, y valores mínimos en invierno (Figura 33). Durante verano se observa unos núcleos de concentración desde Punta La Negra hasta Pimentel, desde Salaverry hasta Chimbote y de Callao hasta Pisco, teniendo la mayor abundancia en Pisco, mientras que, durante primavera se observa una distribución similar a la de verano, pero con una mayor concentración cerca a costa.

Figura 33

*Promedio Estacional de la Producción Primaria Integrada (molC m⁻² yr⁻¹),
isolíneas de 10, 15 y 30 molC m⁻² yr⁻¹*



Los resultados del presente estudio obtuvieron valores anuales de la PPI, en la franja costera de 250 km, ligeramente menores que otros estudios observados como Pennington et al, y mayores que otros modelos utilizados como Mogollón et al. Por otro lado, el promedio anual de verano es significativamente mayor que el estudio de Mogollón et al.

En la bahía de pisco (Tabla 10), se obtuvieron valores mínimos ligeramente mayores que los observados por Strickland et al, y los modelados por Mogollón et

al, por otro lado, los valores máximos fueron significativamente menores a los obtenidos por ambos autores.

En la bahía de Chimbote (Tabla 10) se obtuvieron valores mínimos pero mayores a los observados por Harrison et al. y los modelados por Mogollón et al., sin embargo, los valores máximos fueron significativamente menores que los obtenidos por ambos autores.

Tabla 10

Promedios anuales de PP integrada

Spatial coverage	Period	Vertically integrated PP [molC m⁻² yr⁻¹]	Reference
250 km nearshore band between 4-15°S	Annual mean	35	Pennington et al., 2006 (Observation)
		14	Mogollón et al., 2023 (Model)
		26	This study
	Summer	19	Mogollón et al., 2023 (Model)
		32	This study
Pisco bay (15°S)	Annual mean	7.5-123	Strickland et al., 1969 (Observation)
		10-120	Mogollón et al., 2023 (Model)
		17-31	This study
Chimbote (9°S)	Spring	9-130	Harrison et al., 1981 (Observation)
		5-85	Mogollón et al., 2023 (Model)
		18-46	This study

Fuente: Pennington et al., 2006; Mogollón et al., 2023. Elaboración propia.

Para Guillen y Rondan (1968) los mayores valores de PP se presentaron en las latitudes 4 – 6°S y 6 – 12°S con valores promedio de 0,94 gC m⁻² día⁻¹ en verano (Tabla 11).

Tabla 11

Rangos estacionales de la PP integrada (N=130)

Estación Anual	Producción Primaria Total (gC m ⁻² day ⁻¹)			Referencia
	Min	Max	Prom	
Latitudes 4-6°S				
Verano	0.06	0.67	0.22 (N=6)	Guillen y Rondan, 1968 Este estudio
	0.26	1.69	0.94	
Otoño	0.05	1.51	0.43 (N=11)	Guillen y Rondan, 1968 Este estudio
	0.26	1.45	0.77	
Invierno	0.04	0.28	0.19 (N=7)	Guillen y Rondan, 1968 Este estudio
	0.21	1.43	0.68	
Primavera	0.05	0.58	0.23 (N=11)	Guillen y Rondan, 1968 Este estudio
	0.29	1.54	0.90	
Latitudes 6-12°S				
Verano	0.09	1.20	0.63 (N=15)	Guillen y Rondan, 1968 Este estudio
	0.26	1.69	0.94	
Otoño	0.08	1.46	0.40 (N=10)	Guillen y Rondan, 1968 Este estudio
	0.26	1.45	0.77	
Invierno	0.08	0.68	0.30 (N=11)	Guillen y Rondan, 1968 Este estudio
	0.21	1.43	0.68	
Primavera	0.03	2.27	0.50 (N=11)	Guillen y Rondan, 1968 Este estudio
	0.29	1.54	0.90	
Latitudes 12-18°30'S				
Verano	0.26	1.71	1.00	Este estudio
Otoño	0.17	0.53	0.37 (N=10)	Guillen y Rondan, 1968 Este estudio
	0.12	1.13	0.65	
Invierno	0.03	2.42	0.36 (N=21)	Guillen y Rondan, 1968

	0.06	1.82	0.56	Este estudio
Primavera	0.08	1.17	0.43 (N=17)	Guillen y Rondan, 1968
	0.18	1.80	0.94	Este estudio

Fuente: Guillen y Rondan, 1968. Elaboración propia.

VI.4.2 Prueba de sensibilidad de la estacionalidad de la Producción

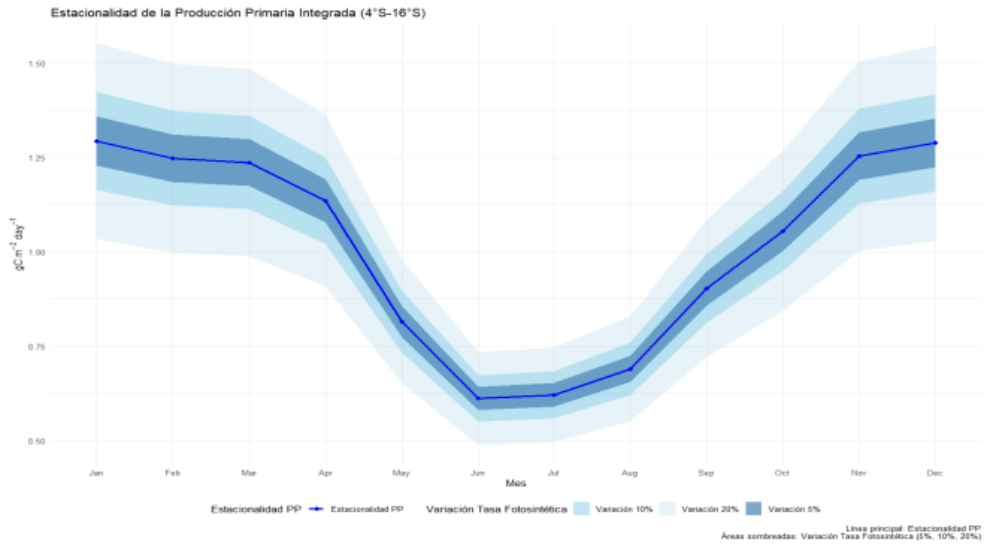
Primaria integrada

La prueba de sensibilidad de la estacionalidad del modelo sobre los valores estimados por Montecino et al (2004) de $\alpha^B = 0.021$ y $P_m^B = 2.84$, mostró una PPI de $1.3 \text{ gCm}^{-2}\text{day}^{-1}$ (Figura 34). Con una variación de la tasa fotosintética del 5% se tiene una PP integrada entre $1.20 - 1.35 \text{ gCm}^{-2}\text{day}^{-1}$, una variación de la tasa fotosintética del 10% se tiene una PPI entre $1.15 - 1.40 \text{ gCm}^{-2}\text{day}^{-1}$; por último, ante una variación del 20% se tiene una PPI entre $1.05 - 1.55 \text{ gCm}^{-2}\text{day}^{-1}$.

Además, la variación de la tasa fotosintética, incrementando en 5%, 10% y 20%, muestra que el modelo es más sensible durante las estaciones de primavera y verano. Esta prueba de sensibilidad nos ayuda a evaluar cómo la PPI responde a la estacionalidad.

Figura 34

Prueba de sensibilidad de la estacionalidad de la Producción Primaria Integrada (4°S-16°S)



VI.5 Tendencias de la Producción Primaria integrada y variables oceanográficas

VI.5.1 Tendencias estacionales

Tendencia de la PP integrada

Durante el periodo de estudio, la PPI mostró una tendencia neutra ($p < 0.05$) durante las estaciones de verano y otoño (Figura 35). En cambio, presentó una tendencia positiva en invierno y primavera, destacando que este comportamiento se vio fuertemente influenciado por el evento EN del 2015.

Figura 35

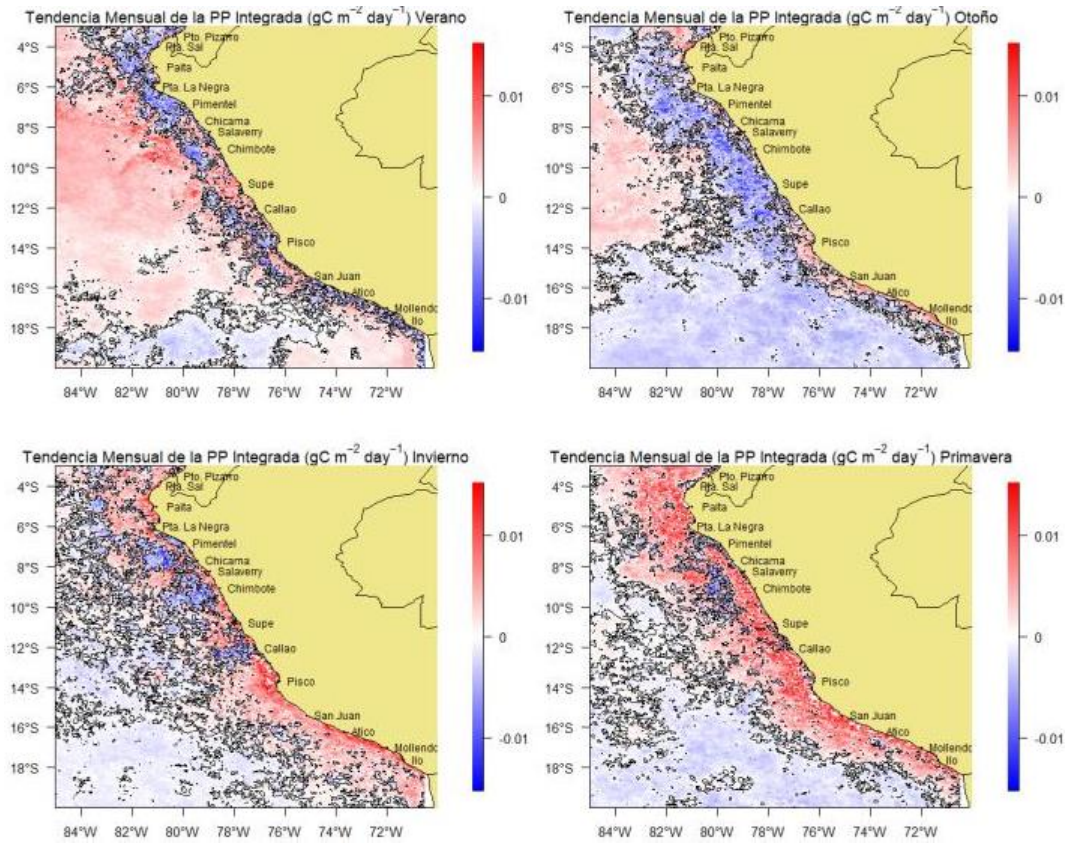
Tendencia de la PP integrada (4°S-16°S)



Durante verano (Figura 36) se observa una tendencia positiva de la PPI cerca a costa desde San Juan hasta Pimentel, además de una marcada tendencia positiva mar adentro. Durante otoño se observa una tendencia negativa a excepción de una delgada franja cerca a costa desde Pisco hacia el extremo sur y en el extremo norte. Durante el invierno se observa una tendencia positiva bastante marcada especialmente en la zona sur desde el extremo sur hasta Callao, mientras que en la zona norte la tendencia positiva se encuentra cerca a costa. Mientras que, en primavera se observa una tendencia positiva en todo el litoral hasta las 60 millas de costa.

Figura 36

Tendencia mensual de la PP integrada estacional

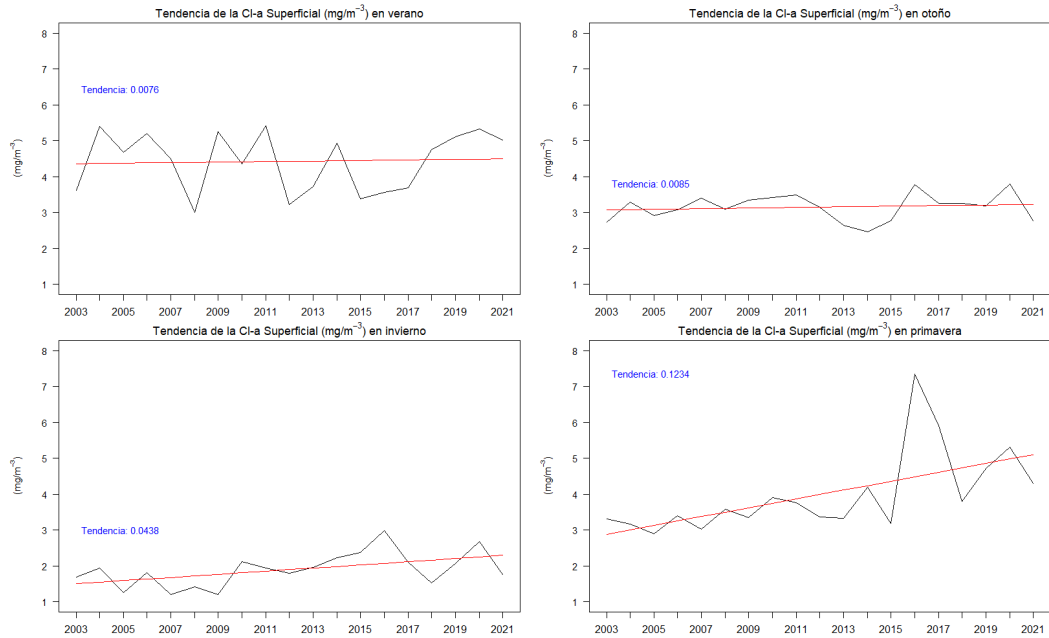


Clorofila-a

La Cl-a mostró una tendencia neutra en verano, otoño e invierno; mientras que una tendencia positiva en primavera, sin embargo, esta no es significativa.

Figura 37

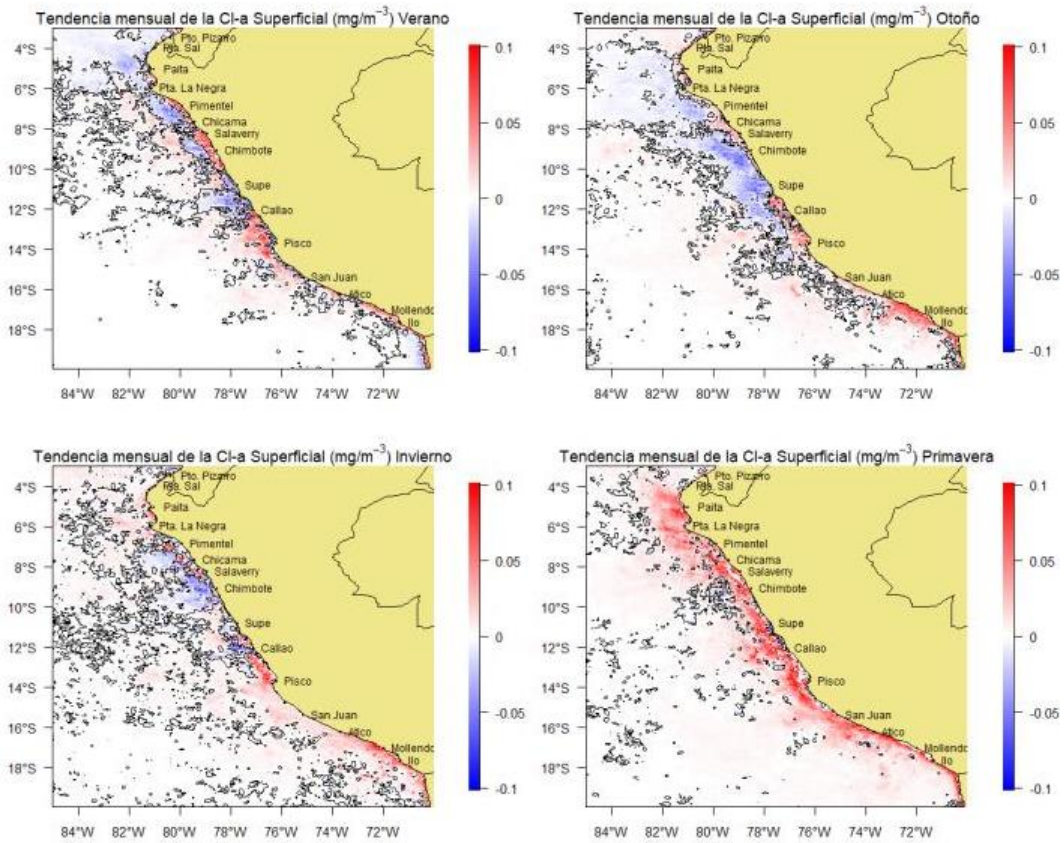
Tendencia de la Cl-a superficial (4°S-16°S)



En verano la tendencia de la Cl-a estacional (Figura 38) muestra una tendencia positiva cerca a costa desde Punta La Negra hacia Chimbote y desde Callao hacia el extremo sur. En otoño e invierno esta tendencia se debilita, teniendo mayor presencia de tendencias negativas en la zona centro norte, mientras que en la zona sur se mantienen las tendencias positivas. En primavera se observa una marcada tendencia positiva en todo el litoral.

Figura 38

Tendencia mensual de la Cl-a estacional



Temperatura Superficial del Mar

La TSM (Figura 39) también mostró una tendencia neutra en verano y primavera, pero en otoño e invierno se registró una tendencia positiva, lo que indica un incremento de la TSM en los últimos años.

En la figura 40 se observa una marcada tendencia positiva en todas las estaciones, teniendo una mayor tendencia en otoño. Por otro lado, durante primavera se observa una tendencia negativa en el extremo norte.

Figura 39

Tendencia de la TSM (4°S-16°S)

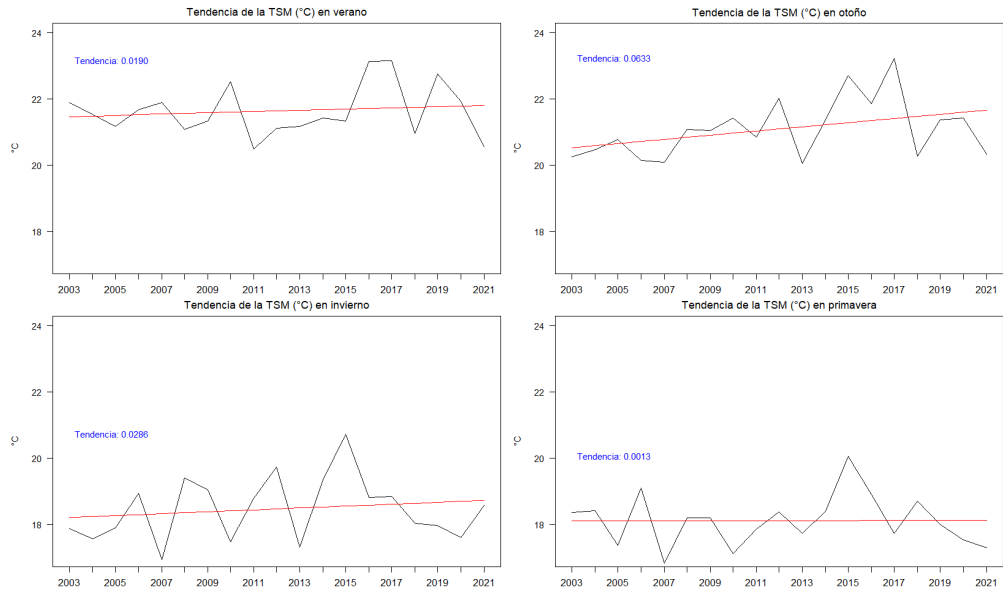
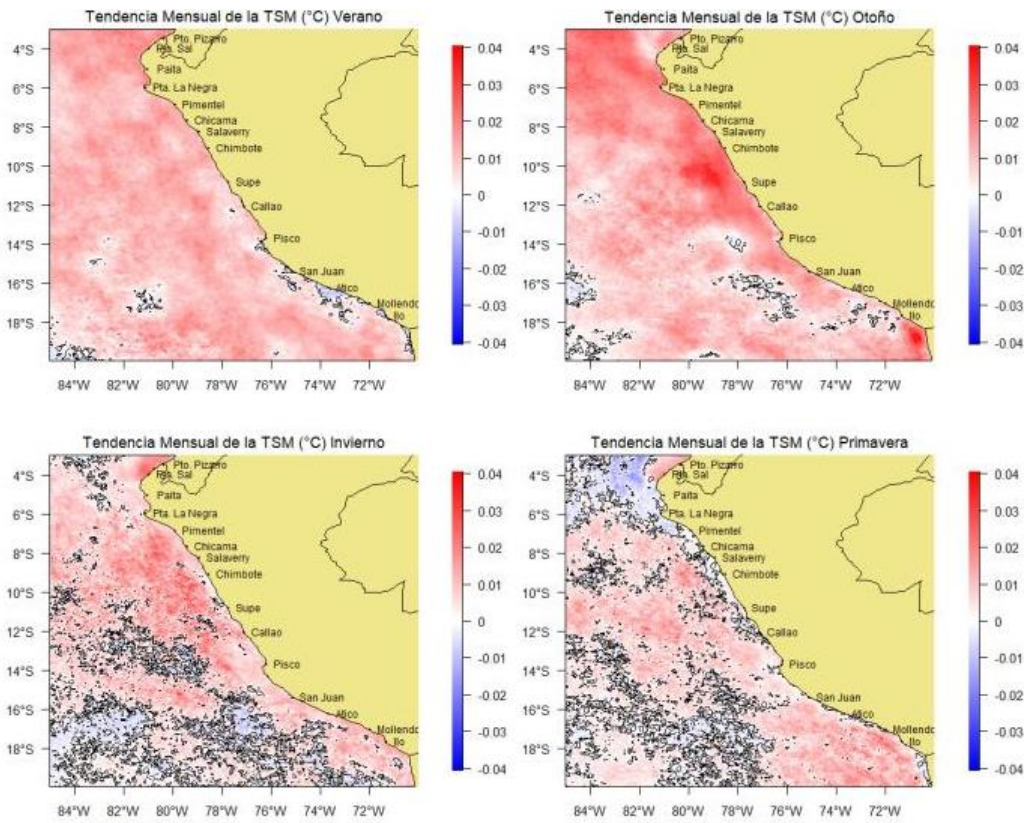


Figura 40

Tendencia mensual de la TSM estacional



Anomalía del Nivel del Mar (SLA)

En cuanto a la SLA (Figura 41), esta presentó una tendencia al alza durante todas las estaciones del año, aunque los resultados no fueron estadísticamente significativos ($p < 0.05$). Mientras que, en la Figura 42 se observa una tendencia positiva en todas las estaciones.

Figura 41

Tendencia de la SLA (4°S-16°S)

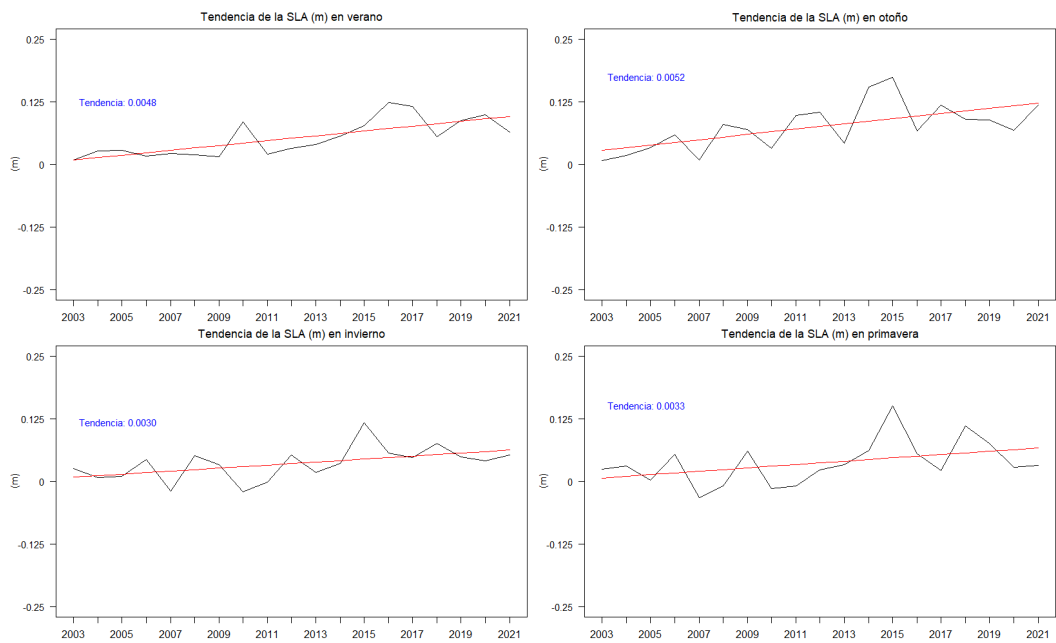
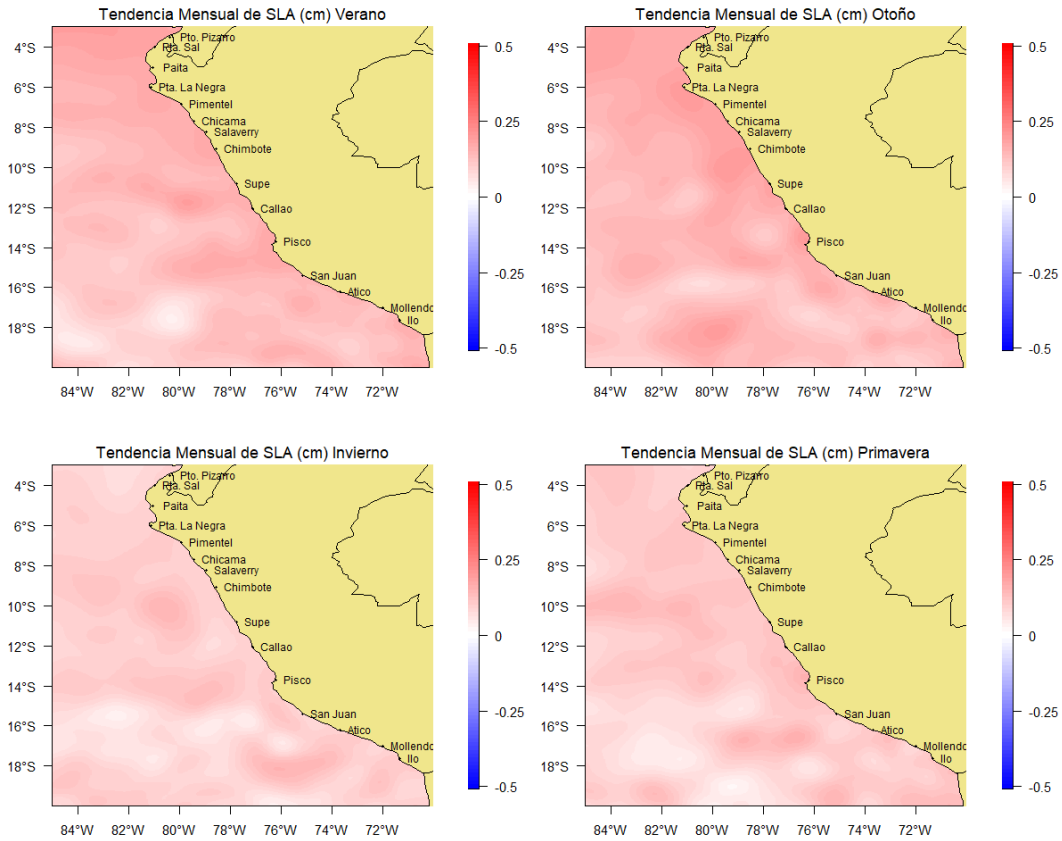


Figura 42

Tendencia mensual de la SLA estacional



Velocidad del viento

Por otro lado, la Velocidad del viento (Figura 43) mostró una tendencia negativa en todas las estaciones, pero no resultó significativa ($p < 0.05$). La velocidad del viento (Figura 44) tiene una tendencia negativa en verano y primavera, mientras que en otoño e invierno se observa una tendencia positiva en el extremo sur y norte.

Figura 43

Tendencia de la Velocidad de viento (4°S-16°S)

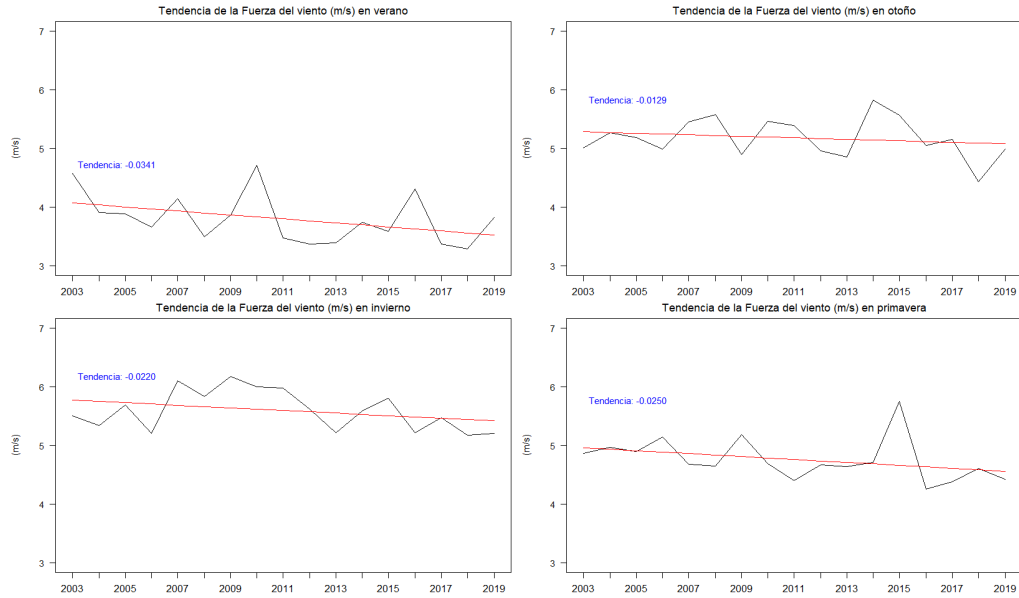
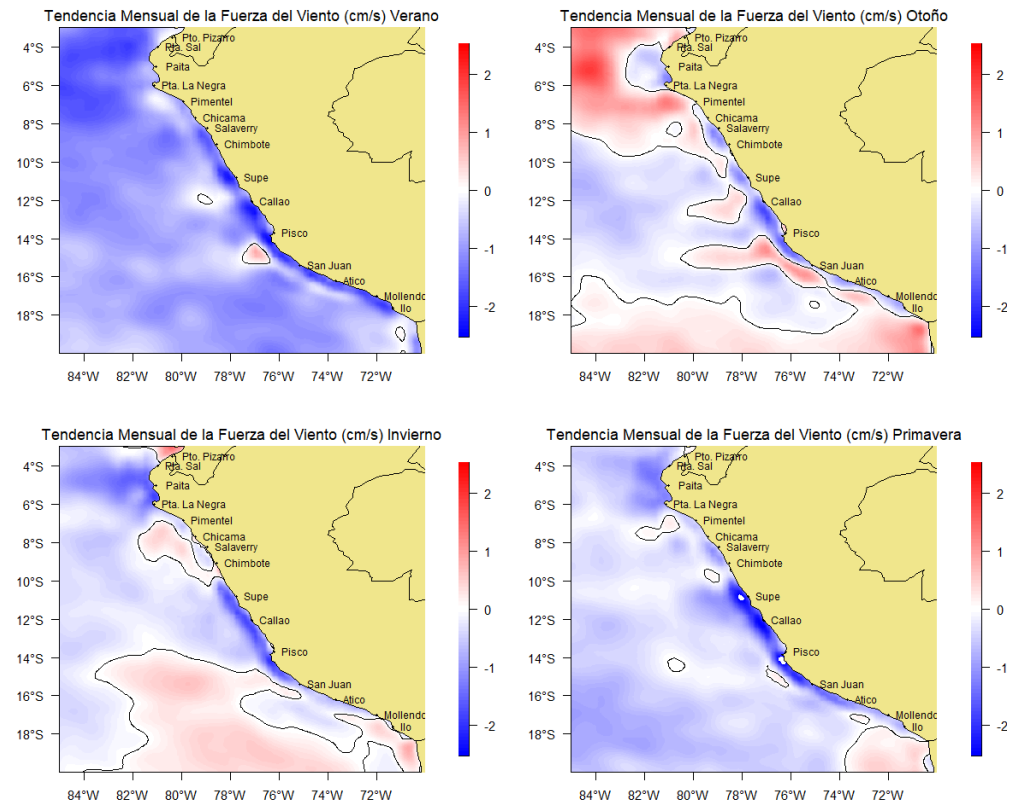


Figura 44

Tendencia mensual velocidad del viento estacional



Radiación Fotosintéticamente Activa

En relación al PAR (Figura 45), se observó una tendencia neutra en verano, otoño y primavera, mientras que en invierno se presentó una tendencia positiva ($p > 0.05$).

En verano la PAR (Figura 46) muestra tendencia negativa a excepción de la zona de Chicama hasta Supe. En otoño el PAR muestra predominancia de tendencia negativa, teniendo una leve franja de tendencia positiva en Chimbote y en el extremo sudoeste. En invierno y primavera se observa una tendencia positiva del PAR en el extremo noroeste y cerca de costa a lo largo de todo el litoral.

Figura 45

Tendencia del PAR ($4^{\circ}S-16^{\circ}S$)

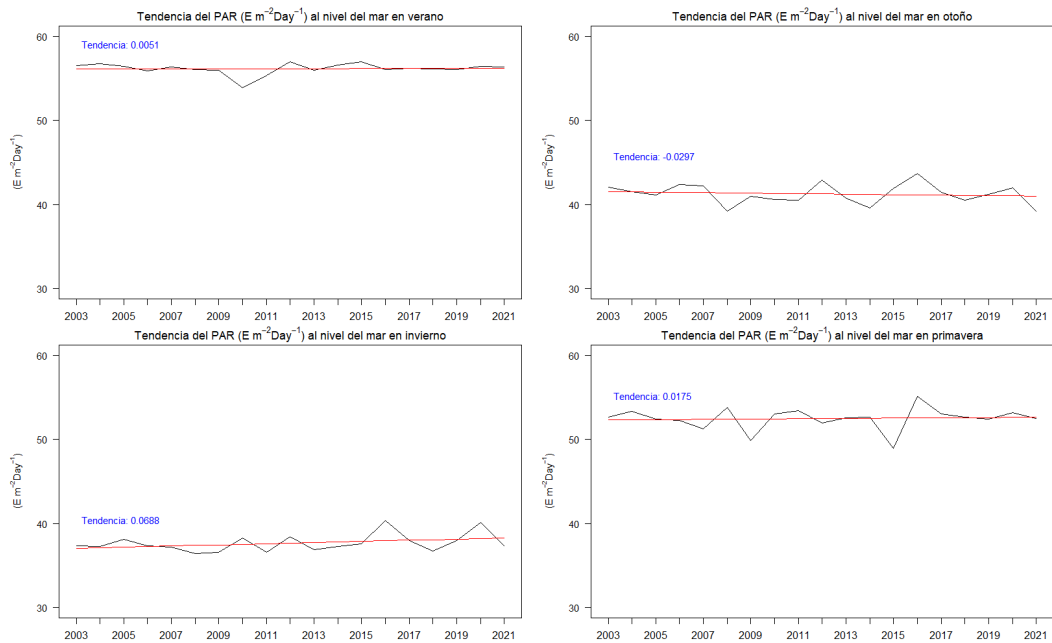
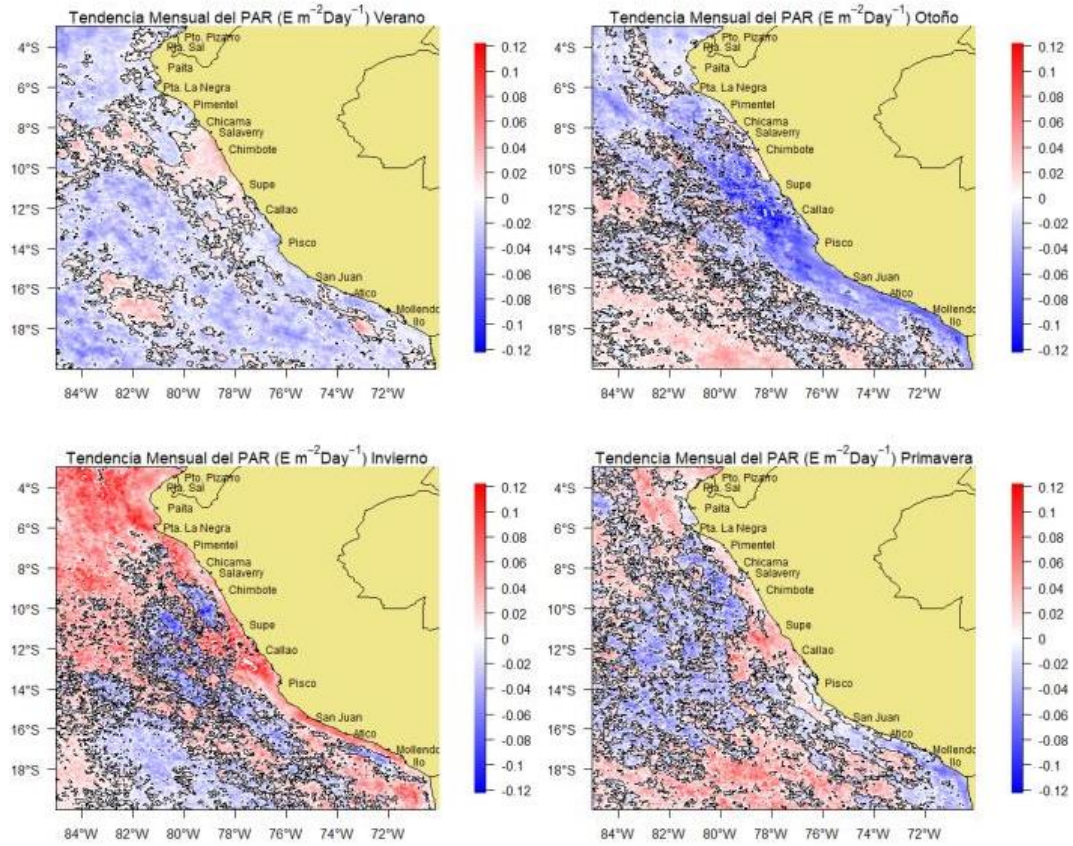


Figura 46

Tendencia mensual de la PAR estacional



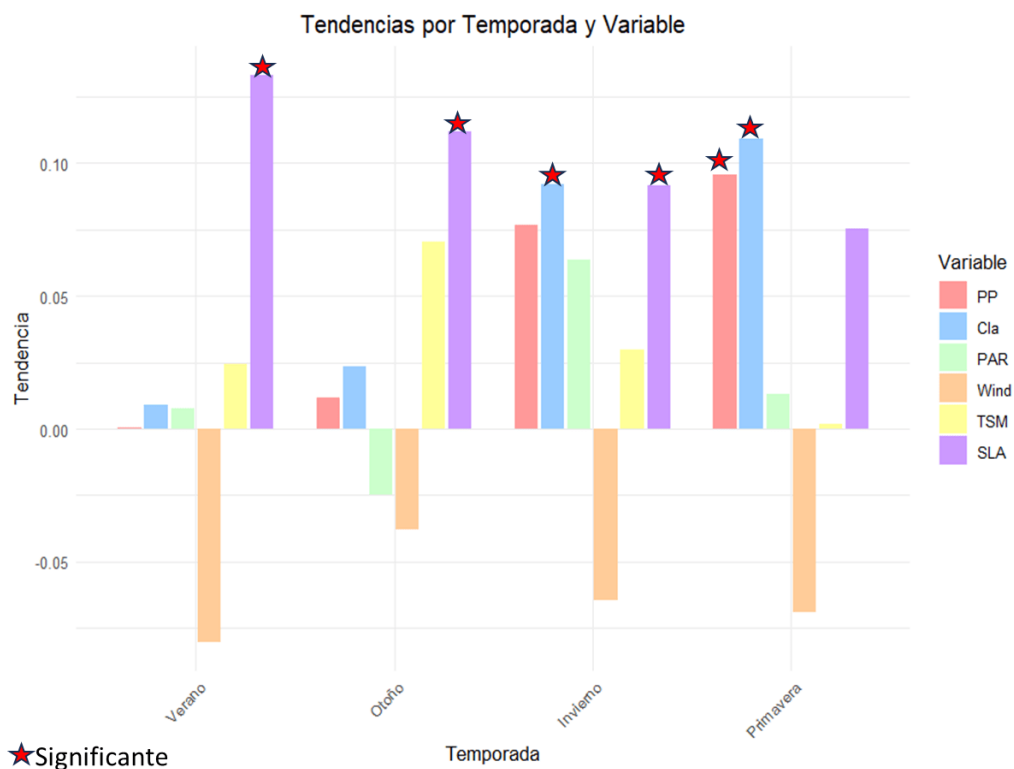
En resumen, la única variable con tendencia negativa durante las cuatro estaciones es la velocidad del viento. Además, las tendencias más intensas se observan en la SLA, que presenta un aumento destacado durante verano, otoño e invierno, y en la CI-a, que muestra un incremento notable en invierno y primavera. Por último, la PPI exhibe una tendencia positiva significativa en invierno.

Estacionalmente, la PPI tiene una tendencia positiva a lo largo de todo el año, siendo las más importante invierno y primavera, especialmente primavera al ser una tendencia significativa. La CI-a muestra un patrón similar al de la PPI con valores ligeramente mayores, siendo ambas tendencias de invierno y primavera significativas. Por otro lado, la SLA muestra una tendencia significativa desde

verano hasta invierno, la cual va reduciendo su intensidad a lo largo del año hasta tener la mínima en primavera. Se observa que el viento tiene una tendencia negativa durante todas las estaciones del año, sin embargo, estas no resultan significativas (Fig 47).

Figura 47

Tendencias estacionales por temporada y variables oceanográficas (4°S-16°S)



VI.5.2 Tendencias anuales

La PPI ha mostrado una tendencia anual al alza cerca a costa desde Pimentel hasta el extremo sur, sin embargo, presenta una tendencia negativa fuera de costa desde Punta La Negra hasta la altura del Callao. Resulta importante resaltar que esta tendencia anual no resulta significativa (<0.05).

La TSM muestra una tendencia positiva anual durante el periodo de estudio. Cerca de costa la CI-a presenta una tendencia positiva a lo largo de todo el litoral, teniendo la máxima de Callao hacia Pisco. Por otro lado, se presenta una tendencia negativa fuera de Chicama hasta Supe. La SLA muestra una tendencia positiva durante el periodo de estudio. Se observa un debilitamiento del viento, especialmente cerca a costa desde Supe hacia San Juan.

El PAR muestra una tendencia negativa cerca a costa en la zona sur del litoral, desde Callao hacia el extremo sur. Por otro lado, en la zona centro desde Callao hacia Pimentel, muestra una tendencia positiva cerca a costa. Mar adentro muestra pequeños parches de tendencia positiva.

La tendencia positiva de la TSM coincide con la tendencia positiva de la PPI a lo largo de la franja costera, con la excepción de la zona de Atico, donde se observa una disminución de la TSM. Esta tendencia es similar a la registrada por la SLA.

De manera análoga, se observa un acoplamiento entre la tendencia positiva de la CI-a y la PPI a lo largo de la franja costera, salvo en la zona centro, donde la CI-a muestra una tendencia negativa, que coincide en ciertos puntos con la tendencia negativa de la PPI, especialmente entre Callao y Chicama.

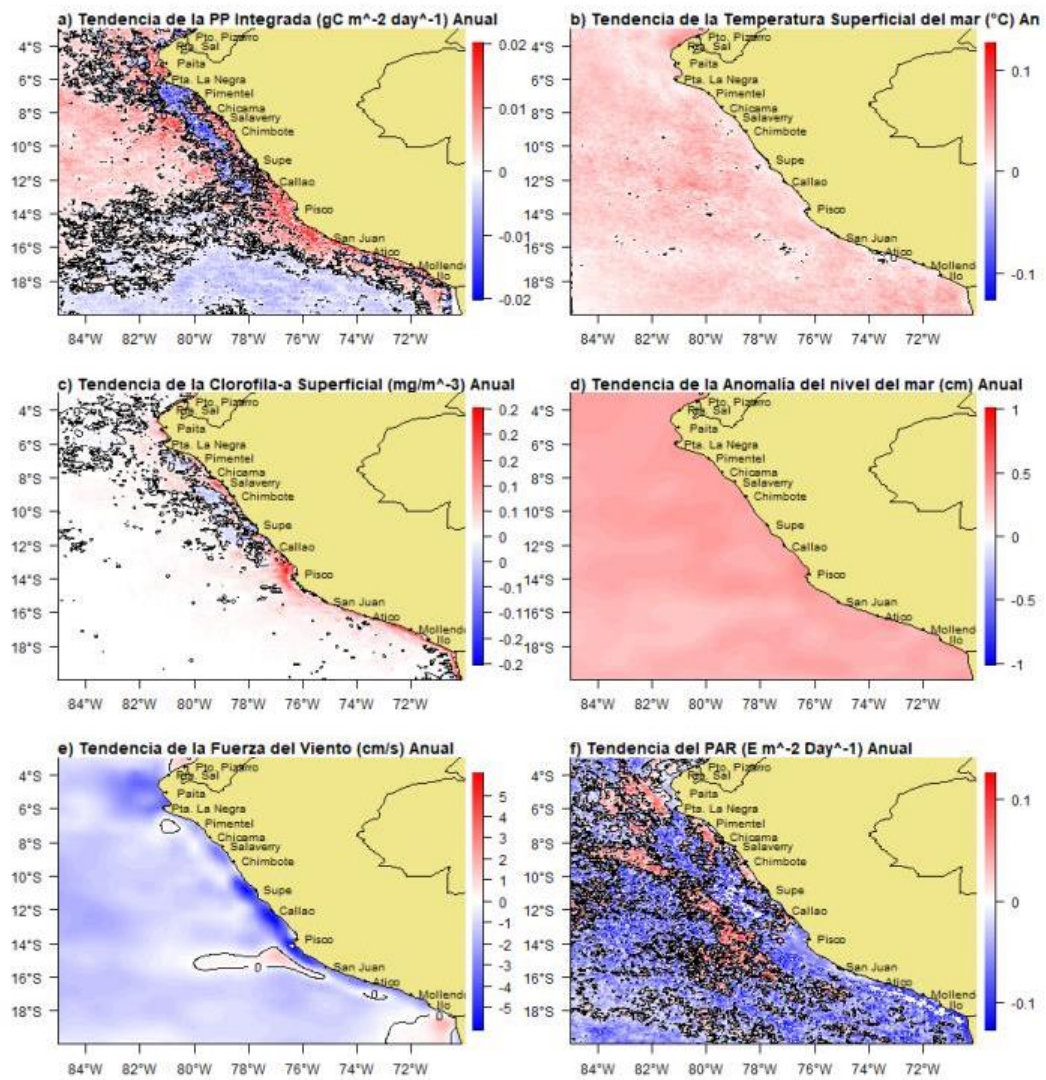
La tendencia negativa de la velocidad del viento parece tener un impacto positivo en la PPI, ya que a lo largo de la costa se observa una tendencia positiva en la PPI acompañada de una disminución de la velocidad del viento.

En la zona sur, se observa una relación marcada entre la reducción del PAR y el aumento de la PPI, desde Pisco hasta el extremo sur. Por otro lado, en la zona central, desde Supe hasta Chicama, se aprecia un aumento tanto de la PPI como del

PAR, mientras que, en el extremo norte, se vuelve a observar un incremento de la PPI acompañado de una reducción del PAR.

Figura 48

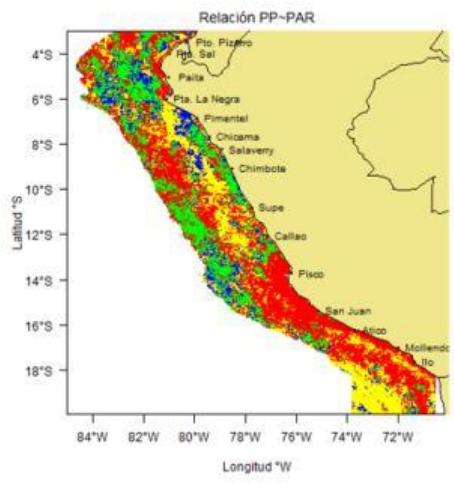
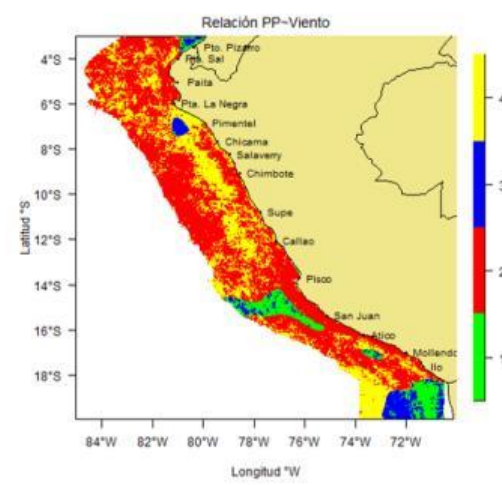
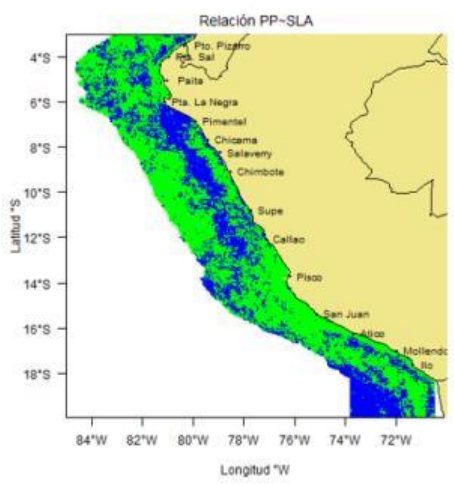
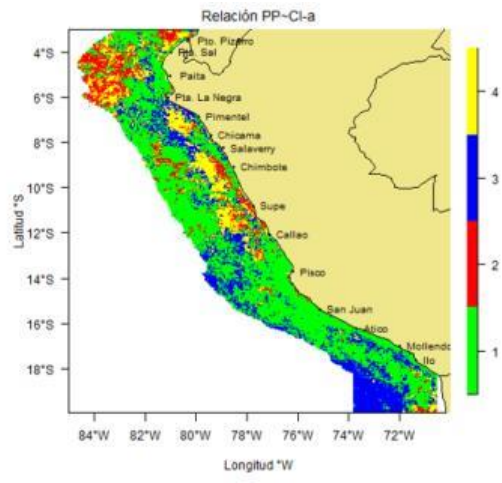
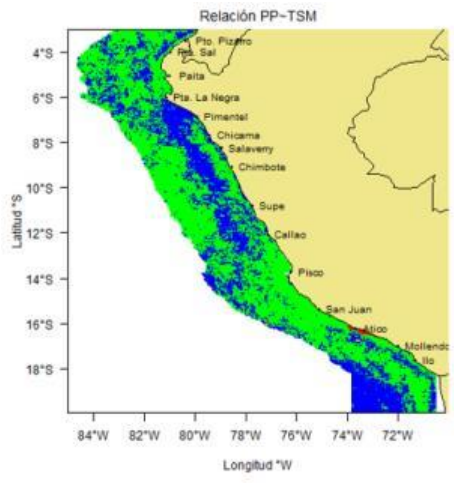
Tendencias anuales de la PPI y las variables oceanográficas: a) PPI, b) TSM, c) Cl-a, d) SLA, e) Velocidad de viento y f) PAR



En cuanto a las tendencias de la PPI en relación a las tendencias de las demás variables oceanográficas analizadas, se tiene una tendencia positiva en cuanto a la PPI con la TSM a lo largo de la costa, sin embargo, existe una relación inversa (reducción de la PPI e incremento de la TSM) en una franja a unas 50 millas fuera de Pimentel hasta Callao. De igual manera, esta misma relación se observa entre la PPI con la SLA y la CI-a, sin embargo, fuera de Pimentel, Salaverry y Callao, se observa una tendencia negativa de la PPI y la CI-a por igual. En cuanto a su relación con la velocidad del viento, en general se tiene una tendencia negativa del viento, la cual responde a un incremento de la PPI a lo largo del litoral, con esta zona fuera de Pimentel hasta Callao con una tendencia negativa de la PPI. Finalmente, la relación de la PPI con el PAR demuestra que en la zona sur del país, la reducción del PAR genera un incremento de la PPI, mientras que en la zona centro-norte existe una reacción distinta, teniendo zonas donde el incremento del PAR genera un incremento de la PPI (Figura 49).

Figura 49

Tendencia de la PPI con variables oceanográficas



VI.6 Relación de la PPI con las variables oceanográficas

VI.6.1 Variación estacional

La PPI muestra sus mayores valores en primavera (oct-dic) de 6°S-15°S, seguido de verano (ene-mar) con una mayor distribución entre los 4°S-18°S. Por otro lado, los mínimos ocurren en invierno (jul-set) desde los 8°S hasta el extremo sur (20°S).

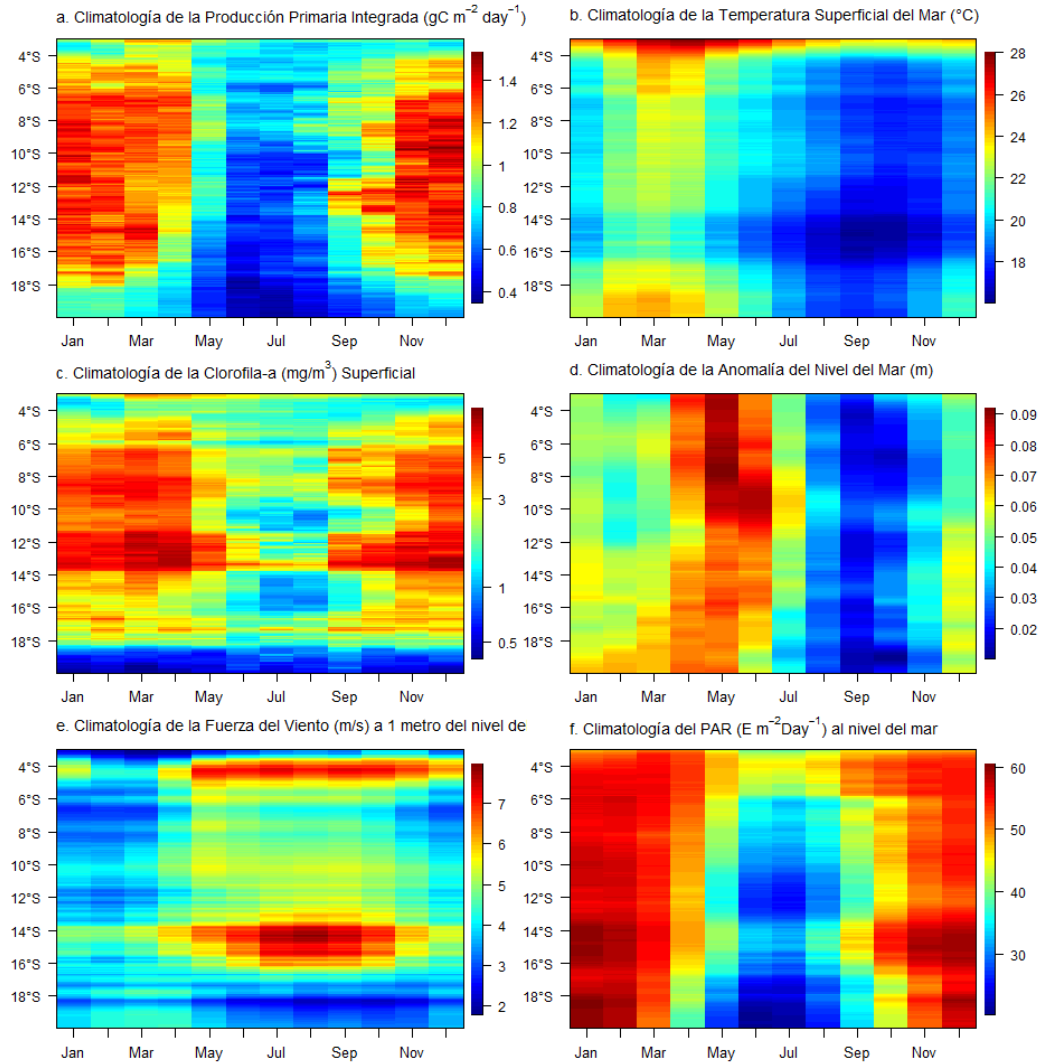
Estacionalmente la TSM tiene sus mayores valores de febrero a abril (verano), teniendo los mayores valores en el extremo norte (6°S-3°S) y en el extremo sur (16°S-19°S), de igual manera los menores valores se observan en la franja 14°S-16°S especialmente de agosto a octubre (invierno).

Los valores de CI-a presentan sus mayores valores en las zonas de 11°S-13°S y de 6°S-9°S de enero a mayo (verano-otoño) y de setiembre a diciembre (primavera). La SLA muestra una marcada estacionalidad, teniendo sus mayores valores en la zona norte (03°S-10°S) de abril a junio (otoño) y teniendo los menores valores de agosto a octubre (invierno). La velocidad del viento muestra una marcada estacionalidad teniendo sus mayores valores en la franja de 4°S y 14°S de mayo a noviembre (otoño-invierno-primavera). De igual manera sus menores valores ocurren en el extremo sur de 17°S-19°S de mayo a noviembre.

El PAR muestra sus mayores valores de enero a marzo (verano), teniendo una mayor incidencia en las zonas de 9°S-11°S, 13°S-16°S y 18°S-19°S, seguido de primavera (oct-dic) donde las máximas ocurren de 14°S-16° y en 18°S. Por otro lado, la menor incidencia ocurre de junio a agosto en el extremo sur (18°S-20°S) y el 12°S.

Figura 50

Climatología de la PPI y las variables ambientales: a) PPI, b) TSM, c) Cl-a superficial, d) Anomalía del nivel del mar, e) Velocidad del viento y f) PAR.



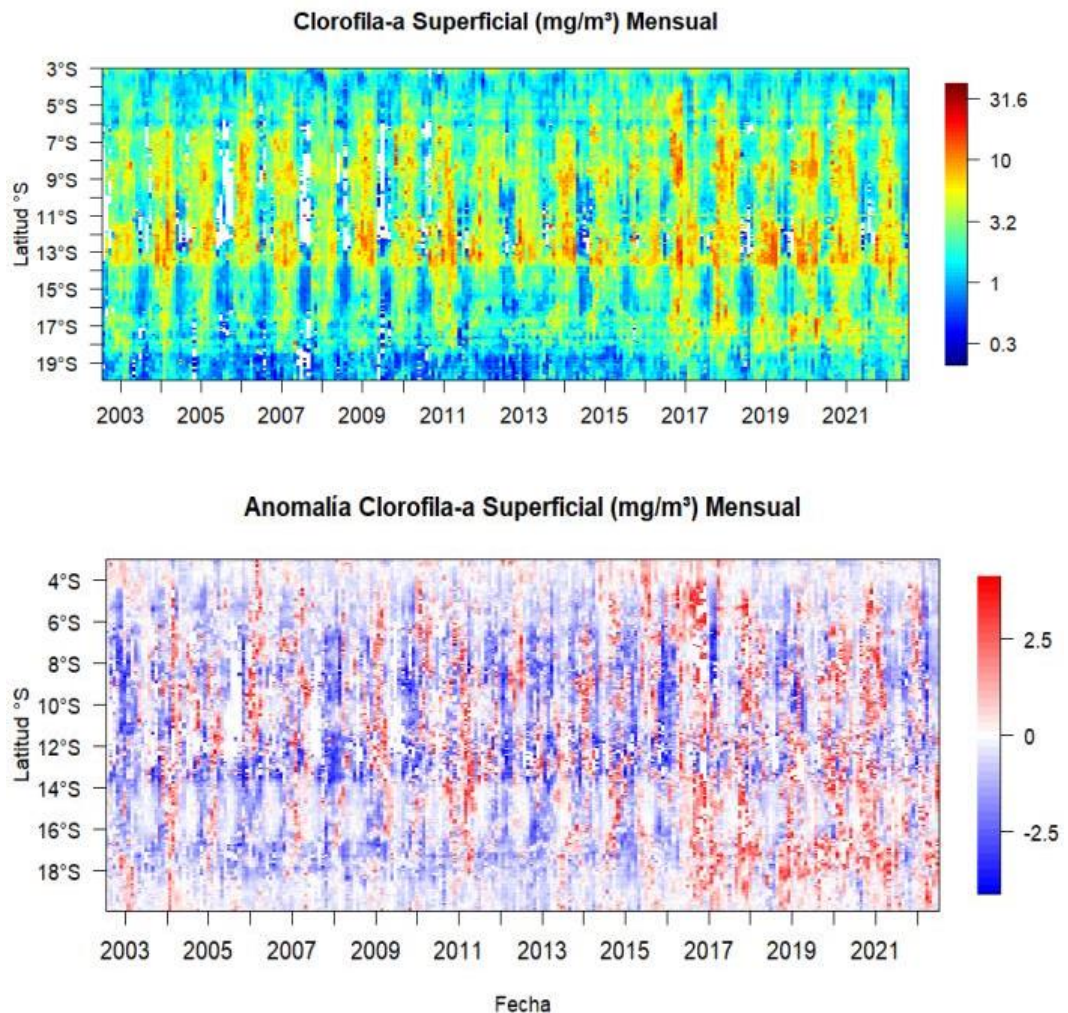
Clorofila-a

Se observa una distribución interanual sostenida de la Cl-a con mayores concentraciones entre los 6°S y 14°S, así como un aumento en la distribución hacia el sur llegando hasta los 19°S desde el 2017 y ligeramente hacia el norte llegando hasta los 4°S. También se observa un incremento de estos valores en los últimos

veranos de los años 2017 al 2022. Se observa una estacionalidad en las anomalías de Cl-a con una predominancia de anomalías positivas en verano y negativas en invierno, pero se observa un aumento de las anomalías positivas de Cl-a en los últimos cinco años (2017-2022) con valores hasta 2.5 mg/m³ de Cl-a en todo el litoral.

Figura 51

Diagrama Hovmöller de a) Clorofila-a superficial de agosto 2002 a julio 2022, b) Anomalía de Clorofila-a Superficial de agosto 2002 a julio 2022

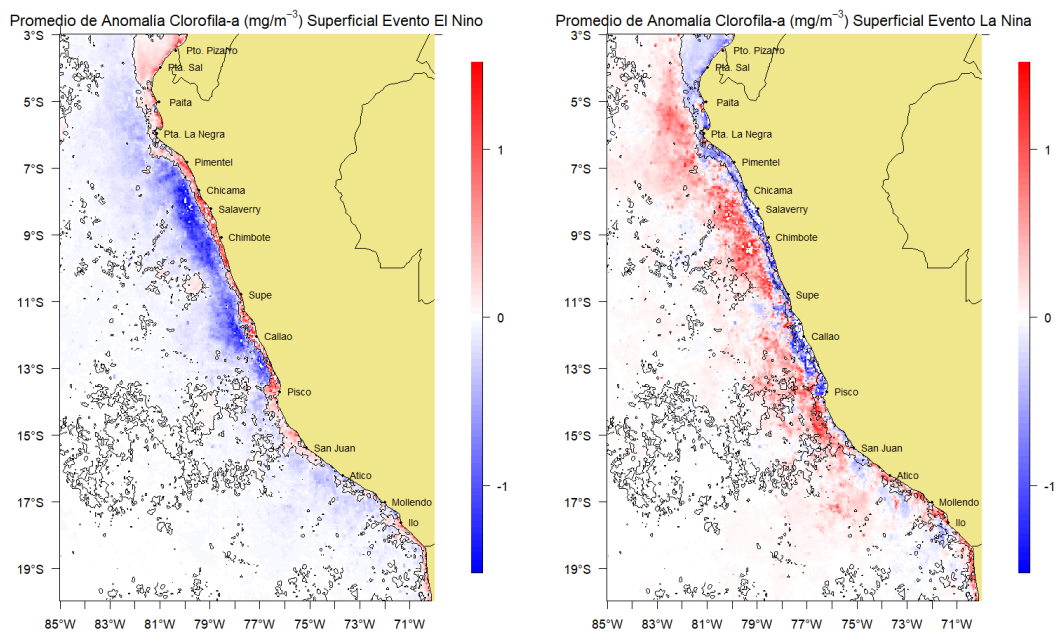


Durante eventos EN, la concentración de Cl-a superficial (Figura 52) muestra un marcado incremento cerca de la costa, mientras que mar adentro se observa una reducción significativa. En el extremo norte, desde Paita hasta Puerto Pizarro, el aumento de Cl-a presenta una distribución más amplia y uniforme.

En contraste, durante eventos LN, la Cl-a superficial experimenta una reducción cerca de la costa, mientras que mar adentro se observa un incremento considerable, especialmente frente a Chicama y Chimbote, así como al sur de Pisco. En el extremo norte, la disminución de Cl-a presenta una distribución más extensa, similar a la observada durante eventos EN.

Figura 52

Anomalía de la Clorofila-a Superficial en eventos El Niño y La Niña



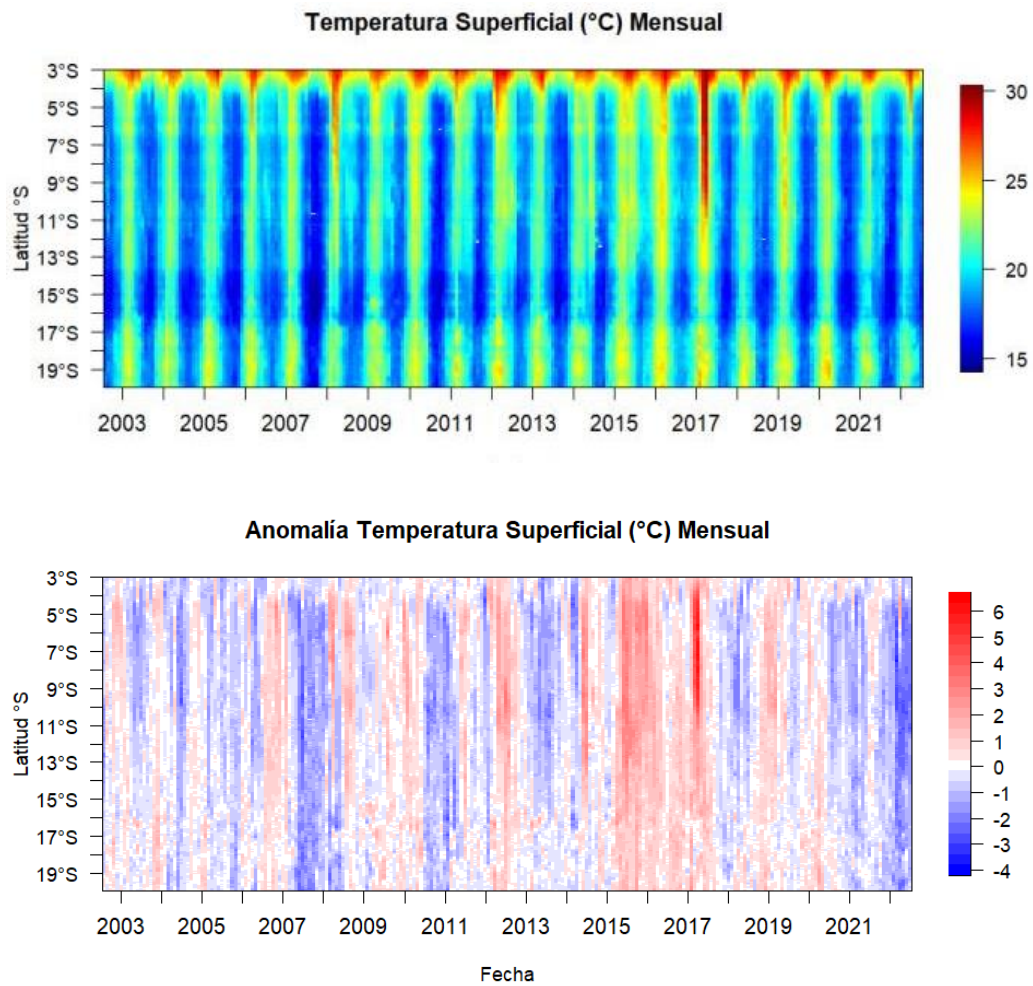
Temperatura superficial del mar

La TSM muestra una estacionalidad pronunciada, teniendo los mayores valores en primavera-verano, seguido de sus mínimos en otoño-invierno.

Adicionalmente, se observan los máximos valores distribuidos al extremo norte del litoral (3°S), los cuales aumentan su distribución hacia el sur en la estación de verano de eventos EN (2006, 2008, 2012, 2016, 2017 y 2019). Se observan episodios de anomalías negativas relacionadas a eventos LN (2008, 2010, 2018, 2021) y episodios de marcadas anomalías positivas relacionadas a eventos EN (2006, 2008, 2012, 2016, 2017 y 2019).

Figura 53

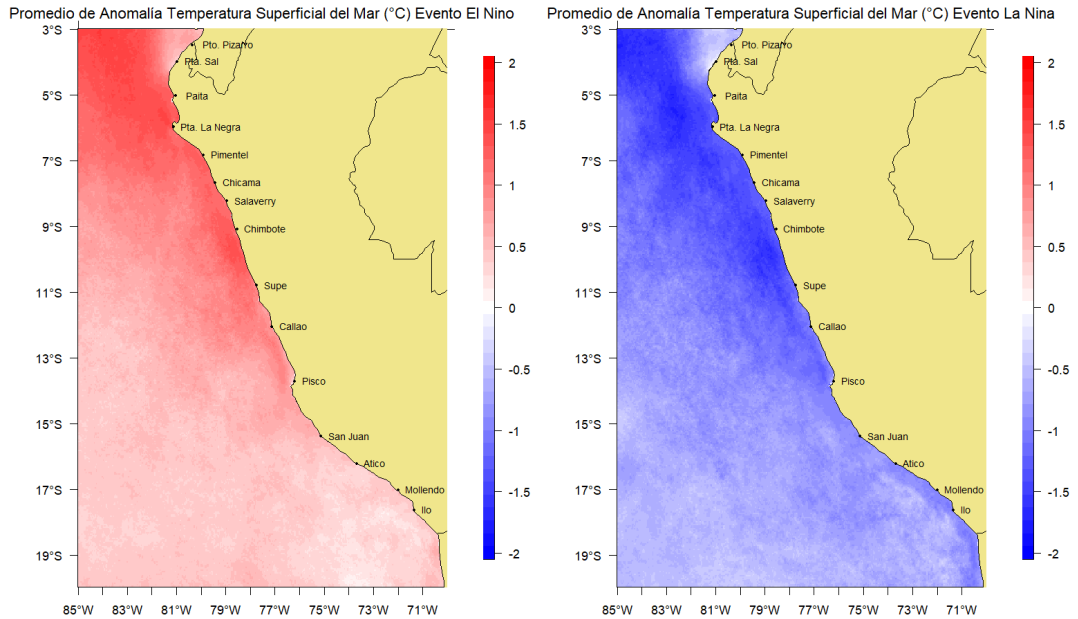
Diagrama Hovmöller de la a) TSM de agosto 2002 a julio 2022, b) Anomalía de la TSM de agosto 2002 a julio 2022



Por su parte, la TSM exhibe una intensificación notable durante eventos EN y un enfriamiento significativo durante eventos LN (Figura 54).

Figura 54

Anomalía de la TSM en eventos El Niño y La Niña

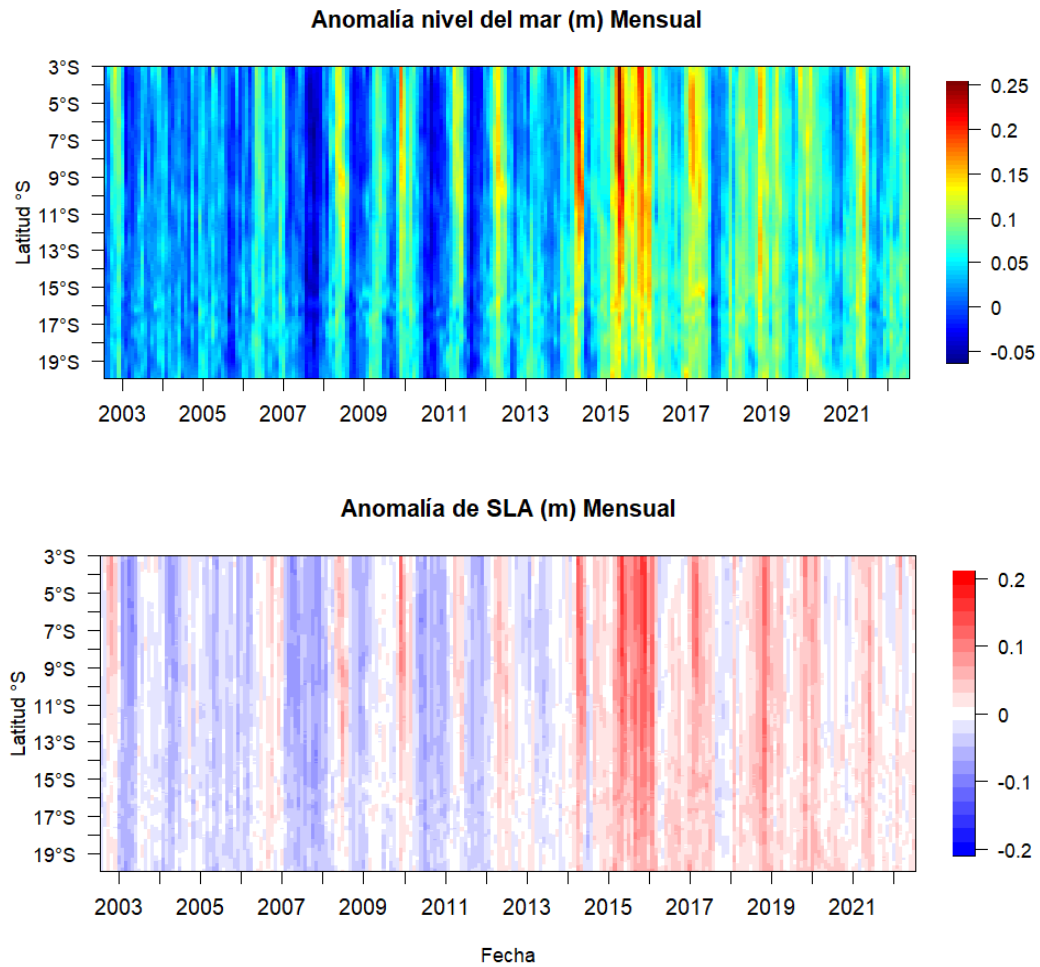


Anomalía del nivel del mar

Se observa una predominancia de valores de SLA negativas durante los años 2002-2006, luego una estacionalidad con valores positivos en los veranos 2008-2012, y finalmente, se observa un aumento significativo de las SLA desde 2013 con un predominio de valores positivos durante los años, especialmente en los eventos EN del 2014- 2017 (Figura 55).

Figura 55

Diagrama Hovmöller de: a) Anomalía de nivel del mar (SLA) de agosto 2002 a julio 2022, que se obtuvo del modelo, b) Anomalía de la SLA en base a la ponderación climatología de agosto 2002 a julio 2022

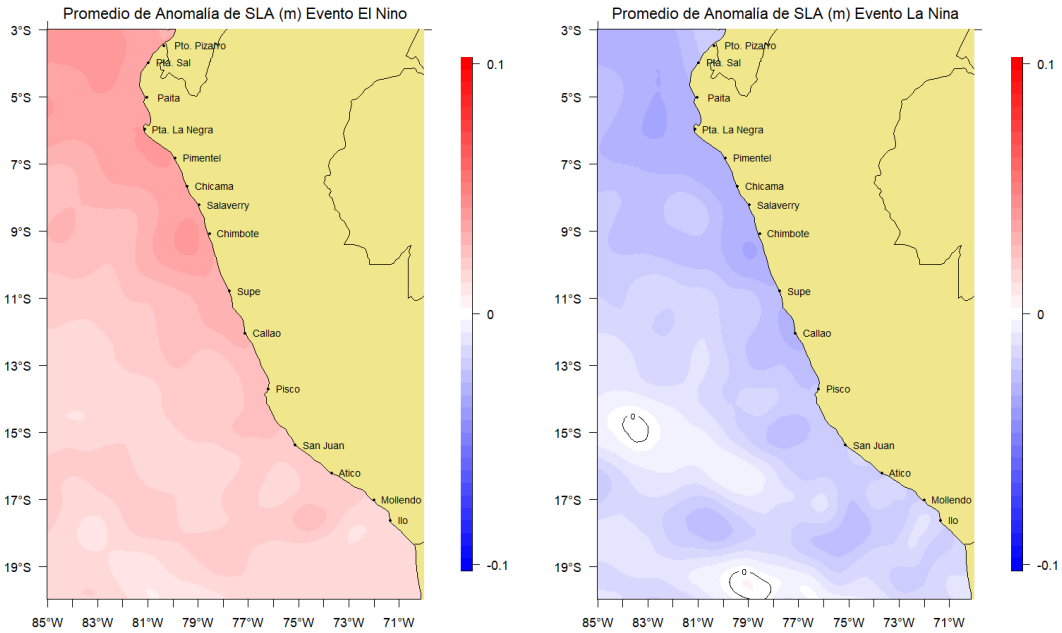


Se observa una marcada estacionalidad, teniendo anomalías de SLA negativas durante los años 2002-2012, mientras que en los últimos años 2013-2022 se tienen anomalías positivas, especialmente en los años 2014 – 2016.

La SLA presenta un ligero aumento en eventos EN y una disminución durante eventos LN (Figura 56).

Figura 56

Anomalía de la SLA en eventos El Niño y La Niña

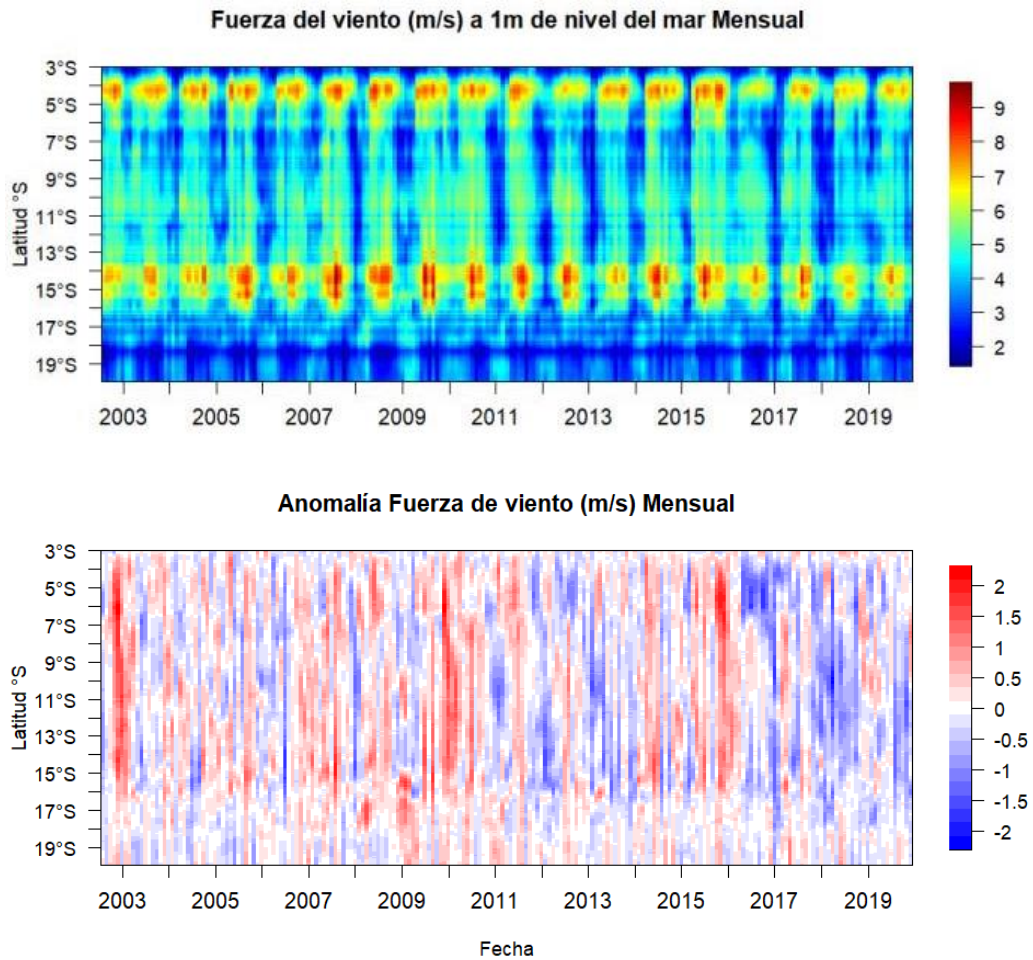


Velocidad del viento a nivel del mar

La velocidad del viento muestra una estacionalidad con mayores valores en otoño – invierno, presentando sus mínimos en verano, en los últimos años se observa una disminución de la velocidad del viento (2016-2020). Se observa una predominancia de anomalías negativas con mayores anomalías en los años 2003, 2010 y 2016, en los últimos años se observa un cambio hacia anomalías negativas desde el 2017 (Figura 57).

Figura 57

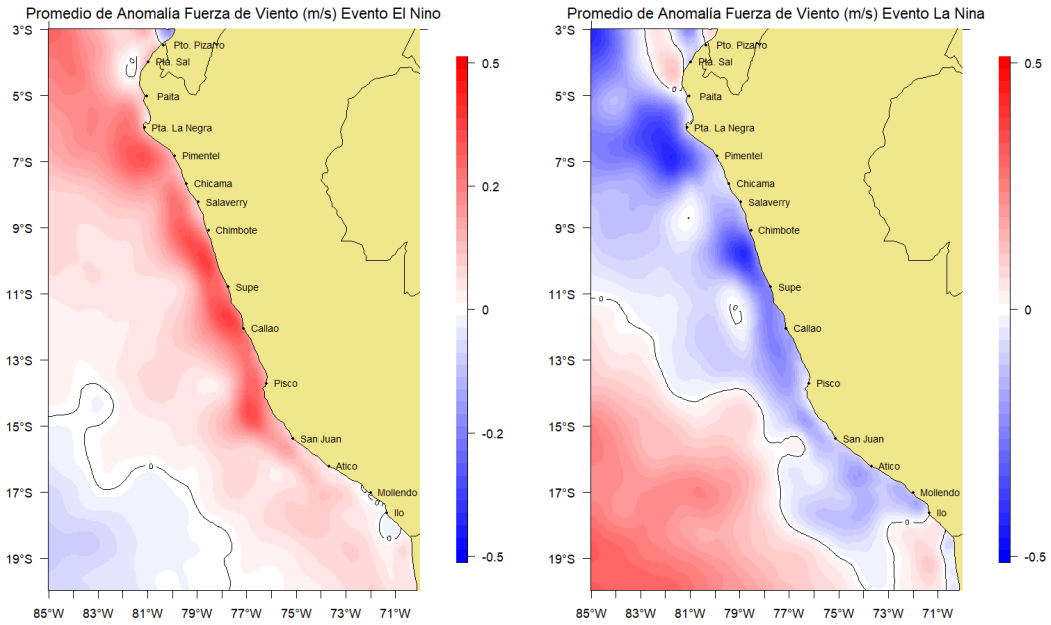
Diagrama Hovmöller de la a) Velocidad del viento a 1m de nivel del mar de agosto 2002 a diciembre 2019, b) Anomalia de la velocidad del viento a 1m de nivel del mar de agosto 2002 a diciembre 2019



Durante los eventos EN, se observa una intensificación de los vientos (Figura 58) cerca de la costa, desde San Juan hasta el extremo norte. En contraste, durante eventos LN, se presenta una disminución significativa de la velocidad del viento cerca de la costa, siendo más notable en las zonas de Callao, Supe, Chimbote y Pimentel.

Figura 58

Anomalía de la Velocidad del Viento en eventos El Niño y La Niña

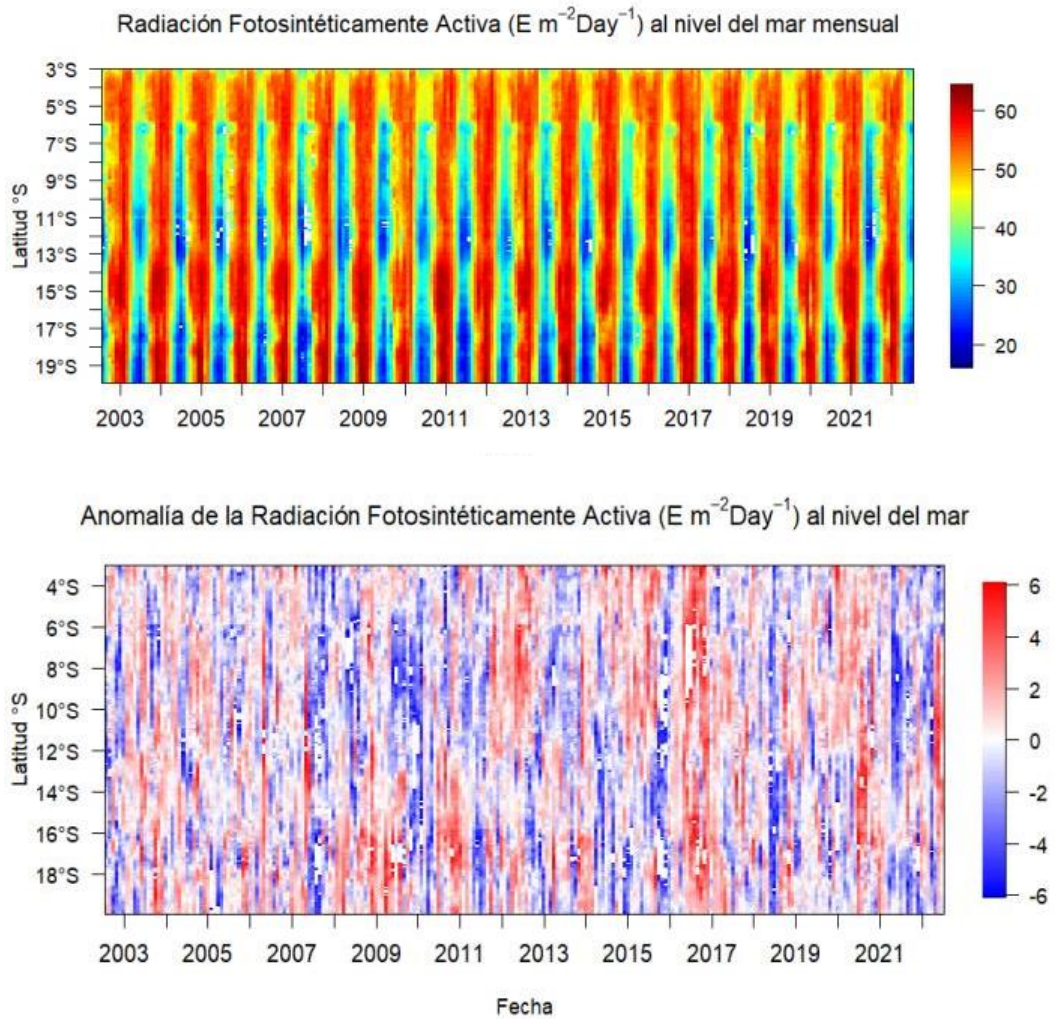


Radiación Fotosintéticamente Activa al nivel del mar

Se observa una marcada estacionalidad del PAR, teniendo sus máximos valores en primavera-verano y los mínimos durante el invierno. Los máximos valores se obtienen en la zona sur desde los 15°S hasta el extremo sur 20°S. Se observa una predominancia de anomalías positivas con una mayor incidencia en eventos EN, sin embargo, se observan anomalías negativas en los años 2008, 2010 y 2022 (Figura 59).

Figura 59

Diagrama Hovmöller del a) PAR a nivel del mar de agosto 2002 a diciembre 2019, b) Anomalía del PAR al nivel del mar de agosto 2002 a diciembre 2019

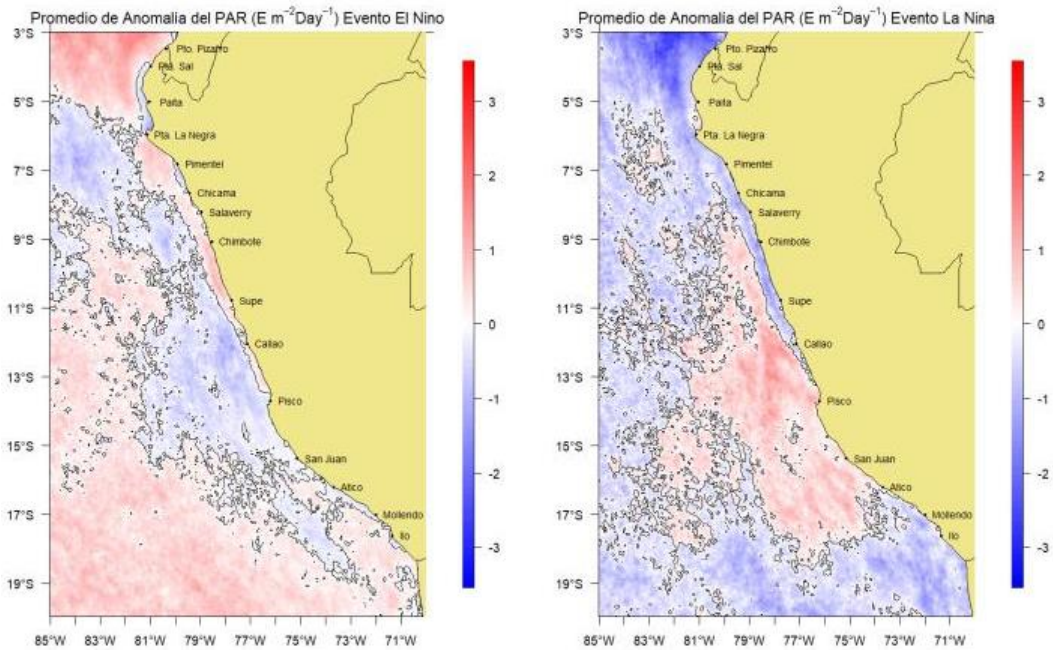


La PAR durante eventos EN (Figura 60) registra una marcada disminución desde San Juan hasta Pisco, mientras que desde Pisco hasta el extremo norte se observa un ligero aumento cerca de la costa. Sin embargo, mar adentro, predomina una disminución del PAR. Por otro lado, durante eventos LN, aunque en general se observa una disminución del PAR, destaca un ligero aumento en la zona centro-sur,

desde Salaverry hasta Atico, extendiéndose mar adentro hasta aproximadamente 60 millas de la costa.

Figura 60

Anomalía del PAR en eventos El Niño y La Niña



VI.6.3 Variación interanual de la PPI y variables oceanográficas

La PPI anual presenta en promedio una distribución muy cercana a costa al sur, que va ampliándose mar adentro hacia el norte llegando a su máxima distribución en Pimentel. Se observan las mayores concentraciones, al norte de Puerto Pizarro, al sur de Punta la Negra hasta Chimbote y de Callao hacia Pisco.

La TSM tiene un valor promedio de 18 °C cerca a costa, presentando una distribución más alejada de costa desde Supe hasta Pisco, siendo más costera de San Juan hacia Ilo. Se observan valores cercanos a 26°C de Punta Sal hasta el norte de Puerto Pizarro.

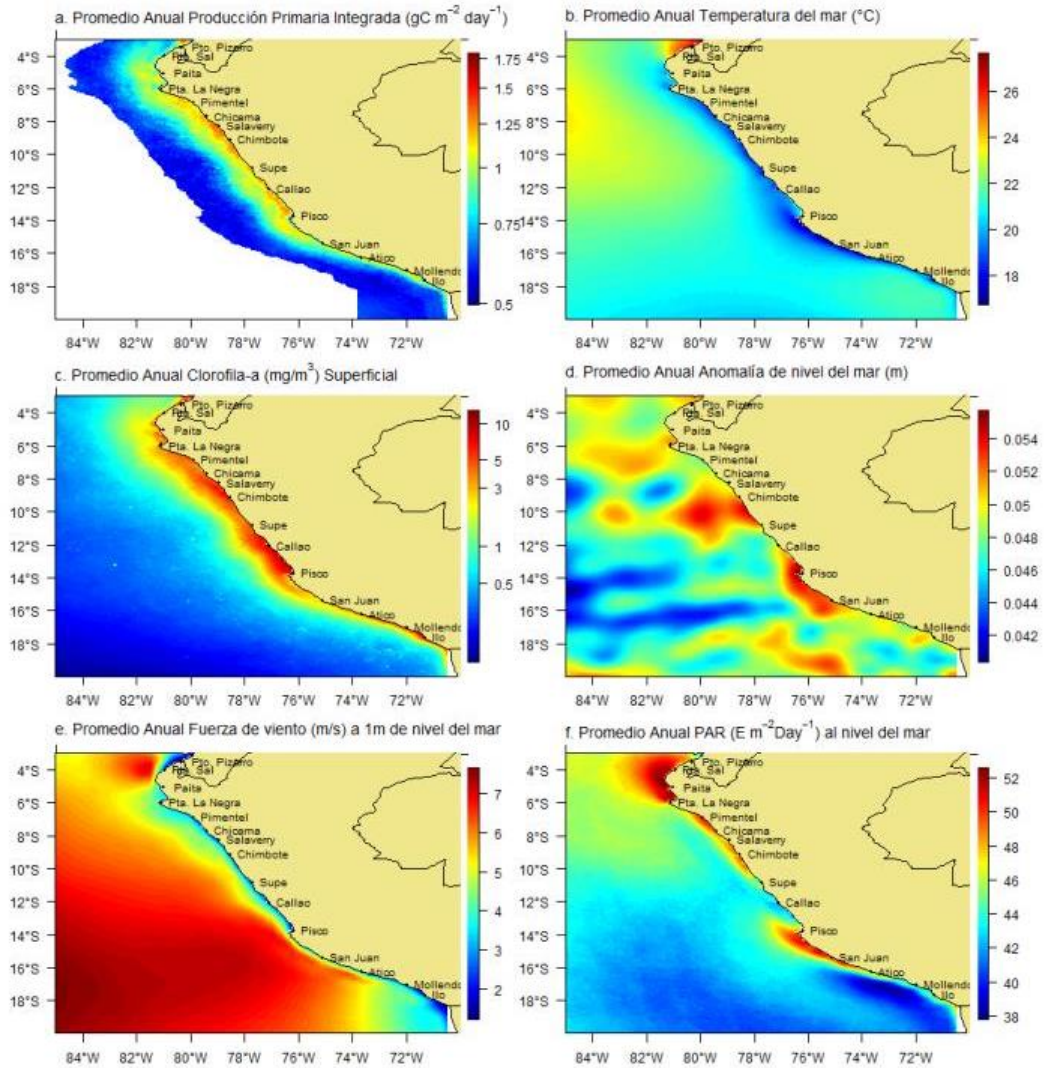
La Cl-a tiene en promedio 5 mg/m^3 a lo largo de la costa, teniendo mayores concentraciones al norte de Puerto Pizarro, de Chicama a Chimbote, de Supe a Pisco y de Atico a Mollendo. Su distribución es costera por el extremo norte hasta Punta La Negra, donde se repliega hasta un promedio de 30 millas de costa hasta llegar a Pisco, de San Juan a Mollendo presenta una distribución muy cerca a costa.

El nivel del mar presenta anomalías positivas desde 4 cm hasta 5 cm. Cerca de costa presenta dos núcleos con anomalías de 5 cm, de Chimbote hasta Supe y de Callao hasta San Juan. A lo largo del litoral se presenta en promedio una velocidad del viento de 2 m/s, teniendo una distribución muy cercana a costa a lo largo de todo el litoral. Al sur, por Pisco se tienen vientos de hasta 7 m/s a una distancia de 15 millas de costa, el cual se va alejando de costa hacia el norte llegando a una distancia de 60 millas por Punta La Negra, mientras que por el sur mantiene una distribución cercana a costa similar a Pisco hasta Atico.

A lo largo del litoral se observan tres núcleos con mayores valores de PAR, al norte de Punta La Negra hasta Puerto Pizarro, de Pimentel hasta Chimbote y afuera de Pisco hasta Atico. La mayor concentración ocurre al norte, teniendo un núcleo que se distribuye hasta unas 60 millas de costa. Por el centro se distribuye muy cercano a costa y al sur se tiene un núcleo muy marcado afuera de pisco que se acerca a costa hasta Atico. Resulta importante señalar que fuera de Callao se tienen los menores valores costeros.

Figura 61

Promedio anual de la PPI y las variables ambientales. a) PPI, b) TSM, c) Cl-a superficial, d) Anomalía del nivel del mar, e) Velocidad del viento y f) PAR.



VI.6.3 Correlaciones de la PPI con las variables oceanográficas

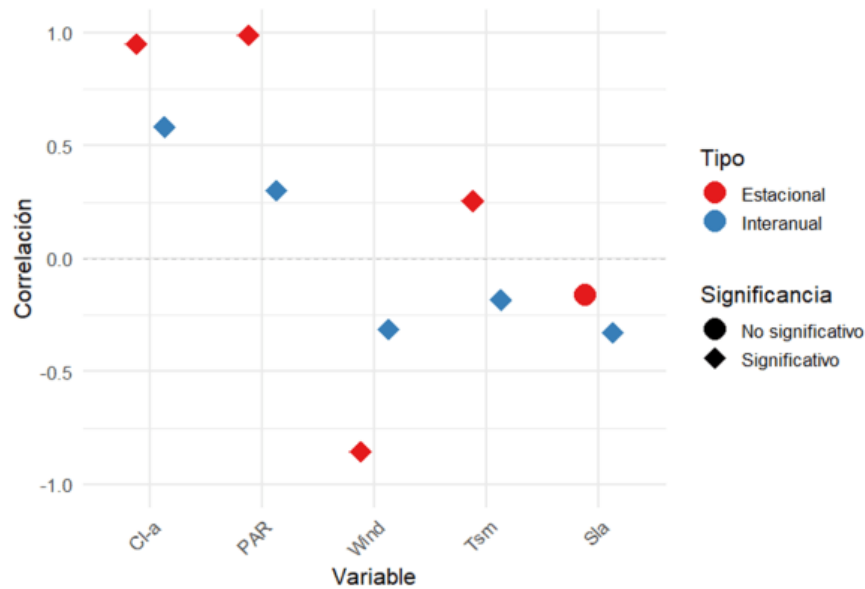
A una escala interanual, se presenta una correlación positiva entre la PPI con la clorofila-a ($cor=0.583$) y con la PAR ($cor=0.302$). Mientras que hay una correlación negativa con la SLA ($cor=-0.326$), los vientos ($cor=-0.314$) y la TSM ($cor=-0.183$), siendo todas las correlaciones estadísticamente significativas.

A una escala estacional, se presenta una correlación positiva entre la PPI con la PAR (cor=0.991), la clorofila-a (cor=0.952), y la TSM (cor=0.256). Mientras que hay una correlación negativa con los vientos (cor=-0.855) y la SLA (cor=-0.162). Sin embargo, solo se presenta una correlación no significativa entre la PPI y la SLA.

Resulta importante destacar que, a escala estacional, la correlación con la Cl-a, el PAR y el viento, se intensifican respecto a la escala interanual manteniendo la significancia; mientras que, la correlación con la TSM se revierte, siendo positiva estacionalmente y negativa interanualmente, mientras que, estacionalmente, la correlación con la SLA se reduce y se vuelve no significativa.

Figura 62

Correlación estacional e interanual de la PPI con variables oceanográficas (4°S-16°S)



VII. DISCUSIÓN

VII.1 Diferencia de la producción primaria estimada con otros estimados

VII.1.1 Variación interanual de la Producción Primaria Integrada

La simulación del presente modelo frente a Perú muestra una PPI hasta $40 \text{ molC m}^{-2} \text{ y}^{-1}$ principalmente en 3 zonas cerca de la costa dentro de los 100km de la franja costera a lo largo de la costa: por el norte en Puerto Pizarro, por el centro desde Chicama hasta Chimbote, y al centro-sur desde Callao hasta Pisco. Estos valores son inferiores a los simulados por Mogollón et al. (2023) y por datos recopilados de cruceros por Calienes (2014) donde se observaron valores altos de PP hasta $90 \text{ molC m}^{-2} \text{ y}^{-1}$. Los valores más altos de PPI cerca a costa concuerdan con las zonas de mayor afloramiento registradas en Perú (Guillén y Calienes, 1985).

Pennington et al. (2006) estimó una PPI de $35 \text{ molC m}^{-2} \text{ y}^{-1}$ a partir de datos de cruceros entre los 4°S y 15°S dentro de la banda costera de 250 km. Mientras que, la simulación del modelo realizado por Mogollón et al. (2023) indica una PPI de $14 \text{ molC m}^{-2} \text{ y}^{-1}$, cuyo valor va más acorde a lo registrado por Gutiérrez et al. (2015) que estimaron una tasa anual de PPI de $10 \text{ molC m}^{-2} \text{ y}^{-1}$ entre los 4°S y 18°S en la franja costera hasta los 200 km a partir de datos de cruceros y modelados. Sin embargo, en este estudio, el modelo mostró una tasa de PPI de $26 \text{ molC m}^{-2} \text{ y}^{-1}$ mayor al registrado por Mogollón y Gutiérrez. La variación entre estos resultados, dentro de los 100 km de la franja costera y hasta los 250 km, podría deberse al análisis más integral del modelo propuesto en este estudio. Sin embargo, el uso de datos *in situ* y tomados durante los cruceros de investigación que suelen ser tomados

solo durante la temporada de verano podrían tener una sobreestimación donde se espera que los valores de PPI sean altos.

Estudios previos en los diferentes sistemas de afloramiento muestran diferentes valores de la producción primaria. Messié y Chavez (2015) mostraron una PP en los cuatro sistemas de afloramiento basado en datos del SeaWiFS calculados a partir de un Modelo de Producción Verticalmente Generalizado (VGPM; por sus siglas en inglés). El valor promedio de la PP anual fue de $76,6 \text{ molC m}^{-2} \text{ y}^{-1}$, en Benguela el valor fue de $73,7 \text{ molC m}^{-2} \text{ y}^{-1}$, en California fue de $36,8 \text{ molC m}^{-2} \text{ y}^{-1}$ y en el Noroeste de África fue de $96,3 \text{ molC m}^{-2} \text{ y}^{-1}$. En el estudio realizado por Demarcq et al. (2008) mostraron una producción primaria de $48,6 \text{ molC m}^{-2} \text{ y}^{-1}$ en el Sistema de Benguela, mediante el uso de mapas autoorganizados, un tipo de red neuronal artificial, para identificar perfiles de clorofila y datos satelitales de clorofila independientemente de su forma estadística. También, estimaron una variación de la PP entre $0,04 \text{ molC m}^{-2} \text{ d}^{-1}$ y $0,41 \text{ molC m}^{-2} \text{ d}^{-1}$ en todo Benguela.

En la bahía de Pisco (15°S), se determinó que la tasa media anual de PPI observada se encuentra entre $17 - 31 \text{ molC m}^{-2} \text{ y}^{-1}$, este rango se encuentra muy limitado a diferencia del registrado por Mogollón et al. (2023) que tiene un amplio rango entre $10 - 120 \text{ molC m}^{-2} \text{ y}^{-1}$, y al registrado por Strickland et al. (1969) entre $7.5 - 123 \text{ molC m}^{-2} \text{ y}^{-1}$. En la bahía de Chimbote (9°S), Harrison et al. (1981) reportó valores de la tasa media anual de PPI a partir de datos observados entre $9 - 130 \text{ molC m}^{-2} \text{ y}^{-1}$, y Mogollón et al. (2023) mostraron valores modelados entre $5 - 85 \text{ molC m}^{-2} \text{ y}^{-1}$. Mientras que, en este estudio se encontraron valores entre $18 - 46 \text{ molC m}^{-2} \text{ y}^{-1}$.

VII.1.2 Variación estacional de la Producción Primaria Integrada

En el estudio realizado por Mogollón et al. (2023) las tasas estimadas de PPI presentaron una variabilidad estacional significativa, que tiene valores mayores en verano y primavera, y valores mínimos en invierno y otoño, lo cual se alinea con lo registrado por este estudio. Aunque, este estudio mostró un mayor valor durante la temporada de verano de $32 \text{ molC m}^{-2} \text{ y}^{-1}$ a comparación del registrado por Mogollón et al. (2023) de $19 \text{ molC m}^{-2} \text{ y}^{-1}$.

La PPI promedio de la variación estacional con respecto a la latitud en las tres zonas de estudio ($4 - 6^\circ \text{S}$, $6 - 12^\circ \text{S}$ y $12 - 18^\circ 30' \text{S}$) es mayor en el presente estudio, a diferencia de lo encontrado por Guillen y Rondan (1968) usando el método de radiocarbono (C_{14}) en muestras recolectadas en campo. Según Guillen y Rondan (1968) los mayores valores de producción se presentaron entre las latitudes $8 - 9^\circ \text{S}$ y $16 - 17^\circ \text{S}$ con valores promedio de $1,0$ y $1,3 \text{ gC m}^{-2} \text{ día}^{-1}$, respectivamente. Mientras que en este estudio los mayores valores de producción se encontraron en la latitud $12 - 18^\circ \text{S}$ con $1,0$ y $0,94 \text{ gC m}^{-2} \text{ día}^{-1}$ durante el verano y la primavera, y entre los $4 - 6^\circ \text{S}$ y $6 - 12^\circ \text{S}$ con $0,94 \text{ gC m}^{-2} \text{ día}^{-1}$ y $0,90 \text{ gC m}^{-2} \text{ día}^{-1}$ durante el otoño y el invierno. El método utilizado en este estudio simulará una mayor productividad debido al uso de un modelo que integra verticalmente la columna de agua y no solo por muestras tomadas a 4 profundidades. Esto se debe a que los picos de Cl-a subsuperficiales se amplifican menos debido a la atenuación de la luz con la profundidad. También hay que considerar que, en el sistema de afloramiento peruano, los perfiles varían mucho debido a diferentes condiciones, desde filamentos de surgencia activos en la costa hasta aguas estratificadas en alta mar (Williamson et al., 2010).

Considerando otros sistemas de afloramiento, los resultados obtenidos para Perú se contrastan con lo mencionado por Barlow et al. (2009), donde estimaron mayores valores de la producción primaria en verano para el sistema de Benguela, con un valor medio de $0,19 \text{ molC m}^{-2} \text{ d}^{-1}$, y menores valores en invierno con $0,07 \text{ molC m}^{-2} \text{ d}^{-1}$.

VII.2 Limitaciones del modelo

Los perfiles están ordenados en secuencia de menor a mayor concentración de Cl-a integrada. Algunos de los perfiles tienen valores más altos de Cl-a cerca de la superficie, mientras que otros tienen picos bajo la superficie. El enfoque de Demarcq et al. (2008) asume una distribución continua en los tipos de perfiles, por ello, el modelamiento de los perfiles verticales de Cl-a utilizando una distribución gaussiana podría subestimar los valores al no permitir tener un “*doble pico*” de Cl-a, los cuales son observados en sistemas de afloramiento como el peruano.

El modelo utilizado en este estudio, basado en el modelo bio-óptico propuesto por Demarcq et al. (2008), incorpora los “*perfiles típicos de Cl-a*”. En este sentido, al utilizar información satelital, se predice la clase de perfil típico correspondiente para cada píxel, y se reemplaza el valor de la Cl-a en superficie y a profundidad por el valor de dicho perfil típico. Este procedimiento podría dar lugar a una subestimación o sobreestimación al sustituir el valor de Cl-a en superficie.

Para estimar los perfiles característicos de Cl-a en una cobertura espacial tan amplia, se utilizó el algoritmo de agrupamiento K-means, que agrupó todos los perfiles verticales de Cl-a en un reducido número de grupos típicos o “*perfiles típicos de Cl-a*”. Estos grupos presentan menor variabilidad interna que entre

grupos, y se representan mediante la media de los perfiles dentro de cada uno. Sin embargo, es posible que ciertos perfiles locales no sean captados correctamente y se clasifiquen como "*perfiles anómalos*" o "*mal modelados*". Durante el proceso de agrupamiento, se optó por K-means y se obtuvieron un total de 12 perfiles típicos.

Por su parte, Demarcq et al. (2008) emplearon el algoritmo de aprendizaje no supervisado Self-Organizing Maps (SOM) para agrupar perfiles característicos de Cl-a). Los SOM son redes neuronales artificiales especializadas en la identificación de patrones (Kohonen, 2001; Hewitson & Crane, 2002; Richardson et al., 2003), y se han utilizado para reconocer un conjunto reducido de perfiles representativos de Cl-a a partir de bases de datos con trazas verticales de Cl-a (Silulwane et al., 2001; Richardson et al., 2002). No obstante, en este trabajo el algoritmo SOM no logró agrupar satisfactoriamente los perfiles de Cl-a, por lo que se optó por K-means, uno de los algoritmos de Machine Learning más utilizados para agrupar datos no lineales. Los resultados obtenidos fueron satisfactorios y permitieron proceder a la predicción mediante Random Forest.

Además, estudios recientes (Shobayo et al., 2024; López-Andreu et al., 2023; Suarez Pesantes, 2020) han demostrado que los modelos de Machine Learning logran un buen desempeño con conjuntos de datos reducidos y escenarios poco complejos, mientras que los modelos de Deep Learning son más efectivos para captar patrones temporales complejos, lo que podría aumentar su efectividad en la predicción de perfiles de Cl-a.

Pese al uso de datos satelitales en este modelo, la cantidad de datos *in situ* tomados en las prospecciones científicas difícilmente llegan a tener datos en alta

mar. Este modelo se ha estimado usando datos observados de Cl-a con cobertura espacial hasta las 150 millas de costa, por lo que no puede predecir la Producción Primaria fuera de ese rango de cobertura.

El modelo empleado en este estudio se basa en la atenuación de luz (PAR) y, por lo tanto, no considera el agotamiento de nutrientes en la columna de agua. En consecuencia, podrían existir procesos biogeoquímicos que afectan la PP y que no están siendo captados por el modelo.

Además, el modelo no discrimina entre las diferentes comunidades planctónicas, lo que impide identificar la composición taxonómica del fitoplancton presente. En contraste, estudios como el de Testa et al. (2018) han integrado estimaciones específicas de grupos fitoplanctónicos con datos satelitales de Cl-a para mejorar la caracterización de la comunidad.

Los valores de la tasa fotosintética y el α^B utilizados para el presente trabajo corresponden a las estimaciones de Montecino et al. (2004) para el sistema de afloramiento de Chile. Estos parámetros fotosintéticos (α^B, P_{max}^B) se obtuvieron a través de experimentos de fotosíntesis-irradiancia. Los datos utilizados por Montecino provienen de muestreos realizados en octubre de 1998 y julio de 1999, durante la temporada de surgencia (primavera austral) y de no surgencia (invierno), con muestras recolectadas a dos profundidades dentro de la zona eufótica: la primera cerca de la superficie (3–10 m), y la segunda en el máximo de Cl-a dentro de la capa de mezcla (25 m de profundidad). Estas muestras fueron procesadas siguiendo el protocolo descrito por Montecino et al. (1996). La PP fue determinada a través de experimentos de fijación de ^{14}C mediante incubaciones *in situ* y

simuladas con agua de seis profundidades dentro de zona eufótica. Además, consideraron como propiedades bioópticas, tales como la absorción espectral *in vivo* del fitoplancton ($aph(\lambda)$), la absorción específica del pigmento del fitoplancton ($a^*(\lambda)$) dentro de los 25 m superiores y la transmitancia de la columna de agua ($T(\lambda)$) calculada para los 10 m superiores utilizando la irradiancia descendente en cuatro longitudes de onda. Encontrando que, en condiciones sin surgencia, ($a^*(\lambda)$), ($T(\lambda)$) y α^B presentaron valores más altos y valores bajos de ($aph(\lambda)$); también la productividad primaria varió de 0.2 a 1.9 gCm⁻² d⁻¹. Mientras que, en condiciones de surgencia, se observó una productividad primaria de 0.7 a 7.5 gCm⁻² d⁻¹ en las estaciones costeras y de 0.6 gCm⁻² d⁻¹ en las estaciones oceánicas. Para el caso de Perú, según lo observado en este trabajo, hay una mayor producción primaria en la zona centro sur entre la latitud 12 – 18 °S, seguido de la zona norte entre los 4 - 6 °S y 6 – 12 °S con valores menores a los registrados por Montecino, entre 0.90 y 1.0 gC m⁻² día⁻¹. Con respecto a la composición de los grupos de fitoplancton, Montecino observó que en condiciones de surgencia había una predominancia de dinoflagelados, y en condiciones de no surgencia una predominancia de diatomeas pennadas. Mientras que, en Perú, en el mismo periodo de estudio, Sanchez (2000) muestra picos máximos de fitoplancton en condiciones de surgencia y a las diatomeas como las especies dominantes, que van disminuyendo fuera de costa (60 – 100 m.n.). En la composición de diatomeas se encuentran especies como *Skeletonema costatum*, *Chaetoceros debilis*, *Chaetoceros curvisetus*, *Chaetoceros affinis*, *Thalassionema nitzschioides*, *Coscinodiscus* sp., entre otras. Mientras que en ambientes oceánicos el fitoplancton esta representados mayormente por diatomeas grandes y dinoflagelados.

VII.3 Influencia de las variables ambientales en la variación estacional e interanual

La producción primaria está determinada por las condiciones fisicoquímicas en la columna de agua, como el afloramiento, la estratificación, la TSM, la incidencia de luz y la concentración de micro y macronutrientes (Kulk et al, 2020). Por ello, estas oscilaciones están asociadas con anomalías de la TSM, el nivel del mar y la velocidad del viento (patrones de viento), lo que lleva a cambios en la estabilidad de la columna de agua y la carga de nutrientes en la zona eufótica. Todos estos factores están influenciados por variaciones estacionales (Kulk et al, 2020).

La TSM varía a lo largo de la costa peruana, en la zona norte del Perú alcanza un valor de 26 °C durante el verano (Zuta y Guillén, 1970), como lo registrado por este estudio donde se observa un promedio anual de a TSM cercano a 26°C, con mayores valores desde febrero hasta abril (verano) en el extremo norte (4°S-3°S) desde Punta Sal hasta el norte de Puerto Pizarro. En la zona centro y sur del Perú se tiene un valor entre 17 a 18 °C durante el verano y un valor entre 13 a 17 °C durante el invierno (Zuta y Guillén, 1970), mientras que este estudio registró una climatología entre 19 y 21 °C en verano y valores entre 17 y 19 °C en invierno (14 - 16°S) y concuerda solo durante el verano con el valor del promedio anual de la TSM de este estudio. Los valores mínimos de temperatura cerca a costa se observan a lo largo del año y reflejan aguas subsuperficiales afloradas principalmente entre Pisco y Atico. Estas diferencias en la variación estacional de la TSM se dan debido a componentes latitudinales y locales (ancho de plataforma y profundidad) (Ayón et al., 2008), pero también por la mezcla horizontal que marca la importancia del

afloramiento costero (Flores et al., 2013), como ocurre cerca a costa entre 0 y 50 m.n. con una orientación perpendicular a la costa.

La Cl-a presenta un promedio anual de 5 mg/m^3 con una distribución costera con mayores concentraciones en cuatro zonas: al norte de Puerto Pizarro, entre Chicama y Chimbote, entre Supe y Pisco, y entre Atico y Mollendo. Estacionalmente, los valores de Cl-a presentan mayores valores en dos zonas, entre $6^\circ\text{S} - 9^\circ\text{S}$ y $11^\circ\text{S} - 13^\circ\text{S}$, en verano-otoño y en primavera. Según Echevin et al. (2021) los valores de clorofila-a entre 5°S a 14°S aumentan cerca a costa ($\sim 1-2 \text{ mg/m}^3$) y presentan sus máximos valores durante primavera, lo que va de acorde a lo registrado previamente en este estudio, mientras que, disminuye al norte de los 4°S , lo que no se observa en la climatología de la Cl-a superficial mostrada anteriormente. A pesar de observar un aumento cerca a costa, Echevin registró una ligera disminución más cerca a costa ($\sim 20\text{-km}$) y un aumento al alejarse de costa ($20-200 \text{ km}$).

Si bien los procesos biológicos relacionados con la absorción de luz y la capacidad del fitoplancton para procesarla influyen en la magnitud de la PPI, en este estudio se observa que el pico estacional de la PPI no necesariamente coincide con el pico de concentración de Cl-a. Este desfase parece ser más evidente durante el verano, cuando el fitoplancton aprovecha las condiciones favorables para incrementar su producción. Debido a su morfología, las diatomeas poseen ciertas ventajas funcionales que permiten que sus formas coloniales aumenten la fricción y disminuyan su tasa de sedimentación. Además, cada célula mantiene su individualidad favoreciendo una mayor relación superficie/volumen, optimizando las condiciones de su entorno, como las altas concentraciones de nutrientes (Jacobo

et al. 2021). En consecuencia, presentan una alta eficiencia en la captación de luz y la absorción de nutrientes.

Según Echevin et al. (2008) y Pennington et al. (2006), al final del verano austral cuando la clorofila superficial alcanza los niveles más altos hay un aumento de la TSM en el sistema de afloramiento de Perú, lo cual concuerda con lo observado en este estudio para la climatología de la TSM, Cl-a, PAR, velocidad del viento y la anomalía del nivel del mar. También, concuerda con una alta correlación observada a nivel estacional e interanual entre la PPI con la Cl-a y la PAR. En el sistema de afloramiento peruano, la correlación entre la Cl-a y la PPI presentan altos valores, aunque no son significativos, por el contrario, existe una correlación negativa significativa con los vientos y la TSM.

En general, las condiciones físicas del agua como la temperatura, la mezcla y la estratificación estarían afectando la distribución de la Cl-a en la columna de agua y, por ende, la productividad. Calienes et al. (1985) y Mogollón et al. (2023) mencionaron que, durante el invierno austral, la profundización de la capa de mezcla es la principal responsable de la disminución de la clorofila superficial (Echevin et al., 2008). Durante el verano y primavera, una mayor PP se explicaría por la dinámica de la profundidad de la capa de mezcla y de la radiación solar, mientras que, el aumento de la clorofila se relacionaría con el afloramiento costero, probablemente por un mayor transporte de Ekman (Chávez 1995; Tarazona et al., 2003). Mogollón et al. (2023) mencionan que la variabilidad de la PP superficial durante el verano, es impulsada principalmente por cambios en la clorofila superficial, la biomasa fitoplanctónica y cambios en los niveles de la PAR. Sin embargo, durante este período, los vientos favorables a las surgencias a lo largo de

la costa peruana se debilitan y se reduce la eficiencia del afloramiento de nutrientes, como consecuencia, se tiene un ligero impacto negativo en las tasas de PP superficial. Esta relación negativa entre la velocidad del viento y la PPI sumado a una mayor irradiancia, generaría un aumento de la estratificación y la turbidez en la columna de agua, lo que afectaría la disponibilidad de luz en profundidad.

El índice de surgencia basado en la tensión del viento ha sido utilizado como el principal indicador de eventos de afloramiento costero. No obstante, la disminución del nivel del mar costero inducida por el transporte de Ekman representa otro indicador relevante (Kämpf et al., 2004). La intensidad del viento es un factor crucial para la dinámica de la PPI. Inicialmente, el aumento en la fuerza del viento y el transporte de Ekman impulsa una mezcla vertical que desplaza las aguas superficiales y promueve la surgencia de aguas profundas ricas en nutrientes (Ekman, 1905; Bakun, 1973; Echevin et al., 2008), desplaza la termoclina hacia la superficie y reduce el nivel del mar (Smith, 1974). Este proceso suele incrementar la biomasa fitoplanctónica y, por ende, la PP. Sin embargo, existe un umbral de velocidad del viento más allá del cual esta relación positiva se invierte. Cuando la intensidad del viento supera este umbral, se produce un fuerte aumento en la turbulencia y en la profundidad de la capa de mezcla superficial. Esta profundización de la capa de mezcla tiene varias consecuencias negativas para el fitoplancton donde no solo dispersa el fitoplancton, sino también los nutrientes, reduciendo la concentración de ambos en la zona eufótica. Esta relación no lineal entre viento y PP ha sido observada en diversos sistemas de afloramiento, destacando la importancia de condiciones de viento "moderadas" para mantener una alta eficiencia ecosistémica (Goubanova et al., 2011; Gutierrez et al., 2011; Echevin

et al., 2020). En cuanto a la SLA, esta anomalía se convierte en una herramienta indirecta para identificar zonas de afloramiento y estimar la disponibilidad de nutrientes (Cushing, 1990; Fatemeh y Dariush, 2023).

Durante períodos de alta productividad, los nutrientes pueden agotarse rápidamente, lo que conduce a una disminución en la PP cuando la demanda biológica excede el suministro disponible. Según Messié y Chavez (2014), las variaciones latitudinales en los ciclos estacionales del suministro de nitrato y la PP en los EBUS dependen de factores como la concentración de nitrato en las aguas de origen y la intensidad del afloramiento. En regiones como California, el noroeste de África y el sur de Benguela, la PP y el suministro de nitrato están estacionalmente sincronizados. Por el contrario, en el norte de Benguela y frente a Perú, estos procesos presentan un desfase estacional. Estas dinámicas sugieren que, cerca de la costa, la PP está regulada principalmente por el suministro de nitrato durante todo el año. No obstante, en invierno, la baja PP no solo se debe a la mezcla profunda de las aguas y a la menor disponibilidad de luz solar, sino también a la limitación de nutrientes, que reduce la eficiencia fotosintética del fitoplancton.

VII.4 Anomalías durante El Niño y La Niña

En eventos de EN y LN, la PP cambia mucho por las alteraciones oceanográficas y climáticas, afectando principalmente a la TSM, la disponibilidad de nutrientes y la circulación oceánica, lo que influye en la productividad biológica del océano (Bjerknes, 1969; Arntz et al., 2006). Durante EN, el debilitamiento de los vientos alisios a lo largo del ecuador reduce el afloramiento, la TSM aumenta considerablemente generando anomalías positivas, se favorece la intrusión de aguas

cálidas pobres en nutrientes, se profundiza la termoclina y disminuye la clorofila superficial (Picaut et al., 2002; McPhaden et al., 2006; Arntz et al., 2006; Graco et al., 2007; Calienes, 2014). No obstante, los efectos específicos de ambos eventos dependen de su intensidad, duración y su estructura espacial, como evento EN del “Pacífico central” o “Pacífico Oriental” (Takahashi et al., 2011). Autores como Harrison et al. (1981) y Calienes (2014) han planteado la hipótesis de que las variaciones temporales y espaciales de la PP a lo largo del sistema de afloramiento peruano están influenciadas por variaciones estacionales de la disponibilidad de nutrientes y la profundidad de la zona eufótica. Por otro lado, durante LN, el enfriamiento del agua y el aumento del afloramiento fortalecen la disponibilidad de nutrientes, elevando la PP.

Este estudio muestra un marcado incremento de la Cl-a cerca a costa y una reducción fuera de costa. Además de una amplia distribución espacial desde el extremo norte de Paita hasta Puerto Pizarro. En la zona costera, el aumento de la Cl-a puede deberse a la acumulación de fitoplancton en una capa superficial más estratificada, lo cual disminuye la PP, ya que el agotamiento de nutrientes limita la fotosíntesis y el crecimiento fitoplanctónico. En cambio, en las regiones oceánicas, la mayor estratificación y el desplazamiento de aguas enriquecidas pueden favorecer el incremento de la PP. A pesar de esto, se observaron focos de máximas concentraciones de PPI en Chicama, Chimbote y Pisco. Espinoza-Morriberón et al. (2017) observó que los factores que más influyen durante un evento EN son la profundización de la capa mixta y la nutriclina, que, al intensificar las limitaciones de luz y nutrientes para el crecimiento del fitoplancton, resulta en una disminución de la productividad.

Con respecto a las anomalías mostradas en este estudio, la PPI durante EN muestra anomalías negativas cerca a costa, con la excepción de Punta Sal y una marcada anomalía positiva fuera de costa, especialmente fuera de Chimbote. La SLA presenta un ligero aumento y para la región costera estudiada en este trabajo, se observa una intensificación de los vientos cerca a costa desde San Juan hasta el extremo norte. Hay una marcada disminución del PAR desde San Juan hasta Pisco, con un aumento cerca a costa desde Pisco hasta el extremo norte y una disminución fuera de costa.

Durante eventos LN, la PPI aumenta significativamente y tiene una mayor distribución fuera de costa, además presenta una distribución más homogénea en la zona centro-norte y en la zona sur se mantiene cerca a costa con una mayor concentración en Mollendo. También se presenta una marcada disminución de la velocidad del viento cerca a costa, especialmente en Callao, Supe, Chimbote y Pimentel y una disminución de la SLA. Durante LN, la intensificación de los vientos favorables a las surgencias frente a Perú resulta en anomalías negativas de TSM (Morón et al., 2000; Espinoza-Morriberón et al., 2017) y se caracteriza por un aumento de la SLA (McPhaden, 1999), aunque este último factor presenta una disminución en lo observado en este trabajo. Estas condiciones frías durante el evento LN intensifican los procesos de mezcla, generando una termoclina más somera y un incremento en el transporte de aguas frías y ricas en nutrientes hacia la superficie (Miller, 1996), además de una nutriclina poco profunda (Philander, 1995) resultando en un aumento de la PP. En este estudio, la CI-a presenta una reducción cerca a costa, sin embargo, mar adentro presenta un incremento, sobre todo fuera de Chicama hasta Chimbote y al sur de Pisco, lo que concuerda con los centros de

mayor afloramiento. Mientras que, en el extremo norte se observa que la disminución de Cl-a tiene una mayor distribución, similar al de eventos EN, posiblemente al ingreso de masas de agua provenientes del Ecuador. También, la PP integrada tiene una anomalía negativa cerca a costa, seguido de anomalías positivas fuera de costa, lo que explica el aumento de la PPI fuera de costa y una mayor distribución de esta, de igual manera, explican una distribución más homogénea. De igual forma, se tiene una disminución de la PAR, con un ligero aumento en la zona centro-sur desde Salaverry hasta Atico el cual llega hasta las 60 millas de costa.

VII.5 Tendencias observadas

El estudio de los patrones de tendencia de la producción primaria es de gran importancia para abordar los impactos del cambio climático y evaluar su impacto en la productividad oceánica. A nivel global la tendencia de la PPI muestra patrones complejos y variados influenciados por múltiples factores ambientales y climáticos. Se espera que la PPI presente tendencias débiles y negativas en latitudes bajas y medias, aunque con tendencias positivas en ciertas áreas del Océano Atlántico Sur y el Océano Pacífico Sur, y en las regiones polares y costeras (zonas de surgencias) se esperan tendencias positivas más fuertes. La PPI mundial estacional presenta tendencias positivas altas entre finales de la primavera y mediados del verano, observándose las tasas más bajas en diciembre para el hemisferio norte y en junio para el hemisferio sur (Kulk et al., 2020).

Esta investigación muestra que, a nivel estacional, la PPI presenta una tendencia positiva cerca de costa y mar afuera durante el verano, en la zona sur durante el invierno, y en todo el litoral hasta las 60 millas de costa durante

primavera; aunque también presenta una tendencia negativa en otoño a excepción de una delgada franja cerca a costa desde Pisco hacia el extremo sur y en el extremo norte. La TSM ha mostrado una tendencia positiva durante otoño e invierno, la CI-a mostró un incremento durante primavera, la SLA mostró una tendencia positiva durante todas las estaciones y la PAR una tendencia positiva durante el invierno. Esto nos indica que en los últimos años se ha estado incrementando la TSM, la CI-a, la SLA y la PAR. Solo la velocidad del viento mostró una tendencia negativa durante todas las estaciones.

A nivel anual, la tendencia de la PPI es positiva cerca a costa desde Pimentel hasta el extremo sur y es negativa fuera de costa desde Punta La Negra hasta el Callao. La CI-a presenta una tendencia positiva cerca a costa y a lo largo de todo el litoral, teniendo focos máximos desde Callao hasta Pisco y una tendencia negativa fuera de costa entre Chicama y Supe. La TSM y la SLA muestra una tendencia positiva, mientras que, la velocidad del viento muestra un debilitamiento especialmente cerca a costa desde Supe hacia San Juan. La PAR, cerca de costa, muestra una tendencia negativa desde Callao hacia el sur y una tendencia positiva en la zona centro desde Callao hacia Pimentel, aunque mar afuera muestra pequeños parches con una tendencia positiva.

En un escenario global, la PP sigue una tendencia inversa a la de la TSM (Chinacalle-Martínez et al., 2021), sin embargo, este estudio mostró que la PPI estacional presenta una tendencia neutra durante las estaciones de verano y una tendencia positiva durante primavera. Varios estudios muestran que durante los años EN, se observan generalmente disminuciones en la PP debido al calentamiento del agua de superficie y la estratificación, lo que reduce el afloramiento de

nutrientes desde aguas profundas (Gregg et al., 2003; Hernández et al, 2004; Kulk et al., 2020). Aunque este estudio muestra tendencias no significativas para la PPI anual, también se observa una disminución de la PPI durante eventos EN, además de una reducción fuera de costa y máximas concentraciones en los principales centros de afloramiento como Chicama, Chimbote y Pisco.

Para el análisis de tendencias anuales se incluyeron los años con eventos EN y LN, ya que el objetivo fue identificar la tendencia real bajo el supuesto de que estos eventos climáticos ocurrirán con una frecuencia similar en el futuro. Si bien la tendencia observada no es muy marcada, debe tenerse en cuenta que se espera que en los próximos años continúen registrándose eventos EN y LN de magnitudes comparables a las del período analizado. Por tanto, la tendencia observada sería representativa de lo que podría esperarse en los años venideros.

VIII CONCLUSIONES

La PPI frente a Perú muestra una marcada variabilidad estacional. Los valores más altos se registran en primavera ($46 \text{ mol C m}^{-2} \text{ año}^{-1}$) a los 9°S y en verano ($32 \text{ mol C m}^{-2} \text{ año}^{-1}$) entre los 4°S y 15°S , mientras que los valores mínimos se observan en invierno y otoño, especialmente entre los 8°S y 20°S . A nivel interanual, la PPI está influenciada por eventos EN y LN, con una notable disminución de la PPI durante el EN de 2015 y anomalías positivas persistentes desde 2016 hasta 2022.

La variabilidad estacional de la PPI está determinada por la dinámica de la Cl-A, la PAR y la velocidad del viento. Por otro lado, la variabilidad interanual está dominada por los cambios en la Cl-a, especialmente durante eventos climáticos

como EN y LN. Los eventos EN, afectan negativamente a la PPI, mientras que, los eventos LN tienen un efecto negativo cerca a costa en la PPI y un efecto positivo mar adentro.

Durante los últimos 20 años, la PPI en el Perú ha mostrado una tendencia positiva, aunque reducida, por lo que se podría afirmar que, frente al calentamiento global, la PPI en el Perú está teniendo una respuesta positiva, especialmente de Pisco a San Juan. Estacionalmente, la PPI presenta una tendencia positiva en invierno y primavera.

La PPI presenta una relación positiva con la TSM, similar a su relación con la SLA. Cerca de la costa, también se observa una correlación positiva con la Cl-a. Sin embargo, la relación con la velocidad del viento y el PAR es negativa, particularmente en el sur del litoral. Estacionalmente, la Cl-a alcanza valores máximos en verano y otoño, mientras que sus valores más bajos ocurren en primavera e invierno. La relación entre la PPI y la TSM se debería a varios factores que influyen en la actividad biológica y en la dinámica de los ecosistemas marinos, principalmente a los efectos de la temperatura en la actividad fotosintética y la disponibilidad de nutrientes.

Mediante el desarrollo del presente modelo bio-óptico para la región de la costa peruana se pudo estimar la PPI a partir de datos *in situ* y datos satelitales. Los datos *in situ* sirvieron para crear perfiles de Cl-a mediante una distribución gaussiana y fueron agrupados por el método k-means, mientras que, los datos satelitales se trabajaron con el método random forest prediciendo la distribución vertical de la Cl-a y transformándola a Cl-a integrada.

El uso de datos satelitales combinados con datos *in situ* proporcionan una herramienta rentable para detectar patrones de tendencias estacionales e interanuales de la PPI.

IX RECOMENDACIONES

Se podría plantear la posibilidad de utilizar los valores del modelo gaussiano de cada clase de perfil y a partir del valor de CI-a de superficie, reconstruir para cada observación, sus valores en la capa eufótica, esto aumentaría la variabilidad de los mapas de CI-a y agregaría el uso de la data superficial de CI-a al modelo. El modelo actual predice el tipo de perfil de CI-a a partir de datos satelitales y reemplaza la información por los datos del perfil predicho.

Se recomienda fortalecer la base de datos de perfiles de CI-a observados, incrementando la cantidad de observaciones y la distribución de las mismas, a efectos de poder incorporar el uso de modelos de Deep Learning, los cuales podrían ser más adecuados para capturar patrones temporales complejos y dependencias a largo plazo.

Se recomendaría contar con un set de datos observados de CI-a de años únicamente EN y LN, a fin de contar con una lista de “*perfiles típicos de CI-a*” para estos años que sea utilizado de acuerdo con el valor ICEN disponible, lo que podría ayudar al modelo a captar la variación de CI-a y la PPI durante estos fenómenos.

El uso de nuevas metodologías para modelar los perfiles de CI-a a partir de datos observados mejoraría el cálculo del modelo, de igual manera, poder contar con una

mayor frecuencia de los perfiles en el tiempo podría ayudar a capturar eventos de baja frecuencia que podría no captar.

Se recomienda estimar los valores de la tasa fotosintética para el Perú, de manera estacional, así como la relación de α^B a efectos de mejorar la estimación de la PPI del modelo.

X REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Ayón, P., Criales-Hernandez, M. I., Schwamborn, R. y Hirche, H. J. (2008). *Zooplankton research off Peru: A review*. Progress in Oceanography, 79(2–4), 238–255.
- Bakun, A., 1973. Coastal Upwelling Indices, West Coast of North America, 1946–71. The U.S. Department of Commerce, NOAA Technical Report, NMFS SSRF-671, p. 103.
- Barlow, R., Lamont, T., Mitchell-Innes, B., Lucas, M. y Thomalla, S. (2009). *Primary production in the Benguela ecosystem, 1999–2002*. African Journal of Marine Science, 31:1, 97-101.
- Behrenfeld, M., Falkowski, P. (1997). *Photosynthetic rates derived from satellite-based chlorophyll concentration*. Limnol Oceanogr 42:1–20
- Bjerknes, J. (1969). *Atmospheric teleconnections from the equatorial Pacific*. Mon. Weath. Rev. 97, 163–172.
- Bidigare, R. R., Prézelin, B.B. y Smith, R.C. (1992). *Bio-optical models and the problems of scaling*. In P. G. Falkowski [ed.], Primary productivity and biogeochemical cycles in the sea. Plenum, p. 175-212.

- Bosc, E., Bricaud, A., Antoine, D. (2004). *Seasonal and interannual variability in algal biomass and primary production in the Mediterranean Sea, as derived from 4 years of SeaWiFS observations*. *Global Biogeochemical Cycles*, 18 (1).
- Boyd, P.W., Sundby, S. y Pörtner, H.O. (2014). *Cross-chapter box on net primary production in the ocean*. In: *Climate Change 2014: Impacts, Adaptation, and Vulnerability. Part A: Global and Sectoral Aspects. Contribution of Working Group II to the Fifth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change* [Field, C.B., V.R. Barros, D.J. Dokken, K.J. Mach, M.D. Mastrandrea, T.E. Bilir, M. Chatterjee, K.L. Ebi, Y.O. Estrada, R.C. Genova, B. Girma, E.S. Kissel, A.N. Levy, S. MacCracken, P.R. Mastrandrea, and L.L. White (eds.)]. Cambridge University Press, United Kingdom and New York, pp. 133–136.
- Breiman, L. (2001). Random forests. *Machine Learning*, 45(1), 5–32.
<https://doi.org/10.1023/A:1010933404324>
- Calienes R y Guillén O. (1981). *Masas de agua y Producción Primaria en Perú*. Bol. Inst. Mar Perú. Bol. Inst. Mar Perú, Vol. Extraordinario / ICANE: 155-163.
- Calienes, R., Guillén, O. y Lostanau, N. (1985). *Variabilidad espacio-temporal de clorofila, producción primaria y nutrientes frentes a la costa peruana*. Bol. Inst. Mar. Perú Callao, 10, 1-44.
- Calienes, R., y Aquino, R. (1986). *Carbón orgánico particulado, clorofila y fotosíntesis en el área de afloramiento entre Pimentel y Chimbote (07°-09° S)*. Bol. Inst. Mar. Perú Callao, 10 (8).

- Calienes, R. (2014). *Producción primaria en el ambiente marino en el Pacífico sudeste, Perú, 1960-2000*. Bol Inst Mar Perú. 29(1-2): 8-306.
- Campbell, J. W., Antoine, D., Armstrong, R., Arrigo, K., Balch, W., Barber, R., Behrenfeld, M., Bidigare, R., Bishop, J., Carr, M. E., Esaias, W., Falkowski, P., Hoepffner, N., Iverson, R., Kiefer, D., Lohrenz, S., Marra, J., Morel, A., Ryan, J., Vedernikov, V., Waters, K., Yentsch, C. y Yoder, J. (2002). *Comparison of algorithms for estimating ocean primary production from surface chlorophyll, temperature, and irradiance*. Global Biogeochem Cycles 16(3), 1035.
- Carr, M. E., Friedrichs, M. A., Schmeltz, M., Aita, M. N., Antoine, D., Arrigo, K. R., ... y Yamanaka, Y. (2006). *A comparison of global estimates of marine primary production from ocean color*. Deep Sea Research Part II: Topical Studies in Oceanography, 53(5-7), 741-770.
- Chaigneau, A., Domínguez, N., Eldin, G., Vásquez, L., Flores, R., Grados, C., y Echevin, V. (2013). *Near-coastal circulation in the Northern Humboldt Current System from shipboard ADCP data*. Journal of Geophysical Research: Oceans, 118, 5251–5266.
- Chamberlin, W. S., Booth, C. R., Kieffer, D. A., Morrow, J. H., & Murphy, R. C. (1990). *Evidence for a simple relationship between natural fluorescence, photosynthesis and chlorophyll in the sea*. Deep Sea Research Part A. Oceanographic Research Papers, 37(6), 951-973.
- Chamorro-Gómez, A. (2018). *Dynamique des vents côtiers dans le système d'upwelling du Pérou dans des conditions de réchauffement: Impacts d'El*

- Niño et du changement climatique regional.* (Doctoral dissertation, Sorbonne Université).
- Chavez, F.P. y Barber, R.T. (1985). *La productividad de las aguas frente a la costa del Perú.* CPPS, Bol. ERFEN N° 15. 1985.
- Chavez, F.P., Ryan, J., Lluch-Cota, S.E., Niquen, M. (2003). *From anchovies to sardines and back: multidecadal change in the Pacific Ocean.* Nature 299, 217–221.
- Chen J., Zhu Y., Wu Y., Cui T., Ishizaka J. y Ju Y. (2015). *A Neural Network Model for $K(\lambda)$ Retrieval and Application to Global K_{par} Monitoring.* PLoS ONE 10(6): e0127514.
- Chen L., Pan X., Zhang J., Demeaux C., y Wang Y. (2023). *Inversion diffuse attenuation coefficient of photosynthetically active radiation based on deep learning.* Opt. Express 31, 37365-37380.
- Chinacalle-Martínez, N., García-Rada, E., López-Macías, J., Pinoargote, S., Loor, G., Zevallos-Rosado, J., ... Peñaherrera-Palma, C. (2021). *Oceanic primary production trend patterns along coast of Ecuador.* Neotropical Biodiversity, 7(1), 379–391.
- Cullen, J.J. (2001). *Plankton: Primary production methods.* In J. Steele, S. Thorpe, K. Turekian (Eds.). Encyclopedia of Ocean Science, Academic Press, London, 2277-2284.
- Cushing, D.H. (1971). *A comparison of production in temperate seas and upwelling areas.* Trans. Roy. Soc. South Africa. 40:17–33.

- Cushing D.H. (1990) Plankton production and year-class strength fish populations: An update of the match/mismatch hypothesis *Adv. Mar. Biol.*, 26 (1990), pp. 249-293.
- Demarcq, H., Richardson, A. J., y Field, J. G. (2008). *Generalised model of primary production in the southern Benguela upwelling system*. *Marine Ecology Progress Series*, 354, 59-74.
- Demarcq, H. (2009). *Trends in primary production, sea surface temperature and wind in upwelling systems (1998–2007)*. *Progress in Oceanography*, 83 (1–4), 376–385.
- Dugdale, R. y Goering, J. (1967). *Uptake of new and regenerated forms of nitrogen in primary productivity*. *Limnol. Oceanogr.* 12, 196–206.
- Dugdale, R.C., Goering, J.J., Barber, R.T., Smith, R.L. y Packard, T.T. (1977). *Denitrification and hydrogen sulphide in the Perú upwelling region during 1976*. *Deep- Sea Res.* 24: 601-608.
- Echevin, V., Aumont, O., Ledesma, J., y Flores, G. (2008). *The seasonal cycle of surface chlorophyll in the Peruvian upwelling system: A modelling study*. *Progress in Oceanography*, 79(2-4), 167-176.
- Echevin, V., Gévaudan, M., Espinoza-Morriberón, D., Tam, J., Aumont, O., Gutierrez, D., y Colas, F. (2020). Physical and biogeochemical impacts of RCP8. 5 scenario in the Peru upwelling system. *Biogeosciences*, 17(12), 3317-3341.
- Echevin, V., Hauschildt, J., Colas, F., Thomsen, S., y Aumont, O. (2021). *Impact of chlorophyll shading on the Peruvian upwelling system*. *Geophysical Research Letters*, 48, e2021GL094429.

- Ekman V.W. (1905). On the influence of the Earth's rotation on ocean currents. *Arkiv. Matematik Astron. Och Fysik*, 2 (11).
- ENFEN (2012). *Definición operacional de los eventos El Niño y La Niña y sus magnitudes en la costa del Perú*, Nota Técnica.
- Enfield, D. B. (1981). *Thermally driven wind variability in the planetary boundary layer above Lima, Peru*. *Journal of Geophysical Research: Oceans*, 86(C3), 2005-2016.
- Eppley, R.W., Reid, F.M.H. y Strickland, J.D.H. (1970). *Estimates of phytoplankton crop size, growth rate, and primary production*. *Bull. Scripps Inst. Oceanogr.* 17, 33-42.
- Eppley, R.W. (1972). *Temperature and Phytoplankton Growth in the Sea*. *Fishery Bull.*, 70(4), 1063-1085.
- Eppley, R., Stewart, E., Abbott, M.R. y Heyman, V. (1985). *Estimating Ocean primary production from satellite chlorophyll, introduction to regional differences and statistics for the Southern California Bight*. *J. Plankton Res.* 7: 57-70.
- Espinoza-Morriberon, D., Echevin, V., Colas, F., Tam, J., Ledesma, J., Vasquez, L. y Graco, M. (2017). *Impacts of El Niño events on the Peruvian upwelling system productivity*. *J. Geophys. Res. Oceans*, 122, 5423–5444.
- Espinoza Morriberón, D. (2018). *Interannual and decadal variability of the primary productivity and oxygen Minimum Zone in the Peruvian Upwelling System* (Doctoral dissertation, Sorbonne Université).

- Espinoza-Morriberón, D., Echevin, V., Gutiérrez, D., Tam, J., Graco, M., Ledesma, J. y Colas, F. (2021). *Evidences and drivers of ocean deoxygenation off Peru over recent past decades*. Scientific reports, 11(1), 1-10.
- Falkowski, P. (1981). *Light-shade adaptation and assimilation numbers*. J. Plankton Res. 3: 203-216.
- Falkowski, P.G., y Raven, J. A. (1997). *Aquatic photosynthesis*. Blackwell Science (349 pp.).
- Falkowski, P.G.; Barber, R.T. y Smetacek, V. (1998). *Biogeochemical controls and feedbacks on ocean primary production*. Science 281, 200–206.
- Falvey M. y R.D. Garreaud. (2009). *Regional cooling in a warming world: Recent temperature trends in the southeast Pacific and along the west coast of southtropical South America (1979-2006)*. Journal of Geophysical Research, 114, D04102.
- FAO (Food Administration Organisation) (1999). *The state of world fisheries and aquaculture 1998*. FAO Documentation Group, Rome, Italy.
- Fatemeh F. y Dariush M. (2023) *Temperature structure and wind-induced water level anomalies in the Caspian Sea: A study on coastal upwelling*. Regional Studies in Marine Science, 62, 102975.
- Field, C.B., Behrenfeld, M.J., Randerson, J.T. y Falkowski, P. (1998). *Primary production of the biosphere: integrating terrestrial and oceanic components*. Science, 281 (5374), 237–40.
- Flores, R., Espino, M., Luque, G. y Quispe, J. (2013). *Patrones de variabilidad ambiental en el mar peruano*. En: Csirke J., R. Guevara-Carrasco & M.

- Espino (Eds.). Ecología, pesquería y conservación del jurel (*Trachurus murphyi*) en el Perú. *Revista peruana de biología*, 20(1): 021 – 028.
- Frouin, R. y Chertock, B. (1992). *A technique for global monitoring of net solar irradiance at the ocean surface, Part I: Model*. *J. Appl. Meteor.*, 31, 1056-1066.
- Frouin, R., Franz, B. A. y Werdell, P. J. (2003). *The SeaWiFS PAR product, In “Algorithm Updates for the Fourth SeaWiFS Data Reprocessing”*, S. B. Hooker and E. R. Firestone, Editors, NASA/TM-2003-206892, 22:46-50
- Frouin, R. y Murakami, H. (2007) *Estimating photosynthetically available radiation at the ocean surface from ADEOS-II Global Imager data*. *J. Oceanogr.*, 63, 493-503.
- Frouin, R. y McPherson, J. (2012), *Estimating photosynthetically available radiation at the ocean surface from GOCI data*. *Ocean Sci. J.*, 47, 313-321
- Frouin, R., McPherson, J., Ueyoshi, K., y Franz, B. A. (2012). *A time series of photosynthetically available radiation at the ocean surface from SeaWiFS and MODIS data*. *Remote Sensing of the Marine Environment II*.
- Fuenzalida, R., Schneider, W., Garcés-Vargas, J., Bravo, L., y Lange, C. (2009). *Vertical and horizontal extension of the oxygen minimum zone in the eastern South Pacific Ocean*. *Deep Sea Research Part II: Topical Studies in Oceanography*, 56(16), 992–1003.
- Gaarder, T. (1927). *Investigations of the production of plankton in the Oslo Fjord*. *Rapports et Proces-verbaux des Reunions*. Conseil International pour l'Exploration de la Mer, 42, 1-48.

- Goubanova, K., Echevin, V., Dewitte, B., Codron, K., Takahashi, K., Terray, P. y Vrac, M. (2010). *Statistical downscaling of sea-surface wind over the Peru-Chile upwelling region: Diagnosing the impact of climate change from the IPSL-CM4 model*. *Climate Dynamics* 36(7):1365-1378.
- Graco, M. I., Ledesma, J., Flores, G., y Girón, M. (2007). *Nutrients, oxygen and biogeochemical processes in the Humboldt upwelling current system off Peru*. *Revista peruana de biología*, 14 (1), 117-128.
- Grados, C., Chaigneau, A., Echevin, V., y Dominguez, N. (2018). *Progress in oceanography upper ocean hydrology of the Northern Humboldt Current System at seasonal, interannual and interdecadal scales*. *Progress in Oceanography*, 165, 123–144.
- Gregg W., Conkright M. y Ginoux P. (2003). *Ocean primary production and climate: global decadal changes*. *Geophys Res Lett*. 30(15):1–4.
- Guillén O. (1973). *Carbon/chlorophyll relationships in Peruvian coastal waters*. pp. 373-385. In *Oceanography of the South Pacific 1972* (compiled by R. Fraser). Wellington, New Zealand National Commission for UNESCO.
- Guillén, O. y Calienes, R. (1983). *Productividad y afloramiento frente a las aguas costeras peruanas*. *Boletín Instituto del Mar del Perú*, 21.
- Guillén, O. y de Rondán, R. I. (1968). *Producción primaria de las aguas costeras del Perú en el año 1964*. *Boletín Instituto del Mar del Perú*, 1(7), 349-376.
- Gulland, J.A. (1968). *The concept of marginal yield from exploited fish stocks*. *J. Cons. Int. Explor. Mer.* 32, 256-261.
- Gutiérrez, D., Bouloubassi, I., Sifeddine, A., Purca, S., Goubanova, K., Graco, M., Field, D., Méjanelle, L., Velazco, F., Lorre, A., Salvattecchi, R., Quispe, D.,

- Vargas, G., Dewitte, B., Ortlieb, L., (2011). *Coastal cooling and increased productivity in the main upwelling cell off Peru since the mid-twentieth century*. *Geophys. Res. Lett*, 38, L07603-1–L07603-6.
- Gutiérrez, D., Bertrand, A., Wosnitza-Mendo, C., Dewitte, B., Purca, S., Peña, C., y Chainegau, A. (2011). *Sensibilidad del sistema de afloramiento costero del Perú al cambio climático e implicancias ecológicas* *Climate change sensitivity of the Peruvian upwelling system and ecological implications*. *Revista Peruana Geoatmosférica*, 3, 1-24.
- Gutiérrez, D., Akester, M. y Naranjo, L. (2015). *Productivity and Sustainable Management of the Humboldt Current Large Marine Ecosystem under Climate Change*. *Environmental Development*, 17 (1), 126-144.
- Hartigan, J.A., y Wong. M.A. (1979). *Algorithm AS 136: A K-means clustering algorithm*. *Applied Statistics*. Royal Statistical Society, 100–108.
- Harrison, W.G., Platt, T., Calienes, R. y Ochoa, N. (1981). *Photosynthetic parameters and primary production of phytoplankton populations off the northern coast of Peru*. In: Richards, F. (Ed.), *Coastal Upwelling*. American Geophysical Union, Washington, DC, pp. 303–311.
- Hastie, T., Tibshirani, R., & Friedman, J. (2009). *The elements of statistical learning: Data mining, inference, and prediction* (2nd ed.). Springer.
- Hastie, T. y R. Tibshirani. (2014). *Generalized Additive Models*. In *Wiley StatsRef: Statistics Reference Online* (eds N. Balakrishnan, T. Colton, B. Everitt, W. Piegorisch, F. Ruggeri and J. L. Teugels).
- Hernández B., Gaxiola-Castro G. y Nájera-Martínez S. (2004). *ENSO effects on primary production off Baja California*. *Ciencias Marinas*, 30(3), 427–441.

- Hewitson BC, Crane RG (2002) *Self-organizing maps: applications to synoptic climatology*. *Clim Res* 22:13–26
- IOCCG (1998). *Minimum requirements for an operational ocean-color sensor for the open ocean*. In: Morel, A. (Ed.), Reports of the International Ocean-Color Coordinating Group, No. 1. IOCCG, Halifax, Canada.
- IOCCG (2000). *Remote Sensing of Ocean Colour in Coastal, and Other Optically-Complex, Waters*. In: Reports of the International Ocean-Colour Coordinating Group, No.3, S. Sathyendranath, ed. IOCCG, Dartmouth, Canada.
- Jacobo, N., Sánchez, S., Bernales, A., Chang, F., y Flores, G. (2021). Variabilidad estacional del fitoplancton y su asociación con parámetros físicos-químicos, bahía de Miraflores (12°S). *Inf Inst Mar Perú* 48(2), p. 173-185.
- Jang, H.-K.; Youn, S.-H.; Joo, H.; Kim, Y.; Kang, J.-J.; Lee, D.; Jo, N.; Kim, K.; Kim, M.-J.; Kim, S. y Lee, S. (2021). *First Concurrent Measurement of Primary Production in the Yellow Sea, the South Sea of Korea, and the East/Japan Sea, 2018*. *J. Mar. Sci. Eng.*, 9, 1237.
- Jerlov, N. G. (1976). *Optical oceanography*. New York: Elsevier.
- Kämpf J., Doubell M., Griffin D., Matthews R.L., Ward T.M. (2004) *Evidence of a large seasonal coastal upwelling system along the southern shelf of Australia*. *Geophys. Res. Lett.*, 31 (L09310)
- Kiefer, D. A., Chamberlin, W. S., y Booth, C. R. (1989). *Natural fluorescence of chlorophyll a: relationship to photosynthesis and chlorophyll concentration in the western South Pacific gyre*. *Limnology and Oceanography*, 34(5), 868-881.

- Kirk, J. T. O. (1994). *Light and photosynthesis in aquatic ecosystems*. Cambridge University Press.
- Kirk, J.T.O. (2011). *Light & photosynthesis in aquatic ecosystems*, Third. ed. Cambridge University Press, England.
- Kittu, L., Paul, A, Fernandez-Mendez, M., Hopwood, M. y Riebesell, U. (2023). *Coastal N₂ fixation rates coincide spatially with N loss in the Humboldt Upwelling System off Peru*. *Biogeochemical Cycles*, 37 (2).
- Kohonen, T. (2001). *Self-organizing maps*, ser. Information Sciences. Berlin: Springer, 30.
- Kolber, Z. y Falkowski, P. (1993). *Use of active fluorescence to estimate phytoplankton photosynthesis in situ*. *Limnol. Oceanogr*, 38, 88–106.
- Kolber, Z., Prasil, O. y Falkowski, P. (1998). *Measurements of variable chlorophyll fluorescence using fast repetition rate techniques: defining methodology and experimental protocols*. *Biochim. Biophys. Acta-Bioenerg*, 1367, 88–106.
- Kywalyanga, M. (2016). *Phytoplankton primary production: Western Indian Ocean*. *Regional State of the Coast Report*, 212-230.
- Kulk, G.; Platt, T.; Dingle, J.; Jackson, T.; Jönsson, B.F.; Bouman, H.A.; Babin, M.; Brewin, R.J.W.; Doblin, M.; Estrada, M., Figueiras, F., Furuya, K., Gonzáles-Benitez, N., Gudfinnsson, H., Gudmundsson, K., Huang, B., Isada, T., Kovac, Z., Lutz, V. y Marañon, E. (2020). *Primary Production, an Index of Climate Change in the Ocean: Satellite-Based Estimates over Two Decades*. *Remote Sens.*, 12, 826.

- Lee, Z. P., Carder, K. L., & Arnone, R. A. (2002). *Deriving inherent optical properties from water color: A multiple quasi-analytical algorithm for optically deep waters*. *Applied Optic*, 41, 5755–5772.
- Lee, Z.; Du, K.; Arnone, R.; Liew, S.C y Penta, B. (2005). *Penetration of Solar Radiation in the Upper Ocean: A Numerical Model for Oceanic and Coastal Waters*. *Journal of Geophysical Research*, 110(C9).
- Lee, Z. P., Darecki, M., Carder, K., Davis, C., Stramski, D., & Rhea, W. (2005). *Diffuse attenuation coefficient of downwelling irradiance: An evaluation of remote sensing methods*. *Journal of Geophysical Research*, 110, C02017.
- Lee, Z. P., Du, K. P., & Arnone, R. (2005). *A model for the diffuse attenuation coefficient of downwelling irradiance*. *Journal of Geophysical Research*, 110, C02016.
- Lee, Z. P., Weideman, A., Kindle, J., Arnone, R., Carder, K., & Davis, C. (2007). *Euphotic zone depth: Its derivation and implication to ocean-color remote sensing*. *Journal of Geophysical Research*, 112, C03009.
- Lee, Z., Marra, J. Perry, M. J. y Kahru, M. (2015). *Estimating oceanic primary productivity from ocean color remote sensing: a strategic assessment*. *J. Mar. Sys.*, 149, 50–59.
- Lobanova, P., Tilstone, G.H., Bashmachnikow, I. y Brotas, V. (2018). *Accuracy assessment of primary production models with and without photoinhibition using Ocean-Colour Climate Change Initiative data in the north east Atlantic Ocean*. *Remote Sens.*, 10, 1– 24.

- Longhurst, A., Sathyendranath, S., Platt, T. y Caverhill, C. (1995). *An estimate of global primary production in the ocean from satellite radiometer data*. *Journal of Plankton Research*, 17 (6), 1245–1271.
- López-Andreu, F. J., López-Morales, J. A., Hernández-Guillen, Z., Carrero-Rodrigo, J. A., Sánchez-Alcaraz, M., Atenza-Juárez, J. F., & Erena, M. (2023). *Deep learning-based time series forecasting models evaluation for the forecast of chlorophyll a and dissolved oxygen in the Mar Menor*. *Journal of Marine Science and Engineering*, 11(7), 1473.
- López-Verdín, C. (1999). *Variabilidad de la productividad orgánica primaria en el Golfo de California* (Doctoral dissertation, Tesis de Licenciatura, Departamento de Ciencias Químico-Biológicas, Universidad de Sonora, México).
- Louppe, G. (2014). *Understanding random forests: From theory to practice* [Doctoral dissertation, University of Liège]. *arXiv*. <https://arxiv.org/abs/1407.7502>
- MacQueen, J. (1967). *Some Methods for Classification and Analysis of Multivariate Observations*. In *Proceedings of the Fifth Berkeley Symposium on Mathematical Statistics and Probability, Volume 1: Statistics*, 281–97. Berkeley, Calif.: University of California.
- Mattei, F. y Scardi, M. (2021). *Collection and analysis of a global marine phytoplankton primary-production dataset*. *Earth Syst. Sci. Data*, 13, 4967–4985.
- Mattei, F., Buonocore, E., Franzese, P.P. y Scardi, M. (2021). *Global assessment of marine phytoplankton primary production: Integrating machine learning*

- and environmental accounting model*. Ecological Modelling, Elsevier, 451(C).
- McClain, C.R. (2009). *A decade of satellite ocean color observations*. Annu. Rev. Mar. Sci. 1, 19–42.
- McPhaden, M. J., Zebiak, Z. E., y Glantz, M. H. (2006). *ENSO as an integrating concept in earth science*. Science, 314, 1740–1745.
- McPhaden, M.J. (1999). *Genesis and Evolution of the 1997-98 El Niño*. Science, 283, 950-954.
- Menzel, D.W. y Goering, J.J. (1966). *The distribution of organic detritus in the ocean*. Limnol. Oceanogr. 11:333-337.
- Mercado-Santana, A., Bazán-Guzmán, C., Rubén, L.L., De la Cruz-Orozco, M. y Mirabal-Gómez, U. (2020). *Consideraciones para el uso del isotopo estable ¹³C en experimentos de Producción primaria en mares mexicanos*. Programa Mexicano del carbono, capítulo 2.
- Messié, M., Ledesma, J., Kolber, D. D., Michisaki, R. P., Foley, D. G. y Chavez, F. P. (2009). *Potential new production estimates in four eastern boundary upwelling ecosystems*. Progress in Oceanography, 83(1–4), 151–158.
- Messié, M. y Chavez, F. P. (2015). *Seasonal regulation of primary production in eastern boundary upwelling systems*. Progress in Oceanography, 134, 1–18.
- Miller, A. (1996). *Recent advances in California Current modeling: Decadal and interannual thermocline variations*. CalCOFI Rep., 37: 69–79.
- Mogollón, R., Colas, F., Echevin, V., Tama, J., y Espinoza-Morriberon, D. (2023). *Spatiotemporal variability and drivers of modeled primary production rates in the Northern Humboldt Current System*. Ocean Modelling, 189.

- Montecino, V.R., Astoreca, R., Alarcón, G., Retamal, L. y Pizarro, G. (2004). *Bio-optical characteristics and primary productivity during upwelling and non-upwelling conditions in a highly productive coastal ecosystem off central Chile (~36°S)*. Deep-Sea Res II 51:2413–2426.
- Montes, I., Colas, F., Capet, X. y Schneider W. (2010). *On the pathways of the equatorial subsurface currents in the eastern equatorial Pacific and their contributions to the Peru-Chile Undercurrent*. J. Geophys. Res., 115, C09003.
- Morel, A. (1978). *Available, usable, and stored radiant energy in relation to marine photosynthesis*. Deep-Sea Res. 25: 673-688.
- Morel, A. y Berthon, J.F. (1989). *Surface pigments, algal biomass profiles, and potential production of the euphotic layer: Relationships reinvestigated in view of remote-sensing applications*. Limnol. Oceanogr. 34: 1545-1562.
- Morel, A. (1991). *Light and marine photosynthesis: A spectral model with geochemical and climatological implications*. Prog. Oceanogr. 26: 263-306.
- Morel, A. y Maritorena, S. (2001). *Bio-optical properties of oceanic waters: a reappraisal*. J Geophys Res 106: 7163–7180.
- Morel, A., Huot, Y., Gentili, B., Werdell, P. J., Hooker, S. B., y Franz, B. A. (2007). *Examining the consistency of products derived from various ocean color sensors in open ocean (Case 1) waters in the perspective of a multi-sensor approach*. Remote Sensing of Environment, 111, 69–88.
- Morón, O. (2000). *Características del ambiente marino frente a la costa peruana*. Bol. Inst. Mar Perú, 19(1-2), 179 – 204.

- Narayan, N., A. Paul, S. Mulitza y M. Schulz. (2010). *Trends in coastal upwelling intensity during the late 20th century*. Ocean Science, 6, 815–823.
- Neale P. y Thomas B. (2016). Inhibition by ultraviolet and photosynthetically available radiation lowers model estimates of depth-integrated picophytoplankton photosynthesis: global predictions for Prochlorococcus and Synechococcus. Glob Chang Biol. 2017 Jan; 23(1):293-306.
- Nielsen, E. S. (1952). *The use of radio-active carbon (C14) for measuring organic production in the sea*. ICES Journal of Marine Science, 18(2), 117-140.
- Nielsen, E. S. (1975). *Marine photosynthesis with special emphasis on the ecological aspects*. Elsevier Scientific Publishing Company, Amsterdam, 21(4), 141
- Parmesan, C. y Yohe, G. (2003). *A globally coherent fingerprint of climate change impacts across natural systems*. Nature, 421: 37–42.
- Pauly, D. y Christensen, V., (1995). *Primary production required to sustain global fisheries*. Nature, 374, 255–257.
- Pennington, J.T., Honey, M.A., Kuwahara, K.L., Kolbert, V.S., Calienes, D.D y Chavez R. (2006). *Primary production in the Eastern tropical Pacific: A review*. Progress in Oceanography. 69: 285-317.
- Philander, G. (1995). *El Niño and La Niña*. In: Pirie, R.G. (Ed.), Oceanography: Contemporary Readings in Ocean Sciences, Oxford Univ. Press, Oxford, U.K., 72–87.
- Picaut J., E. Hackert, A. J. Busalacchi, R. Murtugudde and G. S. E. Lagerloef (2002). *Mechanisms of the 1997–1998 El Niño–La Niña, as inferred from space-based observations*, J. Geophys. Res., 107(C5), 3037.

- Platt, T., Gallegos, C. y Harrison, W. (1980). *Photoinhibition of photosynthesis in natural assemblages of marine phytoplankton*. J. Mar. Res., 38, 687–701.
- Platt, T. y Sathyendranath, S. (1988) *Oceanic primary production: estimation by remote sensing at local and regional scales*. Science, 241, 1613–1620.
- Platt, T., Caverhill, C. y SATHYENDRANATH., S. (1991). *Basin-scale estimates of oceanic primary production by remote sensing: The North Atlantic*. J. Geophys. Res. 96: 15,147-15,159.
- Platt, T., Sathyendranath, S. y Longhurst, A. (1995). *Remote sensing of primary production in the ocean: promise and fulfilment*. Philosophical Transactions of the Royal Society of London. Series B: Biological Sciences, 348(1324), 191-202.
- Regaudie-de-Gioux, A., Lasternas, S., Agustí, S. y Duarte, C. M. (2014). *Comparing marine primary production estimates through different methods and development of conversion equations*. Front. Mar. Sci. 1:19.
- Richardson AJ, Pfaff MC, Field JG, Silulwane NF, Shillington FA (2002) *Identifying characteristic chlorophyll a profiles in the coastal domain using an artificial neural network*. J Plankton Res 24:1289–1303
- Richardson, A., Silulwane, N., Mitchell-Innes, B. y Shillington F. (2003). *A dynamic quantitative approach for predicting the shape of phytoplankton profiles in the ocean*. Prog Oceanogr, 59, 301–319.
- Riley, J.P., Chester, R. (1989). Chemical oceanography. Vol. 10. SEAREX: The sea/Air exchange program. Guest editor RA Dues. xvii:404 pp. London, San Diego, New York, Berkeley, Boston, Sydney, Tokyo, Toronto: Academic Press.

- Rutllant, J., Fuenzalida, H., Torres, R. y Figueroa, D. (1998). *Interacción océano-atmósfera-tierra en la Región de Antofagasta (Chile, 23 S): Experimento DICLIMA*. Revista Chilena de Historia Natural, 71, 405-427.
- Ryther, J.H., Yentsch, C.S. (1957). *The estimation of phytoplankton production in the ocean from chlorophyll and light data*. Woods Hole Ocean. Inst., WHM. Cont. N° 902.
- Ryther, J.H. (1966). *Report R/V Anton Bruun, Cruise 15*. Special Report 5. Marine Laboratory Texas, A, and M. University Galveston, Texas.
- Ryther, J.H. (1969). *Photosynthesis and fish production in the sea*. Science 166, 71–76.
- Sanchez, S. (2000), Variación estacional e interanual de la biomasa fitoplanctónica y concentraciones de clorofila frente a la costa peruana durante 1976–2000, *Bol. Inst. Mar Perú*, 19(1–2), 29–43.
- Sathyendranath, S., Longhurst, A., Caverhill, C. M. y Platt, T. (1995). *Regionally and seasonally differentiated primary production in the North Atlantic*. Deep Sea Research Part I: Oceanographic Research Papers, 42(10), 1773-1802.
- Sathyendranath, S., Stuart V., Nair, A., Oka, K., Nakane, T., Bouman, H., Forget, M.H., Maass, H. y Platt T. (2009). *Carbon-to-chlorophyll ratio and growth rate of phytoplankton in the sea*. Mar. Ecol. Prog. Ser., 383, 73–84.
- Sathyendranath, S., Platt, T., Kovac, Z., Dingle, J., Jackson, T. Brewin, B., Franks, P., Maranon, E., Kulk, G. y Bouman, H. (2020). *Reconciling models of primary production and photoacclimation*. Applied Optics, 59.

- Saulquin, B.; Hamdi, A.; Gohin, F.; Populus, J.; Mangin, A. y Fanton Dandon, O. (2013). *Estimation of the diffuse attenuation coefficient KdPAR using MERIS and application to seabed habitat mapping*. Remote Sensing of Environment, 128, 224–233.
- Shobayo, O., Adeyemi-longe, S., Popoola, O., & Okoyeigbo, O. (2024). *A Comparative Analysis of Machine Learning and Deep Learning Techniques for Accurate Market Price Forecasting*.
- Silulwane NF, Richardson AJ, Shillington FA, Mitchell Innes BA (2001) *Identification and classification of vertical chlorophyll patterns in the Benguela upwelling system and Angola–Benguela front using an artificial neural network*. In: Pillar SC, Crawford RJM (eds) A decade of Namibian fisheries science. S Afr J Mar Sci 23:37–51
- Slawyk, G., Collos, Y. y Auclair, J. C. (1977). *The use of the 13C and 15N isotopes for the simultaneous measurement of carbon and nitrogen turnover rates*. Limnol. Oceanogr. 22:925-932.
- Smith R.L. (1974). *A description of current, wind, and sea level variations during coastal upwelling off the oregon coast, July–1972*. J. Geophys. Res., 79 (3) (1974), pp. 435-443
- Smith, R., Eppley, W. y Baler, K. S. (1982). *Correlation of primary production as measured aboard ship in southern California coastal waters and as estimated from satellite chloropgyll images*. Mar. Biol. 66: 281-288.
- Smyth, T. J., Pemberton, K. L., Aiken, J., y Geider, R. J. (2004). *A methodology to determine primary production and phytoplankton photosynthetic*

- parameters from Fast Repetition Rate Fluorometry*. Journal of Plankton Research, 26(11), 1337-1350.
- Steemann-Nielsen, E. (1952). *The use of radioactive carbon (^{14}C) for measuring organic production in the sea*. Journal. Cons. Int. Explor. Mer., 8, 117-140.
- Stramma L., Johnson, G.C., Sprintall, J. y Mohrholz, V. (2008). *Expanding oxygen-minimum zones in the tropical oceans*. Science. 320: 655-658
- Strickland J. D. H. (1960). *Measuring the production of marine phytoplankton*. Fish. Res. Bd. Canada, Bull. No. 122, 172 p.
- Strickland, J.D.H. and Parson, S. (1965) *A Manual of Sea Water Analysis*. Bulletin of the Fisheries Research Board of Canada, 125, 1-203.
- Strickland, J.D.H. (1966). *Measuring the production of marine phytoplankton*. Bulletin No. 122. Fisheries Research Board of Canada, Ottawa, Canada.
- Strickland, J.D.H., Holm-Hansen, O., Eppley, R.W. y Linn, R.J. (1969). *The use of a deep tank in plankton ecology*. I. Studies of the growth and composition of phytoplankton crops at low nutrient levels. Limnol. Oceanogr. 14: 23-24
- Strickland, J. D. (1970). *The ecology of the plankton off La Jolla, California, in the period April through September, 1967*.
- Strutton, P., Lovenduski, N., Mongin, M. y Matear, R. (2012). *Quantification of Southern Ocean phytoplankton biomass and primary productivity via satellite observations and biogeochemical models*. CCAMLR Science, 19, 247-265.
- Suarez Pesantes, J. L. (2020). *Modelación de una red neuronal artificial para predicción de lluvias, usando temperaturas superficiales del mar* (Bachelor's thesis, ESPOL. FCNM).

- Takahashi, K., Mosquera, K. y Reupo, J. (2014). *El Índice Costero El Niño (ICEN). Historia y actualización, Boletín Técnico “Generación de modelos climáticos para el pronóstico de la ocurrencia del Fenómeno El Niño”*, Vol. 1, N°2, 8-9, Instituto Geofísico del Perú.
- Tan, P.-N., Steinbach, M., Karpatne, A., & Kumar, V. (2019). *Introduction to data mining* (2nd ed.). Pearson.
- Tarazona J., Gutierrez D., Paredes C. y Indacochea A. (2003). *Una revision y desafios para la investigacion en Biodiversidad Marina en Perú*. *Gayana* 67(2): 206-231
- Testa G., Masotti I. y Farías L. (2018). *Temporal Variability in Net Primary Production in an Upwelling Area off Central Chile (36°S)*. *Front. Mar. Sci.* 5:179.
- Uitz, J., Claustre, H., Gentili, B. y Stramski, D. (2010). *Phytoplankton class-specific primary production in the world’s oceans: Seasonal and interannual variability from satellite observations*. *Glob. Biogeochemical Cycles*, 59 (10).
- Walther, G.-R. Post, E. Convey, P., Menzel, A., Parmesan, C., Beebee, T., Fromentin, J.-M., Hoegh-Guldberg, O. y F. Bairlein (2002). *Ecological responses to recent climate change*. *Nature*, 416: 389–395.
- Wernand, M. (2010). *On the history of the Secchi disc*. *J. Eur. Opt. Soc.*, 5, 10013s.
- Williamson, R., Field, J., Shillington, F., Jarre, A. y Potgieter, A. (2010) *A Bayesian approach for estimating vertical chlorophyll profiles from satellite remote sensing: proof-of-concept*. *ICES Journal of Marine Science*, Volume 68, Issue 4, 792–799.

Yeh S-W, Kug, J-S., Dewitte B., Kwon, M-H, Kirtman, B.y Jin, F.F. (2009). *El Niño in a changing climate*. Nature,461, 511-515

Zuta, S. y Guillén, O. (1970). *Oceanografía de las aguas costeras del Perú*. Boletín del Instituto del Mar del Perú, 5, 157–324.