



Universidad
Mariana

Análisis de la influencia de la cobertura del suelo en la calidad del agua de la Laguna de la
Cocha mediante inteligencia artificial

Jaime Andrés Bolaños Urbano

Universidad Mariana
Facultad de Ingeniería
Programa de Ingeniería Ambiental
San Juan de Pasto
2024

Análisis de la influencia de la cobertura del suelo en la calidad del agua de la Laguna de la
Cocha mediante inteligencia artificial

Jaime Andrés Bolaños Urbano

Informe de investigación para optar al título de: Ingeniero Ambiental

Asesor

Mg. Mario Alberto Jurado

Co Asesor

Mg. Santiago Gómez Herrera

Universidad Mariana

Facultad de Ingeniería

Programa de Ingeniería Ambiental

San Juan de Pasto

2024

Artículo 71: los conceptos, afirmaciones y opiniones emitidos en el Trabajo de Grado son responsabilidad única y exclusiva del (los) Educando (s)

Reglamento de Investigaciones y Publicaciones, 2007
Universidad Mariana

Agradecimientos

Agradezco profundamente a Dios por permitirme culminar esta etapa tan crucial en mi pregrado. Su guía y fortaleza fueron fundamentales para superar los desafíos de esta investigación. En primer lugar, quiero expresar mi gratitud a mi familia y amigos, quienes me brindaron un apoyo inquebrantable a lo largo de todo este proceso, animándome y acompañándome en cada etapa.

Quiero dedicar un especial reconocimiento al Dr. Mario Alberto Jurado, cuya confianza y sabiduría fueron fundamentales para inspirarnos en la exploración de este proyecto. Su papel como guía y voz de experiencia ha sido invaluable. Asimismo, deseo reconocer al Mg. Francisco Maffla Chamorro por proporcionar información crucial para nuestra investigación. Agradezco también al Mg. Santiago Gómez Herrera por su disposición y paciencia. Sus palabras y correcciones precisas fueron esenciales para llevar adelante este proyecto hacia sus metas deseadas. Sin su ayuda, no habríamos alcanzado este punto en nuestra investigación.

Sinceramente, extiendo nuestro mi agradecimiento a la Universidad Mariana. Su generoso respaldo, los recursos proporcionados y el acceso a la biblioteca fueron de suma importancia para obtener resultados significativos en este estudio.

Dedicatoria

Agradezco a Dios por brindarme fe, salud y por guiarme a lo largo de mi formación académica. Su apoyo incondicional en momentos de debilidad y la riqueza de conocimiento, experiencia y felicidad que me ha proporcionado son invaluable. A mi querida hermana, Dayana Bolaños, le agradezco por ser mi inspiración y apoyo constante. Sin sus consejos y aliento, no habría sido posible culminar una de mis metas más importantes.

Agradezco de manera especial a mis padres, Maribel Urbano y Jaime Bolaños, quienes han sido mis pilares más importantes. Su apoyo incondicional durante mi formación profesional y crecimiento personal ha sido fundamental. Agradezco también por enseñarme e inculcarme sus valores, los cuales han contribuido a que me convierta en una mejor persona. Son modelos a seguir que luchan día a día por ayudarme a alcanzar mis metas. Gracias por su constante compañía y creencia en este proyecto.

Agradezco a mis primos, tíos y demás familiares por compartirme sus experiencias, brindarme su apoyo y consejos llenos de sabiduría, así como por sus oraciones y aprecio hacia mí.

A mis amigos y compañeros de carrera, les agradezco sinceramente por sus buenos consejos en tiempos difíciles, por dedicarme parte de su tiempo para contar chistes, compartir historias, brindarme explicaciones de asignaturas y acompañarme en las experiencias, tanto positivas como negativas, a lo largo de mi formación académica.

Jaime Andrés Bolaños Urbano

Contenido

Introducción	11
1. Resumen del proyecto	13
1.1. Descripción del problema	13
1.1.1. Formulación del problema	16
1.2. Justificación.....	16
1.3. Objetivos	18
1.3.1. Objetivo general.....	18
1.3.2. Objetivos específicos	18
1.4. Marco referencial o fundamentos teóricos	19
1.4.1. Antecedentes	19
1.4.1.1. Internacionales	19
1.4.1.2. Nacionales.....	20
1.4.1.3. Regionales.....	21
1.4.1. Marco teórico	22
1.4.2. Marco conceptual.....	25
1.4.3. Marco contextual	28
1.5. Metodología	31
1.5.1. Paradigma de investigación	31
1.5.2. Enfoque de investigación.....	31
1.5.3. Tipo de investigación.....	31
1.5.4. Población y muestra / Unidad de trabajo y unidad de análisis	32
1.5.5. Técnica e instrumentos de recolección de información.....	32
1.5.5.1. Mapas autoorganizados y ACP	33
2. Presentación de resultados	36
2.1 Procesamiento de información geoespacial para determinar los tipos de cobertura.....	36
2.1.1. Adquisición y procesamiento de información geoespacial.....	36

2.1.2. Clasificación de la cobertura vegetal	37
2.1.3 Tipos de cobertura presentes en el suelo adyacente a la laguna de la cocha.....	39
2.2. Comparación de las técnicas de ACP y SOM en la interpretación de la calidad del agua.....	40
2.2.1. Análisis descriptivo del muestreo Análisis.	40
2.2.2 Correlaciones	44
2.2.1. Mapas de muestras	45
2.2.2. Mapas de variables	47
2.2.3. Análisis de componentes principales	51
2.2.4. Análisis de SOM y ACP.....	54
2.3. Discusión	56
3. Conclusiones	62
4. Recomendaciones.....	63
Referencias bibliográficas	64

Índice de Tablas

Tabla 1. Coordenadas de los puntos de muestro	32
Tabla 2. Método y unidades para análisis de los parámetros	33
Método y unidades para análisis de los parámetros	33
Tabla 3. Análisis estadístico de las variables evaluadas durante cada período de muestreo	42
Análisis estadístico de las variables evaluadas durante cada período de muestreo	42
Tabla 4. Correlaciones de todo el conjunto de datos.....	45
Tabla 5. Varianza total explicada de acuerdo a cada componente.....	51

Índice de Figuras

Figura 1. Diagrama de flujo de la aplicación del algoritmo SOM (Mapa Autoorganizado).....	24
Figura 2. Mapa de localización Laguna de la Cocha corregimiento del Encano (Nariño).	30
Figura 3. Comparación entre imagen corregida e imagen con errores en bandeo	36
Figura 4. Mapa de cobertura en el suelo adyacente a la Laguna de la Cocha.	38
Figura 5. Cobertura del suelo para cada sitio de muestreo en la zona de búfer de 3 km	39
Figura 6. Mapas de muestras autoorganizados de Kohonen.	46
Figura 7. Mapa de muestras (a); Mapas de variables (b)	48
Figura 8. Análisis de Componentes Principales	52

Lista de Abreviaturas y Siglas

SIG: Sistemas de Información Geográfica

CP: Cultivos y Pastos

BD: Bosque Denso

H: Herbazales

BF: Bosque Fragmentado

SIG: Sistemas de Información Geográfica

CLC: Corine Land Cover

SOM: Mapas Autoorganizativos de Kohonen

ACP: Análisis de Componentes Principales

DBO5: Demanda Bioquímica de Oxígeno a 5 días

DQO: Demanda Química de Oxígeno

DT: Dureza Total

AcT: Acidez Total

O2: Oxígeno Disuelto

DC: Dureza Cálctica

Tmp: Temperatura

Cl: Cloruros

Pt-Co: Color Real (Pt-Co es la unidad)

AT: Acidez Total

PT: Fósforo Total

Introducción

El agua es un recurso fundamental para la vida y el desarrollo humano, y su calidad desempeña un papel crítico en la salud de los ecosistemas acuáticos y en la satisfacción de diversas necesidades humanas. La calidad del agua, entendida como la medida de la pureza y las características fisicoquímicas y biológicas del agua, es un indicador clave para evaluar la salud de los medios hídricos y, por ende, la viabilidad de las actividades socioeconómicas que dependen de ellos. En este sentido, las fuentes de agua superficiales, como lagos y lagunas, son elementos esenciales de la hidrosfera terrestre que sustentan una variedad de usos, desde el consumo humano hasta la agricultura y la vida acuática. (Capitán et al., 2019).

Sin embargo, la calidad del agua en estas fuentes superficiales se ve amenazada por una serie de factores, incluyendo actividades naturales y antropogénicas que alteran la cobertura del suelo y los patrones del ecosistema, así mismo el uso del suelo desempeña un papel crucial en la concentración de contaminantes, y la contaminación mixta de fuentes puntuales y difusas, como la escorrentía agrícola, los residuos domésticos y los vertidos industriales, agrava aún más la problemática. (Rivera Mambuscay 2022) .

Teniendo en cuenta lo anterior, la Laguna de Cocha una fuente de agua vital en el área de estudio enfrenta actualmente graves problemas de contaminación que afectan tanto a la salud pública como al medio ambiente. El uso de su agua para riego de cultivos y la hidratación de animales, sin un plan de saneamiento y monitoreo ambiental adecuado, pone en riesgo la salud de la población local. Para abordar este desafío, es importante realizar estudios que permitan conocer la dinámica espacial y temporal de la calidad del agua superficial y su relación con la cobertura del suelo para obtener información más precisa sobre problemas de calidad de agua a los cuales se pueden estar enfrentando al utilizar el agua del Laguna de la Cocha. Moncayo Riascos, (2020).

En consecuencia, el presente estudio se propuso analizar de manera integral la relación entre la cobertura del suelo y la calidad del agua en la Laguna de La Cocha, mediante el empleo de análisis multivariados durante el año 2018. Utilizado herramientas de inteligencia artificial como los mapas

autoorganizados, representan una oportunidad significativa para mejorar la comprensión de la calidad del agua de manera más eficiente y precisa. Estas innovaciones permiten un enfoque detallado y sofisticado en la evaluación de la calidad del agua, lo que puede conducir a resultados más fiables y una comprensión más profunda de los factores que la afectan. (Sepúlveda García 2021) .

En este orden de ideas, este estudio hace una valiosa contribución al avance de la investigación científica en el campo de la evaluación de la calidad del agua, al explorar y validar nuevos enfoques, como determinar los tipos de cobertura presentes en el suelo adyacente a la laguna y comparar las técnicas de Análisis de Componentes Principales y mapas autoorganizados que permiten un enfoque más detallado y sofisticado para evaluar la calidad del agua, lo que puede conducir a resultados más fiables y a una comprensión más profunda de los factores que la afectan. Estas técnicas ofrecen también la posibilidad de procesar grandes conjuntos de datos de manera rápida y automatizada Morales (2018).

Además, se implementó la metodología Corine Land Cover adaptada para Colombia, para clasificar detalladamente la cobertura del suelo adyacente a la Laguna de la Cocha. Esto permitió obtener información precisa sobre los problemas de calidad de agua a los que se enfrentan aquellos que dependen de este recurso hídrico, así como una mejor comprensión de cómo conservar y restaurar las áreas boscosas circundantes a la laguna, como estrategia fundamental para mejorar y mantener la calidad del agua en este importante ecosistema acuático Rivera (2020).

Finalmente, esta investigación determinó que los mapas autoorganizados resultaron eficaces para identificar patrones robustos en la relación entre la cobertura del suelo y la calidad del agua. Se observó que las zonas con altos niveles de bosque denso ejercen una influencia positiva superior en la calidad del agua en comparación con las áreas dominadas por la actividad agrícola.

1. Resumen del proyecto

La presente investigación se centra en el análisis de la calidad del agua en la laguna de La Cocha mediante técnicas de análisis de datos no convencionales a fin de comprender cómo la cobertura del suelo influye en dicha calidad y en los niveles de contaminación. De hecho, la calidad del agua es un aspecto crítico para determinar la salud de los ecosistemas acuáticos y para satisfacer las necesidades humanas, pero esta se ve amenazada por actividades naturales y antropogénicas que alteran los patrones del ecosistema y la cobertura del suelo.

En relación a lo anterior, la laguna de La Cocha es un recurso vital en nuestra área de estudio, enfrenta problemas graves de contaminación que afectan tanto al medio ambiente como a la salud pública. Asimismo, El uso no regulado de su agua para actividades antrópicas plantea riesgos significativos. Para abordar esta problemática, la presente investigación llevo a cabo un análisis detallado de la calidad del agua y su relación con la cobertura del suelo adyacente, utilizando técnicas avanzadas de inteligencia artificial como mapas autoorganizados y análisis de componentes principales.

Dicho esto, los hallazgos de este estudio adquieren una relevancia significativa para la gestión sostenible del recurso hídrico y la conservación ambiental en la Laguna de la Cocha. Proporcionando información vital para la toma de decisiones, centrándose en la comprensión de la dinámica temporal y espacial de la calidad del agua, así como en la relación entre la cobertura del suelo y la contaminación. Por ende, este proyecto contribuirá al progreso del conocimiento en los ámbitos de la ingeniería ambiental, química y sanitaria.

1.1. Descripción del problema

Actualmente se conoce que la calidad del agua es la variable más importante para describir el medio hídrico, esta medida es esencial tanto para entender el ambiente como para planificar y administrar los recursos hídricos, pues determina si el agua es adecuada para mantener los ecosistemas y satisfacer las diversas necesidades (Urdanigo et al., 2022). En concordancia a lo anterior, es

importante mencionar que la calidad de agua en fuentes de agua superficiales son elementos cruciales de la hidrosfera terrestre, ya que permiten el desarrollo de diversas actividades socioeconómicas necesarias para la supervivencia humana (Qu et al., 2020; Bai et al., 2022).

Sin embargo, numerosas actividades naturales y antropogénicas influyen en los cambios en la cobertura del suelo y los patrones del ecosistema, lo que afecta la calidad del agua y genera un impacto negativo (Zakariya et al., 2021). En relación con la contaminación del agua en ecosistemas lenticos se ha encontrado una variedad de contaminantes, incluidos contaminantes emergentes como productos farmacéuticos, disruptores endocrinos y plastificantes (Patiño et al., 2014) . Seguidamente, el uso de suelo influye fuertemente en la concentración de nutrientes como nitrógeno y fósforo Jurado (2017). Esto se debe a una contaminación mixta de fuentes puntuales y difusas, como la escorrentía agrícola, los residuos domésticos y los vertidos industriales (Islam et al., 2022).

Además, la contaminación de cuerpos de agua de superficie abierta es uno de los mayores desafíos ambientales del mundo (Mamun et al., 2022). Por lo tanto, es imperativo evaluar la variabilidad espacial y temporal de la calidad del agua superficial de cuerpos hídricos lenticos y los factores que influyen en ella como la descarga de aguas residuales, el uso de la tierra y la cobertura del suelo para gestionar los recursos hídricos frente a la contaminación de manera integral determinando la dinámica de la calidad del agua y sus relaciones funcionales (Kang et al., 2023).

Al respecto, vale la pena mencionar, que en el departamento de Nariño (Colombia) se encuentra la Laguna de la Cocha, la cual registra graves problemas de contaminación que afectan tanto a la salud pública como al medio ambiente. Así pues, el uso del agua del lago para riego de cultivos y para hidratación de animales sin un plan de saneamiento y monitoreo ambiental puede poner en riesgo la salud de la población (Burbano & Delgado, 2021). Por ende, es importante realizar estudios que permitan conocer la dinámica espacial y temporal de la calidad del agua superficial para obtener información más precisa sobre problemas de calidad de agua a los cuales se pueden estar enfrentando al utilizar el agua del Laguna de la Cocha (Cabrera, 2015).

De esta manera, se vislumbra la necesidad de medir y evaluar la calidad del agua, mediante una serie de pruebas y análisis fisicoquímicos para identificar la presencia de diferentes contaminantes y organismos en el agua (Bhat et al., 2022). Además, se debe considerar las sustancias contaminantes presentes en agua y la cubierta del suelo a lo largo del tiempo, pues estudios anteriores también han indicado que los cuerpos hídricos con una importante cubierta agrícola y urbana tienen mayores cargas orgánicas y de nutrientes (Mamun et al., 2022).

No obstante, para medir la calidad del agua en fuentes superficiales de forma robusta, como ríos, lagos y embalses, en la literatura técnica se han reportado una combinación de parámetros fisicoquímicos que permiten evaluar su idoneidad para distintos usos, como el consumo humano, la agricultura, la industria y la vida acuática (Licen et al., 2023). Estos parámetros se evalúan a través de análisis de laboratorio y muestreos periódicos en distintos puntos de la fuente superficial, lo que permite hacer un seguimiento de la calidad del agua de forma espacio-temporal (Samboni et al., 2007).

Con relación a lo anterior, para el análisis de las variables mencionadas se han utilizado mapas autoorganizados, también conocidos como mapas de Kohonen, los cuales pueden ser útiles para establecer correlaciones entre el uso del suelo y la contaminación del agua (Shehab et al., 2021). Los mapas auto-organizados de Kohonen consisten en una técnica de aprendizaje no supervisado en el campo de la inteligencia artificial que se utiliza para visualizar y analizar patrones complejos en grandes conjuntos de datos, los cuales se construyen utilizando una red neuronal artificial de una o varias capas, donde cada neurona se conecta con los datos de entrada mediante un conjunto de pesos sinápticos. Durante el entrenamiento, los pesos sinápticos se ajustan para que las neuronas similares estén más cerca en el espacio de características, y las neuronas diferentes estén más alejadas (Peng et al., 2022).

De igual forma, una serie de técnicas avanzadas de análisis estadístico y análisis espacial que han hecho un notable avance en estudios y herramientas espaciales avanzadas como los Sistemas de Información Geográfica (SIG), hacen que los estudios sean convenientes con múltiples técnicas de evaluación (Zakariya et al., 2021). En efecto, el uso de métodos estándar, interpolación espacial y aprendizaje automático (machine learning) utilizan probabilidades de transformación donde se

usan enfoques de aprendizaje automático para hacer frente a los problemas de calidad de agua (Cameron et al., 2018).

1.1.1. Formulación del problema

Considerando lo anteriormente expuesto, esta investigación busca responder la siguiente pregunta ¿Cómo se puede utilizar la inteligencia artificial, específicamente los mapas autoorganizados de Kohonen, para analizar el impacto de la cobertura del suelo en la calidad del agua de la Laguna de la Cocha, basado en los parámetros fisicoquímicos recogidos durante el año 2018?

Con base en esta pregunta, se propone la siguiente hipótesis:

La aplicación de mapas autoorganizados de Kohonen, una técnica avanzada de inteligencia artificial, establecerá de manera efectiva y robusta que la calidad del agua en la Laguna de la Cocha está positivamente influenciada por la cobertura del suelo adyacente.

1.2. Justificación

La calidad del agua desempeña un papel crucial en los ecosistemas, lo cual se hace especialmente relevante en el contexto de la Laguna de la Cocha. La biodiversidad de este cuerpo de agua está directamente vinculada a la calidad de sus aguas, ya que cualquier alteración en este aspecto puede tener consecuencias significativas para las especies que la habitan (Avila et al., 2022). Además, la salud pública de las comunidades que dependen del agua de la laguna para el consumo y la agricultura se encuentran potencialmente amenazados, dado que la contaminación del agua puede tener consecuencias perjudiciales para la salud de la población local. Asimismo, la calidad del agua es esencial para el uso sostenible de los recursos hídricos, ya que influye en la disponibilidad y la viabilidad de estos recursos en el largo plazo (Arrieta, 2021)

En contraste, los avances en tecnología, en particular el uso de herramientas de inteligencia artificial como los mapas autoorganizados, representan un salto significativo en la capacidad de analizar y comprender la calidad del agua de una manera más eficiente y precisa. Estas innovadoras

herramientas permiten un enfoque más detallado y sofisticado para evaluar la calidad del agua, lo que puede conducir a resultados más fiables y a una comprensión más profunda de los factores que la afectan. Estas técnicas ofrecen también la posibilidad de procesar grandes conjuntos de datos de manera rápida y automatizada (Dai et al. 2018).

Por lo tanto, este estudio tiene el potencial de hacer una valiosa contribución al avance de la investigación científica en la evaluación de las causas que afectan la calidad del agua, utilizando herramientas de inteligencia artificial. Al explorar y validar nuevos enfoques, como el uso de mapas autoorganizados, se expandirá el conocimiento disponible sobre cómo evaluar de manera precisa y eficiente la calidad del agua en la Laguna de la Cocha.

Los resultados obtenidos no solo pueden ser beneficiosos para la gestión de la laguna, sino que también proporcionan una base sólida para la implementación de políticas y estrategias destinadas a la conservación y gestión sostenible de los recursos hídricos en la región. Si bien los datos utilizados corresponden al año 2018, es importante destacar que el enfoque metodológico aplicado es fundamentalmente relevante y aplicable en la actualidad. Estos hallazgos proporcionan una comprensión más profunda de la dinámica de la calidad del agua en la Laguna de la Cocha, lo que puede guiar a futuras investigaciones hacia la implementación de técnicas de inteligencia artificial (Peng et al., 2022).

No obstante, es esencial reconocer el impacto potencial en la conservación ambiental. Este estudio no solo mejora nuestra comprensión de la calidad del agua y sus determinantes, sino que también ofrece información valiosa para la implementación de medidas de conservación específicas. Aunque se basa en datos del año 2018, los resultados siguen siendo pertinentes y útiles para las comunidades locales que dependen de la laguna y para la preservación del medio ambiente en general. En última instancia, la conservación de este ecosistema vital es crucial para mantener un equilibrio sostenible en la región (Hu et al., 2018).

Además, en la gestión ambiental, la optimización de recursos es una prioridad crucial. Este estudio se justifica en la necesidad de aprovechar al máximo los recursos disponibles para evaluar la calidad del agua en la Laguna de la Cocha. Comparar métodos convencionales con enfoques

avanzados, como la inteligencia artificial y los mapas autoorganizados, ofrece la oportunidad de lograr una evaluación más precisa y eficiente de la calidad del agua. Esto implica un uso más eficaz del tiempo y los recursos humanos, así como la capacidad de obtener resultados más detallados y confiables, lo que puede tener un impacto significativo en la toma de decisiones y la gestión efectiva de la calidad del agua en la laguna (Su et al. 2022).

Por lo tanto, la necesidad de validar nuevos métodos es evidente en este contexto. Se argumenta que es esencial comparar el enfoque basado en mapas autoorganizados con métodos convencionales para garantizar su fiabilidad y aplicabilidad en entornos específicos, como es el caso de la Laguna de la Cocha. Esta implementación permitirá relacionar la cobertura del suelo con la calidad de agua. Además de establecer la efectividad y confiabilidad de estos nuevos métodos hecho que es esencial para su adopción en futuros estudios y proyectos de gestión de recursos hídricos, lo que contribuye a la mejora continua de las prácticas en este campo y refuerza aún más la justificación de este estudio (Dai et al. 2018).

En concordancia con lo anterior, existe un marco legal sólido y detallado que regula la calidad del agua en fuentes superficiales. Esta regulación incluye la Ley 99 de 1993, que establece los principios y criterios para la protección del medio ambiente, la Resolución 2115 de 2007, que establece los límites permisibles de calidad para las aguas superficiales, y el Decreto 1076 de 2015, en su sección II, que aborda los planes de ordenamiento del recurso hídrico (Chamorro 2018).

1.3. Objetivos

1.3.1. Objetivo general

- Evaluar la relación entre la calidad del agua de la laguna y la cobertura del suelo utilizando técnicas de inteligencia artificial en la Laguna de La Cocha durante el año 2018.

1.3.2. Objetivos específicos

- Determinar los tipos de cobertura presentes en el suelo adyacente a la Laguna de la Cocha mediante información geoespacial.

- Comparar las técnicas de Análisis de Componentes Principales y Mapas autoorganizados en el análisis de influencia de la cobertura del suelo sobre datos calidad de agua de fuentes secundarias.

1.4. Marco referencial o fundamentos teóricos

1.4.1. Antecedentes

Conforme a diversos estudios efectuados en el ámbito del análisis de calidad del agua mediante la aplicación de técnicas de inteligencia artificial, empleando fuentes de información secundaria, se han identificado hallazgos sustanciales a través de una extensa revisión bibliográfica que abarca artículos científicos, obras literarias especializadas y otras fuentes académicas.

1.4.1.1. Internacionales. Uno de los antecedentes importantes es el estudio desarrollado por (Liu et al., 2023), donde analizaron la evolución espaciotemporal de la hidroquímica del agua subterránea en el área de riego y los factores que inciden en ella, se aplicó una metodología que integra diversos enfoques de investigación. Esta aproximación se basa en la combinación de métodos tradicionales de investigación en hidroquímica, el empleo de mapas autoorganizados (SOM) y el análisis de isótopos estables. Además, la combinación de métodos tradicionales de investigación de hidroquímica, mapas autoorganizados e isótopos estables permitió analizar la evolución espaciotemporal y comprender mejor los procesos y factores que la afectan.

En el artículo de (Zhang et al., 2015), titulado Técnicas estadísticas multivariadas para la evaluación de variaciones espaciales y temporales en la calidad del agua del río Gomti (India), se planteó el objetivo de emplear técnicas estadísticas multivariadas para analizar las variaciones en la calidad del agua del río Gomti en India a lo largo del tiempo y el espacio. Los resultados del estudio demostraron la eficacia de estas técnicas para identificar patrones de contaminación y comprender la influencia.

Por su parte Tsakovski et al. (2009) en su artículo titulado "Evaluación de la calidad del agua mediante estadística multivariada" El objetivo principal de este estudio fue aplicar la metodología de mapas autoorganizados (SOM) para analizar la relación entre la contaminación química y la ecotoxicidad en sedimentos acuáticos. Los autores demostraron cómo el SOM permitía identificar clústeres de similitud en los sitios de muestreo y cómo estos clústeres estaban relacionados con diferentes factores de toxicidad. En conclusión, este estudio proporciona una base sólida para investigaciones posteriores sobre la calidad del agua y la ecotoxicidad en entornos acuáticos utilizando enfoques estadísticos multivariados.

En el estudio de (Yotova et al., 2021), titulado "Evaluación de la Calidad del Agua en los ríos Pagladia, Beki y Kolong en Assam, India", se emplearon técnicas estadísticas multivariadas para analizar datos de calidad del agua de 2018. Los resultados revelaron patrones significativos y áreas que necesitan en la gestión de la calidad del agua en estos ríos. Estos hallazgos destacan la efectividad de las técnicas avanzadas en la evaluación de la calidad del agua en entornos similares a la Laguna de la Cocha.

1.4.1.2. Nacionales. El estudio realizado por (Gutierrez & Ospina, 2004) en Bogotá (Colombia), titulado "Redes neuronales artificiales como herramienta para la bioindicación de evaluación y los valores esperados del índice". Este trabajo se centró en la aplicación de redes neuronales artificiales (RN) para evaluar la calidad del agua. El objetivo principal fue comparar los resultados de la RN con índices fisicoquímicos, demostrando una regresión lineal significativa. La metodología incluyó el uso de la RN para procesar datos de macroinvertebrados. Los resultados resaltaron la eficiencia de las RN en la bioindicación de la calidad del agua, con ventajas como simplicidad metodológica y rapidez en la obtención de resultados.

En el estudio realizado por (Hernández et al., 2021), titulado "Calidad de Agua en Afluente del Río Sinú", llevado a cabo en la cuenca baja de la Quebrada Jui, Colombia, se abordaron aspectos cruciales para la evaluación de la calidad del agua. Los autores identifican múltiples factores que afectan la calidad del agua en esta región, incluyendo la influencia de la minería de arena, la deforestación y las aguas residuales domésticas. El estudio se centró en la aplicación de un índice

de calidad del agua (ICA) y técnicas de análisis multivariado para comprender mejor las fuentes de contaminación y sus efectos en el tiempo. Sus hallazgos subrayaron la necesidad de programas de monitoreo a diferentes niveles cronológicos y geográficos, así como la importancia de estudios adicionales en matrices como sedimentos, peces, suelos y cultivos para evaluar la posible bioacumulación y biomagnificación de contaminantes a lo largo del tiempo. Esta investigación proporciona valiosos conocimientos para el enfoque de análisis no convencional propuesto en la presente investigación.

1.4.1.3. Regionales. En un estudio previo realizado por Velandia, (2023) , titulado "Evaluación de la calidad del agua subterránea utilizando métodos de índice y análisis estadístico multivariado: cuenca del río Pavas (Colombia)", se aborda cuestiones relacionadas con la evaluación de la calidad del agua. en un contexto similar. El autor llevó a cabo una investigación en la cuenca del río Pavas, Colombia, con el objetivo de analizar la calidad del agua subterránea. Utilizó una metodología que involucró índices de calidad del agua, análisis estadístico multivariado y herramientas geoespaciales. Los resultados y hallazgos proporcionarán una comprensión integral de la calidad del agua en la región, lo que podría ser relevante para investigaciones futuras, como la presente.

El estudio realizado por Gutiérrez et al (2006) titulado "Bioindicación de la calidad del agua con macroinvertebrados acuáticos en la sabana de Bogotá, utilizando redes neuronales artificiales" Este estudio se centra en la calidad del agua de ríos y la determinación de la misma a través de la bioindicación basada en macroinvertebrados acuáticos. En particular, se analiza el uso de redes neuronales artificiales para predecir la calidad del agua en la región de la sabana de Bogotá, Colombia. Se compara su eficacia con la del esquema de "consenso de expertos" y se demuestra que la metodología basada en redes neuronales artificiales es más eficaz en términos de simplicidad metodológica y rapidez en la obtención de resultados, mientras que también proporciona una alta confiabilidad. Se concluye que la implementación de esta metodología es una alternativa válida al esquema de "consenso de expertos", aunque se enfatiza que los resultados son limitados a la región analizada debido a las diferencias en las ponderaciones de las conexiones neuronales que se producen en otras regiones.

1.4.1. Marco teórico

La evaluación de la calidad del agua superficial es una tarea fundamental para garantizar la protección de los ecosistemas acuáticos y la salud pública (Bai et al., 2022). Para evaluar la calidad del agua, se utilizan diferentes métodos y técnicas que permiten medir y evaluar diferentes parámetros físicos, químicos y biológicos del agua (Liu et al. 2021).

A este respecto, los indicadores del agua son herramientas importantes para evaluar la calidad del agua y su impacto en la salud humana y el medio ambiente, por ejemplo: la temperatura es un indicador que mide la cantidad de calor en el agua y puede afectar la vida acuática, el pH es una medida de la acidez o alcalinidad del agua y puede ser afectado por contaminantes químicos; así mismo, El oxígeno disuelto es un indicador crítico de la calidad del agua, ya que la cantidad de oxígeno afecta directamente a la vida acuática (Mohammadi et al., 2019; Yamamoto et al., 2022). La demanda bioquímica de oxígeno (DBO) es una medida de la cantidad de oxígeno requerida para descomponer la materia orgánica en el agua, lo que puede ser una indicación de la contaminación (Choi et al., 2004) .

De igual forma, la dureza es una medida de la capacidad del agua para conducir electricidad, lo que puede indicar la presencia de iones disueltos en el agua. Los nutrientes, como el nitrógeno y el fósforo, son compuestos esenciales para la vida acuática, pero el exceso de nutrientes puede causar problemas ambientales como la proliferación de algas y eutrofización (Bojago et al., 2023). Los sólidos suspendidos son partículas que se encuentran en el agua, como sedimentos y materia orgánica. Finalmente, los contaminantes, como los metales pesados, los productos químicos y los microorganismos patógenos, son sustancias perjudiciales para la salud humana y el medio ambiente y su presencia puede ser indicativa de la contaminación del agua (Urdanigo et al., 2022).

En este contexto, existen técnicas tanto convencionales como innovadoras para la evaluación y análisis de la calidad del agua superficial en cuerpos lenticos, tales como pruebas microbiológicas, medición de variables fisicoquímicas y tecnologías de inteligencia artificial (Duaví et al., 2021). Además, la implementación de sistemas de información geográficos y el uso de modelos

matemáticos de aprendizaje automático han fortalecido considerablemente estos análisis de calidad del agua. (Liu et al., 2021).

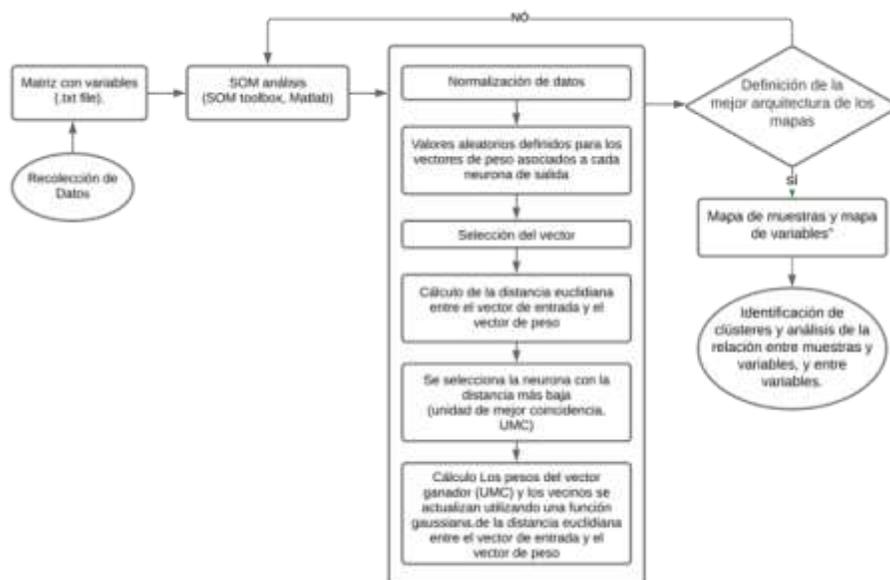
Así pues, el machine learning o aprendizaje automático se presenta como una disciplina dentro de la inteligencia artificial que concentra sus esfuerzos en la creación de algoritmos y modelos matemáticos. Estos modelos tienen la capacidad de permitir que un sistema informático aprenda y mejore su desempeño en una tarea particular sin requerir una programación explícita para lograrlo. (Maas et al., 2023).

Los mapas autoorganizados son una técnica de análisis multivariado que se utiliza para explorar grandes conjuntos de datos y descubrir patrones y relaciones entre las diferentes variables (Kalteh et al., 2008). Esta técnica se basa en la idea de que los datos pueden ser representados en un espacio bidimensional o tridimensional, donde los puntos cercanos entre sí representan valores similares para las diferentes variables (Mariño & Carvalho, 2022).

Con base en lo anterior, los datos se presentan en orden aleatorio durante el entrenamiento, y cada observación se proyecta en un nodo ganador. El nodo ganador es aquel que mejor se ajusta a la observación presentada. El método estándar representado en la Figura 1, consiste en representar las observaciones y los nodos SOM con vectores. Por lo tanto, el nodo ganador es aquel con la distancia más corta desde el vector presentado. Los vectores del ganador y sus nodos vecinos se modifican después del entrenamiento para representar de manera más cercana las señales de entrada. Este tipo de entrenamiento provoca que la red se extienda a través de las áreas densamente pobladas del espacio de datos. Esta red puede ser reducida de un espacio n-dimensional a dos dimensiones y ser investigada con diferentes métodos de visualización. Esto proporciona información sobre cómo los datos residen en el espacio n-dimensional, que es la principal ventaja del SOM. (Rivera 2020).

Figura 1

Diagrama de flujo de la aplicación del algoritmo SOM (Mapa Autoorganizado)



En este sentido, los mapas autoorganizados se utilizan para identificar patrones de variación espacial y temporal en las diferentes variables fisicoquímicas que se miden en el agua (Yotova et al., 2021). Estos mapas permiten visualizar la distribución espacial y temporal de las diferentes variables a lo largo del río y detectar posibles fuentes de contaminación y áreas críticas en términos de calidad del agua. (Tang & Lu, 2022).

Por otro lado, la implementación de diversas metodologías para la clasificación de las coberturas vegetales del suelo adyacente a cuerpos de agua lenticos, destacando la relevancia de la metodología Corine Land Cover (CLC). La cual fue desarrollada por la Agencia Europea de Medio Ambiente y adaptada para su aplicación en el contexto colombiano, ofrece un marco sólido para la evaluación y mapeo de la cobertura del suelo a escala regional o nacional.

No obstante, metodología Corine Land Cover adaptada para Colombia a fin de realizar la clasificación de la cobertura vegetal del suelo adyacente a cuerpos de agua lenticos implica la incorporación de variables específicas, como la diversidad florística, la estructura del dosel y la distribución espacial y temporal de los diferentes tipos de vegetación presentes en el suelo adyacente. Este proceso se lleva a cabo mediante el análisis de imágenes de satélite de alta resolución, las cuales son procesadas geoespacialmente mediante sistemas de información

geográfica como ARGIS y QGIS. Estas herramientas permiten realizar tanto clasificaciones supervisadas como no supervisadas, lo que facilita la identificación y el mapeo de los distintos tipos de cobertura vegetal con una precisión y detalle excepcionales.

1.4.2. Marco conceptual

Contaminación: Se refiere a la introducción deliberada o accidental de sustancias o agentes contaminantes en el medio ambiente, perturbando así el equilibrio natural del ecosistema y poniendo en riesgo la salud de los seres vivos que dependen de él (More, 2022) .

Calidad del agua: La calidad del agua se refiere a la evaluación de la composición química y física del agua en relación con su idoneidad para diversos fines, incluyendo el consumo humano, la agricultura, la industria y la preservación de la vida acuática (Ordoñez, 2023) .

Actividades antropogénicas: Estas actividades son acciones humanas que impactan el entorno natural, como la agricultura, la industria y la urbanización, contribuyendo a cambios en el medio ambiente y la calidad del agua (López et al., 2013).

Cobertura del suelo: La cobertura del suelo se refiere a la distribución y el tipo de vegetación y uso del suelo en una región determinada, lo que puede influir en la calidad del agua debido a la escorrentía y la erosión (Ortega et al. 2018).

Escorrentía agrícola: Es el flujo de agua sobre la superficie del suelo que puede transportar contaminantes, como pesticidas y fertilizantes, desde áreas de cultivo hacia cuerpos de agua cercanos (Ortega et al., 2018).

Dinámica espacial y temporal: La dinámica espacial y temporal se refiere a las variaciones y cambios en la calidad del agua a lo largo del tiempo y en diferentes ubicaciones geográficas, lo que ayuda a comprender su evolución y tendencias (Briones, 2021).

Pruebas y análisis fisicoquímicos: Estos métodos científicos implican la evaluación de la composición química y física del agua, identificando contaminantes y organismos presentes para evaluar su calidad (Morales, 2022).

Matrices: Las matrices son las dos principales formas de entorno que se analizan en relación con la calidad del agua, incluyendo el agua misma y los sedimentos, ya que ambos pueden contener sustancias contaminantes (Bohigues, 2020).

Mapas autoorganizados de Kohonen: Una técnica de inteligencia artificial utilizada para visualizar patrones complejos en grandes conjuntos de datos, que puede ser útil para establecer relaciones entre el uso del suelo y la contaminación del agua (Muñoz Díaz 2020).

Red neuronal artificial: Un modelo computacional que imita el funcionamiento del cerebro humano y se utiliza en diversos campos, incluyendo la predicción de la calidad del agua a partir de datos complejos (Muñoz, 2020).

Análisis estadístico y análisis espacial: Métodos y técnicas utilizadas para analizar datos y patrones, especialmente en el contexto geográfico, como los Sistemas de Información Geográfica (SIG), que ayudan en la comprensión de la calidad del agua en diferentes ubicaciones (Buzai & Montes, 2021).

Aprendizaje automático (machine learning): Una rama de la inteligencia artificial que permite a las computadoras aprender de datos históricos y tomar decisiones basadas en patrones identificados, incluyendo la evaluación de la calidad del agua (Castillo 2023).

Evaluación de la calidad del agua: Es el proceso de medir y analizar parámetros fisicoquímicos y biológicos para determinar si el agua es adecuada para su uso previsto y si cumple con los estándares de calidad establecidos, lo que es fundamental para la gestión sostenible del recurso hídrico (Medina Paucar 2022).

Clúster: Es una agrupación de objetos, datos o variables que son similares entre sí y que se organizan según criterios matemáticos específicos. Esta agrupación es resultado de técnicas de análisis como el clustering, que identifica patrones o estructuras en grandes conjuntos de datos basándose en la proximidad de características o medidas de similitud.

Grupo: Es un término más general y se utiliza en una variedad de disciplinas, desde las ciencias sociales hasta la biología y la psicología. Los grupos se forman por individuos o elementos que

comparten características o que se reúnen con un propósito común, pero no necesariamente porque un análisis cuantitativo indica su similitud Gomes et al., (2019)

Buffer: En el contexto de estudios ambientales, un "buffer" se refiere a una zona tampón que se establece alrededor de un área de interés para protegerla de los impactos externos. Esta zona amortiguadora ayuda a mitigar o filtrar los efectos negativos que podrían provenir de las áreas circundantes, tales como contaminación, ruido, o perturbación ecológica (Luc, 2009) .

Cultivos y Pastos: Esta categoría incluye las áreas utilizadas para la agricultura y la ganadería. Los "cultivos" se refieren a las tierras dedicadas al cultivo de alimentos, fibras, o otros productos vegetales. El "pasto" generalmente se asocia con áreas de pastoreo para ganado. Ambos son cruciales para el estudio de la calidad del agua, ya que pueden influir en la cantidad de nutrientes y contaminantes que se escurran hacia cuerpos de agua cercanos Castillo et al., (2009) .

Bosque Denso: Se refiere a áreas forestales con una cobertura arbórea alta, que generalmente excede el 80% de cobertura del suelo. Los bosques densos son importantes para estudios ecológicos y ambientales porque proporcionan una serie de servicios ecosistémicos, incluyendo la regulación de ciclos hidrológicos y la conservación de la biodiversidad Castillo et al., (2009).

Bosque Fragmentado: Esta categoría describe áreas forestales que han sido divididas en segmentos más pequeños debido a actividades humanas o procesos naturales. La fragmentación del hábitat puede afectar adversamente la biodiversidad, los patrones de migración de la fauna y las funciones ecológicas generales del bosque Castillo et al., (2009).

Herbazales: Representan ecosistemas dominados por especies de plantas herbáceas, tales como gramíneas, que no alcanzan una gran altura como los arbustos o árboles. Estos espacios son esenciales para la fauna local como áreas de alimentación y nidificación y juegan un papel crucial en el control de la erosión y el ciclo del agua Castillo et al., (2009).

Inteligencia Artificial: Se refiere al uso de algoritmos y modelos computacionales que emulan aspectos de la inteligencia humana en la resolución de problemas y la toma de decisiones. En el contexto ambiental, la IA ayuda a analizar grandes volúmenes de datos para identificar patrones y realizar predicciones precisas sobre la calidad del agua y otros factores ambientales (Cedeño, 2023).

Variables Físicoquímicas: Son medidas que describen las propiedades físicas y químicas de un sistema, como la temperatura, pH, conductividad, y oxígeno disuelto. Son esenciales en estudios de calidad del agua porque indican el estado del agua y su capacidad para sostener la vida acuática y otros usos Blanco et al., (2020).

1.4.3. Marco contextual

La Laguna de la Cocha, ubicada en el corregimiento de El Encano, en el departamento de Nariño, Colombia, la cual se muestra en la figura 2. Se encuentra en la vertiente oriental de la cordillera de los Andes, a una altitud aproximada de 2,900 metros sobre el nivel del mar. Este cuerpo de agua, abarca una superficie de alrededor de 40 kilómetros cuadrados, es el lago más extenso de Colombia, además se sitúa en una región de gran importancia geográfica y ambiental (Salamanca y Catalina 2021).

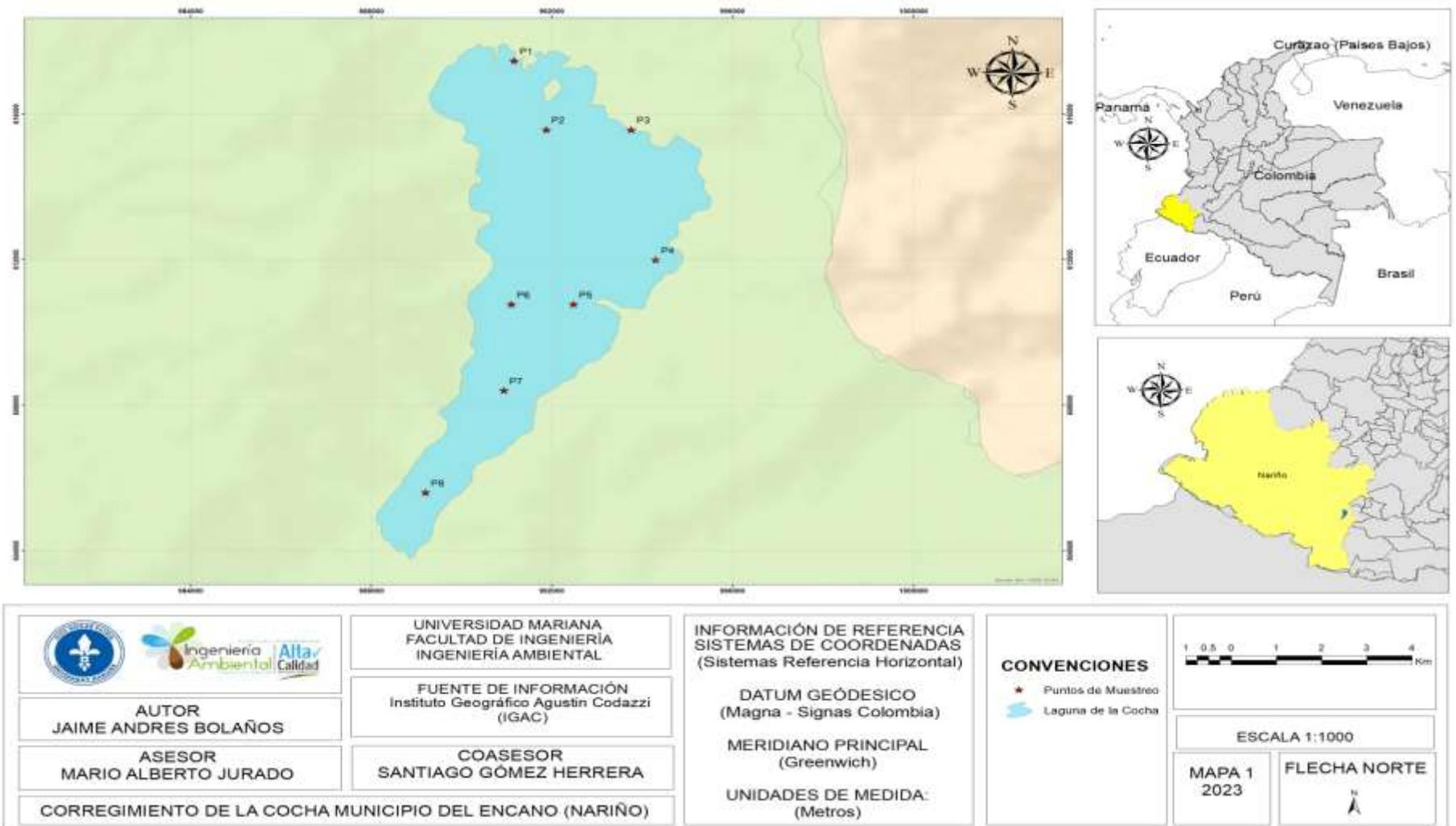
No obstante, la Laguna de la Cocha es un ecosistema de alto valor ecológico. Su biodiversidad incluye una variada fauna y flora, con numerosas especies de aves, peces y plantas acuáticas que dependen de su entorno. Además, la laguna desempeña un papel crucial en la regulación del clima local y provee de agua dulce a la región, lo que la convierte en un recurso vital para la fauna y las comunidades circundantes (Apráez 2014).

Además, desde una perspectiva cultural e histórica, la Laguna de la Cocha tiene una importancia significativa. Las comunidades indígenas y campesinas que habitan en la región han mantenido una relación ancestral con la laguna, incorporándola en sus tradiciones y modo de vida. La preservación de estas tradiciones es fundamental para la identidad cultural de la zona.

En este contexto, la conservación y la gestión adecuada de la Laguna de la Cocha se convierten en cuestiones de vital importancia. Se requiere un enfoque integral que involucre a las comunidades locales, las autoridades gubernamentales y las organizaciones de conservación. La promoción de prácticas sostenibles, la educación sobre la importancia de la laguna y el desarrollo de políticas de conservación efectivas son fundamentales para garantizar un futuro sostenible para esta región (Tognelli et al., 2016) .

Figura 2

Mapa de localización Laguna de la Cocha corregimiento del Encano (Nariño)



1.5. Metodología

1.5.1. Paradigma de investigación

La línea de investigación se enfoca en el diagnóstico ambiental, dado que aborda los problemas relacionados con la calidad del agua. Busca analizar la influencia de la cobertura del suelo en la calidad del agua de la Laguna de la Cocha. Este paradigma adopta un enfoque multidisciplinario que combina técnicas avanzadas de análisis de datos, inteligencia artificial y análisis estadístico para abordar un problema ambiental crítico, a través de datos fisicoquímicos y geoespaciales.

1.5.2. Enfoque de investigación

La presente investigación adopta un enfoque mixto que integra tanto la metodología cuantitativa como la cualitativa. Se centra en el análisis exhaustivo de las características fisicoquímicas del agua con el propósito de abordar la pregunta de investigación y validar o refutar la hipótesis planteada. Esta aproximación combina el procesamiento y análisis de datos numéricos mediante técnicas estadísticas para cuantificar relaciones y patrones, junto con la exploración cualitativa para comprender de manera más profunda el contexto y los factores subyacentes que pueden influir en los resultados. A través de esta convergencia de métodos, se busca ofrecer una comprensión integral y precisa de la problemática en estudio.

1.5.3. Tipo de investigación

Este estudio adopta un enfoque de investigación experimental correlacional, descriptivo y evaluativo. En primer lugar, se identificaron estrategias con aplicabilidad directa en la resolución del problema específico, lo que respalda el enfoque experimental. Además, se busca proporcionar una explicación exhaustiva de la problemática en cuestión, lo que lo clasifica como un enfoque descriptivo. Por último, el enfoque evaluativo se evidencia en el objetivo de mejorar tanto el conocimiento existente como la capacidad de tomar decisiones informadas en relación con el

problema estudiado. Esta combinación de enfoques busca abordar de manera integral y efectiva la cuestión de investigación planteada.

1.5.4. Población y muestra / Unidad de trabajo y unidad de análisis

La población de interés para este estudio está constituida por el corregimiento de El Encano, ubicado en el departamento de Nariño. Dentro de este contexto geográfico, se seleccionó como muestra específica la Laguna de la Cocha, reconocida por su biodiversidad y relevancia ecológica. Para realizar un análisis detallado, se establecieron ocho puntos de muestreo alrededor de la laguna. Estos puntos fueron escogidos estratégicamente para abarcar una amplia representatividad del ecosistema acuático y están visualizados en la Figura 2. En la Tabla 1 se presentan las coordenadas exactas de cada uno de estos puntos y zona según su ubicación, permitiendo así una replicabilidad precisa de la investigación y facilitando la correlación espacial de los datos obtenidos.

Tabla 1

Coordenadas de los puntos de muestro

<i>Punto</i>	<i>ESTE</i>	<i>NORTE</i>	<i>Zona</i>
P1	991188	617331	Parte alta de la laguna
P2	991902	615547	Parte alta de la laguna
P3	993790	613056	Parte alta de la laguna
P4	994323	611972	Parte media de la laguna
P5	992511	610740	Parte media de la laguna
P6	991136	610744	Parte media de la laguna
P7	990966	608373	Parte media de la laguna
P8	989238	605567	Parte baja de la laguna

1.5.5. Técnica e instrumentos de recolección de información

La medición de los parámetros fue realizada por Ocaña (2018) en el Laboratorio de Análisis Ambiental de la Universidad Mariana, una entidad acreditada por el IDEAM. La base de esta investigación se fundamenta en la información recopilada en el informe de muestreo y aforo para el espejo de agua, así como para los 12 afluentes de la Laguna de la Cocha, identificado con el

número de informe ITLAB 3070, versión 02, durante el periodo comprendido entre abril de 2018 y octubre de 2018.

Es esencial destacar que la información utilizada en este estudio proviene de fuentes secundarias que se adaptaron a la necesidad espacial y temporal requerida para la implementación de las técnicas estudiadas. Con el objetivo de asegurar la efectividad de las metodologías, se llevó a cabo un ranking de parámetros y puntos de muestreo, excluyendo aquellos que pudieran generar ruido en los resultados de las técnicas aplicadas. En la tabla 2 se detallan los métodos empleados para los análisis de los parámetros seleccionados.

Tabla 2

Método y unidades para análisis de los parámetros

Parámetro	Método	Unidades
pH	Método del electrodo	Unidades de pH
Temperatura	Método sensores de temperatura electrónico	°C
Oxígeno Disuelto	Método de la sonda de oxígeno disuelto	mg/L
DBO5	Método Yodométrico	mg O2/L
DQO	Método de reflujo abierto con dicromato	mg O2/L
Dureza Total	Método EDTA	mg CaCO3/L
Cloruros	Método titulométrico con nitrato de plata	mg Cl-/L
Acidez Total	Método titulométrico con hidróxido de sodio	mg CaCO3/L
Color Real	Método espectrofotométrico de absorbancia a 455 nm	UPC
Dureza Cálctica	Método EDTA	mg CaCO3/L
Fósforo Total	Método de persulfato de potasio	mg P/L

Fuente: Laboratorio Análisis Ambiental 2018

1.5.5.1 Mapas autoorganizados y ACP

Se utilizó el algoritmo de entrenamiento por lotes para entrenar el SOM con el conjunto de datos completo. Este algoritmo tiene capas de entrada y salida en su estructura que están formadas por unidades de mapa (o neuronas). Cada capa de entrada es un vector de entrada m-dimensional ($X = [x_1 + x_2, \dots, x_m]$), cuyos elementos son las neuronas de entrada que corresponden a las m variables del conjunto de datos. La capa de salida está compuesta por n neuronas (nodos, dispuestos en una

rejilla hexagonal), cuyo número y topología están definidos por el usuario. Cada neurona de salida está conectada a todas las neuronas de entrada a través de vectores de peso ($w_k = [w_{1k}, w_{2k}, \dots, w_{mk}]$, donde $k=1,2,\dots,n$). Su dimensión corresponde al número de variables (m) del conjunto de datos.

Inicialmente, el conjunto de datos se normalizó inicialmente mediante transformación de z-score para convertir las variables a una escala común con media cero y desviación estándar uno, esto evita la dominancia de una variable o clúster de variables (Asan y Ercan 2012). Se utilizó el algoritmo de entrenamiento por lotes para entrenar los mapas autoorganizados. Se probaron diferentes arquitecturas 5×5 a 15×15 neuronas. A partir de los resultados, se eligió el más informativo con la mayor capacidad de discriminación, para establecer el número de nodos de salida (neuronas) en los mapas autoorganizados.

La arquitectura elegida debe contar con un número óptimo de clústeres, los cuales sean representativos, como se puede observar en los mapas de muestras presentados en la figura 6 y figura 7a. Esto se debe a que números demasiado altos o demasiado bajos harían que las muestras se agrupen demasiado o estén demasiado separadas. Esto, a su vez, reduciría la posibilidad de extraer información. La neurona de salida con la distancia más pequeña del vector de entrada se seleccionó como la neurona ganadora o, en otras palabras, la unidad de mejor coincidencia. Luego, se actualizaron los pesos de la neurona ganadora y su vecindario utilizando una función gaussiana. El análisis se realizó en MatLab versión 2017b (MathWorks, Natick, MA) utilizando la caja de herramientas SOM 2.1 (software gratuito, disponible en línea en el sitio web <http://research.ics.aalto.fi/software/somtoolbox/>, accedido en mayo de 2023).

Se empleó el método K-means para agrupar los datos en el análisis de componentes principales, basándose en los clústeres identificadas en K-means una técnica de clustering que segmenta los datos en k clústeres distintos, asignando cada punto de dato al centroide más cercano, lo cual minimiza la varianza interna de cada clúster. Este método permitió identificar las agrupaciones en los ACP y resaltar las ventajas de los mapas autoorganizados, facilitando así la interpretación de los análisis realizados. El análisis con K-means y el análisis de componentes principales se

realizaron utilizando el software PAST 2.7, una herramienta gratuita disponible en línea en el sitio web <https://past.en.lo4d.com/windows>, consultado en junio de 2023.

2. Presentación de resultados

2.1 Procesamiento de información geoespacial para determinar los tipos de cobertura

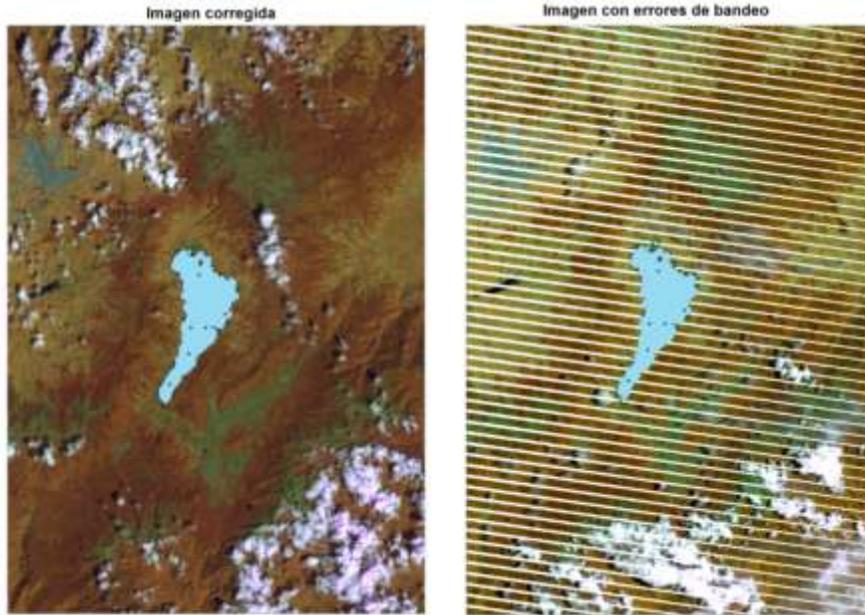
2.1.1. Adquisición y procesamiento de información geoespacial

Se llevó a cabo un exhaustivo procesamiento de información geoespacial, inicialmente se procedió a la descarga de imágenes satelitales del año 2018 provenientes del satélite Landsat 7 de la NASA con errores de bandeo, adquiridas de la página web de EarthExplorer (<https://earthexplorer.usgs.gov/>, accedido en noviembre de 2023), las cuales contaban con una resolución espacial de 30 metros para las bandas multiespectrales y 15 metros para la banda pancromática.

Durante el proceso de adquisición de imágenes, se otorgó especial atención a seleccionar aquellas que fueran apropiadas y se ajustaran a las necesidades específicas del área de estudio, garantizando de esta manera la coherencia con los requisitos particulares de resolución espacial y escala. Este paso reviste una importancia fundamental, ya que sienta las bases para todo el análisis subsiguiente. Además, en la figura 3, se presentan las correcciones de bandeo llevadas a cabo mediante el empleo de la banda de máscara específica para cada banda a corregir eliminando artefactos conocidos como bandas o franjas.

Figura 3

Comparación entre imagen corregida e imagen con errores en bandeo

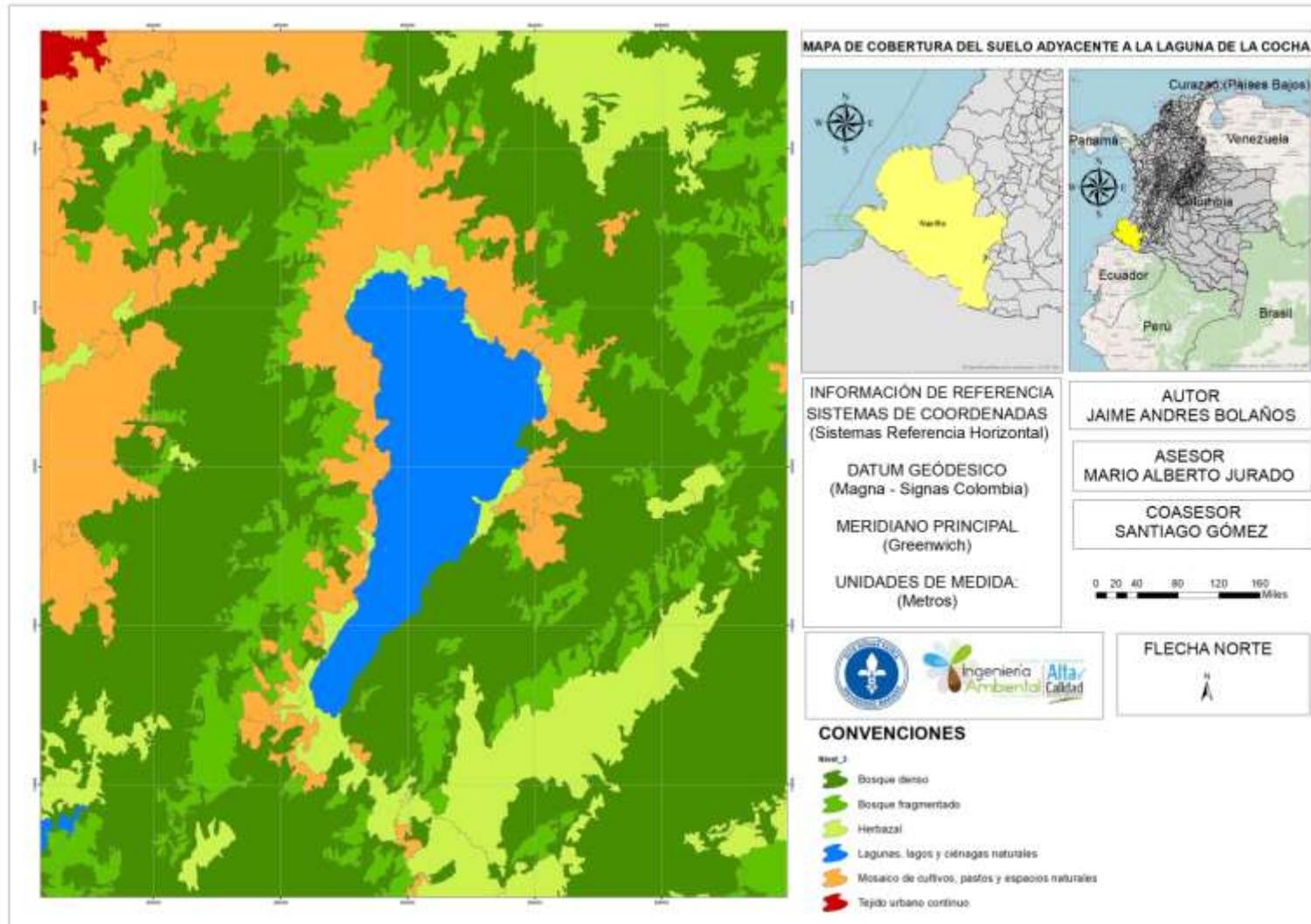


2.1.2. Clasificación de la cobertura vegetal

Figura 4 ilustra la clasificación de la cobertura vegetal a nivel 3 que se realizó mediante la fotointerpretación de imágenes satelitales utilizando el sistema de información geográfica ArcGIS en su versión desktop. Esta clasificación siguió la metodología adaptada del Corine Land Cover para Colombia, empleando una escala de 1:100,000. La figura muestra una diversidad de coberturas, incluyendo bosques densos y fragmentados, herbazales, cuerpos de agua como lagunas, lagos y ciénagas naturales, además de mosaicos de pastos, cultivos, espacios naturales y áreas urbanas continuas. Este enfoque metodológico proporciona una estructura sistemática para identificar y clasificar la cobertura del suelo en la región estudiada, aumentando la precisión y confiabilidad de los resultados obtenidos.

Figura 4

Mapa de cobertura en el suelo adyacente a la Laguna de la Cocha, año 2018.



Adicionalmente, se implementó una identificación de coberturas mediante puntos de entrenamiento supervisados, tomando como base la misma imagen satelital. Es importante destacar que, de acuerdo con la escala utilizada de 1:100.000, la unidad mínima de mapeo se define en 16 hectáreas, según lo establecido por (Suárez et al., 2010). Esta precisión en la escala de mapeo es crucial para asegurar la exactitud de la clasificación y la relevancia de los datos en estudios de gestión territorial y ambiental.

2.1.3 Tipos de cobertura presentes en el suelo adyacente a la laguna de la cocha

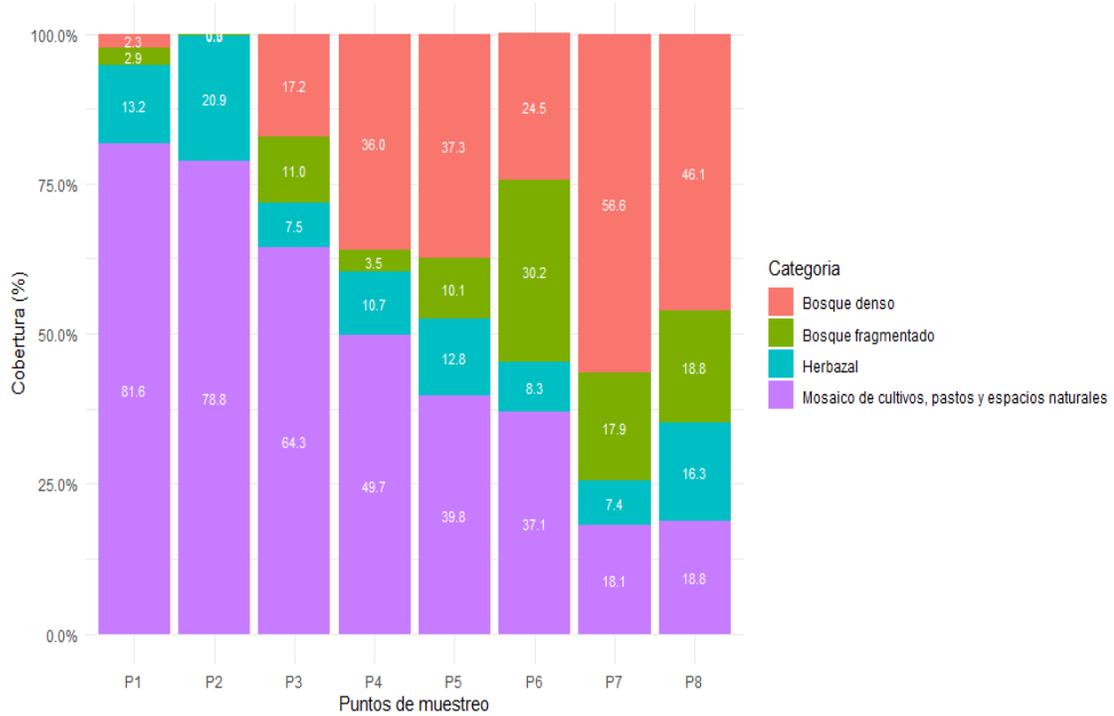
Los datos de cobertura del suelo de la zona de amortiguamiento de 3km alrededor de cada punto de muestreo de la laguna ayudaron a estudiar la relación con respecto a la calidad del agua. Esta ronda hídrica o área de influencia puede reflejar de manera más fuerte los efectos de cobertura del suelo en la laguna (Peng et al., 2022). Además, también se consideró la cobertura del suelo fuera de la ronda hídrica estudiada con el fin de dar una visión panorámica más amplia de la zona de estudio representado en la figura 4.

La Figura 5 representa las proporciones de cobertura del suelo en los puntos P1 a P8 presentando variaciones notables en función de su ubicación representados en la figura 2, para lo cual se ha creado un búfer circular de 3 km alrededor de cada sitio de muestreo. En las zonas altas del lago (P1 a P6), en la figura 5 se observa una predominancia de mosaicos de cultivos, pastos y espacios naturales, representando proporciones entre el 37,1% y el 81,6%, mientras que la proporción más baja de mosaicos de cultivos, pastos y espacios naturales se presentó en zona baja en las áreas de P7 y P8 con 18.1% y 18,8% respectivamente.

Resulta notable la ausencia total de bosque denso en el punto P3, en contraste, las áreas bajas (P7 y P8) muestran una presencia más marcada de bosque denso, alcanzando el 56.6% y el 46.1% de la cobertura respectivamente. Estos puntos presentan una menor proporción de herbazales en comparación con las áreas altas, representando el 7.4% en P7 y el 16.3% en P8.

Figura 5

Cobertura del suelo para cada sitio de muestreo en la zona de búfer de 3 km



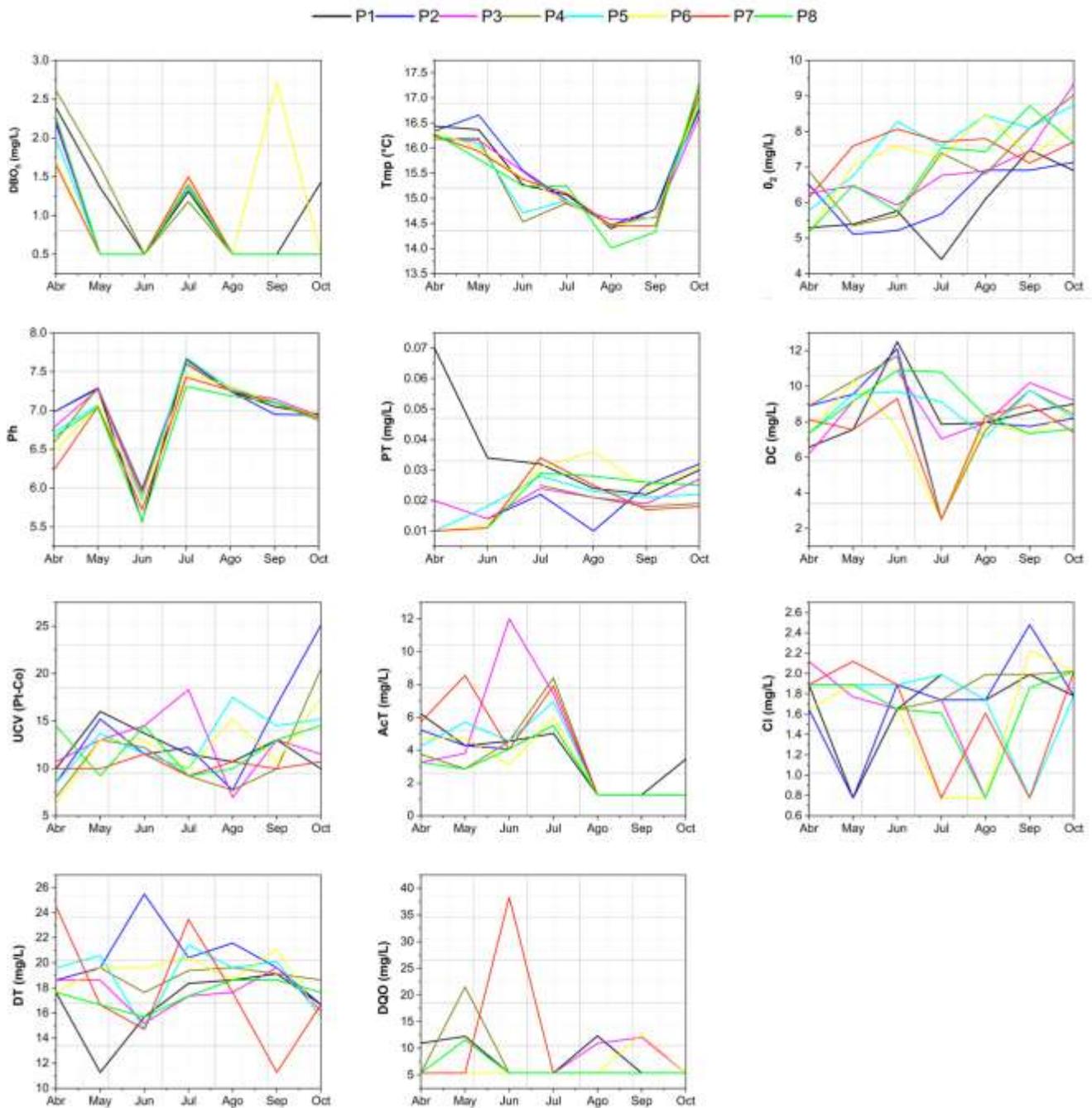
2.2. Comparación de las técnicas de ACP y SOM en la interpretación de la calidad del agua.

2.2.1. Análisis descriptivo del muestreo Análisis.

Durante los meses de abril a octubre de 2018, se llevó a cabo un seguimiento de las propiedades fisicoquímicas del agua en distintos puntos de muestreo. Este período de análisis ha proporcionado una comprensión detallada de las tendencias y variaciones en los parámetros de calidad del agua. La Figura 6 resume estos hallazgos, presentando las variaciones mensuales en un conjunto de variables clave. Se observa que los valores de pH experimentaron cambios mensuales, destacándose especialmente en el mes de junio, donde los niveles son notablemente inferiores en comparación con los otros meses. Además, se observa que, durante el mes de julio, las fluctuaciones son más pronunciadas en comparación con los demás periodos estudiados.

Figura 6

VARIABLES DE CALIDAD DE AGUA DE ABRIL DE 2018 A OCTUBRE DE 2018.



En este contexto, el análisis de la data recolectada revela que las temperaturas más elevadas se observaron en octubre, alcanzando una media de 16.97 °C. Respecto a la dureza cálcica DC, resulta notorio que durante julio, las concentraciones en los puntos 2, 4, 6 y 7 fueron menores, con un registro de hasta 2.5 mg/L. En una observación específica del punto 3, la concentración de acidez total AcT experimentó un incremento en junio en relación con otros muestreos. Tales variaciones

señalan una heterogeneidad tanto espacial como temporal de las condiciones ambientales que podría afectar la calidad hídrica en la Laguna de Cocha.

En el mes de agosto, se percibió una disminución en la temperatura promedio, la cual se situó en 14.41 °C, y la demanda química de oxígeno DQO reportó 6.92 mg/L, lo que podría sugerir una posible contaminación orgánica. Para septiembre, se registró un descenso en el pH hasta 7.08 y, paralelamente, un ascenso en la concentración de oxígeno disuelto, llegando a 7.64 mg/L.

Mayo evidenció un incremento en el pH promedio hasta 7.17 unidades, apuntando a condiciones más neutrales, mientras que la demanda bioquímica de oxígeno marcó una reducción hasta 0.75 mg/L. Junio, por su parte, se caracterizó por un pH promedio decreciente, el cual fue el más bajo de la serie temporal, situándose en 5.80 unidades, y un incremento en la DQO a 9.47 mg/L. Durante julio, el pH medio ascendió a 7.55 unidades, el valor más alto registrado en el período, acompañado de una baja variabilidad, y la concentración de Cl fue de 1.55 mg/L.

La Tabla 3 resume el análisis estadístico de las variables fisicoquímicas evaluadas a lo largo de los distintos periodos de muestreo, desde abril hasta octubre de 2018. La tabla detalla el promedio, la desviación estándar, los valores mínimos y máximos, junto con medidas de asimetría y curtosis para cada variable y mes analizado. También se incluyen los coeficientes de variación, que proporcionan una medida relativa de la dispersión de los datos. Estos indicadores estadísticos son cruciales para comprender la distribución y la variabilidad de los parámetros de calidad del agua

Tabla 3

Análisis estadístico de las variables evaluadas durante cada período de muestreo

	pH	Tmp °C	O2 (mg/L)	DBO5 (mg/L)	DQO (mg/L)	DT (mg/L)	Cl (mg/L)	AT (mg/L)	Pt-Co	DC (mg/L)	PT (mg/L)
Abril	Total										
Promedio	6.67	16.28	5.89	2.13	6.05	18.99	1.86	4.55	9.39	7.59	0.02
Desv E	0.25	0.09	0.66	0.33	1.98	2.34	0.15	1.11	2.58	0.99	0.03
Min	6.23	16.18	5.11	1.65	5.35	17.64	1.65	3.26	6.18	6.19	0.01
Max	6.98	16.44	6.89	2.61	10.94	24.50	2.12	6.21	14.50	8.89	0.07
Asim	-0.45	0.55	0.14	-0.28	2.83	2.35	-0.01	0.23	0.96	0.14	2.09
Cuort	-0.09	-0.17	-1.46	-0.72	8.00	5.83	0.63	-1.41	1.52	-1.04	4.42

CV (%)	3.81	0.55	11.22	15.44	32.67	12.32	8.14	24.47	27.46	13.02	108.65
Mayo	Total										
Promedio	7.17	16.15	6.28	0.75	9.01	17.82	1.63	4.63	12.88	9.14	N.C
Desv E	0.12	0.27	0.90	0.47	5.86	3.01	0.53	1.84	2.33	1.07	N.C
Min	7.04	15.78	5.11	0.50	5.35	11.27	0.78	2.85	9.20	7.56	N.C
Max	7.30	16.66	7.59	1.63	21.51	20.58	2.12	8.55	16.00	10.30	N.C
Asim	-0.01	0.73	-0.05	1.54	1.67	-1.72	-1.29	1.50	-0.48	-0.72	N.C
Cuort	-2.71	0.84	-1.42	0.66	2.51	3.20	-0.14	2.74	-0.45	-0.68	N.C
CV (%)	1.71	1.68	14.32	62.27	65.02	16.88	32.83	39.80	18.06	11.71	N.C
Junio	Total										
Promedio	5.80	15.21	6.53	0.50	9.47	17.33	1.74	5.11	12.80	10.60	0.02
Desv E	0.16	0.38	1.23	0.00	11.65	3.69	0.12	2.82	1.31	1.62	0.01
Min	5.57	14.53	5.21	0.50	5.35	14.70	1.65	3.11	11.50	7.68	0.01
Max	5.98	15.56	8.28	0.50	38.29	25.48	1.89	12.00	14.50	12.50	0.03
Asim	-0.65	-1.15	0.62	N.C	2.83	1.88	0.64	2.66	0.32	-0.73	2.20
Cuort	-1.26	-0.02	-1.82	N.C	8.00	3.50	-2.24	7.36	-1.89	-0.09	5.07
CV (%)	2.76	2.50	18.90	0.00	123.01	21.31	7.14	55.19	10.25	15.25	50.23
Julio	Total										
Promedio	7.55	15.01	6.79	1.37	5.35	19.76	1.55	6.89	11.19	5.60	0.03
Desv E	0.13	0.12	1.17	0.10	0.00	2.11	0.49	1.25	3.08	3.49	0.00
Min	7.31	14.89	4.40	1.18	5.35	17.34	0.78	5.02	9.20	2.50	0.02
Max	7.68	15.25	7.71	1.50	5.35	23.46	1.99	8.40	18.30	10.80	0.03
Asim	-0.92	1.21	-1.55	-0.85	-1.25	0.50	-1.14	-0.41	2.16	0.35	-0.12
Cuort	-0.14	0.90	1.67	1.50	-2.80	-0.25	-0.33	-1.50	4.99	-1.92	-1.25
CV (%)	1.70	0.82	17.22	7.10	0.00	10.66	31.90	18.12	27.56	62.22	14.90
Agosto	Total										
Promedio	7.26	14.41	7.36	0.50	6.92	19.00	1.39	1.27	10.80	7.89	0.02
Desv E	0.04	0.17	0.85	0.00	2.93	1.28	0.52	0.00	3.76	0.39	0.01
Min	7.19	14.01	6.10	0.50	5.35	17.65	0.78	1.27	6.94	7.14	0.01
Max	7.32	14.58	8.50	0.50	12.33	21.57	1.99	1.27	17.50	8.33	0.04
Asim	-0.11	-2.27	0.16	N.C	1.51	1.14	-0.48	1.25	0.96	-0.90	-0.22
Cuort	1.66	6.02	-0.99	N.C	0.46	1.65	-2.09	-2.80	-0.12	0.89	2.08
CV (%)	0.51	1.18	11.52	0.00	42.34	6.72	37.50	0.00	34.87	4.98	31.10
Septiembre	Total										
Promedio	7.08	14.61	7.64	0.78	7.10	18.57	1.79	1.27	12.60	8.71	0.02
Desv E	0.06	0.15	0.61	0.78	3.25	3.04	0.66	0.00	2.34	1.15	0.00
Min	6.95	14.33	6.91	0.50	5.35	11.27	0.78	1.27	9.96	7.34	0.02
Max	7.15	14.78	8.72	2.72	12.68	21.08	2.48	1.27	16.70	10.20	0.03
Asim	-1.80	-0.88	0.70	2.83	1.45	-2.48	-1.07	1.25	0.47	-0.05	0.00
Cuort	3.87	0.36	-0.37	8.00	0.07	6.67	-0.38	-2.80	-0.29	-1.89	-1.59
CV (%)	0.85	1.05	7.97	100.95	45.77	16.37	36.60	0.00	18.60	13.22	15.53

Octubre	Total										
Promedio	6.92	16.97	8.09	0.62	5.35	16.73	1.93	1.54	15.62	8.33	0.03
Desv E	0.02	0.22	0.89	0.33	0.00	1.00	0.12	0.77	5.24	0.62	0.01
Min	6.87	16.64	6.90	0.50	5.35	15.69	1.78	1.27	9.96	7.40	0.02
Max	6.95	17.31	9.34	1.43	5.35	18.63	2.02	3.45	25.10	9.20	0.03
Asim	-0.80	0.00	0.10	2.83	-1.25	1.00	-0.64	2.83	0.80	-0.14	-0.24
Cuort	0.95	-0.38	-1.44	8.00	-2.80	0.75	-2.24	8.00	-0.08	-0.78	-1.65
CV (%)	0.36	1.27	10.98	53.36	0.00	5.95	6.44	49.97	33.52	7.48	21.27

Los resultados estadísticos de las mediciones de calidad de agua realizadas de abril a octubre. Durante este lapso, el pH mantuvo una media que fluctuó entre ácido y neutro, con la mayor variabilidad presentándose en junio. La temperatura, por su parte, evidenció una consistencia notable con una desviación estándar mínima, lo que sugiere pocas variaciones térmicas durante el periodo de muestreo. El oxígeno disuelto, un indicador clave de la salud acuática, mostró su pico en septiembre

La DBO5 y DQO, ambas medidas de contaminación orgánica, presentaron sus mínimos y máximos en meses diferentes, con la DBO5 más baja en mayo y la DQO alcanzando su punto más alto en junio. Las concentraciones de cloruros y la acidez total fueron más estables en comparación con otros parámetros, aunque aún muestran variaciones mensuales. La acidez total fue más alta en julio, mientras que los cloruros no mostraron una tendencia clara que sugiriera un patrón estacional.

En cuanto a la dureza total, estos tuvieron una variación considerable, reflejada en un coeficiente de variación que indica una diversidad en las concentraciones mes a mes. Los parámetros de Pt-Co y DC exhibieron una gama de variaciones, con el color presentando su máximo en octubre, sugiriendo posibles cambios en la composición del agua.

2.2.2 Correlaciones

La asociación entre distintas variables fisicoquímicas fue examinada a través de la correlación de Spearman, utilizando un umbral de significancia de $p < 0.05$ para identificar variables correlacionadas (>0.4) y evaluar su asociación. Las variables se estandarizaron con puntuaciones z, y el análisis se efectuó con la ayuda del software PAST 2.7. En la Tabla 4 se muestra el conjunto

de correlaciones: las celdas en rojo simbolizan una asociación positiva significativa, mientras que las verdes representan una relación negativa significativa. Las correlaciones marcadas con (**) tienen un p valor menor a 0.01, y aquellas con (*) están asociadas a un p valor menor a 0.05.

Tabla 4

Correlaciones de todo el conjunto de datos

Tmp	-0.39**																	
O2	0.06	-0.17																
DBO5	0.13	0.26*	-0.40**															
DQO	0.11	-0.08	-0.07	0.12														
DT	0.38**	-0.26	-0.07	0.20	-0.02													
Cl	-0.25	0.29*	0.15	0.03	-0.01	0.08												
AcT	0.06	0.20	-0.45**	0.47**	-0.13	0.05	-0.19											
UCV	-0.09	0.17	0.13	-0.38**	0.08	-0.16	0.06	-0.20										
DC	-0.31*	0.03	-0.04	-0.44**	-0.03	-0.20	-0.04	-0.04	0.16									
PT	0.48*	-0.03	0.15	0.14	0.01	-0.07	-0.09	0.04	0.15	-0.17								
B.D	-0.11	-0.09	0.31*	-0.03	0.08	-0.17	0.00	-0.06	-0.18	-0.00	-0.06							
B.F	-0.09	-0.02	0.07	0.05	0.11	-0.31*	-0.10	-0.03	-0.01	-0.12	0.28	0.45**						
H	0.01	0.03	-0.33*	0.02	0.14	-0.11	-0.03	-0.03	0.02	0.10	0.24	0.07	0.00					
C.P	0.10	0.07	-0.45**	0.080	0.00	-0.07	0.04	0.01	0.12	0.07	0.25	-0.69**	-0.16	0.38**				
pH	Tmp	O2	DBO5	DQO	DT	Cl	AcT	UCV	DC	PT	B.D	B.F	H					

Los patrones de correlación entre las variables revelaron correlaciones negativas significativas ($p < 0.01$) entre la variable C.P y las variables O2 y BD. En contraste, el pH exhibió correlaciones positivas significativas ($p < 0.05$) con la variable PT, así como correlaciones significativas ($p < 0.01$) con las variables Tmp y DT. Además, el pH presentó correlaciones significativas ($p < 0.05$) con la variable DC.

2.2.1. Mapas de muestras

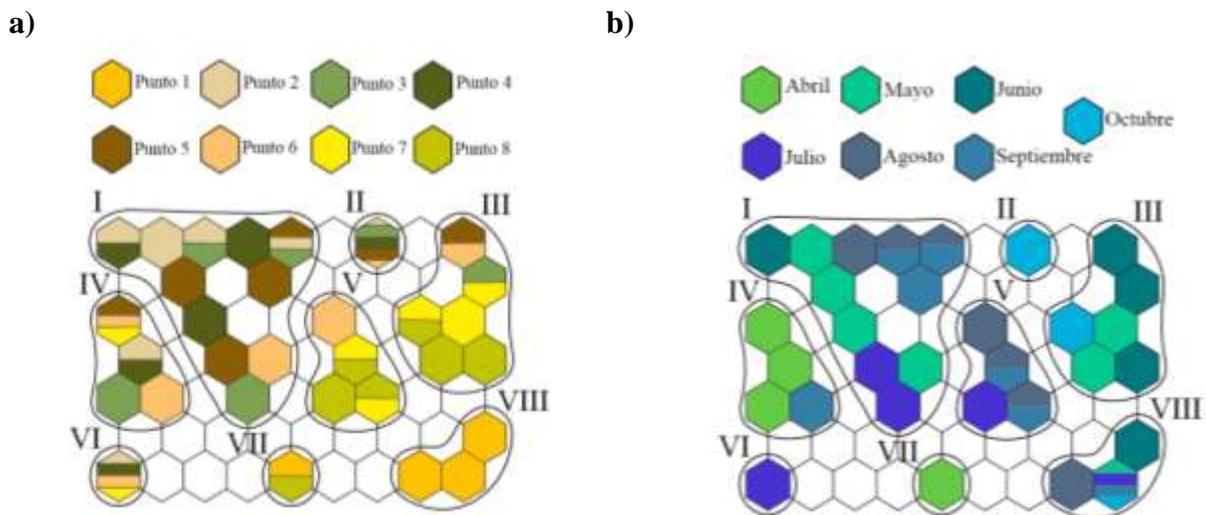
Las muestras fueron organizadas en VIII clústeres distintos, cada clúster se conforma cuando las neuronas pierden el enlace con neuronas que tienen relación entre ellas. En este tipo de mapa, cada clúster se forma alrededor de neuronas que comparten características similares y están activamente interconectadas. Las neuronas en blanco, que no se activan o tienen poca información relevante,

actúan como límites naturales entre estos clústeres. Estas neuronas en blanco no establecen conexiones fuertes con las neuronas activas de los clústeres y, por lo tanto, definen las fronteras entre los clústeres, facilitando así la agrupación clara y distinta de las muestras en clústeres separados.

Con relación a lo anterior, se seleccionó una arquitectura de mapa de 7 x 9 neuronas para el análisis mediante mapas autoorganizados, ya que esta configuración demostró ser la más informativa y proporcionó la mejor distribución espacial de las muestras. En las Figuras 6a y 6b, se visualizan las muestras agrupadas: aquellas ubicadas en las mismas unidades hexagonales o en neuronas adyacentes se consideran similares en función de las variables de entrada. La distancia entre dos neuronas en el mapa refleja la disparidad entre las muestras asociadas; es decir, a mayor distancia, mayor es la diferencia, cada uno de los clústeres (I-VIII) captura un conjunto de características específicas que reflejan combinaciones espaciales y temporales de las variables de calidad del agua y cobertura del suelo, lo que es crucial para interpretar los patrones y diferencias observadas en las muestras.

Figura 6

Mapas de muestras autoorganizados de Kohonen



NOTA: De acuerdo a la figura 6; a) Representación espacial del conjunto de muestras, donde la descripción en las neuronas incorpora la ubicación específica de muestreo (Punto 1 - Punto 8). b)

Visualización espacial adicional del conjunto de muestras, ahora organizado según el mes de recolección (Abril, Mayo, Junio, Julio, Agosto, Septiembre y Octubre).

En la figura 6b se visualizan las muestras en P7 y P8 ubicados en la parte baja de la Laguna, observando una notable similitud en sus características que los sitúa dentro de los clústeres V y VIII, respectivamente. Sin embargo, se destaca la singularidad de P1 ubicado en la parte alta de la Laguna, que exhibe notables diferencias con los demás puntos, salvo en el clúster VII, donde comparte una neurona con el punto P8. Adicionalmente, se observa la relación entre P3 y P4, considerando su similitud al evaluar la distancia de las neuronas entre sí, lo que sugiere una posible agrupación o relación en función de características específicas

En la figura 6a se observan las muestras del mes de abril situadas en los clústeres IV y VII, se agrupan, compartiendo una neurona con el mes de agosto en el clúster IV. Este patrón sugiere una asociación significativa entre las características de las muestras de abril y agosto en estos clústeres específicos, además las muestras correspondientes a los meses de abril evidencia notable diferencia a las muestras de los meses de octubre y julio. Así mismo, se destaca una marcada similitud entre los meses de agosto y septiembre, llegando a compartir incluso una gran parte de las neuronas

2.2.2. Mapas de variables

La Figura 7b despliega la aplicación de mapas autoorganizados para la visualización avanzada de los conjuntos de datos espaciales y temporales recolectados en la Laguna de Cocha. Este método, un paradigma de aprendizaje no supervisado en la inteligencia artificial, organiza automáticamente las variables en una estructura de mapa bidimensional. La técnica facilita la identificación de patrones de agrupación y extracción de relaciones latentes entre las variables mediante la proyección de datos multidimensionales en espacios de menor dimensionalidad (Gontijo et al. 2021).

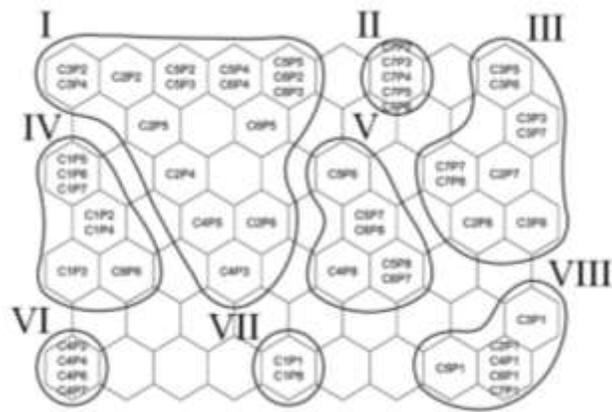
Adyacente a cada mapa se presenta una escala cromática que codifica la intensidad de las variables: los tonos más cálidos (rojo) indican niveles altos, mientras que los tonos fríos (azul) representan niveles bajos. Esta representación gráfica proporciona un análisis exhaustivo y

detallado de las dinámicas espaciales y temporales de las variables involucradas, correlacionándolas con el mapa de muestras de la Figura 7a, que segmenta la distribución de datos en ocho clústeres distintos, revelando la estructura subyacente del conjunto de datos analizado(Gontijo et al., 2021).

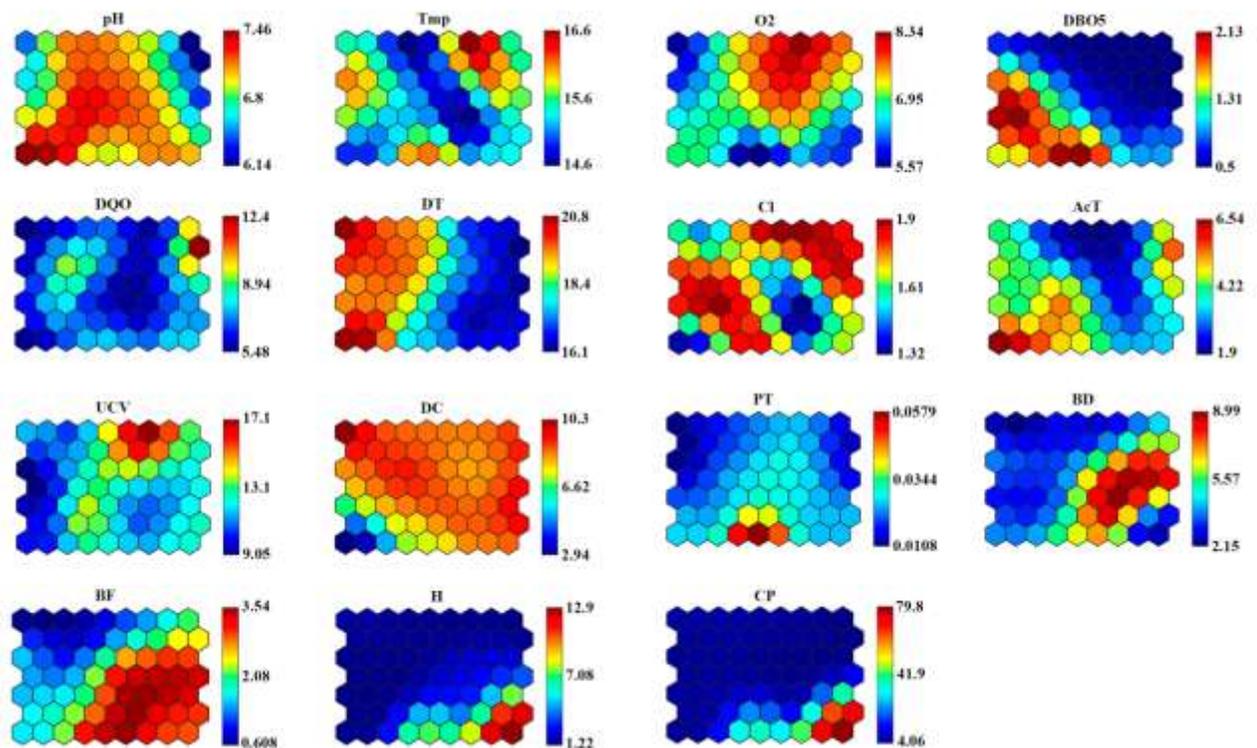
Figura 7

Mapa de muestras (a); Mapas de variables de todo el conjunto de datos(b)

(a)



(b)



Las variables DBO5, DQO, Pt, H, CP y BD se identificaron como determinantes para la formación del clúster I, exhibiendo intensidades más pronunciadas en las zonas media y alta de la laguna, en las muestras recogidas de mayo a octubre. Además, en este mismo clúster se registraron intensidades altas para DT y DC. Este patrón subraya la influencia de la cobertura del suelo por H y CP en estas áreas de la laguna durante los meses indicados, sugiriendo una concentración y distribución diferencial de los mismos que es vital para entender las dinámicas de contaminación en estas regiones de la laguna.

Por otro lado, las diferencias entre los meses de julio situado en el clúster VI y octubre representado en el clúster II, se evidencian claramente en los mapas de variables como las variables de Tmp, Cl y UCV, recogidas en octubre muestran mayores intensidades en el clúster II y menores en el clúster VI. Por otro lado, las variables AcT y DT presentaron intensidades más altas en el clúster VI en comparación con el clúster II. Además, se observa una marcada discrepancia entre estos clústeres en el mapa de muestras figura 7a, lo que subraya las diferencias en la dinámica de muestreo entre estos dos meses, factores clave en la formación de estos clústeres esto se puede observar comparando los colores de los clústeres en los mapas de variables. Estas diferencias podrían ser atribuidas en parte a las variaciones en las precipitaciones, especialmente en las temporadas de mayor precipitación que incluyen el mes de octubre, en contraste julio experimenta menos precipitaciones.

Las muestras de los puntos 6, 7 y 8, tomadas durante los meses de julio, agosto y septiembre, contribuyeron a formar el clúster V, mostrando bajas intensidades en DBO5, DQO, DT y AcT. Esto indica una menor carga orgánica y turbidez, lo que sugiere una mejor calidad del agua en estas áreas. Estos meses coinciden con una temporada de menor precipitación en la Laguna de La Cocha, lo que podría estar relacionado con las condiciones más claras y limpias del agua. Además, estas muestras presentaron mayores niveles de O2, DC y Bosque Denso, indicativos de un ambiente acuático saludable, posiblemente influenciado por la reducción de lluvias que minimiza la entrada de sedimentos y contaminantes en la Laguna, junto con una densa cobertura de bosque, lo que sugiere un vínculo entre la preservación del bosque denso y un ambiente acuático más saludable.

Por otro lado, las neuronas ubicadas en el punto 1, correspondientes a la parte alta de la laguna y las pertenecientes a los clústeres VII y VIII representados en la figura 7a, exhibieron bajas intensidades para los parámetros de BD, O₂, DT y DQO a lo largo de todos los meses de estudio, mientras que presentaron mayores intensidades para CP, H, BF y DC en el mismo período. Además, las muestras obtenidas de los puntos 2, 3, 4, 5 y 6 durante el mes de octubre, pertenecientes al clúster II, exhibieron notables intensidades elevadas para parámetros como Tmp, O₂, CL, UCV y en menor medida para DBO₅, DQO, DT, AcT, BD, H y CP. Estos resultados muestran patrones específicos durante el mes de octubre en dicho clúster.

A su vez, las muestras de abril del clúster IV, correspondientes a los puntos 2, 3, 4, 5, 6 y 7 en la Laguna de La Cocha, mostraron menores intensidades en parámetros como CP, H, BD, PT, UCV y DQO. Sin embargo, hubo mayores intensidades en DBO₅, CL y DT en estas ubicaciones, reflejando patrones distintivos en las propiedades del agua durante abril. Estas variaciones pueden estar relacionadas con el ciclo estacional de lluvias en la región, que típicamente incluye un aumento de las precipitaciones en abril y las bajas intensidades de bosque denso en estos puntos.

Finalmente, los puntos de muestreo 3, 5, 6, 7 y 8, situados lejos de zonas de asentamientos humanos, fueron los responsables de conformaron el clúster III. En estos puntos se observaron bajas intensidades para variables como DBO₅, DQO, DT, Pt, H y PC, lo cual podría estar relacionado con menores descargas de aguas residuales. Por otro lado, este clúster se caracterizó por presentar altas intensidades en DC y BF, destacando un perfil distinto de calidad de agua en comparación con áreas más impactadas por actividades humanas.

Teniendo en cuenta las distancias mayores en el mapa están relacionadas con mayores diferencias entre las muestras. Por ejemplo, las muestras obtenidas en el Punto 5 y 6 del clúster I exhiben mayores discrepancias entre sí en comparación con las muestras correspondientes del clúster III. Esto se atribuye a que las muestras del clúster I están distribuidas en neuronas más distantes entre sí que las muestras del clúster III. En contraste, las muestras del clúster III, situadas en la misma neurona, presentan distancias menores entre sí en el mapa. Estos hallazgos sugieren que los puntos del clúster I demostraron ser más efectivos en la identificación de diferencias, ya

que la mayoría de sus muestras se encontraban en neuronas distintas y más distantes entre sí que las muestras del clúster III.

2.2.3. Análisis de componentes principales

El Análisis de Componentes Principales es una metodología estadística poderosa que tiene como finalidad simplificar la complejidad de espacios de datos multivariados, preservando al mismo tiempo la mayor cantidad posible de la varianza original presente en los datos. Esta técnica se basa en la ortogonalización y transformación de variables correlacionadas en un conjunto nuevo de variables no correlacionadas, denominadas componentes principales (CP).

Los datos presentados en la tabla 5 reflejan el poder inherente del Análisis de Componentes Principales para sintetizar y revelar la estructura subyacente de un conjunto de datos multidimensional. Se observa que los cinco primeros componentes principales acumulan una varianza explicativa significativa del 66.631%. El primer componente (PC1) es el más significativo, explicando un 17.233% de la varianza total, seguido muy de cerca por el segundo componente (PC2) con un 16.634%. Esta progresión sigue de manera decreciente con el tercer componente (PC3) y el cuarto componente (PC4) explicando un 12.188% y un 11.549% respectivamente, mientras que el quinto componente (PC5) representa un 9.027%.

Tabla 5

Varianza total explicada de acuerdo a cada componente

PC	Valor	% Varianza
1	2.58718	17.233
2	2.49736	16.634
3	1.82989	12.188
4	1.73393	11.549
5	1.35524	9.027
6	1.05965	7.058
7	0.956996	6.3743
8	0.752469	5.012
9	0.587057	3.9102
10	0.551904	3.6761

11	0.419442	2.7938
12	0.356699	2.3759
13	0.229674	1.5298
14	0.0852366	0.56774
15	0.0105712	0.070412

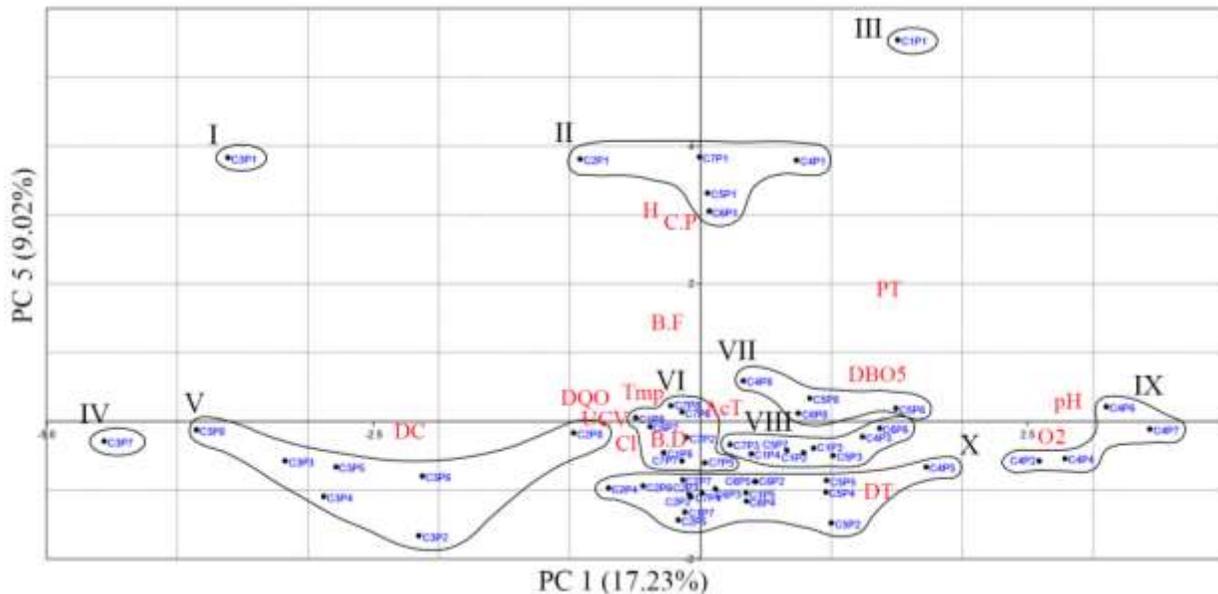
Este patrón decreciente en la contribución porcentual a la varianza total sugiere una predominancia de ciertas características fundamentales dentro de las primeras componentes, que decrece en las sucesivas. El hecho de que los primeros cinco componentes expliquen más de dos tercios de la variabilidad total indica que la mayoría de la información esencial se puede capturar y describir con estos componentes. Esto demuestra la eficiencia del ACP para reducir la dimensionalidad, permitiendo un análisis más profundo y simplificado de los datos sin sacrificar la integridad de la información significativa.

La implementación del ACP comienza con la estandarización de los datos, asegurando que cada variable contribuya equitativamente al análisis. Posteriormente, el biplot asociado a los resultados del ACP, los vectores indican la correlación y la contribución de las variables originales a los componentes principales, y los puntos representan las proyecciones de las observaciones en el espacio reducido de los componentes. La agrupación de estos puntos en distintos clusters, identificados mediante un análisis de k-means, lo que podría indicar patrones o categorías inherentes en los datos, como la calidad del agua en diferentes sitios de muestreo, lo cual se refleja en diez clústeres distintos.

Los resultados del Análisis de Componentes Principales (Figura 8) muestra el bitplot de los cinco primeros componentes principales (PC1 y PC5) explicando el 63.63% de la variabilidad total de los datos. El biplot indicó la presencia de diez clústeres distintos (I a X, Figura 8) que reflejaban la calidad de la calidad del agua entre los sitios de P1-P8.

Figura 8

Análisis de Componentes Principales



Las variables H, CP, B.F Y PT mostraron una mayor correlación con el punto de muestreo P1, situado en la parte alta de la montaña cerca de la zona conocida como El Puerto en los clústeres I, II y III, a lo largo de todos los meses de muestreo. Observaciones similares fueron respaldadas por los mapas autoorganizativos que se presentan en la Figura 7.

En cuanto al clúster IX, ubicado en el primer y segundo cuadrante, muestra una correlación positiva con los variables pH y oxígeno disuelto. Esto se refleja en la orientación de los vectores correspondientes a estas variables, que apuntan hacia la misma dirección general donde se encuentra el clúster IX, indicando que altos valores de pH y O2 están asociados con la campaña 4 realizada en el mes de Julio

Por su parte, los clústeres IV y V, muestreados principalmente en el mes de junio, correspondiente a la temporada seca de esta región, muestran una marcada influencia de DC. No obstante, se destaca que la muestra C2P8 del clúster V, obtenida en mayo durante la temporada de lluvias, presenta una fuerte relación con varias variables críticas para la calidad del agua: DQO, Tmp, UCV, Cl y BD. Este contraste refleja cómo las condiciones climáticas, al variar entre

temporadas secas y lluviosas y la influencia de BD pueden impactar significativamente en la dinámica y la concentración de los contaminantes en la región.

Adicionalmente, las muestras pertenecientes al clúster VI se distribuyeron a lo largo de los cuatro cuadrantes, exhibiendo una relación fuerte con BD. Esta asociación sugiere que las muestras representan principalmente la parte baja de la laguna, una región caracterizada por una densa cobertura forestal. Este rasgo ambiental fue clave en la formación de este clúster, indicando que la proximidad al bosque denso puede tener una influencia en las características de las muestras tomadas en esta área de la laguna.

En otro aspecto, las muestras del clúster VII, muestreadas durante los meses de junio, julio y agosto, que corresponden a la temporada seca de la región, se ubicaron en el primer cuadrante positivo del ACP. Este posicionamiento destaca una fuerte relación con las variables DBO5, Tmp, AcT y BD. Estos hallazgos indican que las condiciones de sequía pueden intensificar la influencia de la temperatura, la demanda bioquímica de oxígeno y la acidez total, especialmente en áreas cercanas a zonas con bosque denso, afectando significativamente las características del agua durante estos meses.

Finalmente, el clúster X, que se extiende entre el tercer y cuarto cuadrante del ACP, muestra una notable influencia de la variable DT, la cual fue determinante para la formación de este clúster. Este patrón sugiere que las variaciones en la DT juegan un papel crucial en la diferenciación de las muestras dentro de este clúster. Por otro lado, el clúster VIII, ubicado en el tercer cuadrante, exhibe una fuerte relación con BD y AcT. Esta asociación indica que las características del entorno boscoso denso, junto con los niveles de acidez, son factores significativos que influyen en las características de las muestras de este clúster.

2.2.4. Análisis de SOM y ACP

En el análisis realizado mediante Mapas Autoorganizativos, la identificación de ocho clústeres distintos ha permitido una exploración efectiva de patrones subyacentes y ha facilitado la interpretación de los resultados de manera visual y topológica. Aunque el número de clústeres

identificados fue menor en comparación con los diez clústeres identificados en el ACP, esta limitación no mermó su eficacia. Por otro lado, el Análisis de Componentes exhibió una representación más consistente de las variables en cada componente, lo que potencialmente facilitó la detección de patrones recurrentes entre las muestras con mayor claridad. Ambas técnicas lograron coincidir en el agrupamiento de ciertas variables, destacando su capacidad para identificar agrupaciones naturales dentro de los datos. Sin embargo, los SOM se destacaron por su coherencia en los agrupamientos y por su habilidad para visualizar claramente la proximidad y la disimilitud entre los clusters.

No obstante, el análisis de componentes principales fue más eficaz para reducir la dimensionalidad de los datos de calidad de agua y cobertura del suelo adyacente a la Laguna de la Cocha, resaltando las direcciones de máxima varianza y simplificando la complejidad sin perder información significativa. Esto permitió visualizar las principales fuentes de variación en la calidad del agua y cómo estas se relacionan con diferentes tipos de cobertura del suelo. Sin embargo, aunque el identifica variables importantes, no clasifico las muestras en clústeres claros ni muestra patrones espaciales o temporales de forma intuitiva en comparación con los clústeres evidenciados en los SOM.

Por otro lado, los mapas autoorganizados proporcionaron una representación visual topológica de los datos representados en los mapas de muestras y de variables, donde cada neurona hexagonal represento un clúster de observaciones similares. Esto facilito la identificación de los ocho clústeres que se ordenaron de acuerdo a la arquitectura del mapa revelando patrones de la calidad de agua frente a la cobertura del suelo, ofreciendo una comprensión más intuitiva de las agrupaciones y las diferencias espaciales. Aunque los SOM también manejan la reducción de dimensionalidad, su principal fortaleza radica en la agrupación visual y la exploración de la estructura de los datos, más que en la simplificación de la varianza.

El ACP revelo cómo se correlacionan las variables entre sí, pero no fue suficiente para agrupar ordenadamente las muestras de agua basadas en la calidad o la influencia de la cobertura del suelo. Esto se debe a que el prioriza la varianza, no la agrupación de datos. Los mapas autoorganizados mostraron perfectamente cómo las muestras se agrupan según la calidad del agua y la influencia

de la cobertura del suelo espacial y temporalmente, además los mapas de calor permitieron observar claramente las diferencias y similitudes entre las muestras, haciendo fácil la identificación de áreas problemáticas o de interés.

La interpretación de los resultados del en contextos ambientales puede ser directa cuando se consideran las principales componentes, pero puede requerir conocimientos estadísticos avanzados para entender completamente las implicaciones de las combinaciones de variables. Los SOM son generalmente más accesibles para usuarios no especializados en estadística, dado que la interpretación visual de los datos es más directa. La visualización de patrones y la fácil identificación de clusters hacen de los SOM una herramienta valiosa para la interpretación rápida y efectiva de la calidad del agua en términos de factores influénciales.

2.3. Discusión

Inicialmente, los resultados indican una relación entre la cobertura del suelo por H y CP y los niveles elevados de DBO5, DQO, Pt, y BD en las zonas media y alta de la laguna. Estudios anteriores han mostrado que las áreas con cobertura vegetal densa o agrícola tienden a aportar mayores cantidades de materia orgánica y nutrientes al agua, especialmente durante períodos de altas precipitaciones (Gabarró, 2001). Estos aportes pueden aumentar la DBO y la DQO, indicando una mayor carga orgánica que requiere oxígeno para su descomposición, lo cual puede afectar la vida acuática si no hay suficiente oxígeno disponible.

Adicionalmente, el hecho de que estas intensidades sean más pronunciadas de mayo a octubre, una temporada caracterizada por mayores precipitaciones en los meses de mayo, septiembre y octubre, sugiere que el escurrimiento superficial en áreas con altos niveles de CP y H es un factor crítico en la transferencia de estos contaminantes a la laguna. La investigación de (Mueses, 2022) apoya esta idea, indicando que la escorrentía durante periodos de lluvia puede incrementar significativamente la concentración de contaminantes químicos y biológicos en cuerpos de agua.

Por otro lado, la variabilidad en la calidad del agua entre julio y octubre, evidenciada en los SOM en los clústeres II y VI y la dinámica de las variables de calidad como Tmp, Cl y UCV, refleja

el impacto de las condiciones de precipitación en estos parámetros. En octubre, con su mayor incidencia de lluvias, observamos un incremento en Tmp, Cl y UCV, lo cual podría estar asociado con una intensificación del arrastre de contaminantes y minerales hacia la laguna, como se reporta en estudios como el de Pizarro et al., (2011) que indica cómo las precipitaciones intensas pueden llevar a un aumento en la concentración de sustancias químicas y biológicas en cuerpos de agua.

Seguidamente, los niveles elevados de AcT y DT en julio, un mes más seco, sugieren una menor dilución de contaminantes. Este fenómeno de concentración de contaminantes durante periodos secos es apoyado por Chulluncuy, (2011) quien relaciona las actividades humanas como la agricultura y la construcción con un aumento en la turbidez en cuerpos de agua. Adicionalmente, la adaptación de las prácticas de gestión en respuesta a estos patrones podría mejorar la eficacia de las intervenciones para conservar la calidad del agua y proteger los ecosistemas acuáticos, tal como se sugiere en la investigación de (Arenal & Rodríguez, 2008), que relaciona las temperaturas elevadas con una mayor tasa de descomposición de la materia orgánica y alteraciones en la solubilidad de los minerales en cuerpos de agua.

En consecuencia, la observación de las muestras de los puntos 6, 7 y 8 en la Laguna de La Cocha durante meses de menor precipitación julio, agosto y septiembre, que mostraron bajas intensidades de DBO5, DQO, DT Y AcT, sugiere una directa mejora en la calidad del agua debido a la reducción de escorrentías contaminantes. Además, los niveles elevados de oxígeno y la presencia de una densa cobertura de bosque denso en estos puntos pueden estar contribuyendo a la estabilización de la calidad del agua. La cobertura forestal densa, como señalan múltiples estudios, juega un papel crucial en la filtración y retención de sedimentos y nutrientes antes de que estos lleguen a cuerpos de agua (Ramos et al., 2015). Esto no solo mejora la claridad del agua sino también su calidad bioquímica, al reducir la carga de contaminantes que entran en la laguna.

Además, las muestras del mes de abril mostraron aumentos en DBO5, CL y DT, reflejando una mayor carga de contaminantes ligados al aumento de lluvias, que moviliza materia orgánica y solutos desde áreas menos forestadas. Según Hall et al. (2020), la reducción de cobertura forestal disminuye la filtración de contaminantes, exacerbando este efecto durante lluvias intensas. La disminución en CP, H, BD, PT, UCV y DQO podría indicar la dilución o el arrastre de estos

componentes, una dinámica también observada por Thompson et al. (2019), quienes notaron que las precipitaciones fuertes alteran la calidad del agua al incrementar la lixiviación desde áreas agrícolas y urbanas. Este contexto resalta la importancia de gestionar la cobertura vegetal y el uso del suelo para proteger la calidad del agua en periodos de alta precipitación.

De igual manera, las bajas intensidades de Tmp y bosque denso, contrastadas con altas intensidades en áreas de bosque fragmentado, herbazales, pastos y cultivos identificados en lo SOM, subrayan cómo la vegetación influye en la regulación térmica y la calidad del agua. Según estudios como los de (Ramos et al., 2015), los bosques densos no solo proporcionan sombra que ayuda a mantener bajas las temperaturas del agua, mejorando su calidad al reducir la evaporación y el crecimiento de algas, sino que también minimizan la escorrentía superficial, impidiendo el transporte de nutrientes y contaminantes hacia los cuerpos de agua. En contraste, las áreas con vegetación escasa o fragmentada experimentan temperaturas más elevadas y mayor escorrentía debido a la exposición directa al sol y una menor interceptación de agua de lluvia, lo que puede aumentar los niveles de contaminantes y nutrientes en cuerpos acuáticos, como demuestra (Lescano, 2017).

Asimismo, se detectaron bajas intensidades oxígeno disuelto y cobertura de bosque denso, mientras que se observaron intensidades altas en áreas de pastos y cultivos, así como en herbazales y bosques fragmentados. Estos resultados pueden interpretarse a la luz de la literatura existente, que indica que zonas con vegetación densa, como los bosques, tienden a mantener mejores condiciones de calidad del agua, incluyendo niveles más elevados de oxígeno disuelto, debido a su capacidad para reducir la temperatura del agua y minimizar la entrada de nutrientes y sedimentos por escorrentía (Martínez & Sierra, 2018). Contrariamente, las áreas con menor cobertura vegetal, como los pastizales y cultivos, pueden experimentar un aumento en la carga de nutrientes que contribuye al enriquecimiento de los cuerpos de agua y a la eutrofización, reduciendo los niveles de oxígeno disuelto (Abascal, 2016).

Por otro lado, el análisis de los niveles de pH revela una estrecha relación con la cobertura vegetal predominante en zonas, compuesta principalmente por herbazales, pastos y cultivos. Esta vegetación impacta significativamente la composición química del agua; prácticas agrícolas

específicas y ciertos tipos de cultivos pueden alterar el pH del agua, generalmente incrementando la acidez o la alcalinidad debido a la liberación de nutrientes y otros contaminantes. Por ejemplo, el uso de fertilizantes y pesticidas en la agricultura puede liberar compuestos nitrogenados y fosforados que alteran el equilibrio químico del agua. Adicionalmente, la ausencia de cobertura vegetal densa, como bosques, que normalmente actúa como barrera natural, deja el agua más expuesta a factores ambientales que pueden contribuir a fluctuaciones más extremas del pH. Esta exposición es crítica, dado que la falta de vegetación densa reduce la capacidad del entorno para tamponar los cambios químicos, lo que potencialmente intensifica las variaciones del pH, tal como destacan (Marín et al., 2023)

La elevada fragmentación del bosque en la parte alta de la laguna contribuye a una serie de impactos ambientales que comprometen la calidad del agua, particularmente en términos de concentraciones de CL. La reducción de la cobertura vegetal y la expansión de áreas abiertas facilitan la erosión del suelo, un proceso que no solo degrada el suelo, sino que también favorece el traslado de CL y otros contaminantes hacia los cuerpos de agua adyacentes. Esta dinámica es exacerbada por la actividad humana intensificada en regiones con fragmentación forestal significativa, donde el desarrollo de infraestructuras como carreteras y prácticas agrícolas introduce contaminantes adicionales, incluyendo sales que pueden acumularse en el ambiente acuático. (Requena, 2002) señala, estas intervenciones antropogénicas en paisajes previamente forestales aumentan significativamente la carga de contaminantes en ecosistemas acuáticos, afectando no solo la calidad química del agua, sino también su ecología general.

Finalmente, las altas intensidades de fósforo total observados en los SOM en la zona alta y baja de la laguna, respectivamente, están asociados con la presencia de bosques altamente fragmentados. Esta condición sugiere una posible relación con los asentamientos humanos próximos. El aumento de nutrientes como el fósforo en cuerpos acuáticos frecuentemente se vincula con actividades antropogénicas, tales como la agricultura y la descarga de aguas residuales (Lescano, 2017). Adicionalmente, la fragmentación del bosque contribuye a este fenómeno, dado que la disminución de la cobertura vegetal reduce la capacidad del entorno para filtrar y retener estos nutrientes antes de que alcancen masas de agua. Este proceso puede desencadenar la

eutrofización del cuerpo de agua, caracterizada por un crecimiento desmedido de algas que, al proliferar, consumen grandes cantidades de oxígeno, comprometiendo la disponibilidad del mismo y afectando adversamente la biodiversidad acuática (Latorre, 2020).

Además, el análisis de mapas autoorganizados revelo bajas intensidades para los parámetros de Bosque Denso, O₂, Dureza total y DQO en P1, ubicado en la parte alta de la laguna. Esta disminución puede atribuirse a una limitada esorrentía de nutrientes, lo cual se confirma por las menores intensidades de estas variables en las mismas neuronas, esta disminución podría ser resultado de la conversión de áreas de bosque denso en áreas de pastos y cultivos que cubren una proporción mayor en la parte alta de la laguna, lo que podría haber llevado a una mayor lixiviación del suelo (Bravo et al. 2021). Además, la baja concentración de O₂ también puede indicar una actividad biológica reducida en el agua, posiblemente debido a una menor carga de materia orgánica (Neal et al., 2000; Moutin et al., 1993; Pereira et al., 2009).

Igualmente, la detección de altos niveles de dureza cálcica en la zona alta de la laguna, posiblemente atribuible a la densa población en la zona conocida como vereda El Puerto, puede estar influenciada por niveles elevados de vegetación de pastos y cultivos (Fernández, 1998), como se identificó en los mapas autoorganizados y en el análisis de componentes principales. Este fenómeno encuentra apoyo en los hallazgos de Delgado. (2015) quien señaló que la expansión de las actividades agrícolas, incluida la sustitución de áreas forestales por cultivos, puede afectar negativamente la calidad del agua. Además, el alto nivel de la dureza cálcica también puede estar influenciado por otras actividades antropogénicas, como la piscicultura implementada en esta zona ((Quiróz & Estupiñan 2012).

En adición a lo anterior, los bajos niveles de DBO₅, DQO, dureza total y Pt en la parte baja de la laguna P7 y P8 podrían estar relacionados con la presencia de mayores niveles de bosque denso en esta área. Según (Velasco & Chuquer 2019), los bosques densos actúan como sistemas de filtración reduciendo la carga de nutrientes y materia orgánica que ingresan al cuerpo de agua que afectan positivamente la calidad del agua. Esta situación resalta la importancia de la conservación y restauración de la cobertura vegetal en las áreas cercanas a los cuerpos de agua para mantener y mejorar su calidad ambiental (Villalobos et al., 2019).

Cabe resaltar que, investigaciones realizadas por (Miniño et al., 2018) ha demostrado que la temperatura del agua tiene un impacto significativo en la capacidad de retención de oxígeno, lo que puede afectar la calidad del agua en fuentes superficiales como se evidencio en los SOM. Según ((Rodríguez & Ánzola 2001) a temperaturas más altas, la solubilidad del oxígeno en el agua disminuye, lo que resulta en niveles más bajos de oxígeno disuelto. Este fenómeno se debe a que a temperaturas elevadas, las moléculas de agua se mueven con mayor energía, lo que dificulta la formación de enlaces débiles con las moléculas de oxígeno Mego et al. (2016).

De acuerdo a los resultados obtenidos, mediante las técnicas de Análisis de Componentes Principales (ACP) y mapas autoorganizados revelan que ambos métodos son eficaces para agrupar e interpretar datos (Richardson et al., 2003). Sin embargo, al comparar estas metodologías, se advierte que los mapas autoorganizados sobresalen al permitir un análisis temporal y espacial más detallado, identificando patrones específicos en cada punto de muestreo y mes de recolección, lo que los hace superiores en términos de capacidad de visualización. Esta ventaja visual resulta fundamental para comprender la complejidad de las variaciones en los datos, sugiriendo que los mapas autoorganizados son más adecuados para el análisis exploratorio de conjuntos de datos complejos.

Adicionalmente, Brereton (2012) señalo que los mapas autoorganizados ofrecen una ventaja significativa al utilizar el espacio de manera más eficiente en comparación con los gráficos de ACP. Esto se traduce en una reducción de la agrupación excesiva y la superposición de clústeres, que a menudo obstaculizan la distinción clara entre variables en los gráficos de ACP. Esta eficiencia espacial de los mapas autoorganizados se refleja en los resultados obtenidos, respaldando su utilidad y relevancia en la tarea de análisis de datos.

Igualmente, al eliminar la restricción de seleccionar un número fijo de componentes principales elegidos en los ACP, los mapas autoorganizados ofrecieron una ventaja significativa en la visualización de datos multidimensionales. Esta flexibilidad es especialmente relevante en la investigación actual, donde los conjuntos de datos tienden a ser cada vez más complejos y con una alta dimensionalidad (González et al., 2008). Al permitir la utilización de un mayor número de

componentes para la representación gráfica, los mapas autoorganizados permiten capturar mejor la variabilidad y la estructura intrínseca de los datos. Esta capacidad de explorar múltiples dimensiones revelaron patrones sutiles y relaciones no lineales que podrían pasar desapercibidos en un análisis convencional Olszewski (2021).

Cabe destacar que, la representación gráfica en los mapas autoorganizados exhibió una mayor robustez en el manejo de datos ruidosos y faltantes en algunas variables en comparación con el ACP. Esta capacidad para lidiar eficazmente con la variabilidad en la calidad de los datos los convierte en una herramienta poderosa para la exploración y comprensión de conjuntos de datos complejos en diversas disciplinas (Gontijo et al. 2021) . Al ofrecer más posibilidades para la representación gráfica y el análisis detallado, los mapas autoorganizados se destacan como una herramienta indispensable en la investigación y el análisis de datos, permitiendo a los investigadores obtener una comprensión más profunda y significativa de la estructura y las relaciones dentro de sus conjuntos de datos (Tang & Lu 2022).

3. Conclusiones

Los resultados del estudio sobre la influencia de la cobertura del suelo en la calidad del agua de la Laguna de La Cocha revelaron que varios parámetros fisicoquímicos clave se ven afectados por las características de la cobertura adyacente a la Laguna. La Tmp del agua, por ejemplo, tiende a ser más baja en áreas con una densa cobertura forestal. Además, se encontró que los niveles de oxígeno disuelto eran más altos en las zonas con mayor cobertura de bosque denso. Respecto a la DBO5 y la DQO, se observaron incrementos en estas variables en áreas donde la cobertura del suelo ha sido alterada por actividades humanas como la agricultura. Esto sugiere que la degradación de la cobertura del suelo aumenta la carga orgánica en el agua.

Los puntos de muestreo en las zonas media y alta de la laguna, durante los meses de mayo a octubre, presentaron altas intensidades en variables como la DBO5 y la DQO. Estos datos sugieren una mayor acumulación de contaminantes orgánicos, posiblemente debido a la escorrentía agrícola y la menor cobertura forestal en estas áreas durante períodos de precipitaciones más intensas. Por otro lado, las muestras tomadas en los meses de julio, agosto y septiembre en puntos específicos mostraron menores intensidades en DBO5, DQO y otros contaminantes, lo cual sugiere una mejor calidad del agua. Estos meses coinciden con una temporada de menor precipitación. Además, estos puntos mostraron mayores niveles de oxígeno disuelto y una densa cobertura de bosque.

En cuanto a las variaciones temporales, los meses de mayor precipitación como octubre muestran un incremento en la turbidez y los niveles de contaminantes debido al aumento del arrastre de estos desde áreas circundantes. Contrariamente, en meses más secos como julio, se observa una menor dilución de contaminantes, lo que sugiere una concentración más alta de estos en el agua. Finalmente, se concluye que, aunque este estudio se fundamentó en información secundaria, el enfoque utilizado ha enriquecido significativamente el entendimiento de las problemáticas ambientales locales, centrándose en el análisis de la calidad del agua. La implementación de metodologías avanzadas ha permitido alcanzar una comprensión más profunda y detallada de cómo la cobertura del suelo afecta la calidad del agua. Esto ha fortalecido la toma de decisiones, asegurando que estén basadas en evidencia robusta y bien fundamentada

4. Recomendaciones

Basándose en los hallazgos, se recomienda el desarrollo de políticas y prácticas de gestión del suelo que promuevan la conservación de bosques y minimicen la expansión agrícola en áreas sensibles. Esto ayudará a mantener o incluso mejorar la calidad del agua en la Laguna de la Cocha, asegurando así la sustentabilidad del ecosistema y la salud de las comunidades locales que dependen de estos recursos hídricos.

Asimismo, se sugiere implementar técnicas de vanguardia en inteligencia artificial, como las redes neuronales profundas y recurrentes, con el fin de mejorar la capacidad de identificar y analizar patrones de manera más robusta. Estas técnicas avanzadas ofrecen la posibilidad de

capturar relaciones temporales complejas y sutiles entre la cobertura del suelo y la calidad del agua en la Laguna de la Cocha, lo que puede enriquecer el análisis y la comprensión de dicha relación.

Por último, se recomienda la implementación de un sistema de monitoreo continuo que permita recopilar datos de manera precisa y sistemática a lo largo del tiempo, distribuidos estratégicamente en la zona de estudio, lo que proporcionaría una cobertura completa y detallada de las condiciones de la calidad del agua en la Laguna de la Cocha. Además, se sugiere que este sistema esté equipado con tecnología de transmisión de datos en tiempo real, lo que permitiría una supervisión y análisis continuo de los parámetros clave relacionados con la calidad del agua y la cobertura del suelo. La implementación de un sistema de monitoreo robusto y en tiempo real no solo mejoraría la precisión y la fiabilidad de los datos recopilados, sino que también proporcionaría una base sólida para la toma de decisiones informadas en la gestión y conservación de este importante ecosistema acuático.

Referencias bibliográficas

- Abascal, I. 2016. «Análisis comparativo de los efectos de la revegetación en brezales quemados de la provincia de León».
- Apráez, Ana Lucía Narváez. 2014. «La precipitación en el humedal “laguna de la cocha”, Colombia, y su relación en la sustentabilidad de la región.»
- Arenal, I. M., y Oscar Díaz Rodríguez. 2008. «Particularidades de la estructura termohalina y sus tendencias en aguas cubanas.»
- Arrieta Sancho, Ana Lucía. 2021. «Caracterización del manglar de Jicaral, Puntarenas, como insumo básico para la elaboración de un plan de recuperación del ecosistema».

- Asan, Umut, y Secil Ercan. 2012. «An Introduction to Self-Organizing Maps». Pp. 295-315 en *Computational Intelligence Systems in Industrial Engineering: With Recent Theory and Applications*, editado por C. Kahraman. Paris: Atlantis Press.
- Bai, Jing, Jian Zhao, Zhenyu Zhang, y Ziqiang Tian. 2022. «Assessment and a review of research on surface water quality modeling». *Ecological Modelling* 466:109888. doi: 10.1016/j.ecolmodel.2022.109888.
- Bhat, Sami Ullah, Zareena Akhter, Mir Rohi Neelofar, y Umara Qayoom. 2022. «Chapter 5 - Towards understanding the impact of pesticides on freshwater ecosystem». Pp. 121-38 en *Pesticides in the Natural Environment*, editado por P. Singh, S. Singh, y M. Sillanpää. Elsevier.
- Blanco-Muñoz, Esperanza, Ana Cristina De La Parra-Guerra, Carlos García-Alzate, y Eduardo Villarreal-Blanco. 2020. «Análisis físico-químico y fitoplanctónico de la ciénaga Puerto Caimán, vertiente Caribe, Colombia». *Intropica* 15(2):114-25. doi: 10.21676/23897864.3650.
- Bohigues, Sebastián. 2020. «Evaluación de la puesta en marcha del Laboratorio Mock-up sobre la calidad del agua del río Pichi Leufú, Pilcaniyeu, provincia de Río de Negro, Comisión Nacional de Energía Atómica». Universidad Nacional del Comahue. Facultad de Ciencias del Ambiente y la Salud.
- Bojago, Elias, Inderjeet Tyagi, Faheem Ahamad, y Surendra Kumar Chandniha. 2023. «GIS based spatial-temporal distribution of water quality parameters and heavy metals in drinking water: Ecological and health modelling». *Physics and Chemistry of the Earth, Parts A/B/C* 130:103399. doi: 10.1016/j.pce.2023.103399.
- Bravo, A., F. Zúñiga, S. Valle, O. Thiers, D. Dec, J. Clunes, y J. Dörner. 2021. «Propiedades físicas de los agregados de suelos en bosques y praderas con régimen ácuico». *Agro sur* 49(1):29-42. doi: 10.4206/agrosur.2021.v49n1-05.
- Brereton, Richard G. 2012. «Self organising maps for visualising and modelling». *Chemistry Central Journal* 6(2):S1. doi: 10.1186/1752-153X-6-S2-S1.

- Briones Ordóñez, Olga Varinia. 2021. «Factores incidentes en los cambios espacio temporales de un canal fluvial en su planicie de inundación: el caso del río Portoviejo (Manabí-Ecuador)».
- Burbano, Edward Alexander Burbano, y Miguel Ángel Villarreal Delgado. 2021. «Implementación del proyecto lumínico turístico en la laguna de la cocha corregimiento del encano municipio de Pasto».
- Buzai, Gustavo Daniel, y Eloy José Montes Galbán. 2021. «Estadística espacial: fundamentos y aplicación con sistemas de información geográfica».
- Cabrera, Maira Alejandra Quiroz. 2015. «Variabilidad genética de colifagos somáticos aislados a partir de muestras de agua del lago Guamuez (Nariño Colombia)».
- Calvo-Villalobos, Jossy Esteban, Tania Bermúdez-Rojas, Hannia Vega-Bolaños, Jossy Esteban Calvo-Villalobos, Tania Bermúdez-Rojas, y Hannia Vega-Bolaños. 2019. «Dinámica de uso de suelo y sitios prioritarios para la restauración forestal del Corredor Biológico Río Tibás, Costa Rica». *Revista Geográfica de América Central* (62):138-63. doi: 10.15359/rgac.62-1.6.
- Cameron, Enrico, Giorgio Pilla, y Fabio A. Stella. 2018. «Application of statistical classification methods for predicting the acceptability of well-water quality». *Hydrogeology Journal* 17.
- Capitán, Antonio Luis Hidalgo, Santiago García Álvarez, Ana Patricia Cubillo Guevara, y Nancy Medina Carranco. 2019. «Los objetivos del Buen Vivir. Una propuesta alternativa a los Objetivos de Desarrollo Sostenible». *Revista iberoamericana de estudios de desarrollo= Iberoamerican journal of development studies* 8(1):6-57.
- Castillo, A., Carmen Godínez, Natalia Schroeder, Claudia Galicia, Anna Pujadas-Botey, y Lucía Martínez Hernández. 2009. «El bosque tropical seco en riesgo: Conflictos entre uso agropecuario, desarrollo turístico y provisión de servicios ecosistémicos en la Costa de Jalisco, México». *Interciencia*.

- Cedeño Tapia, Stefanía Johanna. 2023. «La inteligencia artificial como herramienta complementaria en la investigación y educación: responsabilidad ética y humana». *Revista Unidad Sanitaria XXI* 3(8). doi: 10.57246/rusxxi.v3i8.47.
- Chamorro, Jaro. 2018. «Esquema de ordenamiento territorial».
- Choi, Seul Min, Sun Dong Yoo, y Byung Mu Lee. 2004. «Toxicological Characteristics of Endocrine-Disrupting Chemicals: Developmental Toxicity, Carcinogenicity, and Mutagenicity». *Journal of Toxicology and Environmental Health, Part B* 7(1):1-23. doi: 10.1080/10937400490253229.
- Chulluncuy-Camacho, Nadia Cristina. 2011. «Tratamiento de agua para consumo humano». P. 153 en *Ingeniería Industrial*. Vol. 0.
- Cital Morales, Frida Sofía. 2018. «Modelización hidrodinámica del dren agrícola Ayala para evaluarlo como proveedor del servicio ecosistémico de depuración del agua durante el año hidrológico 2016-2017».
- Dai, Lijun, Lingqing Wang, Lianfang Li, Tao Liang, Yongyong Zhang, Chuanxin Ma, y Baoshan Xing. 2018. «Multivariate geostatistical analysis and source identification of heavy metals in the sediment of Poyang Lake in China». *Science of The Total Environment* 621:1433-44. doi: 10.1016/j.scitotenv.2017.10.085.
- De la Barrera Castillo, Julio César. 2023. «Metodologías de ahorro energético aplicadas a los sistemas HVAC utilizando inteligencia artificial: una revisión del estado del arte.»
- Delgado, Edwin Orlando López. 2015. «Evaluación de la calidad del bosque de ribera, utilizando un método simple y rápido en dos ríos de bosque seco tropical (Tolima, Colombia).»
- Duaví, Wersângela C., Allyne F. Gama, Évila P. Damasceno, Lucas B. Moreira, Vitor P. A. Da Silva, Ronaldo F. Nascimento, y Rivelino M. Cavalcante. 2021. «Are pesticides only a problem from rural areas? The case of a highly urbanised tropical mangrove (Fortaleza, CE, Brazil)». *International Journal of Environmental Analytical Chemistry* 1-19.

- Fernández, G. L., C. G. Huecas, y A. Lafuente. 1998. «La calidad de las aguas de un río de la cuenca del Duero: El Aguijoso». Recuperado 21 de febrero de 2024 (<https://www.semanticscholar.org/paper/La-calidad-de-las-aguas-de-un-r%C3%ADo-de-la-cuenca-del-Fern%C3%A1ndez-Huecas/96e886076798016ec07f70285feba149b32b61f5>).
- Gabarró, Franz Bechtold. 2001. «El oxígeno puro da vida a las aguas residuales».
- Gomes Fiorott, Juliana, Yáskara Arrial Palma, y Daniel Dall'Igna Ecker. 2019. «El concepto de grupo-dispositivo en el apoyo a la adopción: desnaturalizando significados establecidos». *Ciencias Psicológicas* 390-97. doi: 10.22235/cp.v13i2.1895.
- Gontijo, Erik Sartori Jeunon, Peter Herzsprung, Oliver J. Lechtenfeld, Carolina de Castro Bueno, Johannes A. C. Barth, André H. Rosa, y Kurt Friese. 2021. «Multi-proxy approach involving ultrahigh resolution mass spectrometry and self-organising maps to investigate the origin and quality of sedimentary organic matter across a subtropical reservoir». *Organic Geochemistry* 151:104165. doi: <https://doi.org/10.1016/j.orggeochem.2020.104165>.
- González, Angel León, Humberto Llinás Solano, y Jorge Tilano. 2008. «Análisis multivariado aplicando componentes principales al caso de los desplazados».
- Gutierrez, Juan David, Wolfgang Riss, y Rodolfo Ospina. 2004. «Bioindicación de la calidad del agua con macroinvertebrados acuáticos en la sabana de Bogotá, utilizando redes neuronales artificiales». *Caldasia* 26(1):151-60.
- Gutiérrez, Juan David, Wolfgang Riss, y Rodolfo Ospina. 2006. «Bioindicación de la calidad del agua en la sabana de Bogota-Colombia, mediante la utilización de la Lógica difusa neuro-adaptativa como herramienta». *Caldasia* 28(1):45-56.
- Hernández-Álvarez, Urledys, José Pinedo-Hernández, Roberth Paternina-Urbe, y José Luis Marrugo-Negrete. 2021. «Evaluación de calidad del agua en la Quebrada Jui, afluente del río Sinú, Colombia». *Revista UDCA Actualidad & divulgacion científica* 24(1).

- Hu, W., H. Wang, L. Dong, B. Huang, O. Borggaard, Hans Christian Bruun Hansen, Yue He, y Peter E. Holm. 2018. «Source identification of heavy metals in peri-urban agricultural soils of southeast China: An integrated approach». *Environmental Pollution* 237:650-61. doi: 10.1016/j.envpol.2018.02.070.
- Islam, Md. Ariful, S. M. Nurul Amin, M. Aminur Rahman, Abdul Shukor Juraimi, Md. Kamal Uddin, Christopher L. Brown, y Aziz Arshad. 2022. «Chronic effects of organic pesticides on the aquatic environment and human health: A review». *Environmental Nanotechnology, Monitoring & Management* 18:100740. doi: 10.1016/j.enmm.2022.100740.
- Jurado Eraso, Mario Alberto. 2017. «Revisión sistemática de técnicas no convencionales para la evaluación de la calidad del agua de ríos contaminados con plaguicidas». *ISSN* 11:10. doi: <http://dx.doi.org/10.31908/19098367.3279>.
- Kalteh, A. M., P. Hjorth, y R. Berndtsson. 2008. «Review of the self-organizing map (SOM) approach in water resources: Analysis, modelling and application». *Environmental Modelling & Software* 23(7):835-45. doi: 10.1016/j.envsoft.2007.10.001.
- Kang, Zehongyu, Hua Liu, Yuxin Lu, Xinyu Yang, Xin Zhou, Jingjing An, Da Yan, Xing Jin, y Xing Shi. 2023. «A novel approach to examining the optimal use of the cooling effect of water bodies in urban planning». *Building and Environment* 243:110673. doi: 10.1016/j.buildenv.2023.110673.
- Latorre, N. 2020. «Respuesta de un bosque de roble al fuego en un Sector del Santuario de Flora y Fauna Iguaque en el Municipio de Villa de Leyva - Boyacá».
- Lescano, Carolina. 2017. «Rol de los pastizales naturales en la retención de nutrientes provenientes de la agricultura». *INNOTEC*. doi: 10.26461/13.08.
- Licen, Sabina, Aleksander Astel, y Stefan Tsakovski. 2023. «Self-organizing map algorithm for assessing spatial and temporal patterns of pollutants in environmental compartments: A review». *Science of The Total Environment* 878:163084. doi: 10.1016/j.scitotenv.2023.163084.

- Liu, Jinqing, Xiaoying Chen, Ping Yin, Ke Cao, Fei Gao, Kong Sitha, Kim Seng, y Sambo Heng. 2021. «Sediment characteristics and environmental quality assessment in Kompong Som Bay, Cambodia». *Marine Pollution Bulletin* 173:113019. doi: 10.1016/j.marpolbul.2021.113019.
- Liu, Zhongpei, Shaoyi Feng, A. Zhangsong, Yuping Han, y Runxiang Cao. 2023. «Long-term evolution of groundwater hydrochemistry and its influencing factors based on self-organizing map (SOM)». *Ecological Indicators* 154:110697. doi: 10.1016/j.ecolind.2023.110697.
- López-Álvarez, Briseida, José Alfredo Ramos-Leal, Janete Moran-Ramírez, Antonio Cardona Benavides, y Guillermo Hernández Garcia. 2013. «Origen de la calidad del agua del acuífero colgado y su relación con los cambios de uso de suelo en el Valle de San Luis Potosí». *Boletín de la Sociedad Geológica Mexicana* 65(1):9-26.
- Luc, Patrícia De, y J. Brito. 2009. «CONSIDERAÇÕES SOBRE A LEGISLAÇÃO CORRELATA À ZONA-TAMPÃO DE UNIDADES DE CONSERVAÇÃO NO BRASIL*».
- Maas, Marcus Vinicius Rodrigues, Heather Bedle, y Marcilio Castro de Matos. 2023. «Seismic identification of carbonate reservoir sweet spots using unsupervised machine learning: A case study from Brazil deep water Aptian pre-salt data». *Marine and Petroleum Geology* 151:106199. doi: 10.1016/j.marpetgeo.2023.106199.
- Mamun, Md, Namsrai Jargal, y Kwang-Guk An. 2022a. «Spatio-temporal characterization of nutrient and organic pollution along with nutrient-chlorophyll-a dynamics in the Geum River». *Journal of King Saud University - Science* 34(7):102270. doi: <https://doi.org/10.1016/j.jksus.2022.102270>.
- Mamun, Md, Namsrai Jargal, y Kwang-Guk An. 2022b. «Spatio-temporal characterization of nutrient and organic pollution along with nutrient-chlorophyll-a dynamics in the Geum River». *Journal of King Saud University - Science* 34(7):102270. doi: <https://doi.org/10.1016/j.jksus.2022.102270>.

- Marín-Leal, Julio César, Marisabel Méndez-Farías, Geraldin Urdaneta-Ospino, y Andreina Fernández-Álva. 2023. «Estado trófico y nutriente limitante de la producción biológica en una laguna tropical somera». *Revista Amazónica de Ciencias Ambientales y Ecológicas* 2(2):e502. doi: 10.51252/reacae.v2i2.502.
- Mariño, Laura M. P., y Francisco de A. T. de Carvalho. 2022. «Vector batch SOM algorithms for multi-view dissimilarity data». *Knowledge-Based Systems* 258:109994. doi: 10.1016/j.knosys.2022.109994.
- Martínez, Laura Daniela Jaimes, y Karim Osmara Monroy Sierra. 2018. «ANÁLISIS QUÍMICO DE CALIDAD DEL AGUA EN LA QUEBRADA VICACHÁ EN BOGOTÁ».
- Medina Paucar, Diana. 2022. «Evaluación del monitoreo participativo de la calidad de los Recursos Hídricos Superficiales en la Unidad Hidrográfica Huallaga, en cumplimiento a los ECAs para agua–2021».
- Mego Rojas, Junior, Jhoward Pilco Culque, Jhesibel Chavez-Ortíz, Damarís Leiva-Tafur, y Manuel Oliva. 2016. «Impacto en la calidad del agua de la quebrada “El Atajo” ocasionado por el botadero de rondón de la ciudad de Chachapoyas, Amazonas, Perú». *INDES Revista de Investigación para el Desarrollo Sustentable* 2(1). doi: 10.25127/indes.20142.68.
- Miniño Mejía, Virgilio Antonio, Yolanda León, y Cándido Quintana. 2018. «Impacto de las aguas superficiales en el aumento del nivel de las aguas del Lago Enriquillo». *Ciencia, Ambiente y Clima* 1(1):9-21. doi: 10.22206/cac.2018.v1i1.pp9-21.
- Mohammadi, Ali Akbar, Ahmad Zarei, Saba Majidi, Afshin Ghaderpoury, Yalda Hashempour, Mohammad Hossein Saghi, Abdolazim Alinejad, Mahmood Yousefi, Nasrin Hosseingholizadeh, y Mansour Ghaderpoori. 2019. «Carcinogenic and non-carcinogenic health risk assessment of heavy metals in drinking water of Khorramabad, Iran». *MethodsX* 6:1642-51. doi: 10.1016/j.mex.2019.07.017.
- Moncayo Riascos, María Cristina. 2020. «La asignación del agua en el Departamento de Nariño: un análisis de la dinámica de los derechos del agua y su desigualdad desde la agroecología política».

- Morales Travezaño, Jocelyn Alessandra. 2022. «Evaluación del monitoreo de la calidad de agua superficial de la laguna Angascancha para el consumo humano–Colquijirca Pasco 2019».
- More Prado, Luis Alberto. 2022. «Aplicación de la responsabilidad civil extracontractual y cautela de la contaminación ambiental en Cerro de Pasco, 2019».
- Moutin, T., B. Picot, M. C. Ximenes, y J. Bontoux. 1993. «Seasonal Variations of P Compounds and Their Concentrations in Two Coastal Lagoons». *Hydrobiologia* 253(1-3):102-102. doi: 10.1007/BF00050730.
- Mueses, Miguel Ángel. 2022. «Las tecnologías de tratamiento de aguas un atractivo de la investigación en ingeniería». *Revista Ing-Nova* 1(2):149-51. doi: 10.32997/rin-2022-3998.
- Muñoz Díaz, Iciar. 2020. «Herramientas de toma de decisiones ambientales para la evaluación de la movilidad de contaminantes: aplicación a sedimentos, residuos estabilizados y materiales secundarios».
- Neal, Colin, Helen P. Jarvie, Sharon M. Howarth, Paul G. Whitehead, Richard J. Williams, Margaret Neal, Martin Harrow, y Heather Wickham. 2000. «The Water Quality of the River Kennet: Initial Observations on a Lowland Chalk Stream Impacted by Sewage Inputs and Phosphorus Remediation». *Science of The Total Environment* 251-252:477-95. doi: 10.1016/S0048-9697(00)00400-9.
- Ocaña, Rocio. 2018. *INFORME DE MUESTREO Y AFORO PARA ESPEJO DE AGUA Y LOS 12 AFLUENTES DE LAGO GUAMUE. INFORME TECNICO*. ITLAB 3070. LABORATORIO DE ANÁLISIS AMBIENTAL - LAA.
- Olszewski, Dominik. 2021. «A data-scattering-preserving adaptive self-organizing map». *Engineering Applications of Artificial Intelligence* 105:104420. doi: 10.1016/j.engappai.2021.104420.
- Ordoñez Fernandez, Jessica Alina. 2023. «Determinación de la calidad de agua por bioindicadores (Macroinvertebrados)–en el río Illuchi–para el planteamiento de una

- propuesta de manejo de recurso hídrico-Latacunga provincia de Cotopaxi–período abril-agosto 2023.» Ecuador: Latacunga: Universidad Técnica de Cotopaxi (UTC).
- Ortega, Diego Javier Perez, Jorge Andres Segovia Ortega, Paulo Cesar Cabrera Moncayo, Iván Andrés Delgado Vargas, y Marcelo Luiz Martins Pompêo. 2018. «Uso del suelo y su influencia en la presión y degradación de los recursos hídricos en cuencas hidrográficas». *RIAA* 9(1):1.
- Patiño, Yolanda, Eva Díaz, y Salvador Ordóñez. 2014. «MICROCONTAMINANTES EMERGENTES EN AGUAS: TIPOS Y SISTEMAS DE TRATAMIENTO». *Avances en Ciencias e Ingeniería*.
- Peng, Jian, Haisheng Han, Yong Yi, Huimin Huang, y Le Xie. 2022. «Machine learning and deep learning modeling and simulation for predicting PM2.5 concentrations». *Chemosphere* 308:136353. doi: 10.1016/j.chemosphere.2022.136353.
- Pereira, Patrícia, Hilda De Pablo, Carlos Vale, Vanda Franco, y Marta Nogueira. 2009. «Spatial and Seasonal Variation of Water Quality in an Impacted Coastal Lagoon (Óbidos Lagoon, Portugal)». *Environmental Monitoring and Assessment* 153(1-4):281-92. doi: 10.1007/s10661-008-0355-x.
- Pizarro-Tapia, Roberto, Cynthia Cabrera-Jofre, Carolina Morales-Calderón, y Juan Pablo Flores-Villanelo. 2011. «Variación temporal de las precipitaciones y caudales en la cuenca del Maipo, y la potencial influencia glaciar en la producción de agua (1963-2006)». *Tecnología y Ciencias del Agua*.
- Qu, Xiao, Yushun Chen, Han Liu, Wentong Xia, Ying Lu, Daniel-Dianchen Gang, y Lian-Shin Lin. 2020. «A holistic assessment of water quality condition and spatiotemporal patterns in impounded lakes along the eastern route of China's South-to-North water diversion project». *Water Research* 185:116275. doi: 10.1016/j.watres.2020.116275.
- Quiróz, Williams, y Francisco Estupiñan. 2012. «Análisis comparativo del diseño geométrico del tramo localizado entre el sector la piscicultura departamento de Nariño hasta Santiago

- departamento del Putumayo, con la normatividad vial existente». Recuperado 21 de febrero de 2024 (<https://sired.udenar.edu.co/3140/>).
- Ramos Herrera, Sergio, Elizabeth Magaña Villegas, y Jesús Manuel Carrera Velueta. 2015. «Introducción a la modelación de la calidad del aire, del agua y del transporte de contaminantes en el suelo». Universidad Juárez Autónoma de Tabasco.
- Requena, J. C. 2002. «Los mercados de agua en la agricultura y el riesgo económico: una aplicación en el valle del Guadalquivir».
- Richardson, A. J., C. Risien, y F. A. Shillington. 2003. «Using self-organizing maps to identify patterns in satellite imagery». *Progress in Oceanography* 59(2):223-39. doi: 10.1016/j.pocean.2003.07.006.
- Rivera Chasiquiza, Alex Geovanny. 2020. «Visualización de Información mediante mapeo auto-organizado en datos de producción científica de la Universidad Técnica de Cotopaxi.»
- Rivera Mambuscay, Dair Steven. 2022. «Identificación de señales de variabilidad y Cambio Climático en series de precipitación y temperatura en la región Andina del Suroccidente Colombiano».
- Rodríguez, Horacio, y Eduardo Ánzola. 2001. «La calidad del agua y la productividad de un estanque en acuicultura.» Recuperado 22 de febrero de 2024 (<https://repository.agrosavia.co/handle/20.500.12324/34940>).
- Salamanca, Forero, y Johana Catalina. 2021. «Estudio de la incidencia de actividades agropecuarias en cuerpos lénticos de alta montaña de la cordillera andina Colombiana».
- Samboni Ruiz, Natalia, Yesid Carvajal, y Juan Carlos Escobar. 2007. «A review of physical-chemical parameters as water quality and contamination indicators». *SciELO* 27.
- Sepúlveda García, Yobany Favián. 2021. «La resolución de problemas y su aporte a la comprensión del concepto de ambiente».

- Shehab, Zakariya Nafi', Nor Rohaizah Jamil, Ahmad Zaharin Aris, y Nur Syuhadah Shafie. 2021. «Spatial variation impact of landscape patterns and land use on water quality across an urbanized watershed in Bentong, Malaysia». *Ecological Indicators* 122:107254. doi: 10.1016/j.ecolind.2020.107254.
- Suárez, Jaqueline, Francelys Maiz, y Marina Meza. 2010. «Inteligencias múltiples: una innovación pedagógica para potenciar el proceso enseñanza aprendizaje». *Investigación y postgrado* 25(1):81-94.
- Tang, Wenxi, y Zhibo Lu. 2022. «Application of self-organizing map (SOM)-based approach to explore the relationship between land use and water quality in Deqing County, Taihu Lake Basin». *Land Use Policy* 119:106205. doi: 10.1016/j.landusepol.2022.106205.
- Tognelli, M. F., C. A. Lasso, C. A. Bota-Sierra, L. F. Jiménez-Segura, y N. A. Cox, eds. 2016. *Estado de conservación y distribución de la biodiversidad de agua dulce en los Andes tropicales*. IUCN International Union for Conservation of Nature.
- Tsakovski, Stefan, Blazej Kudlak, Vasil Simeonov, Lidia Wolska, y Jacek Namiesnik. 2009. «Ecotoxicity and chemical sediment data classification by the use of self-organising maps». *Analytica Chimica Acta* 631(2):142-52. doi: 10.1016/j.aca.2008.10.053.
- Urdanigo, Juan, Karla Perez, Elian Inrtriago, y Gabriela Arriaga. 2022. «Evaluation of the water quality of the well of the “Soledad” community of the city II Frente, Santiago de Cuba». *Scopus* 17.
- Velandia, Cristian Camilo López. 2023. «Evaluación de la calidad del agua subterránea utilizando métodos de índice y análisis estadístico multivariado: cuenca del río Pavas (Colombia)». *South Sustainability* 4(1):e072-e072.
- Velasco T., Giselle, Jorge Moncayo S., y David Chuquer S. 2019. «Diagnóstico del sistema de tratamiento de aguas residuales de Manta». *infoANALÍTICA* 7(1):27-39. doi: 10.26807/ia.v7i1.93.
- Yamamoto, F. Y., G. E. Pauly, L. S. Nascimento, G. M. Fernandes, M. P. Santos, B. S. M. Kim, M. U. Carvalho, R. C. L. Figueira, R. M. Cavalcante, M. T. Grassi, y D. M. S. Abessa.

2022. «Chemical data of contaminants in water and sediments from the Doce River four years after the mining dam collapse disaster». *Data in Brief* 45:108715. doi: 10.1016/j.dib.2022.108715.
- Yotova, Galina, Marian Varbanov, Emilia Tcherkezova, y Stefan Tsakovski. 2021a. «Water quality assessment of a river catchment by the composite water quality index and self-organizing maps». *Ecological Indicators* 120:106872. doi: 10.1016/j.ecolind.2020.106872.
- Yotova, Galina, Marian Varbanov, Emilia Tcherkezova, y Stefan Tsakovski. 2021b. «Water quality assessment of a river catchment by the composite water quality index and self-organizing maps». *Ecological Indicators* 120:106872. doi: 10.1016/j.ecolind.2020.106872.
- Zakariya-Naf, Shehab, Jamil Nor - Rohaizah, Aris Ahmad-Zaharin, y Nur-Syuhadah. 2021. «Spatial variation impact of landscape patterns and land use on water quality across an urbanized watershed in Bentong, Malaysia». *ScienceDirect* Pp1-12.
- Zhang, Yixiang, Xinqiang Liang, Zhibo Wang, y Lixian Xu. 2015. «A Novel Approach Combining Self-Organizing Map and Parallel Factor Analysis for Monitoring Water Quality of Watersheds under Non-Point Source Pollution». *Scientific Reports* 5(1):16079. doi: 10.1038/srep16079.