

**UNIVERSIDAD NACIONAL DE TUMBES**  
**ESCUELA DE POSGRADO**  
**MAESTRÍA EN ACUICULTURA Y GESTIÓN AMBIENTAL**



**Desarrollo de un índice de calidad de agua para la categorización  
de la zona acuícola de Tumbes.**

**2025**

**Tesis para optar el grado académico de  
Maestro en Acuicultura y Gestión Ambiental**

**Autor: Milton Alberto Mogollon Marchan**

**Tumbes, 2025**

**UNIVERSIDAD NACIONAL DE TUMBES**  
**ESCUELA DE POSGRADO**  
**MAESTRÍA EN ACUICULTURA Y GESTIÓN AMBIENTAL**



**Desarrollo de un índice de calidad de agua para la categorización  
de la zona acuícola de Tumbes.**

**2025**

**Tesis aprobada en forma y estilo por:**

**Dra. Tessy Peralta Ortiz (presidente)**

---

**Dra. Tessy Peralta Ortiz**  
Presidente  
DNI 00239540

**Dr. Alberto Ordinola Zapata (secretario)**

---

**Dr. Alberto Ordinola zapata**  
Secretario  
DNI 00326333

**Dr. Auberto Hidalgo Mogollon (vocal) y asesor**

---

**Dr. Auberto Hidalgo Mogollon**  
Vocal y asesor  
DNI 00250460

**Tumbes, 2025**

**UNIVERSIDAD NACIONAL DE TUMBES**  
**ESCUELA DE POSGRADO**  
**MAESTRÍA EN ACUICULTURA Y GESTIÓN AMBIENTAL**



**Desarrollo de un índice de calidad de agua para la categorización  
de la zona acuícola de Tumbes.**

**2025**

**Los suscritos declaramos que la tesis es original en su contenido  
y forma**

**Milton Alberto Mogollon Marchan (autor)**

Orcid: 0009-0000-2437-9156

**Dr. Auberto Hidalgo Mogollon (asesor)**

Orcid: 0000-0003-2921-4523

**Tumbes, 2025**

# ACTA DE SUSTENTACIÓN DE TESIS



UNIVERSIDAD  
AD NACIONAL DE TUMBES  
Licenciada  
Resolución del Consejo Directivo N° 155-2019-SUNEDU/CD  
ESCUELA DE POSGRADO  
Tumbes – Perú

*"Año de la recuperación y consolidación de la economía peruana"*

## ACTA DE SUSTENTACIÓN DE TESIS

En Tumbes, a los cuatro días del mes de agosto del dos mil veinticinco, siendo las dieciocho horas, en el aula n° 2 de la Escuela de Posgrado de la Universidad Nacional de Tumbes, se reunieron los miembros del jurado calificador constituido con la RESOLUCIÓN No 0163-2024/UNTUMBES-EPG-D, de 29 de mayo del dos mil veinticuatro, presidido por la Dra. Tessy Peralta Ortiz, integrado por el Dr. Alberto Ordinola Zapata (secretario), el Dr. Auberto Hidalgo Mogollón (vocal y asesor).

Instalado el jurado, se procedió a la evaluación, deliberación y calificación del acto de la sustentación de la tesis titulada: **"Desarrollo de un índice de calidad de agua para la categorización de la zona acuícola de Tumbes 2025"**; presentado por el Br. Milton Alberto Mogollon Marchan, para optar el grado académico de **MAESTRO EN ACUICULTURA Y GESTIÓN AMBIENTAL**.

Concluida la sustentación y absueltas las preguntas, por parte del sustentante y después de la correspondiente, deliberación el jurado, conforme a lo normado en el artículo N° 111 del Reglamento de Tesis de la Universidad Nacional de Tumbes, declara al egresado **APROBADO**, con el calificativo de **SOBRESALIENTE**.

Por lo anterior, el sustentante está expedito para iniciar los trámites correspondientes y conducentes a la obtención del grado académico de Maestro en Acuicultura y Gestión Ambiental, en conformidad con lo normado en la Ley Universitaria N° 30220, el Texto Único Ordenado del Estatuto, el Reglamento General de Grados Títulos y el Reglamento de Tesis de la Universidad Nacional de Tumbes.

Siendo las diecinueve horas y cinco minutos, del mismo día, se dio por concluida la ceremonia académica, procediendo a firmar el acta en presencia de público asistente.

Tumbes, 04 de agosto 2025

**Dra. Tessy Peralta Ortiz**  
Presidente  
DNI 00239540  
Código ORCID: 0000-0001-5907-7713

**Dr. Alberto Ordinola Zapata**  
Secretario  
DNI 00326333  
Código ORCID: 0000-0002-9644-0531

**Dr. Auberto Hidalgo Mogollón**  
(vocal y asesor).  
DNI 00250460  
Código ORCID: 0000-0003-2921-4523


C.c.  
Jurado de Tesis  
Interesado  
Unidad de Investigación  
Archivo (Director FPR)

# INFORME DE ORIGINALIDAD TURNITIN

**Milton Alberto Mogollon Marchan**

**Informe final de tesis Milton Mogollon.**



 Desarrollo de un índice de calidad de agua para la categorización de la zona acuícola de Tumbes. 2025

## Detalles del documento

Identificador de la entrega

trn:oid:::3117:477351109

Fecha de entrega

30 jul 2025, 11:39 GMT-5

Fecha de descarga

30 jul 2025, 11:43 GMT-5

Nombre de archivo

Informe final de tesis Milton Mogollon..docx

Tamaño de archivo

4.1 MB

75 Páginas

13.111 Palabras

64.482 Caracteres

## 2% Similitud general

El total combinado de todas las coincidencias, incluidas las fuentes superpuestas, para ca...

### Filtrado desde el informe

- Bibliografía
- Coincidencias menores (menos de 15 palabras)

### Fuentes principales

- 2% Fuentes de Internet
- 1% Publicaciones
- 2% Trabajos entregados (trabajos del estudiante)

### Fuentes principales

Las fuentes con el mayor número de coincidencias dentro de la entrega. Las fuentes superpuestas no se mostrarán.

1	Internet	repositorio.untumbes.edu.pe	<1%
2	Internet	expeditiorepositorio.utadeo.edu.co	<1%
3	Internet	www.readbag.com	<1%
4	Internet	adnatur.com	<1%
5	Internet	repositorio.upch.edu.pe	<1%
6	Trabajos del estudiante	Universidad Nacional de Tumbes on 2025-07-09	<1%
7	Internet	fdocuments.es	<1%
8	Publicación	Rita Esther Orozco Moreyra, Lizbeth-Janet Vivas-Aguas, Alejandro Alcantara Boza....	<1%

9	Trabajos del estudiante	Universidad Wiener on 2019-01-21	<1%
10	Internet	revistasinvestigacion.unmsm.edu.pe	<1%
11	Internet	upc.aws.openrepository.com	<1%
12	Publicación	ECOPLANETA E.I.R.L.. "PAMA de la Planta INDUPALSA para la Producción y Comer...	<1%
13	Internet	repositorio.unjbg.edu.pe	<1%
14	Trabajos del estudiante	Universidad Nacional de Tumbes on 2025-07-24	<1%

## DEDICATORIA

Este informe se lo dedico a Dios todo poderoso, ya que fue su gracia y amor que me sostuvieron en todo momento.

A mi esposa por su apoyo absoluto en este trayecto de mi carrera profesional y a mis padres por su sacrificio y esfuerzo al brindarme esta educación

## **AGRADECIMIENTO**

Agradezco a Dios, porque es bueno, su fidelidad es eterna y su amor se extiende por todas las generaciones, el esfuerzo para desarrollar esta tesis es testimonio de su amor.

# ÍNDICE

	Página
ÍNDICE.....	x
ÍNDICE DE TABLAS.....	xi
ÍNDICE DE FIGURAS.....	xii
ÍNDICE DE ANEXOS.....	xiii
RESUMEN.....	xiv
ABSTRACT.....	xv
I. INTRODUCCIÓN.....	16
II. REVISIÓN DE LITERATURA.....	17
2.1. Antecedentes.....	17
2.2. Bases teórico científicas.....	19
III. MATERIALES Y MÉTODOS.....	22
3.1. Lugar y periodo de ejecución.....	22
3.2. Tipo y diseño de investigación.....	23
3.3. Población, muestra y muestreo.....	23
3.4. Métodos y técnicas de recolección de datos.....	24
IV. RESULTADOS Y DISCUSIÓN.....	33
V. CONCLUSIONES.....	56
VI. RECOMENDACIONES.....	58
VII. REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS.....	59
ANEXOS.....	68

## ÍNDICE DE TABLAS

	Pág.
Tabla 1. Informes de calidad de agua superficial.....	23
Tabla 2. Escala de categorización de la calidad del agua.....	27
Tabla 3. Ecuaciones base para desarrollar las funciones de subindexación.....	27
Tabla 4. Escala de calificación para la penalización de ambigüedad y eclipsamiento.....	31
Tabla 5. Lista de parámetros preseleccionados.....	33
Tabla 6. Valores de hiperparámetros optimizados y accuracy.....	34
Tabla 7. Indicadores de calidad de agua por grado de importancia...	36
Tabla 8. Matriz de correlación de las variables de seleccionadas....	39
Tabla 9. Prueba de Bartlett y Shapiro-Wilk.....	40
Tabla 10. Ecuaciones desarrolladas para el cálculo de los subíndices de cada parámetro.....	43
Tabla 11. Valores de pesos de ponderación para cada parámetro...	45
Tabla 12. Evaluación del rendimiento de los modelos en función de la sensibilidad ( $R^2$ ) y la raíz del error cuadrático medio (RMSE).....	50
Tabla 13. Comparación de validación cruzada entre promedio geométrico ponderado y la media cuadrática ponderada...	51
Tabla 14. Ambigüedad y eclipsamiento en las funciones de agregación utilizadas para el desarrollo del ICAM <sub>ES</sub> .....	52
Tabla 15. Estadísticos resumen de las simulaciones del método Montecarlo.....	54

## ÍNDICE DE FIGURAS

		Pág.
Figura 1.	Ubicación de la zona de estudio en el departamento de Tumbes.....	22
Figura 2.	Puntos de muestreo zona acuícola de Tumbes.....	24
Figura 3.	Matriz de confusión de calidad de agua, 0: "no contaminado,1: "contaminado.....	35
Figura 4.	Distribución de los valores de las variables monitoreadas, las líneas verticales indican valor ECA de la categoría.....	37
Figura 5.	PCA de la relación de las variables con el estado de calidad de agua, 0: "no ocntaminado,1: "contaminado.....	41
Figura 6.	PCA de la relación de las variables de calidad de agua y las tres zonas de estudio.....	42
Figura 7.	ICAM <sub>ES</sub> obtenido para las funciones de agregación: promedio geométrico ponderado (a), media cuadrática ponderada (b).....	46
Figura 8.	Comparativa de los índices obtenidos por las funciones de agregación promedio geométrico ponderado índice (a), media cuadrática ponderada índice (b) para las tres ciudades de la zona acuícola de Tumbes.....	47
Figura 9.	Subíndices de las variables de calidad utilizadas en el desarrollo del ICAM <sub>ES</sub> .....	49
Figura 10.	Comparación de los índices reales y predichos con los modelos promedio geométrico ponderado y media cuadrática ponderada.....	50
Figura 11.	Análisis comparativo de las funciones de agregación promedio geométrico ponderado y media cuadrática ponderada sobre la penalización del eclipaiento.....	53
Figura 12	Comparación de las distribuciones entre las funciones de agregación.....	55

## ÍNDICE DE ANEXOS

	Pág.
Anexo 1. Puntos de muestreo zona acuícola, informes OEFA 2014-2015.....	68
Anexo 2. Puntos de muestreo zona acuícola, Monitoreos ANA 2014-2021.....	69
Anexo 3. Solicitud de acceso a la información pública, portal OEFA.....	70
Anexo 4. Valores de los reportes OEFA 2014-2015.....	71
Anexo 5. Valores de los reportes ANA-ALA Tumbes 2014-2020.....	74
Anexo 6. Modelo XGBoost de clasificación para selección de parámetros.....	77
Anexo 7. Ajuste de curvas en el Software Curvet Expert 2.7.3.....	78
Anexo 8. Valores de subíndice e índice de calidad de agua estuarina ICAM <sub>es</sub> reportes OEFA 2014-2015.....	79
Anexo 9. Valores de subíndice e índice de calidad de agua estuarina ICAM <sub>es</sub> reportes ANA 2014-2021.....	82
Anexo 10. Distribuciones de ajuste en los parámetros Seleccionados.....	85
Anexo 11. Simulación de Montecarlo en el Software @Risk 8.1.....	86

## RESUMEN

En este estudio, se desarrolló un índice de calidad de agua para la categorización de la zona acuícola de Tumbes, integrando técnicas de aprendizaje automático, decisiones multicriterio y simulaciones de Montecarlo en combinación con las metodologías tradicionales empleadas para la elaboración de estos índices. Los índices de calidad, son modelos basados en una función de agregación que convierten los valores de un conjunto de variables en un valor único. Se evaluaron dos funciones de agregación: el promedio geométrico ponderado “a” y la media cuadrática ponderada “b”, se utilizaron diez parámetros de calidad de agua reportados en el periodo 2014 al 2021 hallándose diferencias notables en los resultados, la función “a” clasificó los índices entre las categorías pésima, inadecuada, aceptable y adecuada, con un valor mínimo de 2,6 y máximo de 86,6, mientras que la función “b” los clasificó entre inadecuada, aceptable y adecuada con un valor mínimo de 46,2 y máximo de 88,5. El enfoque predictivo entre los parámetros y el índice final, mostró diferencias significativas según el análisis de sensibilidad y validación cruzada, la función “a” obtuvo un  $R^2=86$  y  $RMSE=6,85$ , la función “b” obtuvo un  $R^2=97$ ;  $RMSE=1,37$ . En cuanto al análisis de eclipsamiento y ambigüedad, arrojaron 43 casos para la función “a” y 60 para la función “b”; en cambio la ambigüedad no registro casos en ninguna de las dos funciones. La evaluación de incertidumbre se hizo por medio del coeficiente de variación (CV) a través de simulaciones de Montecarlo, la función “a” obtuvo un  $CV=23,12$  y la función “b” un  $CV=7,50$ . Basándose en estos resultados se puede concluir que la función de promedio geométrico ponderado, refleja mejor las condiciones de calidad de agua de la zona de estudio en términos de categorización de clases, afectación por eclipsamiento y evaluación de incertidumbre.

**Palabras clave:** validación cruzada, eclipsamiento, ambigüedad, función de agregación.

## ABSTRACT

In this study, a water quality index was developed for the categorization of the Tumbes aquaculture zone, integrating machine learning techniques, multicriteria decisions and Monte Carlo simulations in combination with the traditional methodologies used in the development of these indicators. Quality indices are models based on an aggregation function that converts the values of a set of variables into a single value. Two aggregation functions were evaluated: the weighted geometric average "a" and the weighted square mean "b". Ten water quality parameters reported in the period 2014 to 2021 were used, finding notable differences in the results. Function "a" classified the indices between the categories of poor, inadequate, acceptable and adequate, with a minimum value of 2,6 and a maximum of 86.6, while function "b" classified them between inadequate, acceptable and adequate with a minimum value of 46,2 and a maximum of 88,5. The predictive approach between the parameters and the final index showed significant differences according to the sensitivity analysis and cross-validation, the function "a" obtained an  $R^2=86$  and  $RMSE=6,85$ , the function "b" obtained an  $R^2=97$ ;  $RMSE=1,37$ . Regarding the analysis of eclipsing and ambiguity, 43 cases were found for the function "a" and 60 for the function "b"; however, ambiguity did not register cases in either of the two functions. The uncertainty evaluation was done by means of the coefficient of variation (CV) through Monte Carlo simulations, the function "a" obtained a  $CV=23,12$  and the function "b" a  $CV=7,50$ . Based on these results, it can be concluded that the weighted geometric average function better reflects the water quality conditions of the study area in terms of class categorization, eclipsing affectation and uncertainty evaluation.

**Keywords:** cross-validation, overshadowing, ambiguity, aggregation function.

## I. INTRODUCCIÓN

La categorización de los ambientes marinos y costeros mediante la calidad del agua es decisiva para conservar la biodiversidad y garantizar la sostenibilidad de los recursos proporcionados por estos ecosistemas (Vivas et al., 2023). Los factores naturales y antropogénicos son las causas principales que afectan la condición natural del agua conforme a la Organización de las Naciones Unidas para la Educación, la Ciencia y la Cultura [Unesco] (2015).

Con los años, se han desarrollado diferentes herramientas para estimar la calidad del agua. Los índices de calidad (ICA), forman parte de dichas herramientas (Uddin et al., 2021), los ICA son esenciales para estimar la condición de calidad del agua según su finalidad, pese a ello su aplicación se ha destinado mayoritariamente en aguas continentales (Grey et al., 2014).

En el Perú, principalmente en el departamento de Tumbes se desarrolla la actividad acuícola de gran importancia socioeconómica para la región. Sin embargo, esta actividad y sus sistemas de producción están directamente relacionados con los impactos ambientales negativos sobre el ecosistema marino (Espinoza y Bermúdez, 2012).

Pese a lo mencionado, no se cuenta con un ICA apropiado para evaluar la calidad de agua de uso acuícola en esta zona del país, en tanto si se ha desarrollado y aplicado un índice enfocado en la pesca y la maricultura en la bahía de Supe (Moreyra et al., 2022).

En consecuencia, el propósito de este trabajo fue desarrollar un índice de calidad de agua específico para la categorización de la zona acuícola de Tumbes.

## **II. REVISIÓN DE LITERATURA**

### **2.1. Antecedentes**

#### **2.1.1. Calidad de agua**

Lupi et al. (2022), describen a la calidad del agua como la composición general de la misma en función de sus propiedades que de manera diferenciada definen el uso del recurso hídrico, pudiendo ser destinado para consumo humano directo, industria o vida acuática.

Por otro lado, la UNESCO (2015), considera que el deterioro de la calidad del agua es debido a la contaminación por fuentes naturales y antropogénicas, derivando en problemas socioambientales y económicos, limitando su disponibilidad en el planeta.

Del mismo modo, Menone et al. (2021), hacen mención que las sustancias contaminantes que cambian las condiciones fisicoquímicas de un ecosistema, son incorporadas por las actividades antrópicas, originando un conjunto de reacciones que alteran el funcionamiento de los ecosistemas.

#### **2.1.2. Índice de calidad de agua (ICA)**

Según la ANA (2018), define al ICA como un instrumento básico en la gestión de reservas de agua continentales, pues permite categorizar la calidad del agua en condiciones desde mala a excelente calidad en una escala de 0 a 100 respectivamente.

Del mismo modo, Méndez-Zambrano et al. (2020), explican que el ICA expresa de manera resumida en un valor numérico, la información fisicoquímica y biológica contenida en un cuerpo de agua, para determinar su grado de calidad.

También, García-González et al. (2021), describen a los ICA como la expresión de un único valor, a la vez mencionan que se han desarrollado diversos ICA en diferentes partes del mundo, cada uno con una metodología distinta, debido a las circunstancias medioambientales de cada región.

### **2.1.3. Aplicación de los ICA**

Para, Grey et al. (2014), los ICA son de mayoritaria aplicación en cuerpos de agua continentales destinados a consumo humano, teniendo pocos precedentes de su utilización en aguas marinas.

Así mismo, Alves et al. (2014), reportaron un aumento significativo en el número de publicaciones referidas a la aplicación de los ICA, siendo significativamente mayores aquellas publicaciones orientadas a valorar el uso de los recursos hídricos destinados a higiene y aprovisionamiento público.

Sin embargo, Vivas y Navarrete (2014), desarrollaron el índice de calidad ambiental de agua marina y costera en Colombia para la preservación de flora y fauna (ICAM<sub>PFF</sub>), este indicador se construyó mediante una ecuación de media geométrica ponderada resumiendo la información de ocho parámetros.

De manera similar, Moreyra et al. (2022), utilizando el modelo del ICAM<sub>PFF</sub> y siguiendo los pasos indicados en las bibliografías para crear un ICA, desarrollaron un indicador de calidad de agua marina para la pesca y maricultura (ICAM<sub>PA</sub>) incluyendo diez parámetros dentro de su estructura de cálculo.

Igualmente, Hurtado-García y Barberena-Moncada (2023), adaptaron la metodología del ICAM<sub>PFF</sub> para valorar las condiciones de la bahía de San Juan Costas del Océano Pacífico nicaragüense en periodo seco y lluvioso, utilizando cinco parámetros para cada periodo respectivamente, valorando la bahía en categorías de óptimo y adecuado según el periodo.

Lo mismo ocurrió con, Gámez et al. (2019), que buscando evaluar el agua en el delta del estuario Ranchería en Riohacha Colombia y utilizando la metodología del ICAM<sub>PFF</sub>, desarrollaron como software el índice de calidad de Aguas Marinas y Estuarinas (ECAME v 1.0).

En tanto que, Uddin et al. (2022), utilizaron un modelo de aprendizaje automático, XGBoost para seleccionar los parámetros idóneos a incluir en el desarrollo de un ICA para evaluar la calidad de aguas marino costeras.

## **2.2. Bases teórico científicas**

### **2.2.1. Categorización de la calidad del agua**

Existen dos maneras básicas para categorizar la calidad del agua, hacer mediciones *in situ* o en un laboratorio de las variables a evaluar y compararlas con estándares ambientales y utilizando la metodología de los índices de calidad, ambas opciones son aceptables (Ramírez, 2011), un buen ejemplo de esto es un estudio para categorizar la calidad del agua del río Rímac en donde se utilizó el método de los ICA y DIGESA que usa la comparativa con los ECA (Bedregal et al., 2011).

### **2.2.2. Cálculo de los ICA**

La mayoría de los ICA se calculan normalizando los valores de los parámetros a incluir, asignar pesos ponderados a cada valor y finalmente usando ecuaciones matemáticas para su determinación (Torres et al., 2009). De manera similar algunas agencias internacionales, consideran; obtener mediciones y transformarlas en subíndices, ponderar y agregar los subíndices a una ecuación para obtener el valor final (United States Environmental Protection Agency [US EPA], 2009).

Mientras tanto, otras investigaciones contemplan; desde la selección de parámetros, selección de una fórmula de agregación, determinar un factor de ponderación, transformar cada valor en su respectivo subíndice, integrar la fórmula con los factores de ponderación y los subíndices (Calvo-Brenes, 2019).

### **2.2.3. Problemas asociados con el desarrollo de los ICA**

Los problemas en el desarrollo de un ICA suelen ser de rigidez, ambigüedad y eclipsamiento. La rigidez se asocia a la elección de parámetros, ya que se podrían excluir parámetros relevantes o incluir aquellos con poca relevancia, mientras que la ambigüedad y eclipsamiento están asociados a la subindexación, ponderación, y función de agregación (Uddin et al., 2022; Swamee y Tyagi, 2007).

Por ejemplo, la ambigüedad ocurre cuándo el índice determinado es menor o igual al nivel crítico establecido sin que ninguno de los subíndices, esté por debajo de este nivel y el eclipsamiento cuando el índice es mayor al nivel crítico establecido pese a que uno o más de los subíndices son menores al nivel crítico (Abbasi, 2012; Sadiq et al, 2010), en tanto la ponderación suele afectar el valor final cuándo se asignan pesos iguales a todos los parámetros, pese a que algunos son más importantes que otros (Sutadian et al., 2016; Sutadian et al., 2017).

Para reducir los errores en la elección de parámetros se ha empleado la técnica de XGBoost, ampliamente utilizada para resolver problemas relacionados a la selección de indicadores (Uddin et al., 2022; Chen et al., 2020). Para la subindexación suelen desarrollarse funciones de tipo lineal y no lineal, segmentadas y no segmentadas respectivamente, según el objetivo del ICA. (Abbasi, 2012).

Así mismo para abordar problemas de ponderación se han propuesto múltiples métodos, como el método de decisiones multicriterio, siendo el más destacado el

centroide de orden de clasificación (ROC), debido a su sencillez y fiabilidad para asignar pesos ponderados (Ahn, 2011; Roszkowska, 2013).

Finalmente, para la función de agregación diversas organizaciones ambientales y expertos han basado sus cálculos en funciones de agregación; aritmética, multiplicativa, media geométrica, media armónica y valor mínimo (Shah y Joshi, 2015; Sutadian et al., 2016; Castro et al., 2014).

#### **2.2.4. Tipos de ICA**

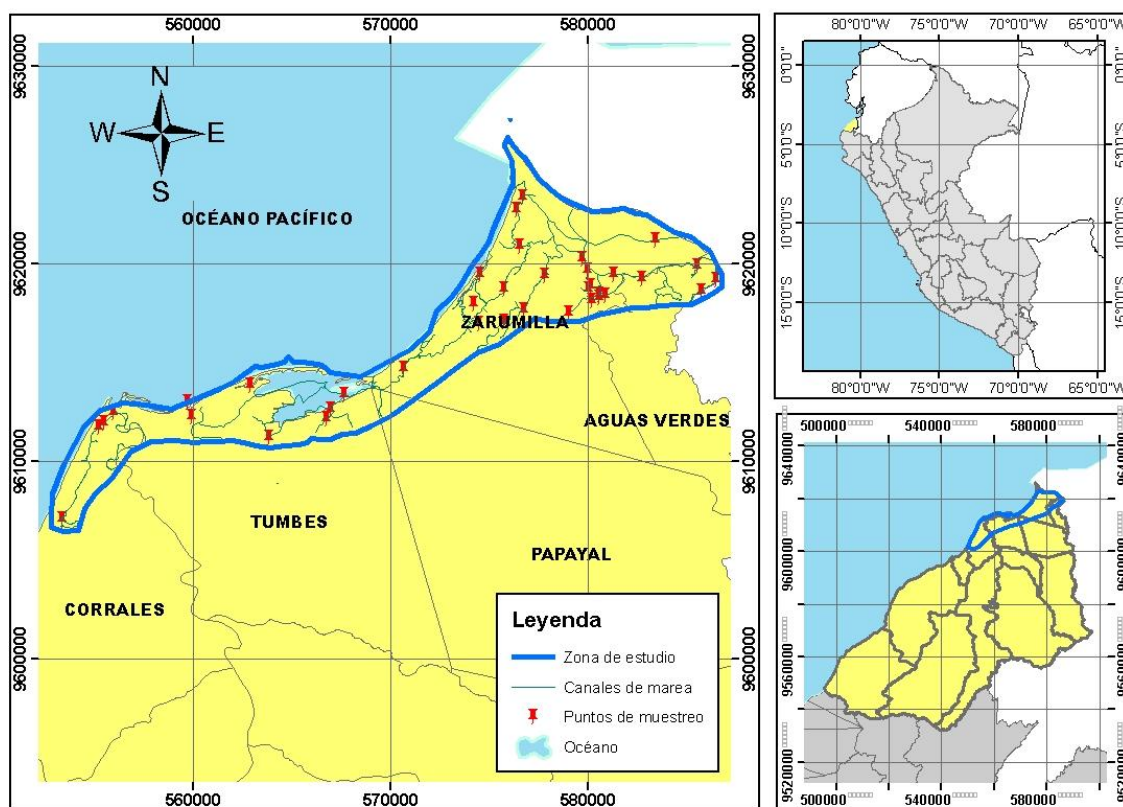
Según Abbasi los ICA se clasifican en diversas categorías; por su estructura de cálculo como aquellos que usan funciones aditivas o multiplicativas, por su fin, como el Índice de Abastecimiento Público (PWS), el Walski y Parker para natación y pesca o el índice de Smith para la vida acuática. Por último, están aquellos índices que son ajustables a las condiciones específicas de cada región (Abbasi, 2012).

De ahí que, se destaca el ICAM<sub>PFF</sub>, que evalúa la calidad del agua costera colombiana (Vivas et al., 2023), También están, los índices híbridos como el índice multiplicativo de Dinius (IWQ) que evalúa cinco usos: consumo humano, recreación, pesca, agricultura, industrial y vida acuática (Poonam et al., 2013).

### III. MATERIALES Y MÉTODOS

#### 3.1. Lugar y periodo de ejecución

La tesis se realizó con los datos de la zona de estudio delimitada entre los distritos de Tumbes, Zarumilla y Corrales del departamento de Tumbes, se basó en los monitoreos de calidad de agua superficial de la ANA y del OEFA, el periodo de ejecución abordo los años 2014 al 2021 (Figura 1).



**Figura 1**

*Ubicación de la zona de estudio en el departamento de Tumbes.*

## **3.2. TIPO Y DISEÑO DE INVESTIGACIÓN**

### **3.2.1. Tipo de Investigación**

Aplicada, cuantitativa, descriptiva y ex post facto.

### **3.2.1. Diseño de Investigación**

Descriptivo, comparativo, correlacional y longitudinal.

## **3.3. Población, muestra y muestreo**

### **3.3.1. Población**

Puntos de monitoreo de calidad de agua superficial de los canales de marea comprendidos dentro de la zona de estudio delimitada en el área según se muestra en la figura 1.

### **3.3.1. Muestra**

Puntos de monitoreo de agua superficial registrados en las evaluaciones del OEFA en el periodo 2014 a 2015 y los informes técnicos reportados por la ANA, ALA-Tumbes durante el periodo 2014 al 2021.

### **Tabla 1**

Informes de calidad de agua superficial

ANA	OEFA
-318-2014-ANA-PMRGH-CP-TUMBES	-00025-2015-OEFA-DE-SDCA-CEAI
-005-2016-ANA-AA.JZ-V-SDGCRH/GBR	-00031-2015-OEFA-DE-SDCA-CEAI
-0442017-ANA-AA. JZ-V-SDGCRH	-00032-2015-OEFA-DE-SDCA-CEAI
-025-2019-ANA-AA.JZ-ALA.T/DYGF	
-003-2021-ANA-AA. JZ-ALA.T/DYGF	

*Fuente:* Informes de monitoreo ambiental del OEFA (2015), ANA (2014-2021)

### 3.3.3. Muestreo

Todos los puntos de muestreo de agua superficial ubicados dentro de la zona de estudio, colindantes con los centros de cultivo y cercanos a la desembocadura del río Tumbes reportados en los informes del OEFA y la ANA (Anexos 1 y 2).



**Figura 2**

*Puntos de muestreo zona acuícola de Tumbes.*

## 3.4. Métodos y técnicas de recolección de datos

### 3.4.1. Métodos de recolección

Los datos se recolectaron a través de los informes de monitoreo realizados por la ANA y el OEFA en el periodo 2014 al 2021, mediante solicitudes directas, y acceso a la información pública respectivamente (Anexo 3).

### **3.4.2. Técnicas de transformación**

Se utilizó la herramienta digital Wondershare PDFelement para convertir información escaneada a un formato editable. Además, se identificaron algunos parámetros con valores inferiores al límite de detectabilidad, en estos casos se siguieron los criterios descritos por Caldwell et al. (2009) dividiendo el valor numérico del límite de detección entre la raíz cuadrada de dos.

### **3.4.3. Modelamiento de la información**

Se utilizó Power Query, que es una herramienta complemento de Microsoft Excel que sirve para la Extracción, Depuración, Transformación y Carga de datos.

## **3.5. Plan de procesamiento y análisis de datos**

La información fue organizada en formato Excel por año, área de estudio y periodo de muestreo (Anexos 4 y 5). Luego se utilizó Python versión 3.7 para estructurar el algoritmo XGBoost Classifier para seleccionar los parámetros. Se utilizó RStudio versión 4.4 para los análisis multivariado y descriptivo.

### **3.5.1. Preselección de parámetros**

Se tomaron en cuenta aquellos parámetros más comunes empleados en el desarrollo de índices destinados a evaluar aguas de entornos marinos, además se consideraron los estándares de calidad ambiental, categoría 4: conservación de ambiente acuático, ecosistemas marino costeros (E3).

### **3.5.2. Aplicación del algoritmo XGBoots**

El algoritmo se estructuró tomando como valores de entrada los parámetros preseleccionados los cuales se dividieron en dos grupos, 60% para entrenamiento y 40% de prueba, y como valor de salida se consideró la calidad del agua atribuyéndole un resultado binario, asignándole 0 al conjunto de parámetros que cumplen los ECA “no contaminado”, y con 1, si por lo menos un parámetro no

cumple con el ECA “contaminado”, luego se ejecutó el modelo con una configuración de ajuste de hiperparámetros mediante el método de optimización de búsqueda por cuadrícula y validación cruzada para aumentar la precisión de la predicción del modelo (Anexo 6). Finalmente se obtuvo una lista jerárquica de importancia relativa con los parámetros que más influyen sobre la calidad del agua.

### **3.5.3. Análisis exploratorio de datos**

Mediante el lenguaje de programación Rstudio versión 4.4, se realizó los análisis exploratorios de datos y análisis de componentes principales, según punto de muestreo lugar y periodo.

### **3.5.4. Desarrollo del índice de calidad para aguas estuarinas de uso acuícola (ICAM<sub>ES</sub>)**

Para desarrollar el ICAM<sub>ES</sub>, se consideraron las metodologías de los índices relacionados a evaluar aguas marino costeras como el ICAM<sub>PA</sub>, desarrollado por Moreyra et al. (2022) adaptado del ICAM<sub>PFF</sub>, junto con la metodología descrita por Uddin et al. (2022), Uddin et al. (2023).

#### **1. Parámetros a incluir**

Se incluyeron los parámetros de mayor importancia relativa sobre la calidad del agua, esto implicó, que cuándo más se utilizó un parámetro para tomar decisiones dentro del algoritmo, mayor fue su importancia relativa.

#### **2. Transformaciones de valores en subíndices**

Se utilizó el método curvas de calificación para generar los subíndices a cada parámetro. Primeramente, se estableció la escala de categoría de calidad de agua (Tabla 2), seguidamente se tomaron como referencia las funciones de las curvas empleadas en aguas marina costera (Tabla 3), luego mediante el software CurveExpert Professional 2.7.3 (Hyams, 2011) se hicieron los ajustes incorporando

los valores estándar de calidad ambiental de la categoría (Tabla 4), asignando de manera descendente todos los valores que excediese los ECA a la escala de 25 a 0, repitiendo esta operación hasta obtener las curvas de mejor ajuste.

**Tabla 2**

Escala de categorización de la calidad del agua.

Escala	Categoría (Si)	Caracterización
-Óptima	100 - 90	-Calidad de agua Excelente.
-Adecuada	90 - 70	-Agua con buenas condiciones para la vida acuática.
-Aceptable	70 - 50	-Agua que conserva buenas condiciones y pocas restricciones de uso.
-Inadecuada	50 - 25	-Agua que presenta muchas restricciones de uso.
-Pésima	25 - 0	-Agua con muchas restricciones que no permiten un uso adecuado.

Fuente: Vivas Aguas y Navarrete Ramírez, (2014)

**Tabla 3**

Ecuaciones base para desarrollar nuevas funciones de subindexación.

Variable	Ecuaciones de función
pH *	$-3222,7 + 3085,4(\text{pH}) - 1126,5(\text{pH})^2 + 197,04(\text{pH})^3 - 16,787(\text{pH})^4 + 0,6046(\text{pH})^5 - 0,0046(\text{pH})^6$
Oxígeno Disuelto *	$-4,6010 + 27,0038(\text{OD}) - 3,4356(\text{OD})^2 + 0,1162(\text{OD})^3 / 1 + 0,4003(\text{OD}) + 0,1152(\text{OD})^2 + 0,0072(\text{OD})^3$
DBO5*	$-99,1804 - 0,0230(\text{DBO}) - 3,6665(\text{DBO})^2 + 0,6687(\text{DBO})^3 + 0,0171(\text{DBO})^4 - 0,0218(\text{DBO})^5 + 0,0031(\text{DBO})^6 - 0,00021(\text{DBO})^7 + 6,77\text{E}-06(\text{DBO})^8 - 8,8\text{E}-08(\text{DBO})^9$

Sólidos Suspendidos*	$98,8437-0,4778 (SST) + 0,0012(SST)^2 + 3,1439E-06(SST)^3 - 5,0135E-08 (SST)^4 - 1,8545E-10 (SST)^5 - 3,1517E-13 (SST)^6 + 2,5774E-16 (SST)^7 - 8,2295E-20 (SST)^8$
Coliformes termotolerantes*	$99,5154-2,2184 (CTE)^2 + 0,0172(CTE) - 2,9839E-05 (CTE)^{1,5} / (1-0,0160CTE)^2 + 7,3656E-05 (CTE) - 1,7734 (CTE)^{1,5} - 2,8405(CTE)^2$
Hidrocarburos*	$0,0005 (H)^5 - 0,015 (H)^4 + 0,1386 (H)^3 - 0,0862 (H)^2 + -10,33 (H) + 100,01$
Nitratos*	$(71,073-60,9034\ln(NO_3^-)+23,6028\ln(NO_3^-)^2 -4,9208\ln(NO_3^-)^3+0,5255\ln(NO_3^-)^4 - 0,0223\ln(NO_3^-)^5)/(1- 1,0752\ln(NO_3^-)+0,5005\ln(NO_3^-)^2 - 0,1125\ln(NO_3^-)^3+0,0116\ln(NITR,)^4 -0,0004\ln(NITR,)^5$
Fosfatos **	$-1E-09 (FOSF,)^6 + 3E-07 (FOSF,)^5 -5E-05 (FOSF,)^4 + 0,0038 (PO_4^{3-})^3 -0,11520 (PO_4^{3-})^2 -0,2198 (FOSF,) + 100,81$
Aceites y grasa**	$4,6055 + 0,1369(AYG) - 1,9241(AYG)^2 + 2,0663(AYG)^3 - 0,9878(AYG)^4$
Sulfuro**	$(1,0012E+02-2,7066E+03(S)+2,6588E+04(S)^2-1,0620E+05(S)^3+1,9087E+05(S)^4- 1,2663E+05(S)^5)/(1-2,5198E+01(S)+1,8647E+02(S)^2+9,2288E+01(S)^3+- 2,1897+03(S)^4+ 4,0659E+03(S)^5)$

Fuente: \* INVEMAR (2022), \*\*Moreyra et al. (2022)

### 3. Ponderación

Para calcular los pesos ponderados de cada parámetro, se utilizó la ecuación del método de ponderaciones del centroide del orden de clasificación (ROC), usada por Uddin et al. (2022). Luego para que los pesos sumaran uno, se dividió cada peso ponderado entre la suma total de los pesos, formulándose la siguiente ecuación.

$$W_i = \frac{\left(\frac{1}{M}\right) \sum_{n=i}^M \frac{1}{n}}{\sum_{j=1}^M \left(\left(\frac{1}{M}\right) \sum_{n=i}^M \frac{1}{n}\right)}$$

dónde:

$W_i$ : es el peso ponderado del parámetro

$M$ : es la importancia de la característica o parámetro

$n$ : es el número de parámetros.

$M$  y  $n$ , son deducidos de la lista obtenida del algoritmo XGBoots, luego cada peso es asignado en el orden de la lista.

#### 4. FUNCIÓN DE AGREGACIÓN

Se utilizaron las funciones de agregación del promedio geométrico ponderado propuesta por Brown et al. (1973) y empleadas en el desarrollo del  $ICAM_{PFF}$ ,  $ICAM_{PA}$ , (Vivas y Navarrete, 2014; Moreyra et al., 2022) conjuntamente con la media cuadrática ponderada propuesta por Uddin et al. (2022) ambas funciones utilizadas en aguas costero marinas.

$$(a) \quad ICAM_{ES} = \left( \prod_{i=1}^m qi^{wi} \right)^{\frac{1}{\sum_{j=1}^m wi}}$$

$$(b) \quad ICAM_{ES} = \sqrt{\sum_{i=1}^m wi qi^2}$$

dónde,

(a): ecuación de agregación promedio geométrico ponderado

(b): ecuación de agregación media cuadrática ponderada

$ICAM_{ES}$ : índice de calidad de agua estuarina

$m$ : número de variables

$qi$ : Valor del subíndice para cada parámetro

$wi$ : Valor del peso ponderado para cada parámetro

#### 3.5.5. Evaluación de la función de agregación para el $ICAM_{ES}$

Para evaluar la mejor función de agregación se adoptaron técnicas de aprendizaje automático, análisis de ambigüedad, eclipsamiento y análisis de incertidumbre.

## **1. Técnicas de aprendizaje automático**

Se desarrollaron dos modelos de predicción para cada función de agregación a y b, tomando como datos de entrada los subíndices generados de cada parámetro y como respuesta el índice general obtenido, los modelos se estructuraron dividiendo los datos en dos subconjuntos 70% para entrenamiento y 30% para prueba, cabe señalar que se realizó imputación de datos faltantes y valores atípicos mediante lenguaje de programación Python en la interfaz de Jupyter Notebook.

### **1.1. Análisis de regresión lineal múltiple**

Esta técnica permitió evaluar sensibilidad de los modelos explicando la variabilidad entre los parámetros y el índice final, se utilizó el coeficiente de determinación ( $R^2$ ) como métrica principal para cuantificar la correlación entre los valores predichos y los valores calculados por cada función de agregación. Además, se consideró el error cuadrático medio (RMSE) para evaluar la desviación cuadrática media entre los resultados predichos y reales. (Uddin et al., 2022b; Jafar et al., 2023; Ahmed et al., 2019).

### **1.2. Validación cruzada**

Esta técnica permitió evaluar el rendimiento de cada modelo, dividiendo los datos en diez subconjuntos, iterándolos en diferentes combinaciones; nueve para un subconjunto de entrenamiento y uno para el subconjunto de prueba, de esta manera el modelo se entrena en diferentes combinaciones posibles de estos subconjuntos (Uddin et al., 2023a 2023b; Ahmed et al., 2019), finalmente como métrica para evaluar el rendimiento de la validación cruzada se utilizó el error cuadrático medio (RMSE) en cada modelo.

## 2. Análisis de ambigüedad y eclipsamiento

Se utilizaron las funciones de penalización para detectar casos de ambigüedad y eclipsamiento propuesta por Sadiq et al. (2010); sin embargo, fue necesario introducir un cambio en las relaciones lógicas entre el índice y los niveles críticos para adaptarla al estudio, además se adicionó una escala de calificación entre los valores extremos con el propósito de identificar limitaciones de los modelos con respecto a los datos.

$$Amb = \begin{cases} 1 - \left(\frac{I}{c}\right); & I \leq c \wedge Si_{min} > 25 \\ 0 & ; I > c \end{cases}$$

$$Ecl = \begin{cases} \left(\frac{I - Si_{min}}{Si_{max} - Si_{min}}\right); & I > c \wedge Si_{min} < c \\ 0 & ; I < c \end{cases}$$

Dónde:

*Amb*: Ambigüedad del índice entre 0 y 1.

*Ecl*: Eclipsamiento del índice entre 0 y 1.

*I*: Índice determinado por la función de agregación

*C*: nivel crítico determinado en la escala de calidad (25)

*Si<sub>min</sub>*: Subíndice mínimo del conjunto de parámetros.

*Si<sub>max</sub>*: Subíndice máximo del conjunto de parámetros.

**Tabla 4**

Escala de calificación para la penalización de ambigüedad y eclipsamiento

valor	Interpretación
0	Ausente
0,25	Leve
0,50	Moderado
0,75	Alta
1	Extrema

### **3. Análisis de Incertidumbre**

Se realizaron simulaciones de Montecarlo para evaluar la incertidumbre asociada entre los índices finales, las simulaciones se ejecutaron en el programa @Risk 8.1 de Palisade Corporation (Clemen y Reilly, 2001).

Así mismo, como métrica de variabilidad entre las simulaciones se utilizó el coeficiente de variación (CV), dónde un mayor CV es indicativo de mayor incertidumbre en la respectiva función de agregación (Logez et al., 2019; Juwana et al., 2016).

Para implementar el método, se instaló el software @Risk 8.1 como complemento de Microsoft Excel, luego se definieron las distribuciones de probabilidad a los parámetros, se configuraron las entradas con su respectiva distribución y como salida los índices, y se corrió una simulación con 10000 iteraciones para cada función de agregación, finalmente con los resultados de cada simulación se procedió a calcular el CV.

## IV. RESULTADOS Y DISCUSIÓN

### 4.1. Proceso de aplicación del algoritmo XGBoots

#### 4.1.1. Preselección de parámetros

Conforme a los criterios establecidos se escogieron los siguientes parámetros:

**Tabla 5**

Lista de parámetros preseleccionados

Parámetro	Unidad	Estándar de calidad
pH		6,8 - 8,5
OD	mg/L	>4
DBO	mg/L	15
AYG	mg/L	5
NO <sub>3</sub> <sup>-</sup>	mg/L	200
PO <sub>4</sub> <sup>3-</sup>	mg/L	0,5*
SST	mg/L	100
HHP	mg/L	0,5
SULF	mg/L	0,002
CTT	NMP/100ml	1000

*Fuente:* Decreto Supremo N.º 004-2017-MINAM, \*INFORME- 00031-2015-OEFA-DE-SDCA-CEAI  
OD: oxígeno disuelto, DBO: demanda bioquímica de oxígeno, AYG: aceites y grasas, NO<sub>3</sub><sup>-</sup>: nitratos, PO<sub>4</sub><sup>3-</sup>: fosfatos, SST: sólido suspendidos totales, HHP; hidrocarburos de petróleo, SULF: sulfuros  
CTT: Coliformes termotolerantes

La Tabla 5 muestra los 10 parámetros preseleccionados de forma minuciosa, estos resultados presentan una alta coincidencia con trabajos similares en cuanto a su aplicación. Estudios como los del INVEMAR (2022), Moreyra et al. (2022), Consideraron estos mismos parámetros 8 y 10 respectivamente como relevantes en la evaluación de sistemas acuáticos destinados a conservación y pesca.

#### 4.1.2. Configuración del algoritmo

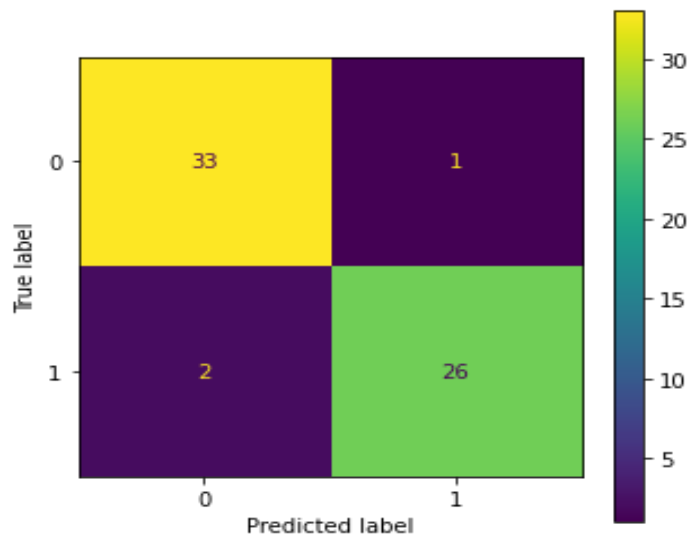
Se obtuvieron 153 datos dividiéndolos en 91 para el conjunto de entrenamiento y 62 para el conjunto de prueba, el algoritmo mostro mejor rendimiento con los siguientes hiperparametros.

**Tabla 6**

Valores de hiperparametros optimizados y accuracy

<b>Hiperparametros</b>	<b>Valor óptimo de ajuste</b>
learning_rate	0,05
max_depth	5
min_child_weight	1
n_estimators	50
Subsample	1
Gamma	0,5
colsample_bytree	0,6
<b>Métrica de rendimiento</b>	<b>Valor</b>
Accuracy – test	95%

De acuerdo con la Tabla 6 el modelo obtuvo una exactitud del 95% en el conjunto de prueba siendo este valor competitivo en comparación con estudios similares dónde reportaron que valores de 90% o superior son aceptables, Uddin et al. (2022a), lograron una precisión del 97% utilizando el algoritmo XGBoost, superando al bosque aleatorio con un 92 %, a Boruta con un 79 % y al árbol de decisiones con un 72 %.



**Figura 3**

*Matriz de confusión de calidad de agua, 0: “no contaminado, 1: “contaminado.*

La matriz de confusión (Figura 3) demostró un desempeño significativamente confiable al presentar solo dos falsos negativos, ya que, los falsos negativos pueden reflejar casos en los que el modelo no detecta una posible falla en la clasificación los parámetros de entrada. De manera similar, Nasir et al. (2021) utilizaron XGBoost para clasificar la calidad del agua potable, reportaron una exactitud de predicción del 88% y un falso negativo en su matriz de confusión. comparado con este estudio, el modelo actual es superior en términos de exactitud de predicción.

El algoritmo XGBoost es un método de selección de variables altamente entendible, no se ve afectado por la ausencia de valores en el conjunto de datos, tiene buena capacidad para procesar relaciones no lineales debido a la interacción de múltiples conjuntos de características (Huan et al., 2020).

### 4.1.3. Parámetros a incluir en el índice

El algoritmo encontró que todos los parámetros que se preseleccionaron para en estudio fueron importantes para el análisis por tal razón no descarto ninguno; sin embargo, clasifica al OD,  $\text{PO}_4^{3-}$ , SST, CTT. con más importancia relativa.

**Tabla 7**

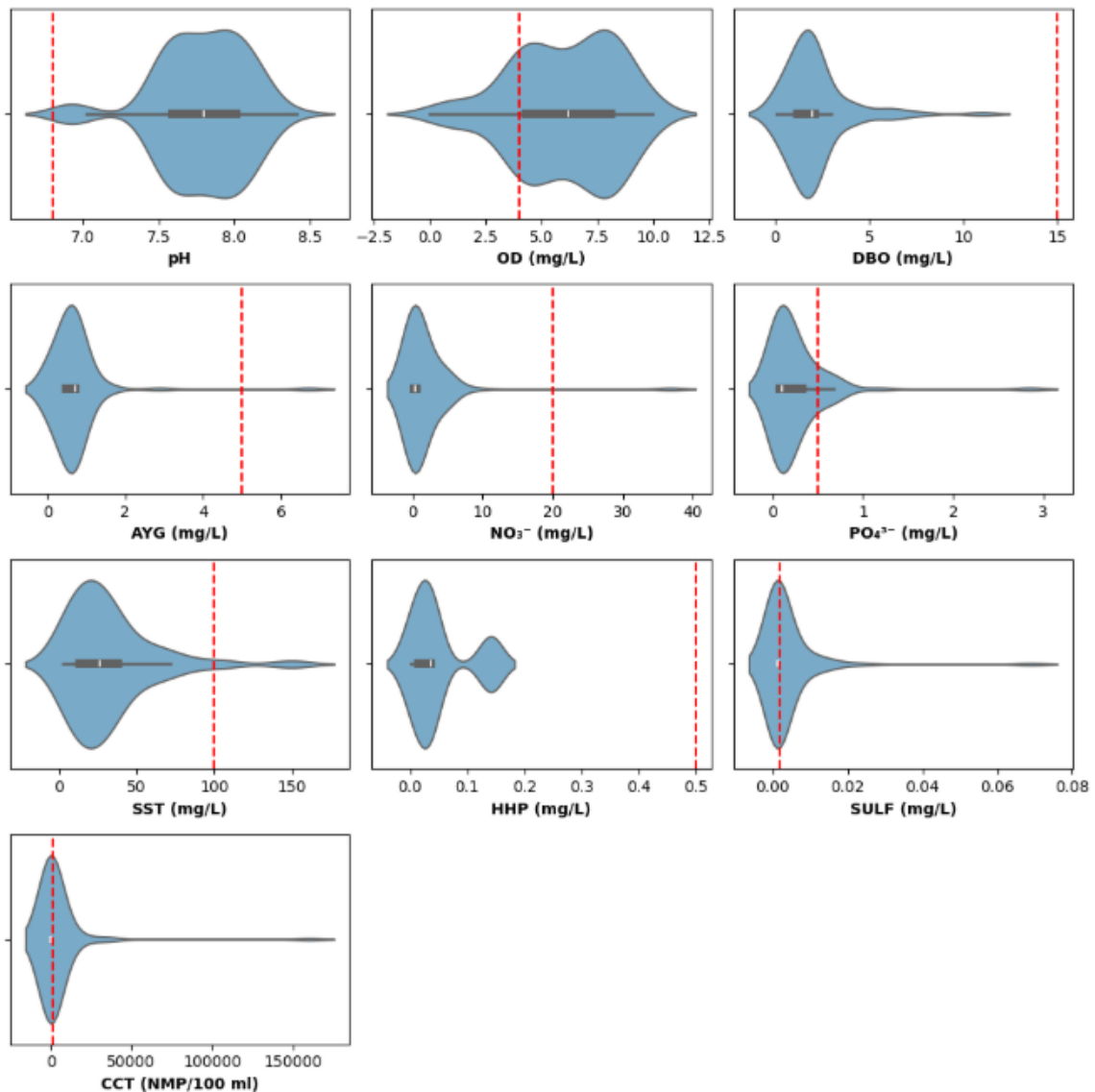
Indicadores de calidad de agua por grado de importancia

<b>Parámetro medido</b>	<b>*Importancia relativa</b>
OD	39
$\text{PO}_4^{3-}$	35
SST	31
CTT	29
AYG	25
DBO	24
pH	21
SULF	17
HHP	13
$\text{NO}_3^-$	11

Los resultados en la Tabla 7, son congruentes con estudios previos que sugieren que el OD, SST, CTT,  $\text{PO}_4^{3-}$  son indicadores críticos de la salud de los ecosistemas acuáticos, ya que influyen directamente en la capacidad de las aguas para sostener vida acuática (Huan et al., 2020; Vivas et al., 2014; INVEMAR, 2022; Bilotta et al., 2008)

### 4.2. Análisis exploratorio de datos

Previa imputación de datos, e encontró que la mayoría de las variables tienen una distribución concentrada en valores bajos en referencia de sus valores estándares ambientales.



**Figura 4**

*Distribución de los valores de las variables monitoreadas, las líneas verticales indican valor ECA de la categoría.*

La Figura 4 revela que el oxígeno disuelto presenta una distribución amplia, con algunos puntos por debajo de 4 mg/L, lo cual es consistente con situaciones de hipoxia reportadas en ecosistemas acuáticos degradados (Breitburg et al., 2018)

En tanto, para coliformes termotolerantes la distribución de los datos muestra valores superiores a 40,000 NMP/100ml por encima del valor estándar permitido, siendo este hallazgo un indicativo de riesgo para ecosistemas marinos poco profundos, probablemente debido a descargas industriales y de aguas residuales (Alkhalidi et al., 2023)

En cambio, los sulfuros muestran variaciones, principalmente alrededor del valor estándar ambiental (0,002 mg/L), indicando que un grupo valores excedieron este límite, este resultado es similar a las fluctuaciones de sulfuro reportadas sobre el fondo marino, especialmente en las áreas de estudio relacionadas a la actividad pesquera en la bahía de Samanco (García, 2023).

Así mismo, los fosfatos presentaron la mayor densidad de distribución de datos por debajo del límite estándar (0,5 mg/L), sugiriendo que los niveles de fosfato que excedieron el valor estándar se correlacionan con las actividades acuícolas de la región, este resultado es consecuente con la correlación entre la actividad pesquera y acuícola reportada en el análisis de fosfatos sobre la bahía de Samanco (García, 2023).

Por otro lado, algunos valores de sólidos suspendidos superaron los 100 mg/L. Este hallazgo pone de manifiesto que las concentraciones elevadas de sólidos suspendidos indican contaminación por contribuir a la turbidez del agua afectando la fotosíntesis, así mismo destaca la relación entre los vertimientos de desechos orgánicos provenientes de la industria acuícola y sólidos suspendidos (Bilotta et al., 2008; García, 2023).

### 4.2.3. Correlación de variables

Este análisis reveló la existencia de relaciones moderadas entre algunas variables.

**Tabla 8**

Matriz de correlación de las variables seleccionadas.

	pH	OD	DBO	AYG	NO <sub>3</sub> <sup>-</sup>	PO <sub>4</sub> <sup>3-</sup>	SST	HHP	SULF	CTT
<b>pH</b>	1,00									
<b>OD</b>	<b>0,39**</b>	1,00								
<b>DBO</b>	0,15	-0,09	1,00							
<b>AYG</b>	-0,11	-0,17	-0,02	1,00						
<b>NO<sub>3</sub><sup>-</sup></b>	-0,05	0,05	-0,05	-0,12	1,00					
<b>PO<sub>4</sub><sup>3-</sup></b>	-0,09	-0,10	0,09	-0,20	0,12	1,00				
<b>SST</b>	<b>-0,28*</b>	0,04	0,05	0,03	-0,18	-0,02	1,00			
<b>HHP</b>	-0,04	<b>0,25*</b>	0,17	0,20	-0,13	<b>-0,29**</b>	<b>0,36**</b>	1,00		
<b>SULF</b>	-0,07	<b>-0,22*</b>	-0,02	-0,06	-0,10	0,17	0,15	-0,18	1,00	
<b>CTT</b>	<b>-0,44**</b>	0,03	-0,09	0,00	-0,06	-0,03	<b>0,28*</b>	<b>0,23*</b>	-0,05	1,00
<b>M</b>	7,79	6,07	2,11	0,69	1,62	0,25	32,1	0,05	0,00	3810,86
<b>SD</b>	0,30	2,32	1,75	0,79	4,36	0,37	29,23	0,05	0,01	18695,21

*M*: media, *SD*: desviación estándar, \* indica  $p < 0,05$ , \*\* indica  $p < 0,01$ , para un universo de 81 datos.

Los resultados en la Tabla 8 muestran una correlación positiva moderada entre pH y oxígeno disuelto ( $r=0,39$ ,  $p < 0,01$ ), sugiriendo que niveles elevados de pH se asocian a elevadas concentraciones de oxígeno disuelto, en tanto con SST y CTT muestran una correlación negativa y negativa moderada ( $r= -0,28$ ,  $p < 0,05$ ;  $r= -0,44$ ,  $p < 0,01$ ), indicando que aumentos en los niveles de CTT y SST tienden a disminuir el pH.

Así mismo tenemos que el HHP muestra una correlación positiva débil y positiva moderada con OD y SST ( $r = 0,25$ ,  $p < 0,05$ ;  $r = 0,36$ ,  $p < 0,01$ ), sugiriendo que a un aumento de HHP aumentan los niveles de OD y SST, en tanto el PO<sub>4</sub><sup>3-</sup> tiende a bajar debido a la correlación negativa moderada con HHP ( $r = 0,19$ ,  $p < 0,01$ ).

También observamos una correlación positiva débil entre CTT con SST y HHP ( $r = 0.28$ ,  $p < 0.05$ ;  $r = 0.23$ ,  $p < 0.05$ ), en contraste con la correlación débil negativa entre el OD y SULF ( $r = -0,22$ ,  $p < 0,05$ ), sugiriendo que un aumento en el SULF disminuye los niveles de oxígeno.

Estos hallazgos muestran correlaciones bajas a moderadas de las variables de estudio. Galván (2014), atribuye esto a la complejidad de los estuarios, que incluye factores como las corrientes marinas, la mezcla de agua dulce y salada y los cambios de temperatura y salinidad causados por factores externos. De manera similar, Boyd (2020), señala que las correlaciones pueden ser críticas; por ejemplo, la fotosíntesis puede verse afectada por la turbidez, mientras que los gases y los metales se ven influenciados por la solubilidad, que se ve afectada por la temperatura. Además, la contaminación por nutrientes afecta la relación entre el nitrógeno y el fósforo, lo que potencialmente conduce a la eutrofización.

#### 4.2.2. Análisis de componentes principales (PCA)

Se realizaron PCA tanto para el estado de la calidad de agua (contaminado, no contaminado) y para los puntos de muestreo.

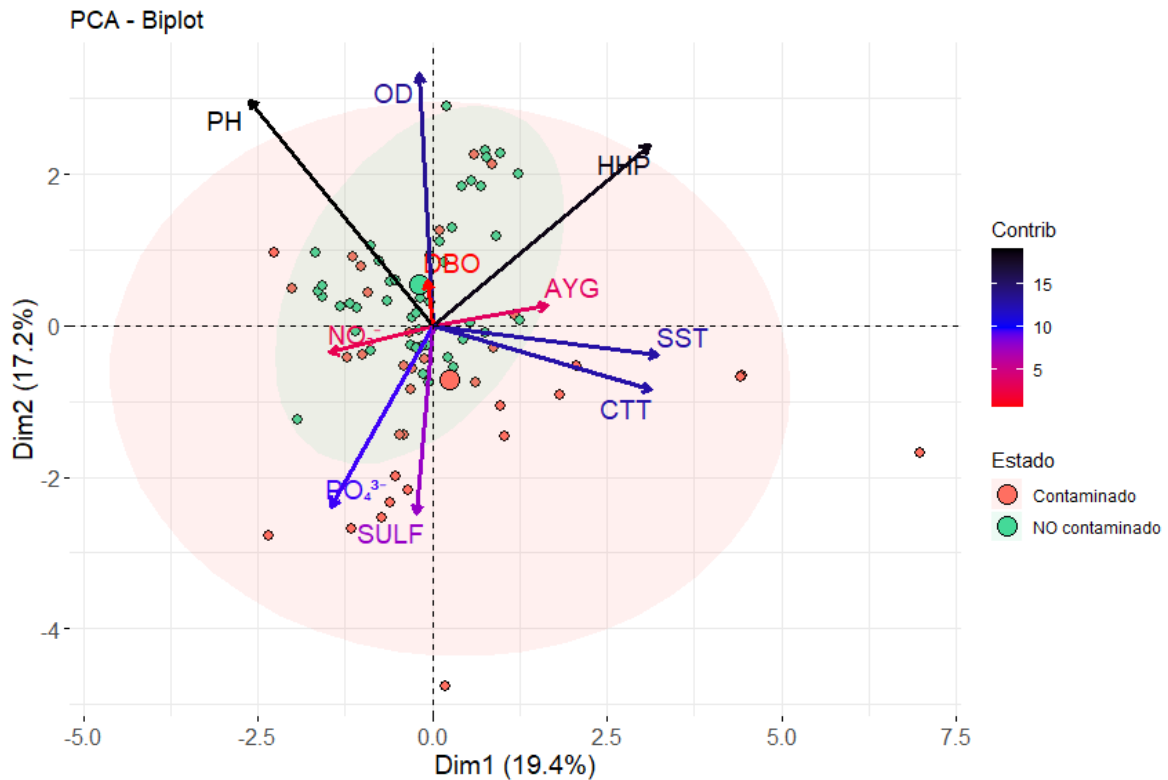
**Tabla 9**

Prueba de Bartlett y Shapiro-Wilk

	<b>Prueba de esfericidad de Bartlett</b>	<b>Test de Shapiro-Wilk</b>
<b>Chi cuadrado</b>	107,959	---
<b>p-value</b>	4,319571e-07	0,037359
<b>gl</b>	45	----

gl: grados de libertad.

La Tabla 9 muestra los resultados de las pruebas de Bartlett y Shapiro-Wilk, para PCA, indicando que existe correlación y distribución normal del conjunto de datos.

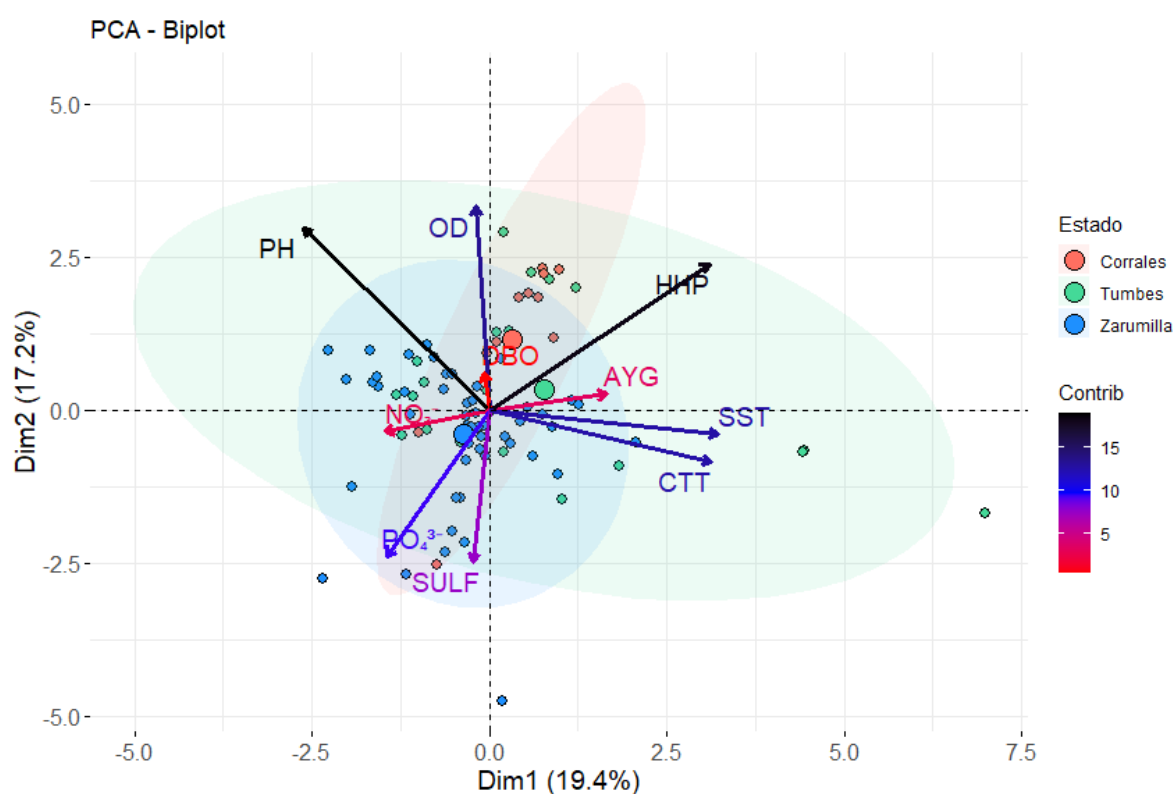


**Figura 5**

*PCA de la relación de las variables con el estado de calidad de agua, 0: "no contaminado", 1: "contaminado".*

La Figura 5 muestra que El pH y OD se asocian con el estado no contaminado, mientras el  $\text{PO}_4^{3-}$ , SULF, SST, CTT y HHP se relacionan con el estado contaminado. Además, se aprecian correlaciones entre SST y CTT, así como el  $\text{PO}_4^{3-}$  y SULF, similares a otros estudios. Por ejemplo, Lewis et al. (2013), encontraron una correlación positiva entre Coliformes y sólidos suspendidos en estuarios, esta correlación fue más evidente en temporadas de lluvia, demostrando que los sólidos suspendidos actúan como transporte y propagación de organismos patógenos.

Análogamente, Cloern y Jassby (2012), abordaron la correlación entre fosfatos y sulfuros, mostrando que altas concentraciones de fosfatos contribuyen al crecimiento excesivo de fitoplancton, que, al morir y descomponerse, conlleva a condiciones anaeróbicas que favorecen la producción de sulfuros, destacando esta dinámica como un factor que influye sobre la calidad del agua.



**Figura 6**

*PCA de la relación de las variables de calidad de agua y las tres zonas de estudio.*

En la Figura 6 observamos que HHP se asocian principalmente con la zona de Corrales, mientras que Tumbes muestra una mayor relación con SST, CTT y menor con HHP, finalmente Zarumilla esta mayormente relacionada con PO<sub>4</sub><sup>3-</sup>, SULF y NO<sub>3</sub><sup>-</sup>, estos hallazgos sugieren que estas tres zonas podrían estar contaminadas por desechos y vertimientos de origen industrial, descargas domésticas.

Estos resultados muestran cómo diferentes factores contribuyen a los cambios en los cuerpos de agua marinos influenciados por zonas urbanas y la actividad industrial. Por ejemplo, el aumento de fósforo y nitrógeno proveniente de las escorrentías y vertimientos provoca eutrofización produciendo alteraciones en la calidad del agua (Cloern y Jassby, 2012).

Del mismo modo, las descargas de aguas residuales elevan los niveles de sólidos suspendidos afectando la dinámica en los sistemas acuáticos, después la presencia de hidrocarburos son indicativos de derrames producto de la actividad humana, estos factores son indicadores de contaminación de un cuerpo de agua (Alkhalidi et al., 2023; Bilotta et al., 2008; García, 2023).

#### 4.3. Generación de subíndices (S<sub>i</sub>)

Mediante el ajuste de curvas (Anexo 7) se consiguió estructurar las siguientes ecuaciones para cada parámetro.

**Tabla 10**

Ecuaciones desarrolladas para el cálculo de los subíndices de cada parámetro

Variable	Función (si)	R <sup>2</sup>
pH	$100,0 \exp\left(\frac{-(pH-8,5)}{2 \times 1,03^2}\right)$	0,998
OD	$\frac{100,06}{(1 + 86,76 \exp^{-0,95 \times OD})}$	0,999
DBO	$100 \exp^{-0,09 \times DBO}$	0,999
AYG	$\frac{(-255,04 \times 0,04 + 99,78 \times AYG^{-1,07})}{(0,04 + AYG^{-1,07})}$	0,999

<b>NO<sub>3</sub><sup>-</sup></b>	$93,91-0,9xNO_3^-+0,005xNO_3^{-2}-00001xNO_3^{-3}$	0,997
<b>PO<sub>4</sub><sup>3-</sup></b>	$97,03 - 92,94exp(-0,16xPO4^{-0,77})$	0,998
<b>SST</b>	$\frac{128,81}{(1 + 86,76 \exp(-1,11-(-0,03xSST)))}$	0,998
<b>HHP</b>	$100,0-149,69 Xhhp-10,36 x HHP^2 +58,05 x HHP^3$	0,999
<b>SULF</b>	$114,91 \exp^{-(632,57 \times SULF)}$	0,999
<b>CTT</b>	$\frac{(95,59 + 2,06 \times CTT)}{(1 + 0,02xCTT + 0,001xCTT^2)}$	0,999

Las ecuaciones ilustradas en la Tabla 10 corresponden a funciones no lineales y polinómicas con altos valores de ajuste consistentes con estudios similares. Calvo-Brenes (2019), desarrollo curvas de calidad basándose en ecuaciones matemáticas, resaltando las funciones no lineales. Abbasi (2012), indica que las funciones no lineales, son las que mejor reflejan las variaciones en la calidad del agua, a su vez reporta ecuaciones con valores de ajuste mayores a 0.9 similares a los obtenidos.

Del mismo modo Ruiz et al. (2007), hace mención como metodología para generar subíndices de calidad de agua a curvas basadas en ecuaciones matemáticas para cada parámetro, tal como se ha realizado en el estudio.

#### 4.4. Asignación de pesos ponderados ( $w_i$ )

Se asignaron los pesos según su grado de importancia relativa.

**Tabla 11**

Valores de pesos de ponderación para cada parámetro

Parámetro	Importancia relativa	$w_i$
OD	39	0,15
PO <sub>4</sub> <sup>3-</sup>	32	0,14
SST	31	0,13
CTT	29	0,12
DBO	25	0,11
AYG	24	0,10
pH	21	0,09
SULF	19	0,07
HHP	13	0,05
NO <sub>3</sub> <sup>-</sup>	11	0,03
Sumatoria	-	1,00

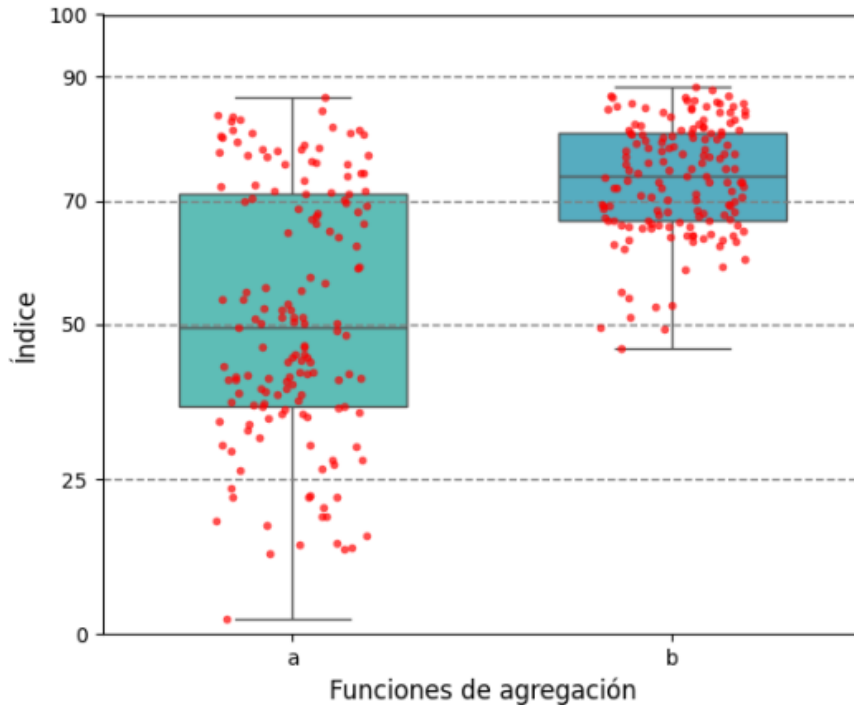
$w_i$ : valor adimensional en función de la importancia relativa.

La Tabla 11 muestra el peso ponderado asignado a cada parámetro según su importancia relativa, en estudios similares combinaron el método ROC con la importancia relativa de los indicadores resultante de un algoritmo de clasificación (Uddin et al., 2022; Xiong et al., 2023).

De lo anterior, Roszkowska (2013) destaca que las ponderaciones para la toma de decisiones son más confiables utilizando fórmulas matemáticas puesto que reducen significativamente el error subjetivo al momento de asignar ponderaciones.

#### 4.5. Desarrollo del ICAM<sub>ES</sub>

Se obtuvieron los índices para las funciones de agregación a y b, (Anexos 8, 9)

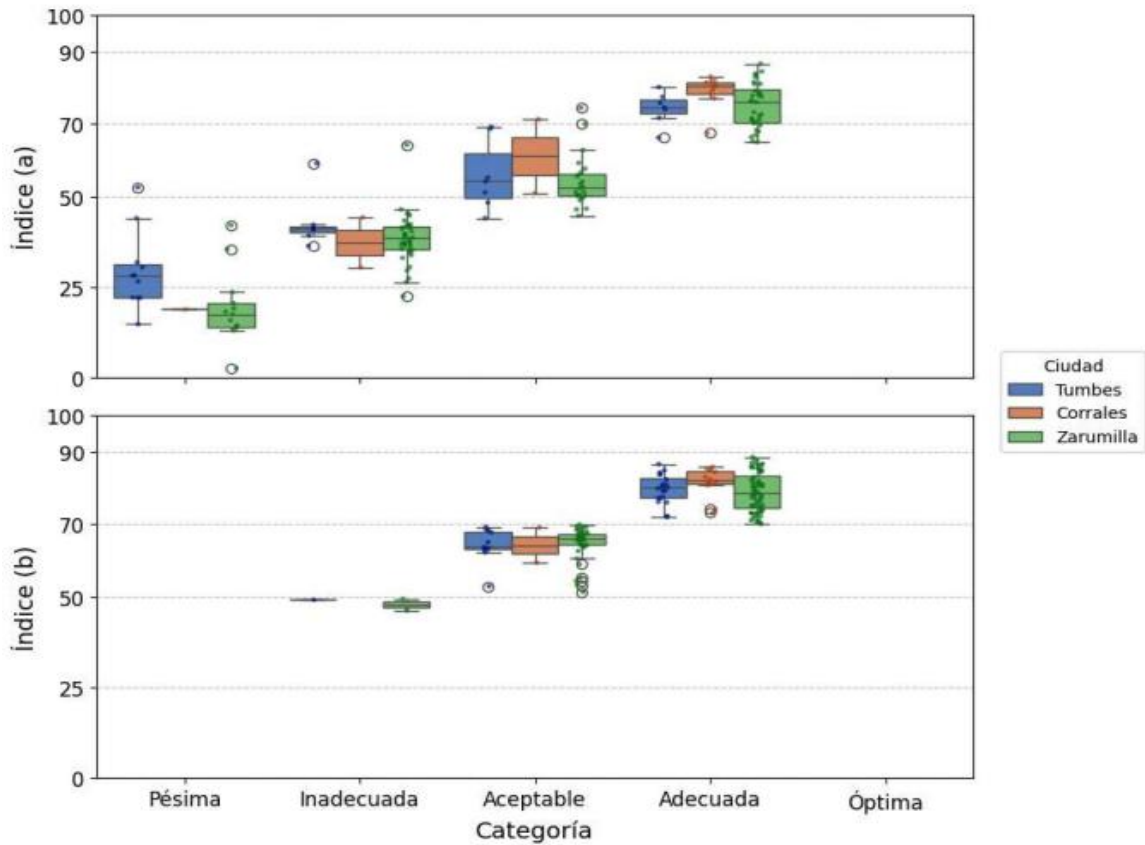


**Figura 7**

*ICAM<sub>ES</sub> obtenido para las funciones de agregación: promedio geométrico ponderado (a), media cuadrática ponderada (b).*

En la Figura 7 se aprecia que la función de promedio geométrico ponderado presenta mayor dispersión de los índices en el rango de 0 a 90, evidenciando sensibilidad a valores más bajos, mientras que la función media cuadrática ponderada muestra valores concentrados en el rango de 50 a 90, resaltado su habilidad para suavizar valores extremos.

Estos hallazgos confirman la sensibilidad que tienen las funciones multiplicativas como el promedio geométrico ponderado a capturar valores bajos y las funciones aditivas a su capacidad de tratar valores altos por medio de compensaciones, denotando que las funciones de agregación pueden utilizarse para priorizar aspectos críticos o enfoques globales de la calidad del agua (Abbasi, 2012)



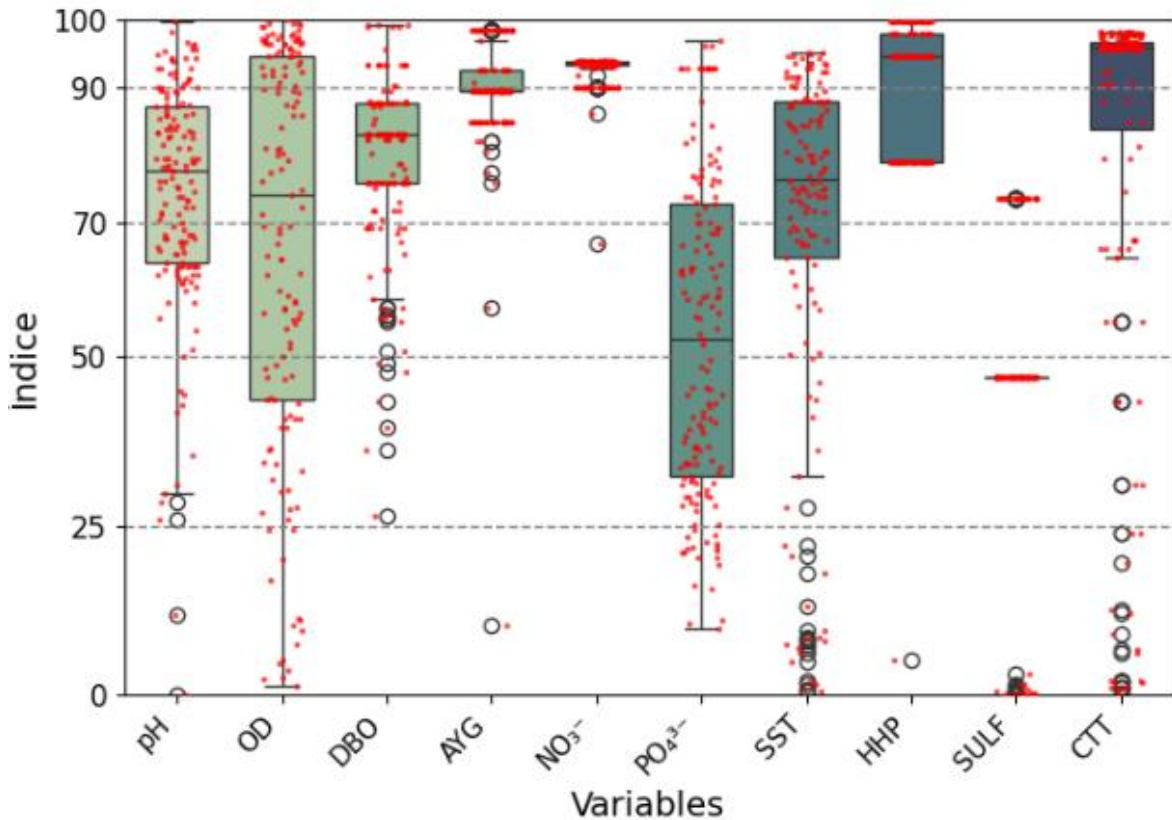
**Figura 8**

*Comparativa de los índices obtenidos por las funciones de agregación promedio geométrico ponderado índice (a), media cuadrática ponderada índice (b) para las tres ciudades de la zona acuícola de Tumbes.*

La Figura 8 revela diferencias entre la calidad de agua de la zona acuícola y las funciones de agregación propuestas, por ejemplo, Tumbes y Zarumilla, según el índice (a) se muestran con una alta dispersión en la categoría pésima, mientras que para el índice (b) están ausentes. Este hallazgo sugiere problemas de contaminación debido a descargas urbanas y de actividad industrial, siendo coherentes con las observaciones mencionada por Espinoza y Bermúdez (2012), dónde resaltan que las actividades acuícolas específicamente intensivas generan descargas que degradan los ecosistemas acuáticos.

Así mismo, en la categoría inadecuada aparecen las tres ciudades para el índice (a), con valores altos en Tumbes y Zarumilla; sin embargo, el índice (b) no muestra a Corrales, pero si a Tumbes y Zarumilla, esto confirma que la función cuadrática ponderada tiende a suavizar los valores extremos (Uddin et al., 2022b).

Por otro lado, se observa que ambas funciones no calificaron en la categoría de óptima (Índices  $\geq 90$ ) a ninguna de las tres ciudades, pero si consintieron en aceptable y adecuada, este resultado es muy similar a otros estudios donde la función promedio geométrico ponderado (a) y la función media cuadrática ponderada (b) no fueron capaces de alcanzar valores de índice mayores de 90 en ninguno de los puntos evaluados (Moreira et al., 2022; Gámez et al., 2019; Gupta et al., 2003; Uddin et al., 2022b; Uddin et al., 2023a). Este patrón suele estar relacionado a zonas influenciadas por actividades antropogénicas que limitan la capacidad de un cuerpo de agua de reflejar condiciones idóneas (Uddin et al., 2023a)



**Figura 9**

*Subíndices de las variables de calidad utilizadas en el desarrollo del ICAM<sub>ES</sub>.*

La Figura 9 muestra los subíndices de cada parámetro y su relación con la escala categorica, se aprecia al pH y el OD concentrándose mayoritariamente en índices de 70 a 100 con pocos valores menores de 50, indicando que estas variables se asocian a condiciones de buena calidad y escasa contaminación, en tanto la DBO, PO<sub>4</sub><sup>3-</sup>, SST, SULF y CTT, concentran sus valores en índices cercanos y menores a 50, sugiriendo que estas variables se asocian a condiciones de calidad de agua mas comprometida (Alkhalidi et al., 2023; García, 2023; Bilotta et al., 2008; Vivas y Navarrete, 2014)

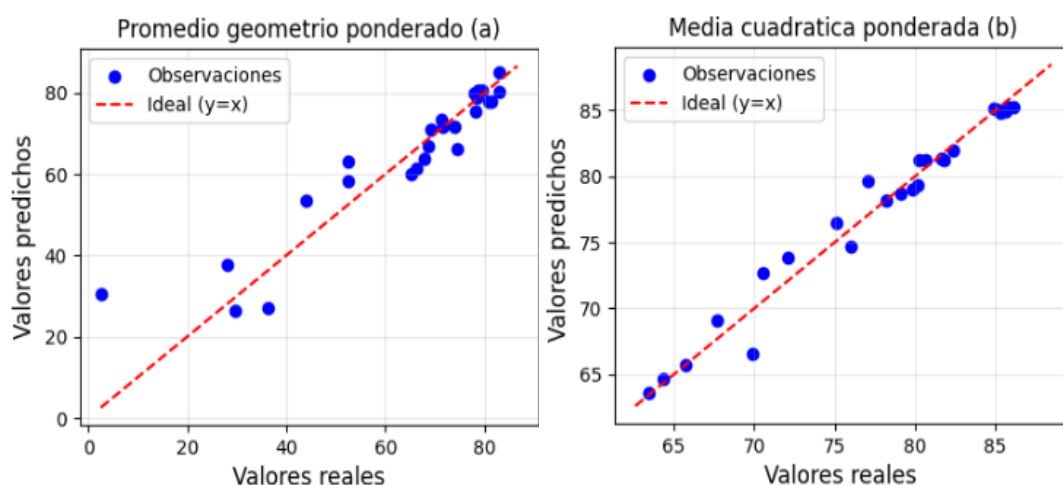
#### 4.5.1. Análisis de rendimiento de los modelos ICAM<sub>ES</sub>

Se construyeron los dos modelos; promedio geométrico ponderado (a) y media cuadrática ponderada (b), aplicando regresión lineal múltiple.

**Tabla 12**

Evaluación del rendimiento de los modelos en función de la sensibilidad ( $R^2$ ) y la raíz del error cuadrático medio (RMSE)

Modelo	Valores Reales	Reales	Valores predichos	predichos
ICAM <sub>ES</sub>	R2	RMSE	R2	RMSE
a	86	7,51	90	5,79
b	97	1,20	97	1,09



**Figura 10**

*Comparación de los índices reales y predichos con los modelos promedio geométrico ponderado y media cuadrática ponderada*

La Tabla 12 muestra las métricas del rendimiento, el modelo a obtuvo un  $R^2$  de 86% y un RMSE de 7,51%, en tanto el modelo b un  $R^2$  de 97% y un RMSE de 1,20%, esto significa que la función media aritmética ponderada tiene un mejor desempeño

sobre la función promedio geométrico ponderado, ya que un  $R^2$  cercano a 1 y RMSE bajo son indicativos de alto rendimiento en términos predictivos (Uddin et al., 2022b); sin embargo cabe destacar que la elección de un modelo no depende exclusivamente de su idoneidad predictora si no de su propósito y adaptación en diferentes escenarios (Breiman, 2001).

#### 4.4.2. Validación cruzada de los modelos ICAM<sub>ES</sub>

El análisis de validación cruzada de los modelos se realizó empleando una configuración de 10 divisiones (folds). detallados a continuación:

**Tabla 13**

Comparación de validación cruzada entre promedio geométrico ponderado y la media cuadrática ponderada

Folds	RMSE (a)	RMSE (b)
1	3,66	1,05
2	11,82	1,66
3	5,35	1,28
4	4,48	1,18
5	3,77	0,66
6	4,02	1,64
7	9,24	1,10
8	7,45	1,94
9	6,17	0,98
10	12,52	2,17
Promedio	6,85	1,37
Desv. Esta.	3,31	0,47

La Tabla 13 presenta los resultados encontrados, la media cuadrática ponderada obtuvo un RMSE promedio de 1,37 con una desviación estándar de 0,47, señalando un rendimiento constante y uniforme, en contraposición con el promedio geométrico ponderado que demostró un rendimiento significativamente inferior, con un RMSE

promedio de 6,85 y una desviación estándar de 3,41, estos hallazgos señalan que en términos predictivos los modelos con menor variabilidad son más aplicables a estudio ambientales (Veronesi et al., 2021).

#### 4.4.3. Análisis de ambigüedad y eclipsamiento.

**Tabla 14**

Ambigüedad y eclipsamiento en las funciones de agregación utilizadas para el desarrollo del ICAM<sub>ES</sub>

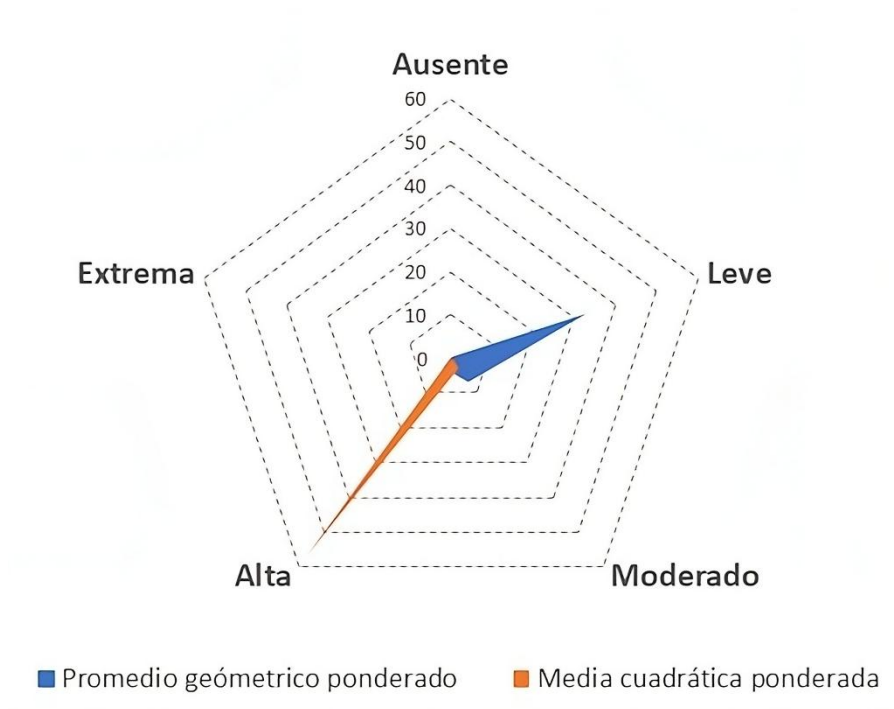
Función	Aspecto	Calidad de agua									
		Pésima		Inadecuada		Aceptable		Adecuada		Optima	
Promedio geométrico ponderado	Categoría	Pésima		Inadecuada		Aceptable		Adecuada		Optima	
	Casos encontrados	17		60		35		41		0	
	Problema asociado	Amb.	Ecl	Amb.	Ecl	Amb.	Ecl	Amb.	Ecl	Amb.	Ecl
	Casos encontrados	0	0	0	33	0	7	0	3	0	0
	Penalización	A.	A	A	L	A	M	A	At	A	A
Media cuadrática ponderada	Categoría	Pésima		Inadecuada		Aceptable		Adecuada		Optima	
	Casos encontrados	0		3		54		96		0	
	Problema asociado	Amb.	Ecl	Amb.	Ecl	Amb.	Ecl	Amb.	Ecl	Amb.	Ecl
	Casos encontrados	0	0	0	3	0	38	0	19	0	0
	Penalización	A	A	A	M	A	At	A	At	A	A

Amb: ambigüedad, Ecl: eclipsamiento.

A: ausente, L: magnitud leve, M: magnitud moderada, At: magnitud alta.

En la Tabla 14 se aprecia ausencia de ambigüedad y presencia de eclipsamiento con diferencias marcadas entre las dos funciones de agregación evaluadas, en el caso de la media cuadrática ponderada se aprecia mayor prevalencia de eclipsamiento en las escalas de calidad aceptable y adecuada (38 y 19 casos con magnitud alta), inadecuada (3 casos con magnitud moderada), en cambio el promedio geométrico ponderado presenta menor incidencia de este fenómeno en los niveles, inadecuada (33, leves), aceptable (7, moderados), adecuada (3, altos), estos hallazgos concuerdan con estudios donde se destaca que las funciones de

agregación basadas en operaciones multiplicativas como el promedio geométrico ponderado son menos propensas al eclipsamiento y ambigüedad (Abbasi, 2012).



**Figura 11**

*Análisis comparativo de las funciones de agregación promedio geométrico ponderado y media cuadrática ponderada sobre la penalización del eclipsamiento.*

En la Figura 11 se muestra claramente como el eclipsamiento afecta a las funciones de agregación, por ejemplo el promedio geométrico ponderado penaliza los índices mas a una magnitud de eclipsamiento leve, mientras la media cuadrática ponderada penaliza índices a magnitudes de eclipsamiento altas, esto se alinea con lo reportado por Sadiq (2010), donde reporta que la función promedio geométrico ponderado obtuvo una de las penalizaciones mas bajas en comparación con otras funciones de agregación del estudio.

#### 4.4.4. Análisis de incertidumbre.

Se determinaron las distribuciones de probabilidad a cada parámetro de entrada (Anexo 10) y se obtuvieron los resultados de las simulaciones Montecarlo (Anexo 11).

**Tabla 15**

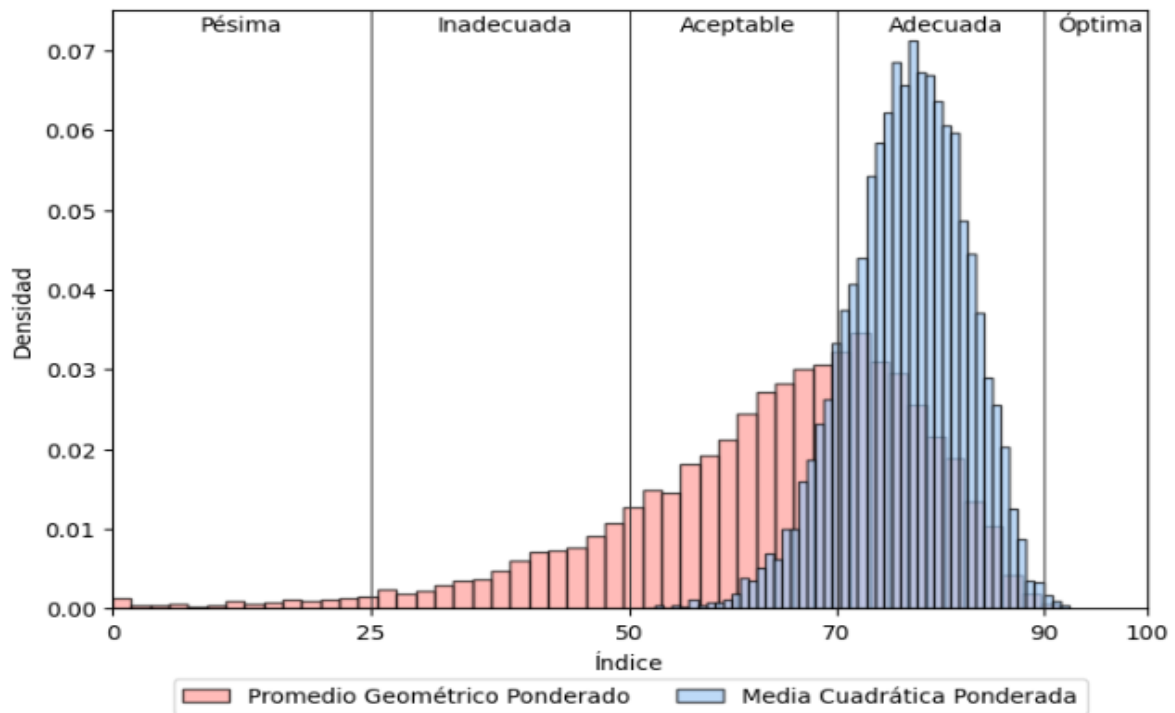
Estadísticos resumen de las simulaciones del método Montecarlo

Función	Sim.	Iter.	Min.	Max.	Media	Desv. est.	CV (%)	Percentil 5%	Percentil 95%
a	1	10000	0,000	91,48	63,86	14,78	23,12	36,00	82,71
b	1	10000	51,646	92,36	76,69	5,75	7,50	66,72	85,52

a: promedio geométrico ponderado, b: Media cuadrática ponderada

Sim: número de simulaciones, Iter: número de iteraciones, CV: coeficiente de variación.

Los resultados en la Tabla 15 revelan que la función promedio geométrico ponderado presenta un CV de 23,12% y una desviación estándar de 14,78, siendo mayores al CV de 7,5% y desviación estándar de 5,75 de la media cuadrática ponderada, este resultado indica, que la función promedio geométrico ponderado presenta mayor incertidumbre, sugiriendo que tiene una mayor sensibilidad para capturar valores de subíndices extremos. Este hallazgo es consistente con lo reportado por Juwana et al. (2016), quien encontró que los métodos de agregación geométricos frente a métodos aritméticos tienen una mayor incertidumbre y pueden ampliar su variabilidad frente a valores extremos.



**Figura 12**

*Comparación de las distribuciones entre las funciones de agregación*

La Figura 12 muestra las distribuciones según las simulaciones por el método Montecarlo, la función promedio geométrica ponderado puede distribuirse entre las cinco categorías de calidad de agua, mientras que la media cuadrática ponderada se concentra mas densamente entre las categorías aceptable y adecuada, demostrando así, que la función de agregación promedio geométrico ponderado tiene una mayor sensibilidad a las fuertes variaciones en los parámetros de entrada (Moreyra et al., 2022; Nadal et al., 2012).

## V. CONCLUSIONES

1. El índice de calidad de agua estuarina (ICAM<sub>ES</sub>) implicó el uso de técnicas de machine Learning (XGBoost) para seleccionar, clasificar parámetros y técnicas de toma de decisiones multicriterio (ROC) para la asignación de pesos ponderados, siendo una propuesta novedosa en el desarrollo de los ICA,
2. El algoritmo de Gradient Boosting (XGBoost) no descartó ninguno de los diez parámetros de entrada, considero que todos eran influyentes sobre la estimación de calidad del agua basada en el cumplimiento de los ECA, pero si clasifiqué por grado de importancia relativa, las veces que un parámetro apareció en la estructura del árbol de decisión al momento de predecir un resultado, considerando al oxígeno disuelto (39), fosfatos (32), sólidos suspendidos totales (31), coliformes termotolerantes(29), demanda bioquímica de oxígeno (25), aceites y grasas (24), pH (21), sulfuros (19), hidrocarburos de petróleo (13), nitratos (11).
3. Para el cálculo del ICAM<sub>ES</sub> se propuso dos funciones de agregación: promedio geométrico ponderada y media cuadrática ponderada. Su desempeño, sensibilidad se examinaron utilizando métricas de predicción ( $R^2$  y RMSE), validación cruzada, mientras que, para el análisis de ambigüedad, eclipsamiento se usaron funciones de penalización, y para determinar incertidumbre se usaron simulaciones de Montecarlo con 10000 iteraciones.
4. Las métricas de predicción mostraron que la función media cuadrática ponderada tuvo mayor sensibilidad ( $R^2 = 97$  y RMSE = 1,09) y mejor desempeño en la validación cruzada (RMSE = 1,37, desviación estándar de 0,47), sin embargo en el análisis de eclipsamiento, ambigüedad e incertidumbre, el promedio geométrico ponderado se vio menos afectado por el fenómeno de eclipsamiento, además mostro una mejor capacidad para tratar valores extremos según las simulaciones de Montecarlo, por consiguiente tomando en cuenta la dinámica del área de estudio (estuarios), la función promedio geométrico ponderado es la más

adecuada para estructurar el cálculo del ICAM<sub>ES</sub>, debido a su capacidad para minimizar el efecto de eclipsamiento y a su sensibilidad para tratar valores extremos.

5. El análisis de componentes principales (PCA), reveló que la relación de los fosfatos, sulfuros, sólidos suspendidos, así como coliformes termotolerantes e hidrocarburos están más asociados a la mala calidad del agua, en tanto que la relación pH oxígeno disuelto se asocian más a condiciones de buena calidad, y los parámetros restantes aportan poca variación para discriminar entre una muestra de mala y buena calidad.

6. El ICAM<sub>ES</sub> permitió identificar áreas con diferente grado contaminación en la zona acuícola, siendo las más afectadas la zona de Tumbes y Zarumilla clasificándolas en la categoría pésima debido a que en estas zonas se concentran la mayor parte de los centros de cultivo de cultivo.

## **VI. RECOMENDACIONES**

1. La metodología empleada en este trabajo de investigación se puede utilizar en otros países con áreas costeras en condiciones similares para desarrollar sus propios ICA.
2. Continuar con la investigación aumentando el rango de estudio para obtener mayor número de datos.
3. Realizar investigaciones con ICAS enfocados en los afluentes y efluentes de los centros de cultivo, para ver la variación de los resultados en espacio y tiempo.

## VII. REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Abbasi, T., & Abbasi, S. A. (2012). Approaches to WQI formulation. *Water Quality Indices. Internat. Res. Jour. Engg. Tech*, 3-7.
- Ahn, B. S. (2011). Compatible weighting method with rank order centroid: Maximum entropy ordered weighted averaging approach. *European journal of operational research*, 212(3), 552-559.  
<https://doi.org/10.1016/j.ejor.2011.02.017>
- Alkhalidi, MA, Hasan, SM y Almarshed, BF (2023). Assessing coastal outfall impact on shallow enclosed bays water quality: Field and statistical analysis. *Journal of Engineering Research*.<https://doi.org/10.1016/j.jer.2023.09.031>
- Ahmed, U., Mumtaz, R., Anwar, H., Shah, A. A., Irfan, R., & García-Nieto, J. (2019). Efficient water quality prediction using supervised machine learning. *Water*, 11(11), 2210. <https://doi.org/10.3390/w11112210>
- Alves, M. T. R., Teresa, F. B., & Nabout, J. C. (2014). A global scientific literature of research on water quality indices: trends, biases, and future directions. *Acta Limnologica Brasiliensia*, 26(3), 245-253.  
<https://doi.org/10.1590/S2179-975X2014000300004>
- Autoridad Nacional del Agua (ANA), Dirección de Calidad y Evaluación de Recursos Hídricos. (2018-05). *Resolución Jefatural N° 068-2018-ANA. Metodología para la determinación del índice de calidad de agua Ica-PE, aplicado a los cuerpos de agua continentales superficiales*.  
<https://hdl.handle.net/20.500.12543/2440>
- Autoridad Nacional del Agua (ANA), Administración local de agua Tumbes. (2019). *Informe Técnico de Resultados del Primer Monitoreo Participativo de la Calidad de Agua Superficial de la zona marino costero*. Informe Técnico N° 025-2019-ANA-AAA.JZ-ALA.T/DYGF.

- Autoridad Nacional del Agua (ANA), Administración local de agua Tumbes. (2014). *Informe Técnico de Resultados del Primer Monitoreo Participativo de la Calidad de Agua Superficial de la zona marino costero*. Oficio N° 318-2014-ANA-PMGGGGRH-CPTUMBES.
- Autoridad Nacional del Agua (ANA), Administración local de agua Jequetepeque Zarumilla V. (2016). *Informe Técnico de Resultados del Primer Monitoreo Participativo de la Calidad de Agua Superficial de la zona marino costero*. Informe Técnico N° 005-2016-ANA-AAA JZ-V-SDGCRH/GBR.
- Autoridad Nacional del Agua (ANA), Administración local de agua Jequetepeque Zarumilla V. (2021). *Informe Técnico de Resultados del Primer Monitoreo Participativo de la Calidad de Agua Superficial de la zona marino costero*. Informe Técnico N° 003-2021-ANA-AAA JZ-ALA.T/DYGF.
- Autoridad Nacional del Agua (ANA), Administración local de agua Jequetepeque Zarumilla V. (2017). *Informe Técnico de Resultados del Primer Monitoreo Participativo de la Calidad de Agua Superficial de la zona marino costero*. Informe Técnico N° 044-2017-ANA-AAA JZ-V-SDGCRH.
- Bedregal, P., Mendoza, P., Ubillús, M., Montoya, E., Airas, R., Baca, L., & Fajardo, W. (2011). Evaluación de las aguas del río Rímac en Lima, Perú, utilizando el Índice de Calidad de Agua (ICA). *Informe Científico Tecnológico*, 10:13-19. <https://hdl.handle.net/20.500.13054/623>
- Breiman, L. (2001). Random forests. *Machine Learning*, 45(1), 5-32. <https://link.springer.com/article/10.1023/a:1010933404324>
- Bilotta, GS y Brazier, RE (2008). Entendiendo la influencia de los sólidos suspendidos en la calidad del agua y la biota acuática. *Water research*, 42 (12), 2849-2861.
- Breitburg, D., Levin, LA, Oschlies, A., Grégoire, M., Chavez, FP, Conley, DJ, . y Zhang, J. (2018). Declining oxygen in the global ocean and coastal waters. *Science*, 359(6371), eaam7240.

- Boyd, C. (2020). *Water quality: An introduction* (3rd ed.) Springer Nature. <https://doi.org/10.1007/978-3-030-23335-8>
- Brown, R.M., McClelland, N.I., Deininger, R.A., Landwehr, J.M. (1973). Validating the WQI. The paper presented at national meeting of American society of civil engineers on water resources engineering, Washington, DC.
- Caldwell, K. L., Mortensen, M. E., Jones, R. L., Caudill, S. P., & Osterloh, J. D. (2009). Total blood mercury concentrations in the US population: 1999-2006. *International Journal of Hygiene and Environmental Health*, 212(6), 588-598.
- Calvo-Brenes, G. (2019). Nuevo índice para valorar la calidad de aguas superficiales en Costa Rica. *Revista Tecnología En Marcha*, 32(4), 104–115. <https://doi.org/10.18845/tm.v32i4.4796>
- Castro, M., Almeida, J., Ferrer, J., & Díaz, D. (2014). Indicadores de la calidad del agua: evolución y tendencias a nivel global. *Ingeniería solidaria*, 10(17), 111-124. Doi: <http://dx.doi.org/10.16925/in.v9i17.811>
- Clemen, R., Reilly, T., 2001. *Making Hard Decisions with Decision Tools*. California Duxbury Press, Pacific Grove.
- Cloern, J. E., & Jassby, A. D. (2012). Drivers of change in estuarine-coastal ecosystems: Discoveries from four decades of study in San Francisco Bay. *Reviews of Geophysics*, 50(4). <https://doi.org/10.1029/2012RG000397>
- Chen, K., Chen, H., Zhou, C., Huang, Y., Qi, X., Shen, R., Liu, F., Zuo, M., Zou, X., Wang, J., Zhang, Y., Chen, D., Chen, X., Deng, Y., & Ren, H. (2020). Comparative analysis of surface water quality prediction performance and identification of key water parameters using different machine learning models based on big data. *Water Res.* 171, 115454 <https://doi.org/10.1016/j.watres.2019.115454>.

- Espinoza, P. A., y Bermúdez, A. M. (2012). La acuicultura y su impacto al medio ambiente. *Estudios Sociales. Revista de alimentación contemporánea y desarrollo regional*, 2, 221-232.  
<https://www.redalyc.org/pdf/417/41724972010.pdf>
- Galván Arbeiza, C. (2014). Clasificación de estuarios a diferentes escalas espaciales mediante la integración de modelos físicos y biológicos [tesis doctoral en ciencias y medio ambiente]. Universidad de Cantabria. España.
- García-González, J., Osorio-Ortega, M. A., Saquicela-Rojas, R. A., & Cadme, M. L. (2021). Determinación del índice de calidad del agua en ríos de Santo Domingo de los Tsachilas, Ecuador. *Ingeniería del agua*, 25(2), 115-126.  
<https://doi.org/10.4995/la.2021.13921>
- García Nolzco, V. M. (2023). Efectos de la contaminación generado por la actividad pesquera y acuícola sobre el ecosistema marino de la bahía de Samanco, Ancash entre el 2003 al 2019. [tesis doctoral en Medio Ambiente y Desarrollo Sostenible]. Universidad Nacional del Santa
- Gámez, P. R., Jimenez, P. I., & Molina, B. G. (2019). Aplicación tecnológica para la evaluación de la calidad de aguas Technological application for water quality assessmen. *Revista Internacional, Docentes 2.0 Tecnología-Educativa*, 20(2), 160-167. <https://doi.org/10.37843/rted.v7i2.77>
- Grey, A., Domínguez, V., & Castellero, M. (2014). Determinación de Indicadores Fisicoquímicos y Microbiológicos de calidad del agua superficial en la Bahía de Manzanillo. *I+D Tecnológico*, 10(1), 16-27.  
<https://revistas.utp.ac.pa/index.php/id-tecnologico/article/view/10>
- Gupta, A. K., Gupta, S. K., & Patil, R. S. (2003). A comparison of water quality indices for coastal water. *Journal of Environmental Science and Health, Part A*, 38(11), 2711-2725. <https://doi.org/10.1081/ESE-120024458>
- Jafar, R., Awad, A., Hatem, I., Jafar, K., Awad, E., & Shahrour, I. (2023). Multiple linear regression and machine learning for predicting the drinking water quality index in Al-Seine lake. *Smart Cities*, 6(5), 2807-2827.

<https://doi.org/10.3390/smartcities6050126>

Juwana, I., Muttill, N., & Perera, B. J. C. (2016). Uncertainty and sensitivity analysis of West Java Water Sustainability Index—A case study on Citarum catchment in Indonesia. *Ecological indicators*, 61, 170-178.

<https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2015.08.034>

Hyams, D. G. (2011). CurveExpert Professional: documentation. Release, 2.7.3

Hurtado-García, I. L., & Barberena-Moncada, J. A. (2023). Calidad de aguas marino-costeras en bahías de San Juan del sur, Escameca, La Flor y El Ostional, Costas del Océano Pacífico nicaragüense. *Revista Científica de FAREM-Estelí*, (45), 235-250.<https://doi.org/10.5377/farem.v12i45.16047>

Huan, J., Li, H., Li, M., & Chen, B. (2020). Prediction of dissolved oxygen in aquaculture based on gradient boosting decision tree and long short-term memory network: A study of Chang Zhou fishery demonstration base, China. *Computers and Electronics in Agriculture*, 175, 105530.

<https://doi.org/10.1016/j.compag.2020.105530>

Instituto de Investigaciones Marinas y Costeras (INVEMAR). (2022). Metodología de la Operación Estadística Índice de Calidad de Aguas Marinas y Costeras - OE ICAM. Santa Marta D.T.CH. 90 p.

Lewis, D.J., Atwill, E.R., Pereira, M.d.G.C. and Bond, R. (2013), Spatial and Temporal Dynamics of Fecal Coliform and *Escherichia coli* Associated with Suspended Solids and Water within Five Northern California Estuaries. *Journal of Environmental Quality*, 42(1), 229-238.

<https://doi.org/10.2134/jeq2011.0479>

Logez, M., Maire, A., & Argillier, C. (2019). Monte-Carlo methods to assess the uncertainty related to the use of predictive multimetric indices. *Ecological Indicators*, 96, 52-58.<https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2018.08.051>

Lupi, O. D., Turconi, D. H., & Slawiski, J. M. (2022). Monitoreo de ecosistemas acuáticos. *Revista Digital del Departamento de Ingeniería e Investigaciones Tecnológicas* 6(2), 1-9.

<http://repositoriocyf.unlam.edu.ar/handle/123456789/1216>

- Ministerio del ambiente (MINAM). (2017-06). *Decreto Supremo N° 004-2017-MINAM, Aprueban Estándares de calidad Ambiental (ECA) Para Agua y establecen Disposiciones complementarias. Diario Oficial el Peruano, Normas Legales.* <https://sinia.minam.gob.pe/normas/aprueban-estandares-calidad-ambiental-eca-agua-establecen-disposiciones>.
- Menone, M. L., Iturburu, F. G., Demetrio, P. M., Venturino, A., Pedrozo, F. L., Temporetti, P. F., & Collins, P. A. (2021). Calidad del agua y niveles guía para la protección de la biodiversidad acuática. Interacción entre ciencia y gestión. *Ecología Austral. Asociación Argentina de Ecología*, 32(1), 245-257. DOI: <https://doi.org/10.25260/EA.22.32.1.1.1722>
- Méndez-Zambrano, P. V., Arcos-Logroño, J. P., & Cazorla-Vinueza, X. R. (2020). Determinación del índice de calidad del agua (NSF) del río Copueno ubicado en Cantón Morona. *Revista Científica Domino de las Ciencias*, 6(2), 734-746. <https://www.dominiodelasciencias.com/index.php/es/article/view/1245>
- Moreyra, R. E. O., Vivas-Aguas, L. J., & Boza, A. A. (2022). Desarrollo de un Índice Numérico de Calidad de Agua Marina para la pesca y maricultura en la costa central del Perú. *Revista del Instituto de investigación de la Facultad de minas, metalurgia y ciencias geográficas*, 25(50), 401-410. <https://doi.org/10.15381/iigeo.v25i50.23266>
- Nasir, N., Kansal, A., Alshaltone, O., Barneih, F., Sameer, M., Shanableh, A. y Al-Shamma'a, A. (2022). Clasificación de la calidad del agua mediante algoritmos de aprendizaje automático. *Journal of Water Process Engineering*, 48 , 102920.
- Nadal, F., Brandalise, V., Rodríguez, M. I., Larrosa, N., Ruiz, M., Halac, S., & Olivera, P. (2012). Evaluación y valoración de la calidad del agua del embalse San Roque (Córdoba) para uso recreativo. IV Congreso Internacional sobre Gestión y Tratamiento Integral del Agua, Córdoba, Argentina.

- Organismo de evaluación y fiscalización ambiental (OEFA), Dirección de Evaluación (2015). *Informe de la evaluación ambiental de la zona acuícola del distrito de Tumbes, ejecutado durante los años 2014 y 2015*. Informe N° 00031-2015-OEFA-DE-SDCA-CEAI.
- Organismo de evaluación y fiscalización ambiental (OEFA), Dirección de Evaluación (2015). *Informe de la evaluación ambiental de la zona acuícola del distrito de Corrales, ejecutado durante el año 2015*. Informe N° 00025-2015-OEFA-DE-SDCA-CEAI.
- Organismo de evaluación y fiscalización ambiental (OEFA), Dirección de Evaluación (2015). *Informe de la evaluación ambiental de la zona acuícola del distrito de Zarumilla, ejecutado durante el año 2015*. Informe N° 00032-2015-OEFA-DE-SDCA-CEAI.
- Poonam, T., Tanushree, B., & Sukalyan, C. (2013). Water quality indices-important tools for water quality assessment: a review. *International Journal of Advances in chemistry*, 1(1), 15-28.  
<https://www.researchgate.net/publication/262730848>
- Ramírez, C. A. S. (2011). *Calidad del agua: evaluación y diagnóstico*. Ediciones de la U. Universidad de Medellín. Colombia. <http://hdl.handle.net/11407/2568>
- Roszkowska, E. (2013). Rank ordering criteria weighting methods—a comparative overview. *Optimum. Studia Ekonomiczne*, 5 (65), 14-33.  
<https://repozytorium.uwb.edu.pl/jspui/handle/11320/2189>
- Ruiz, N. E. S., Escobar, Y. C., & Escobar, J. C. (2007). A review of physical-chemical parameters as water quality and contamination indicators. *Ingeniería e Investigación*, 27(3), 172-181.
- Sadiq, R., Haji, S. A., Cool, G., & Rodriguez, M. J. (2010). Using penalty functions to evaluate aggregation models for environmental indices. *Journal of environmental management*, 91(3), 706-716.  
<https://doi.org/10.1016/j.jenvman.2009.09.034>

- Shah, K. A., & Joshi, G. S. (2015). Evaluation of water quality index for River Sabarmati, Gujarat, India. *Applied Water Science*, 7(1), 1349-1358.  
[DOI 10.1007/s13201-015-0318-7](https://doi.org/10.1007/s13201-015-0318-7)
- Swamee, P. K., & Tyagi, A. (2007). Improved method for aggregation of water quality subindices. *Journal of environmental engineering*, 133(2), 220-225.  
[https://doi.org/10.1061/\(ASCE\)0733-9372\(2007\)133:2\(220\)](https://doi.org/10.1061/(ASCE)0733-9372(2007)133:2(220))
- Sutadian, A. D., Muttill, N., Yilmaz, A. G., & Perera, B. J. C. (2016). Development of river water quality indices-a review. *Environmental monitoring and assessment*, 188(58), 1-29. [DOI 10.1007/s10661-015-5050-0](https://doi.org/10.1007/s10661-015-5050-0)
- Sutadian, A. D., Muttill, N., Yilmaz, A. G., & Perera, B. J. C. (2017). Using the Analytic Hierarchy Process to identify parameter weights for developing a water quality index. *Ecological Indicators*, 75, 220-233.  
<https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2016.12.043>
- Torres, P.; Cruz, C. H. & Patiño, P. J. (2009). Índices de calidad de agua en fuentes superficiales utilizadas en la producción de agua para consumo humano: Una revisión crítica. *Revista Ingenierías Universidad de Medellín*, 8(15), 79-94.
- Uddin, M. G., Nash, S., Rahman, A., & Olbert, A. I. (2023a). A sophisticated model for rating water quality. *Science of the Total Environment*, 868, 161614.  
<http://dx.doi.org/10.1016/j.scitotenv.2023.161614>
- Uddin, M. G., Rahman, A., Nash, S., Diganta, M. T. M., Sajib, A. M., Moniruzzaman, M., & Olbert, A. I. (2023b). Marine waters assessment using improved water quality model incorporating machine learning approaches. *Journal of Environmental Management*, 344, 118368.  
<https://doi.org/10.1016/j.jenvman.2023.118368>
- Uddin, M. G., Nash, S., Rahman, A., & Olbert, A. I. (2022). A comprehensive method for improvement of water quality index (WQI) models for coastal water quality assessment. *Water Research*, 219, 118532.  
<https://doi.org/10.1016/j.watres.2022.118532>

- Uddin, M. G., Nash, S., & Olbert, A. I. (2021). A review of water quality index models and their use for assessing surface water quality. *Ecological Indicators*, 122, 107218. <https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2020.107218>
- UNESCO (2015). Facing the challenges: case studies and indicators; UNESCO's contribution to The United Nations World Water Development Report 2015 <https://unesdoc.unesco.org/ark:/48223/pf0000232179>
- US EPA (2009). Environmental impact and benefits assessment for final effluent guidelines and standards for the construction and development category. Office of Water, Washington, DC. EPA821-R-09-012
- Veronesi, D., Chiarello, V., & Toma, P. (2021). Machine learning models for water quality prediction: A systematic review. *Environmental Modelling & Software*, 143, 105124.
- Vivas Aguas, L. J., & Navarrete Ramírez, S. M. (2014). Protocolo Indicador Calidad de Agua (ICAMPFF). Indicadores de monitoreo biológico del Subsistema de Áreas Marinas Protegidas (SAMP). *Aqua Docs. Instituto de Investigaciones Marinas y Costeras - INVEMAR; GEF; PNUD*, 1–32. <https://aquadocs.org/handle/1834/6650>
- Vivas-Aguas, L.J., Obando-Madera P.S., Córdoba-Meza T.L., Rojas Escobar D.Y., Pacheco-Vélez C., Cusba J., Saldarriaga-Vélez J., Espinosa L.F. (2023). Boletín estadístico Índice de Calidad de Aguas Marinas y Costeras – ICAM. Reporte año 2022. INVEMAR. Santa Marta. 35 p.
- Xiong, Y., Zhang, T., Sun, X., Yuan, W., Gao, M., Wu, J., & Han, Z. (2023). Groundwater quality assessment based on the random forest water quality index—taking karamay city as an example. *Sustainability*, 15(19), 14477.

## ANEXOS

### Anexo 1. Puntos de muestreo zona acuícola, informes OEFA 2015-2015.

Lugar	Descripción	Coordenadas UTM		
		E	N	
Tumbes	YA-AS-14	El Álamo. Zona manglar.	559 939	9 612 236
	BCH-AS-15	Boca Cherres. Zona manglar.	559 693	9 613 021
	EP-AS-16	Estero Puerto Rico,	566 963	9 612 608
	DRM-AS-17	Desembocadura al mar de Puerto Pizarro.	562 918	9 613 858
	EC-AS-08	Estero Corrales.		
	AC-AS-09	Cercano al estero Corrales.	580 912	9 618 383
	CM-AS-10	Acuícola Marinasol (zona manglar)	585 550	9 619 893
	CN	Canal Nicasio	586 494	9 619 215
	EZ	Estero Zarumilla	581 307	9 619 451
	ECH	Estero Chinchana-canal Crustáceo	579 989	9 619 680
	HUAL	Muelle Hualtaco	579 712	9 620 247
	ENV	Estero La Envidia	580 065	9 618 713
	LVIR	Estero La Envidia	580 591	9 618 277
	LPAL	Langostinera El Palmar-estero La Envidia	577 834	9 619 415
Zarumilla	LVIC	Langostinera Victoria-estero La Soledad	576 692	9 623 386
	CARTZ	Canal artificial estero Zarumilla	576 371	9 622 728
	LCAI	Langostinera Caimán-estero Gallegos	576 552	9 620 893
	GALL	Estero Gallegos-estero Zarumilla	575 755	9 618 711
	ALG	Algarrobo-estero 25	579 052	9 617 505
	CARTP	Canal artificial Paracas	576 772	9 617 637
	PFRG	Puente Fragata	574 492	9 616 980
	LVIRE	Entrada Langostinera Virazón	574 239	9 617 974
	PP	Puente Palo	577 088	9 624 225
	LLAT	Estero de Langostinera Latimar		
Corrales	YA-AS-14	El Álamo. Zona manglar.	551 864	9 604 285
	BCH-AS-15	Boca Cherres. Zona manglar.	556 244	9 604 620
	EP-AS-16	Estero Puerto Rico,	555 508	9 611 920
	DRM-AS-17	Desembocadura al mar de Puerto Pizarro.	555 960	9 612 473
	EC-AS-08	Estero Corrales.	555 207	9 611 718

## Anexo 2. Puntos de muestreo zona acuícola, Monitoreos ANA 2014-2021.

Lugar	Código	Descripción	Coordenadas UTM	
			E	N
Tumbes	ECorr1	-Estero Puerto Pizarro (a 800 m del pueblo)	567674	9613360
	EPuert1	-Estero Jeli (Altura campos Acuícolas)	570676	9614692
	ERama1	-Estero Puerto Rico (lugar donde descargan 3 Langostineras: el Guamito, Cerro Negro y el Tablazo)	566746	9612144
	EPpiz1	-Estero ramada, cerca de la bomba de captación de Langostinera Tumbes	563838	9611210
Corrales	EJeli1			
	ECArt1	-Estero Corrales en confluencia con estero Palo Santo (Embarcándose en estero la Chepa)	553379	9607085
	EBend1			
Zarumilla	Ecama1	-Estero Canal artificial de Lang. la Fragata, Pacifico Azul e Isla Bella	575762	9617089
	EMata1	-Estero el Bendito (boca de estero el Bendito a playa el Bendito)	574520	9619433
	Egall1	-Estero Camarones (Intersección de estero camarones con estero Zarumilla, al inicio del estero Camarones)	582754	9619253
	EZaru1	-Estero Matapalo (frente al puesto policial PVF-Matapalo)	583423	9621179
	EPara1	-Estero Gallegos (sector la Vuelta del fatal, cerca de Langostinera Caimán)	580153	9618875
	EAlga1	-Estero Zarumilla (frente al sendero Interpretativo)	581310	9619437
	EPper1	-Estero Paracas	580581	9618466
	ECorr1	-Estero el Algarrobo	580220	9618105
	EPuert1	-Estero Camarones (Intersección de estero camarones con estero Zarumilla, al inicio del estero Camarones)	585747	9618606

## Anexo 3. Solicitud de acceso a la información pública, portal OEFA.

### Solicitud de Acceso a la Información Pública

De acuerdo con lo establecido en la Ley N° 27806 - Ley de Transparencia y Acceso a la Información Pública, **toda persona tiene derecho a solicitar y recibir información pública** siempre que haya sido creada u obtenida por este Organismo o que se encuentre en su posesión o bajo su control. Si usted desea formular una solicitud de acceso a la información pública, puede llenar el siguiente formulario:

#### I. Datos del solicitante

¿Eres mayor de edad?  Sí  No

Tipo documento \*  N° del documento \*

País \*  Departamento \*

Provincia \*  Distrito \*

Domicilio \*

Email  Teléfono

(Es opcional, pero permite enviarte notificaciones y contactarte si se necesita alguna precisión. Si quieres recibir la información por este medio es obligatorio)

(Es opcional, pero podría optimizar la atención de tu solicitud)

#### II. Información solicitada

Ingrese información a solicitar (\*):

Puede solicitar cualquier información contenida en documentos escritos, fotografías, grabaciones, soporte magnético o digital o cualquier otro formato, siempre que haya sido creada u obtenida, o que se encuentre en posesión del OEFA. El pedido debe ser efectuado en forma clara, concreta y precisa. (Máximo 1000 caracteres)

#### III. Forma de entrega de la información

Correo electrónico     CD     DVD     Copia simple A4

Copia simple A3     Copia simple A2     Copia simple A1     Copia simple A0

**Nota:** Es importante que especifiques la forma de entrega de la información, de lo contrario, la información se entregará mediante copia simple para lo cual deberá cancelar los costos de reproducción.

#### IV. Autorización para recibir notificaciones por correo electrónico

Autorizo     No autorizo

(\*) Campo obligatorio

**ENVIA TU SOLICITUD**

#### Anexo 4. Valores de los reportes OEFA 2014-2015.

Código	Fecha	pH	OD (mg/L)	DBO (mg/L)	AYG (mg/L)	NITR, (mg/L)	FOSF, (mg/L)	SST (mg/L)	HHP (mg/L)	SULF (mg/L)	CTT (NMP/100ml)
YA-AS-14	May-15	6,87	7,28	1,41	0,71	0,51	0,18	146,50	0,14	0,002	16000,00
	Jul-15	7,69	0,77	0,76	0,71	0,37	0,05	29,30	0,04	0,002	35000,00
	Set-15	7,95	9,67	2,12	0,71	0,44	0,05	33,60	0,14	0,002	4600,00
BCH-AS-15	May-15	6,93	7,21	1,41	0,71	0,50	0,27	153,00	0,14	0,002	16000,00
	Jul-15	7,02	7,71	0,76	0,71	0,37	0,05	28,30	0,04	0,002	35000,00
	Set-15	8,03	9,43	2,12	0,71	0,49	0,04	28,80	0,14	0,002	1400,00
EP-AS-16	May-15	6,9	6,91	1,41	0,71	0,43	0,25	84,50	0,14	0,002	16000,00
	Jul-15	7,89	6,17	0,76	0,71	0,37	0,09	40,00	0,04	0,002	220,00
	Set-15	8,22	9,99	6,00	0,71	0,04	0,06	24,40	0,14	0,002	23,00
DRM-AS-17	May-15	7,86	7,32	1,41	0,71	8,94	0,11	24,40	0,14	0,002	490,00
	Jul-15	7,97	9,92	0,76	0,71	0,37	0,05	32,00	0,04	0,002	16000,00
	Set-15	8,09	6,1	11,00	1,20	0,07	0,07	64,80	0,14	0,002	92,00
EC-AS-08	May-15	8,03	8,17	1,41	0,71	0,13	0,07	27,20	0,14	0,002	1,27
	Jul-15	8,01	8,14	0,07	0,71	0,37	0,06	50,50	0,04	0,002	4,00
	Set-15	8,18	8,7	2,12	1,30	0,05	0,07	40,00	0,14	0,002	1,27
AC-AS-09	May-15	7,99	8,12	1,41	0,71	0,14	0,09	16,80	0,14	0,002	110,00
	Jul-15	8,03	8,79	0,07	0,71	0,37	0,05	59,50	0,04	0,002	1,27
	Set-15	8,19	8,6	2,12	1,50	0,05	0,08	51,20	0,14	0,002	1,27
CM-AS-10	May-15	7,78	7,01	1,41	0,71	0,15	0,12	28,40	0,14	0,002	790,00
	Jul-15	8,01	8,33	0,07	0,71	0,37	0,06	34,00	0,14	0,002	40,00
	Set-15	8,19	8,37	2,12	1,20	0,07	0,08	44,40	0,14	0,002	1,27
CN	Dic-14	7,77	6,21	5,80	0,71	0,04	0,68		0,14	0,002	1,27
	Mar-15	7,36	2,42	3,00	0,71	0,98	0,43	42,00	0,14	0,002	
	Jun-15	7,75	5,22	3,60	0,71	0,37	0,07	13,00	0,04	0,002	4,50
EZ	Ago-15	7,48	3,59	1,10	2,88	0,55	0,12	5,00	0,04	0,002	4,50
	Dic-14	7,9	9,03	4,60	0,71	0,04	0,22		0,14	0,002	1,27
	Mar-15	7,51	4,3	3,90	0,71	0,37	0,11	30,70	0,04	0,002	140,00

	Jun-15	7,59	4,79	3,60	0,71	0,37	0,07	13,00	0,04	0,002	4,50
	Ago-15	7,59	5,04	1,40	0,71	0,37	0,05	7,00	0,04	0,002	7,80
	Dic-14	7,63	5,79	6,30	0,71	0,04	0,77		0,14	0,002	1,27
ECH	Mar-15	4,1	4,25	1,41	0,71	0,08	0,31	37,20	0,14	0,002	23,00
	Jun-15	7,57	4,31	4,00	0,71	0,37	0,09	29,50	0,04	0,002	130,00
	Ago-15	7,52	4,25	0,76	0,71	0,37	0,09	4,00	0,04	0,002	2,00
	Dic-14	7,55	5,35	3,10	0,71	0,04	0,31		0,14	0,002	1,27
HUAL	Mar-15	7,57	3,82	2,60	0,71	0,11	0,36	31,20	0,14	0,002	2400,00
	Jun-15	7,71	5,32	2,80	0,71	0,37	0,15	57,20	0,04	0,002	17000,00
	Ago-15	7,46	4,1	1,20	0,71	0,37	0,10	3,50	0,04	0,002	330,00
	Dic-14	8,08	7,7	1,41	0,71	0,04	0,09		0,14	0,002	1,27
ENV	Mar-15	7,92	5,83	1,41	0,71	0,04	0,14	23,60	0,14	0,002	1,27
	Jun-15	8,1	6,77	1,70	0,71	0,37	0,04	67,50	0,04	0,002	1,27
	Ago-15	8,1	7,21	1,50	0,71	0,37	0,04	6,00	0,04	0,002	49,00
	Dic-14	7,6	4,97	1,41	0,71	0,04	0,19		0,14	0,002	1,27
LVIR	Mar-15	7,72	5,05	5,20	0,71	0,04	0,21	38,00	0,14	0,002	2,00
	Jun-15	7,8	4,93	0,76	0,71	0,37	0,07	22,00	0,04	0,002	4,50
	Ago-15	7,88	6,21	0,10	0,10	0,04	0,06	12,30	0,04	0,002	0,10
	Dic-14	8,04	7,75	1,41	0,71	0,04	0,09		0,14	0,002	1,27
LPAL	Mar-15	7,58	3,68	4,30	0,71	0,04	0,22	30,80	0,14	0,002	1,27
	Jun-15	8,03	5,98	0,76	0,71	0,37	0,05	15,80	0,04	0,002	1,27
	Ago-15	8,05	6,95	1,20	0,71	0,37	0,07	9,10	0,04	0,002	1,27
	Dic-14	7,53	5,43	7,30	0,71	0,04	0,86		0,14	0,002	1,27
LVIC	Mar-15	7,52	2,49	2,40	0,71	0,37	0,44	33,20	0,14	0,002	1,27
	Jun-15	7,87	5,08	1,80	0,71	0,37	0,08	71,50	0,04	0,002	1,27
	Ago-15	7,55	7,55	0,76	0,71	0,37	0,11	3,50	0,04	0,002	4,50
	Dic-14	7,92	8,22	2,10	0,71	0,04	0,27		0,14	0,002	1,27
CARTZ	Mar-15	7,68	4,33	1,41	0,71	0,85	0,29	27,60	0,14	0,002	1,27
	Jun-15	7,94	5,55	2,00	0,71	0,37	0,05	35,00	0,04	0,002	14,00
	Ago-15	7,52	3,67	1,10	0,71	0,37	0,13	5,50	0,04	0,002	7,80

	Dic-14	7,56	4,99	3,80	0,71	0,04	0,20		0,14	0,002	1,27
LCAI	Mar-15	7,31	2,32	3,00	0,71	0,37	0,33	32,00	0,14	0,002	23,00
	Jun-15	7,79	4,9	0,49	0,71	0,37	0,08	59,00	0,04	0,002	1,27
	Ago-15	7,5	3,89	0,10	0,10	0,59	0,09	2,50	0,04	0,002	0,10
	Dic-14	7,8	7,93	3,60	0,71	0,04	0,20		0,14	0,002	1,27
GALL	Mar-15	7,52	4,62	2,70	0,71	0,58	0,41	43,20	0,14	0,002	1,27
	Jun-15	7,8	5	2,10	0,71	0,37	0,07	78,50	0,04	0,002	12,00
	Ago-15	7,52	4,11	0,76	0,71	36,77	0,16	10,00	0,04	0,002	2,00
	Dic-14	7,74	6,14	6,30	0,71	0,04	0,77		0,14	0,002	1,27
ALG	Mar-15	7,87	4,43	14,40	0,71	0,96	0,35	47,60	0,14	0,002	1,27
	Jun-15	7,96	3,8	6,40	0,71	0,68	0,36	39,00	0,04	0,002	110,00
	Ago-15	7,49	3,5	1,40	6,71	0,37	0,09	18,30	0,04	0,002	22,00
	Dic-14	7,86	8,55	2,60	0,21	0,04	0,30		1,19	0,002	1,27
CARTP	Mar-15	8,14	6,59	4,10	0,71	0,87	0,46	60,00	0,14	0,002	1,27
	Jun-15	7,93	6,2	2,90	0,71	0,37	0,06	14,30	0,04	0,002	6,80
	Ago-15	7,64	4,75	1,50	0,71	0,37	0,06	2,50	0,04	0,002	14,00
PFRG	Mar-15	7,16	1,23	3,00	0,71	0,37	0,44	32,40	0,14	0,002	1,27
	Dic-14	7,84	5,56	1,41	0,71	0,04	0,27		0,14	0,002	1,27
LVIRE	Mar-15	7,72	3,24	3,40	0,71	0,04	0,31	39,20	0,14	0,002	23,00
	Jun-15	7,77	4,31	0,76	0,71	0,37	0,12	18,00	0,04	0,002	17,00
	Ago-15	7,74	3,96	0,10	0,10	0,04	0,04	30,50	0,04	0,002	0,10
	Dic-14	7,9	9,97	1,41	0,71	0,04	0,27		0,14	0,002	1,27
PP	Mar-15	7,96	5,54	3,60	0,71	1,02	0,43	37,20	0,14	0,002	1,27
	Jun-15	7,8	1,48	7,70	0,71	0,37	0,16	19,00	0,04	0,002	33,00
	Ago-15	7,93	5,32	0,76	1,60	0,37	0,34	37,50	0,04	0,002	14,00
LLAT	Dic-14	7,58	4	6,20	0,71	2,48	0,38	50,00	0,14	0,002	1,27

## Anexo 5. Valores de los reportes ANA-ALA Tumbes 2014-2020.

Código	Fecha	pH	OD (mg/L)	DBO (mg/L)	AYG (mg/L)	NITR, (mg/L)	FOSF, (mg/L)	SST (mg/L)	HHP (mg/L)	SULF (mg/L)	CTT (NMP/100ml)
ECorr1	Abr-14	7,69	3,02	2,00	0,50	0,89	0,71	26,00	0,02	0,0241	79
EPuert1	Abr-14	8,07	5,7	2,00	0,50	0,14	0,56	103,00	0,02	0,0108	230
ERama1	Abr-14	7,83	6,44	2,00	0,50	0,39	0,18	36,60	0,02	0,0146	79
EPpiz1	Abr-14	8,21	9,5	2,00	0,50	0,12	0,10	29,70	0,02	0,0168	6,8
EJeli1	Abr-14	8,1	8,47	2,00	0,50	0,32	0,11	26,40	0,02	0,0152	33
ECart1	Abr-14	7,7	4,43	2,00	0,50	0,29	0,23	106,00	0,02	0,0072	7,8
EBend1	Abr-14	8,13	7,97	2,00	0,50	0,07	0,06	10,10	0,02	0,0058	2
Ecama1	Abr-14	7,5	3,5	2,00	0,50	0,02	0,53	68,20	0,02	0,069	9,3
EMata1	Abr-14	7,5	4,4	2,00	0,50	0,53	0,35	13,50	0,02	0,0097	8
Egall1	Abr-14	7,6	1,6	2,00	0,50	0,18	0,53	17,30	0,02	0,0069	230
EZaru1	Abr-14	7,6	2,05	2,00	0,50	0,18	0,60	31,20	0,02	0,0106	230
EPara1	Abr-14	7,67	0,89	2,00	0,50	0,11	0,73	23,70	0,02	0,0083	330
EAlga1	Abr-14	7,93	0,02	2,00	0,50	0,00	1,18	24,10	0,02	0,0101	2300
EPper1	Abr-14	7,53	4,01	2,00	0,50	0,18	0,40	11,80	0,02	0,0078	490
ECorr1	Jun-16	7,61		8,00	1,00	0,10	0,18	92,00	0,02	0,002	79
EPuert1	Jun-16	7,88		3,00	1,00	0,25	3,22	112,00		0,002	3300
ERama1	Jun-16	7,79		3,00	1,00	0,05	0,04	157,00		0,002	230
EPpiz1	Jun-16	8,02		3,00	1,00	0,05	0,01	150,00		0,002	490
EJeli1	Jun-16	7,7		3,00	1,00	0,05	0,05	166,00		0,002	49
ECart1	Jun-16	8,31		6,00	1,00	0,36	0,25	202,00		0,002	49
EBend1	Jun-16	8,06		3,00	1,00	0,14	0,01	126,00		0,002	1,8
Ecama1	Jun-16	7,43		3,00	1,00	0,14	0,19	47,00		0,002	33000
EMata1	Jun-16	7,39		3,00	1,00	0,05	0,01	140,00		0,002	140
Egall1	Jun-16	7,67		3,00	1,00	0,06	0,03	213,00		0,002	33
EZaru1	Jun-16	7,29		4,00	1,00	0,05	0,11	245,00		0,002	1100
EPara1	Jun-16	7,2		4,00	1,00	0,60	0,05	266,00		0,002	330
EAlga1	Jun-16	6,81		5,00	1,00	0,05	0,11	146,00		0,002	4900
EPper1	Jun-16	6,37		3,00	1,00	0,05	0,10	144,00	0,20	0,002	33000
ECorr1	Ago-17	7,77	5,909	2,00	1,00	0,03	0,13	38,00			22

EPuert1	Ago-17	7,781	5,231	4,00	1,00	0,07	0,40	23,00				70
ERama1	Ago-17	7,804	4,568	9,00	1,00	0,04	0,73	39,00				1100
EPpiz1	Ago-17	7,652	4,872	3,00	1,00	0,04	0,21	21,00				4,5
EJeli1	Ago-17	8,146	6,595	2,00	1,00	0,04	0,08	13,00				79
ECart1	Ago-17	8,014	11,738	10,00	1,00	1,11	1,23	24,00				49
EBend1	Ago-17	8,232	8,24	2,00	1,00	0,04	0,06	5,00				13
Ecama1	Ago-17	7,521	4,936	3,00	1,00	0,04	0,28	8,00				11
EMata1	Ago-17	7,476	4,647	3,00	1,00	0,04	0,24	13,00				7,8
Egall1	Ago-17	7,468	4,574	2,00	1,00	0,04	0,26	30,00				1,8
EZaru1	Ago-17	8,057	6,978	3,00	1,00	0,04	0,13	18,00				2
EPara1	Ago-17	7,556	4,562	3,00	1,00	0,04	0,41	34,00				13
EAlga1	Ago-17	7,426	4,975	4,00	1,00	0,04	0,59	25,00				27
EPper1	Ago-17	7,512	5,648	2,00	1,00	0,04	0,32	18,00				13
ECorr1	Oct-19	7,659	8,307	2,00	0,10	4,50	0,66	30,00	0,00	0,001		1,8
EPuert1	Oct-19	7,724	7,076	5,00	0,10	4,50	0,70	23,00	0,00	0,001		11
ERama1	Oct-19	7,619	6,721	2,00	0,10	4,50	0,23	17,00	0,00	0,001		1,8
EPpiz1	Oct-19	7,884	7,835	2,00	0,10	4,50	0,32	30,00	0,00	0,001		170
EJeli1	Oct-19	7,887	7,411	2,00	0,10	4,50	0,24	13,00	0,00	0,001		240
ECart1	Oct-19	7,592	8,34	2,00	0,10	4,50	2,85	23,00	0,00	0,001		1,8
EBend1	Oct-19	7,741	7,883	2,00	0,10	4,50	0,11	5,00	0,00	0,001		1,8
Ecama1	Oct-19	8,41	8,41	4,00	0,10	4,50	0,68	15,00	0,00	0,001		220
EMata1	Oct-19	8,152	8,56	2,00	0,10	4,50	0,22	13,00	0,00	0,001		4,5
Egall1	Oct-19	7,965	7,68	2,00	0,10	4,50	0,30	7,00	0,00	0,001		4,5
EZaru1	Oct-19	7,966	8,152	2,00	0,10	4,50	0,36	5,00	0,00	0,001		33
EPara1	Oct-19	8,012	8,331	2,00	0,10	4,50	0,37	13,00	0,00	0,001		11
EAlga1	Oct-19	8,152	8,125	3,00	0,10	4,50	0,64	8,00	0,00	0,001		13
EPper1	Oct-19	7,652	8,362	2,00	0,10	4,50	0,40	13,00	0,00	0,001		220
ECorr1	Nov-20	7,192	6,918		0,10	4,50	0,02	17,00	0,00	0,001		93
EPuert1	Nov-20	7,78	4,438		0,10	4,50	0,02	18,00	0,00	0,001		790
ERama1	Nov-20	7,519	7,471		0,10	4,50	0,02	13,00	0,00	0,001		240
EPpiz1	Nov-20	7,832	7,031		0,10	4,50	0,02	14,00	0,00	0,001		70
EJeli1	Nov-20	7,879	7,232		0,10	4,50	0,02	6,00	0,00	0,001		1,8
ECart1	Nov-20	7,141	6,011		0,63	4,50	2,46	42,00	0,00	0,001		14
EBend1	Nov-20	8,17	7,819		0,10	4,50	0,02	8,00	0,00	0,001		1,8

Ecama1	Nov-20	7,79	5,501	0,10	4,50	0,02	11,00	0,00	0,001	22
EMata1	Nov-20	7,782	4,702	0,10	4,50	0,02	3,00	0,00	0,001	9,3
Egall1	Nov-20	7,499	3,651	0,10	4,50	0,02	4,00	0,00	0,001	0
EZaru1	Nov-20	7,487	6,702	0,10	4,50	0,02	7,00	0,00	0,001	11
EPara1	Nov-20	7,582	7,436	0,10	4,50	0,02	9,00	0,00	0,001	0
EAlga1	Nov-20	7,479	2,53	0,10	4,50	0,02	8,00	0,00	0,001	0
EPper1	Nov-20	7,89	5,112	0,10	4,50	0,02	14,00	0,00	0,001	1,8

---

## Anexo 6. Modelo XGBoost de clasificación para selección de parámetros.

```
import matplotlib.pyplot as plt
import xgboost as xgb
from sklearn.datasets import load_iris
from sklearn.model_selection import train_test_split
from sklearn.metrics import confusion_matrix, \
    classification_report, \
    accuracy_score, \
    balanced_accuracy_score, \
    ConfusionMatrixDisplay

# Cargamos el conjunto de datos
df = pd.read_excel('C:/Users/milto/Tesis/datos_calidad_agua3.xlsx')
df.head(50).iloc[10:12]
```

	pH	OD	DBO	AYG	NO3	PO4	SST	HHP	SULF	CTT	Contaminado
10	7.97	9.92	0.756604	0.707107	0.367696	0.0463	32.0	0.035355	0.002	16000.0	1
11	8.09	6.10	11.000000	1.200000	0.070000	0.0700	64.8	0.141421	0.002	92.0	0

```
# Dividir el conjunto de datos
X = df.drop(columns=['Contaminado'])
y = df['Contaminado']
#Estructuramos el modelo
X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X, y, test_size=0.4,
                                                    random_state=42)

# Inicializa el modelo
modelo_xgb = xgb.XGBClassifier(use_label_encoder=False, eval_metric='logloss')
# Ajustar el modelo
modelo_xgb.fit(X_train, y_train)
# Usa el modelo para predecir
y_pred = modelo_xgb.predict(X_test)
#Evaluación del modelo
def evalua_modelo(modelo):
    score_train = modelo.score(X_train, y_train)
    score_test = modelo.score(X_test, y_test)
    balanced_accuracy = balanced_accuracy_score(y_test, y_pred)
    accuracy = accuracy_score(y_test, y_pred)
    report = classification_report(y_test, y_pred)
    print('score for training set', score_train, 'score for testing set', score_test)
    print("Balanced accuracy score", balanced_accuracy, "Accuracy", accuracy)
    print(report)
    fig, ax = plt.subplots(figsize=(5, 5))
    ConfusionMatrixDisplay.from_predictions(y_test, y_pred, ax=ax);
# Determinamos rango de ajuste para mejores hiperparametros
hyperparameters_ranges = {
    'n_estimators': [50, 100, 200, 300, 400, 500],
    'learning_rate': [0.01, 0.05, 0.1, 0.2, 0.3],
    'max_depth': [3, 5, 7, 9, 11],
    'min_child_weight': [1, 3, 5, 7],
    'subsample': [0.6, 0.7, 0.8, 0.9, 1.0],
    'gamma': np.linspace(0, 0.5, 6)
    'colsample_bytree': [0.6, 0.7, 0.8, 0.9, 1.0],}
from sklearn.model_selection import GridSearchCV

# XGBoost classifier
modelo_xgb = xgb.XGBClassifier()

# Realizando la búsqueda por cuadrícula
random_search = GridSearchCV(modelo_xgb, param_grid=hyperparameters_ranges,
                             n_jobs=-1,
                             cv=5,
                             verbose=2)

random_search.fit(X_train, y_train)

# buscando los mejores hiperparametros
best_hyperparameters = random_search.best_params_
print(f"Best hyperparameters: {best_hyperparameters}")

#Resultado mejores hiperparametros.
Fitting 5 folds for each of 1 candidates, totalling 5 fits
Best hyperparameters: {'colsample_bytree': 0.6,
                       'gamma': 0.5, 'learning_rate': 0.05,
                       'max_depth': 5, 'min_child_weight': 1,
                       'n_estimators': 50, 'subsample': 1.0}
```

## Anexo 7. Ajuste de curvas en el Software Curvet Expert 2.7.3.

CurveExpert Professional 2.7.3\*

File Edit Data Calculate Tools Window Help

Results

Name	Kind	Score
Rational Model	Regression	997
Rational Model	Regression	997
Polynomial Regression (degree=11)	Regression	996
Gaussian Model	Regression	995
Gaussian Model	Regression	995

**Gaussian Model**

Kind: Regression  
 Family: Miscellaneous  
 Equation:  $a \cdot \exp(-(x-b)^2 / (2 \cdot c^2))$   
 a = 1.000000E+02  
 b = 8.500000E+00  
 c = 1.028325E+00  
 Standard Error: 4.26814521328431E-08  
 Coefficient of Determination (r^2): 1.000000000000000E+00  
 Correlation Coefficient (r): 1.000000000000000E+00  
 Number of iterations: 2  
 Status: OK

Graphs and Data

Data Notes Data Plot Top Results +

Raw Data

Result Preview

Messages

Correlation Coefficient : 9.999988225316023E-01  
 Run time : 0.0040 seconds  
 Final Result [Linear Regressions/Polynomial Regression (degree=19)]:  
 Equation : a + b\*x + c\*x^2 + ...  
 a = -8.472868156643108E+05  
 b = 2.247213359167233E+06  
 c = -2.726562888199046E+06  
 d = 2.002949797034430E+06  
 e = -9.928687028963950E+05  
 f = 3.498741009811353E+05  
 Model evaluation

Model Information

Name: Gaussian Model  
 Type: Regression

$$y = a e^{-\frac{(x-b)^2}{2c^2}}$$

Parameters

Name	Value
a	9.576467912423502E+01
b	7.850487790919848E+00
c	1.244355980687865E+00

Result Detail Residuals Convergence PHist Analyze Table

Gaussian Model

OK

**Anexo 8. Valores de subíndice e índice de calidad de agua estuarina ICAM<sub>ES</sub> reportes OEFA 2014-2015.**

Código	pH	OD	DBO	AYG	NITR,	FOSF,	SST	HPDD	SULF	CTE	ICAM <sub>ES</sub> (a)	ICAM <sub>ES</sub> (b)
	28	92	88	89	93	45	8	79	47	2	31,8	63,6
YA-AS-14	73	2	93	89	94	76	75	95	47	1	26,6	68,6
	87	99	82	89	94	79	72	79	47	7	59,1	77,5
	31	92	88	89	93	37	7	79	47	2	30,4	62,8
BCH-AS-15	35	95	93	89	94	79	76	95	47	1	44,0	76,0
	90	99	82	89	93	83	76	79	47	20	68,6	79,1
	30	89	88	89	94	38	32	79	47	0	28,2	63,4
EP-AS-16	84	80	93	89	94	63	66	95	47	67	74,5	77,1
	96	99	57	89	94	74	79	79	47	98	80,1	83,6
	82	92	88	89	86	59	79	79	47	43	71,7	76,2
DRM-AS-17	88	99	93	89	94	80	73	95	47	2	52,5	80,2
	92	79	36	82	94	70	46	79	47	88	66,2	71,9
	90	97	88	89	94	70	77	79	47	96	82,0	84,4
EC-AS-08	89	96	99	89	94	74	58	95	47	97	81,4	85,1
	95	98	82	80	94	70	66	79	47	96	79,5	82,4
	88	96	88	89	94	63	85	79	47	85	80,5	83,0
AC-AS-09	90	98	99	89	94	78	50	95	47	96	80,8	85,3
	96	98	82	77	94	66	57	79	47	96	77,0	80,7
	78	90	88	89	94	56	76	79	47	31	67,4	74,0
CM-AS-10	89	97	99	89	94	74	71	79	47	97	83,0	85,8
	96	97	82	82	94	66	63	79	47	96	78,4	81,6
	78	81	59	89	94	22		79	47	96	35,8	68,0
CN	54	10	76	89	93	28	65	79			20,6	54,4
	77	62	72	89	94	69	88	95	47	97	76,0	78,8
	61	26	90	57	93	56	94	95	47	97	62,8	72,9
	84	98	65	89	94	41		79	47	96	41,1	73,9
EZ	63	41	70	89	94	58	74	95	47	79	64,9	69,3
	68	52	72	89	94	69	88	95	47	97	73,2	77,0
	68	58	88	89	94	76	92	95	47	97	77,7	81,1
	70	74	56	89	94	20		79	47	96	34,4	65,7
ECH	0	40	88	89	94	34	69	79		98	22,4	66,8
	66	41	69	89	94	63	75	95	47	81	66,4	70,6
	64	40	93	89	94	63	94	95	47	96	71,5	78,2
HUAL	65	65	75	89	94	34		79	47	96	37,4	66,9

	66	30	79	89	94	31	74	79		12	34,7	58,9
	74	64	77	89	94	50	52	95	47	2	42,1	64,6
	60	36	90	89	94	62	95	95	47	55	65,2	72,1
	92	95	88	89	94	63		79	47	96	45,3	78,6
ENV	85	75	88	89	94	52	80	79		96	57,6	78,0
	93	88	85	89	94	82	44	95	47	96	77,4	82,2
	93	92	87	89	94	84	93	95	47	96	86,6	88,5
	68	57	88	89	94	44		79	47	96	38,8	68,5
LVIR	75	58	62	89	94	42	68	79		96	50,1	69,4
	79	56	93	89	94	68	81	95	47	97	76,2	79,7
	83	81	99	98	94	72	88	95	47	96	83,8	86,3
	90	95	88	89	94	63		79	47	96	45,2	78,5
LPAL	67	28	67	89	94	41	74	79	47	96	59,2	68,2
	90	77	93	89	94	77	86	95	47	96	82,8	84,9
	91	90	90	89	94	68	91	95	47	96	83,6	86,0
	64	67	51	89	94	19		79	47	96	33,0	63,5
LVIC	64	11	80	89	94	28	72	79		96	37,5	66,3
	83	59	85	89	94	68	41	95	47	96	69,6	74,9
	65	94	93	89	94	59	95	95	47	97	81,0	84,8
	85	97	82	89	94	37		79	47	96	41,5	75,2
CARTZ	73	41	88	89	93	35	77	79		96	48,9	71,0
	86	69	83	89	94	77	71	95	47	98	78,3	80,7
	64	27	90	89	94	54	93	95		97	50,3	75,1
	66	57	70	89	94	43		79	47	96	37,6	66,0
LCAI	51	9	76	89	94	33	73	79		98	36,8	65,6
	79	55	96	89	94	66	51	95	47	96	71,1	76,0
	62	32	99	98	93	62	95	95	47	96	70,1	79,5
	79	96	72	89	94	43		79	47	96	41,4	73,7
GALL	64	48	78	89	93	29	64	79		96	46,4	67,5
	79	57	82	89	94	71	36	95	47	98	68,3	74,5
	64	36	93	89	67	48	90	95	47	96	66,9	75,0
	76	80	56	89	94	20		79	47	96	35,1	67,4
ALG	83	44	26	89	93	32	60	79		96	41,6	64,0
	87	30	55	89	93	31	67	95	47	85	56,6	66,6
	62	24	88	10	94	64	84	95	47	98	52,6	69,9
	82	98	79	97	94	35		5	47	96	35,5	73,2
CARTP	94	86	68	89	93	27	50	79		96	49,4	73,1
	86	81	76	89	94	73	87	95	47	97	80,9	83,0
	70	51	87	89	94	73	95	95	47	98	76,3	80,6
PFRG	43	4	76	89	94	28	73	79		96	30,5	64,3
LVIRE	81	70	88	89	94	37		79	47	96	39,6	70,9

	75	20	73	89	94	34	67	79		98	42,2	66,9
	78	41	93	89	94	56	84	95	47	98	71,1	77,5
	76	33	99	98	94	81	74	95	47	96	72,2	80,1
	84	99	88	89	94	37		79	47	96	41,9	76,3
PP	87	69	72	89	93	28	69	79		96	50,1	72,1
	79	4	49	89	94	49	84	95	47	98	46,4	70,2
	86	64	93	76	94	32	69	95	47	98	67,9	75,2
LLAT	67	34	56	89	92	30	58	79	47	96	55,5	64,4

(a) Promedio geométrico ponderado; (b) media cuadrática ponderada

**Anexo 9. Valores de subíndice e índice de calidad de agua estuarina ICAM<sub>ES</sub> reportes ANA 2014-2021.**

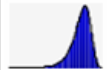

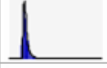






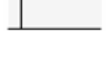
Código	Fecha	pH	OD	DBO	AYG	NITR,	FOSF,	SST	HPDD	SULF	CTE	ICAM <sub>ES</sub> (a)	ICAM <sub>ES</sub> (b)
ECorr1	2014	73	17	83	93	93	21	78	98	0	91	19,1	69,1
EPuert1	2014	92	72	83	93	94	25	22	98	0	66	36,3	67,7
ERama1	2014	81	84	83	93	94	45	69	98	0	91	41,0	77,2
EPpiz1	2014	96	99	83	93	94	60	75	98	0	97	41,1	84,2
EJeli1	2014	93	97	83	93	94	59	78	98	0	98	44,0	83,9
ECArt1	2014	74	44	83	93	94	40	21	98	1	97	43,3	67,8
EBend1	2014	94	96	83	93	94	76	90	98	3	96	70,4	87,0
Ecama1	2014	62	24	83	93	94	25	44	98	0	98	2,6	65,8
EMata1	2014	62	43	83	93	93	32	88	98	0	97	44,6	73,0
Egall1	2014	68	5	83	93	94	25	85	98	1	66	33,8	66,1
EZaru1	2014	68	7	83	93	94	23	74	98	0	66	29,6	64,3
EPara1	2014	72	3	83	93	94	21	80	98	1	55	27,3	64,2
EAlga1	2014	86	1	83	93	94	16	80	98	0	13	18,2	62,6
EPper1	2014	64	34	83	93	94	30	89	98	1	43	42,2	65,8
ECorr1	2016	69		48	85	94	46	28	79	47	91	30,4	59,4
EPuert1	2016	83		76	85	94	10	18		47	9	14,7	49,3
ERama1	2016	79		76	85	94	85	6		47	66	22,1	62,2
EPpiz1	2016	90		76	85	94	96	7		47	43	22,1	63,4
EJeli1	2016	74		76	85	94	78	5		47	96	22,0	65,0
ECArt1	2016	98		57	85	94	39	2		47	96	17,5	60,5
EBend1	2016	91		76	85	94	97	13		47	96	26,4	70,6
Ecama1	2016	58		76	85	94	45	61		47	1	15,8	53,2
EMata1	2016	56		76	85	94	96	9		47	79	23,6	64,4
Egall1	2016	72		76	85	94	88	1		47	98	19,1	67,0
EZaru1	2016	50		69	85	94	59	1		47	24	13,0	49,4
EPara1	2016	45		69	85	93	77	0		47	55	13,8	55,2
EAlga1	2016	26		63	85	94	59	8		47	6	14,5	46,2
EPper1	2016	12		76	85	94	60	9	79	47	1	14,0	51,3
ECorr1	2017	78	76	83	85	94	53	68			98	44,2	73,1

EPuert1	2017	78	63	69	85	94	29	80			92	39,2	68,2
ERama1	2017	80	47	44	85	94	21	67			24	28,1	52,9
EPpiz1	2017	71	54	76	85	94	43	82			97	40,9	69,3
EJeli1	2017	94	86	83	85	94	66	88			91	48,3	79,2
ECArt1	2017	89	100	40	85	93	16	80			96	36,7	73,1
EBend1	2017	97	97	83	85	94	76	94			98	51,2	84,4
Ecama1	2017	64	56	76	85	94	36	92			98	40,3	70,0
EMata1	2017	61	49	76	85	94	40	88			97	39,7	68,6
Egall1	2017	60	47	83	85	94	38	75			96	38,6	66,9
EZaru1	2017	91	90	76	85	94	53	84			96	46,6	77,6
EPara1	2017	66	47	76	85	94	29	71			98	37,0	65,5
EAlga1	2017	58	57	69	85	94	24	79			98	36,6	66,1
EPper1	2017	63	71	83	85	94	34	84			98	41,4	71,7
ECorr1	2019	72	97	83	98	90	22	75	100	73	96	71,3	81,8
EPuert1	2019	75	91	63	98	90	22	80	100	73	98	69,2	79,9
ERama1	2019	69	87	83	98	90	40	85	100	73	96	77,4	82,3
EPpiz1	2019	84	95	83	98	90	34	75	100	73	75	74,0	80,3
EJeli1	2019	84	93	83	98	90	39	88	100	73	65	75,8	81,0
ECArt1	2019	68	97	83	98	90	10	80	100	73	96	64,2	81,9
EBend1	2019	76	95	83	98	90	58	94	100	73	96	84,4	86,8
Ecama1	2019	100	97	69	98	90	22	87	100	73	67	69,9	80,9
EMata1	2019	94	98	83	98	90	41	88	100	73	97	81,4	86,6
Egall1	2019	87	95	83	98	90	35	92	100	73	97	79,1	85,7
EZaru1	2019	87	96	83	98	90	32	94	100	73	98	78,6	86,1
EPara1	2019	89	97	83	98	90	31	88	100	73	98	78,0	85,6
EAlga1	2019	94	96	76	98	90	23	92	100	73	98	74,4	85,4
EPper1	2019	71	97	83	98	90	30	88	100	73	67	72,6	80,4
ECorr1	2020	45	89		98	90	93	85	100	73	88	50,9	81,4
EPuert1	2020	78	44		98	90	93	84	100	73	31	42,1	72,3
ERama1	2020	63	93		98	90	93	88	100	73	65	51,1	80,9
EPpiz1	2020	81	90		98	90	93	87	100	73	92	54,1	84,8
EJeli1	2020	83	92		98	90	93	93	100	73	96	55,1	86,6
ECArt1	2020	42	78		91	90	11	65	100	73	98	35,4	69,2
EBend1	2020	95	95		98	90	93	92	100	73	96	56,0	87,9

Ecama1	2020	79	68	98	90	93	89	100	73	98	52,3	82,6
EMata1	2020	78	50	98	90	93	95	100	73	98	50,3	81,3
Egall1	2020	62	27	98	90	93	94	100	73	96	44,8	78,0
EZaru1	2020	62	87	98	90	93	92	100	73	98	53,4	84,4
EPara1	2020	67	93	98	90	93	91	100	73	96	54,1	85,2
EAlga1	2020	61	11	98	90	93	92	100	73	96	39,0	76,9
EPper1	2020	84	60	98	90	93	87	100	73	96	51,3	81,4

(a) Promedio geométrico ponderado; (b) media cuadrática ponderada

## Anexo 10. Distribuciones de ajuste en los parámetros seleccionados

Entrada	Gráficos	Distribución ajustada	Mínimo	Máximo	Media	Desv. est.	5%	95%
pH		RiskExtvalueMin(7.8711;0.27677)	5.1240	8.4943	7.7114	0.3548	7.0485	8.1747
OD		RiskNormal(5.9094;2.1777)	-2.384	14.032	5.909	2.177	2.326	9.490
DBO		RiskLoglogistic(-0.61504;2.8578;3.2484)	-0.503	52.617	2.740	2.298	0.539	6.458
AYG		RiskLaplace(0.70711;0.38203)	-1.7348	3.3257	0.7071	0.3820	0.0846	1.3288
NO <sub>3</sub> <sup>-</sup>		RiskInvgauss(1.3468;0.1192)	0.00683	119.208	1.346	4.492	0.0299	5.919
PO <sub>4</sub> <sup>3-</sup>		RiskLognorm(0.28505;0.51557)	0.00150	14.7295	0.2848	0.5044	0.0190	1.0008
SST		RiskLognorm(42.543;60.807)	0.159	1,262.16	42.50	59.72	4.30	138.18
HHP		RiskExpon(0.072454)	1.56273E-06	0.67381	0.07245	0.07243	0.00371	0.21695
SULF		RiskPareto(1.2851;0.00070711)	0.000707	2.259870	0.003012	0.025785	0.000736	0.007274
CTT		RiskLevy(-0.52465;3.7476)	-0.321	577,282,562.91	76,779.14	5,838,645.74	0.450	951.66

## Anexo 11. Simulación de Montecarlo en el Software @Risk 8.1

