

Artículo de investigación

## Diseño de un modelo correlacional para cuantificar variables fisicoquímicas a partir de técnicas de espectroradiometría en cuerpos de agua. Caso de estudio Río Cuja Cundinamarca Colombia

### Design of a correlational model to quantify physicochemical variables from spectroradiometry techniques in water bodies. Case study Cuja River Cundinamarca Colombia

Edier Fernando Ávila Vélez <sup>1</sup> ✉, Bibiana del Pilar Royero Benavides <sup>2</sup> ✉, Luis Alberto Herrera Matinez <sup>3</sup> ✉, Yorley Milena Prada Castro <sup>4</sup> ✉, Diego Orlando Méndez <sup>5</sup> ✉ y Carlos Andrés Hernández Ortiz <sup>6</sup> ✉,

<sup>1</sup>MSC Docente, Tecnología en cartografía, Facultad de Ciencias agropecuarias Universidad de Cundinamarca.

<sup>2</sup>MSC Docente Ingeniería Agronómica Facultad de Ciencias Agropecuarias Universidad de Cundinamarca.

<sup>3</sup>MSC Docente Tecnología en Cartografía Facultad de Ciencias Agropecuarias Universidad de Cundinamarca.

<sup>4</sup>ESP Docente Ingeniería Agronómica Facultad de Ciencias Agropecuarias Universidad de Cundinamarca.

<sup>5</sup>Docente Ingeniería Agronómica Facultad de Ciencias Agropecuarias Universidad de Cundinamarca.

<sup>6</sup>Docente Servicio Nacional de Aprendizaje SENA.

Recepción: 4-sept-2023 Aceptado: 26-abr-2024 Publicado: 23-julio-2024

Cómo citar: Avila Velez, E. F. (2024). Diseño De Un Modelo Correlacional Para Cuantificar Variables Fisicoquímicas A Partir De Técnicas De Espectroradiometría En Cuerpos De Agua. Caso De Estudio Río Cuja Cundinamarca Colombia. Ciencia en Desarrollo, 15(2). <https://doi.org/10.19053/uptc.01217488.v15.n2.2024.16499>

#### Resumen

La gestión ambiental enfrenta un desafío crítico vinculado a la calidad del agua, particularmente en la región de Cundinamarca, responsable de proporcionar el 80 % del suministro hídrico en la ciudad de Bogotá. En este contexto, la teledetección surge como una herramienta esencial para llevar a cabo una evaluación efectiva de la calidad del agua. Su capacidad para obtener datos de manera remota y a gran escala la posiciona como una solución innovadora y confiable para monitorear y analizar la contaminación en cuerpos de agua dulce de manera cada vez más precisa y oportuna. En esta investigación se analizó la correlación entre variables fisicoquímicas y datos obtenidos mediante espectro-radiometría de campo. Las variables fueron conductividad, pH, sólidos suspendidos totales (TSS), Demanda química de oxígeno (DQO), nitratos y fosfatos, tomados en cuatro puntos diferentes de la cuenca del río Cuja. Se capturaron 70 firmas espectrales, utilizando el espectro radiómetro de mano ASD FieldSpec HandHeld 2. Utilizando el coeficiente de correlación de Pearson y el coeficiente de determinación R-cuadrado, se analizaron los datos de entrada en modelos de regresión con un nivel de confiabilidad del 95 %, mostrando una fuerte correlación entre las variables pH del agua con un nivel de determinación del 92 % y la longitud de onda del espectro visible de 400 nm. Se determinó que la longitud de onda de 822 nm en el rango de los infrarrojos es altamente efectiva para la medición de nitratos, con un coeficiente de determinación del 90 %. Además, las longitudes de onda de 760 nm en el borde rojo y de 393 nm en el azul visible son adecuadas para la medición de fosfatos y sólidos suspendidos, con coeficientes de determinación del 86 % y 82 %, respectivamente. Cabe destacar que, en comparación, las variables de conductividad y demanda química de oxígeno (DQO) exhibieron coeficientes de determinación del 82 % y 77 %, respectivamente. Estos hallazgos sugieren que la espectroradiometría de campo es una valiosa aliada en la medición de parámetros fisicoquímicos en la calidad del agua.

**Palabras Clave:** Teledetección, espectroradiometría, variables fisicoquímicas, calidad de agua.

#### Abstract

Water quality is a critical issue in environmental management, and in this sense, remote sensing has acquired a relevant role as a highly effective evaluation tool. With its ability to obtain data remotely and on a large scale, remote sensing is presented as an innovative and reliable solution to monitor and analyze contamination in freshwater bodies in an increasingly accurate and timely manner. In this research, the correlation between physicochemical variables and data obtained by field spectro-radiometry was analyzed. The variables were conductivity, pH, total suspended solids (TSS), chemical oxygen demand (COD), nitrates and phosphates, taken at four different points in the Cuja river basin. 70 spectral signatures were captured, using the ASD FieldSpec HandHeld 2 handheld spectrum radiometer. Using the Pearson correlation coefficient and the R-squared coefficient of determination, the input data were analyzed in regression models with a confidence level of 95 %, showing a strong correlation between the pH variables of the water with a determination level of 92 % and the wavelength of the visible spectrum of 400 nm. Likewise, it was determined that the 822 nm wavelength in the infrared range is highly effective for measuring nitrate levels with a determination coefficient of 90 %, while the 760 nm wavelengths of the red edge and 393nm of the visible blue were adequate to measure phosphates and suspended solids with coefficients of 86 % and 82 %, respectively. Notably, in comparison, the conductivity and chemical oxygen demand (COD) variables exhibited coefficients of determination of 82 % and 77 %, respectively. These findings suggest that field spectroradiometry is a valuable ally in the measurement of physicochemical parameters in water quality.

**Keywords:** Remote sensing, spectroradiometry, physicochemical variables, water quality.

## 1. Introducción

El agua superficial constituye un recurso esencial para el desarrollo humano, siendo los ríos especialmente cruciales en contextos urbanos debido a sus diversas aplicaciones en ámbitos domésticos, industriales, agrícolas y ecológicos. A pesar de su importancia, diversos factores naturales y derivados de la actividad humana, como el aumento poblacional, la industrialización y la agricultura periurbana, han influido en la alteración de la calidad del agua y en la modificación de sus parámetros físicos, químicos y biológicos [1].

La contaminación del agua tiene graves consecuencias para la salud humana, los ecosistemas y la economía. El consumo de agua contaminada afecta especialmente a poblaciones vulnerables, mientras que los ecosistemas acuáticos y terrestres se ven afectados por la degradación y la disminución de la biodiversidad. Esto conlleva a la inestabilidad y disfuncionalidad de los ecosistemas y también afecta la calidad del suelo, impactando la producción de alimentos. Debido a ello, el estudio y detección de la contaminación en ríos urbanos es un área primordial de investigación [2].

En el contexto colombiano, la gestión del recurso hídrico y la implementación de políticas y programas para la protección, monitoreo y mejora de la calidad del agua se llevan a cabo a través de diversas instituciones gubernamentales a nivel nacional, regional y local. Aunque las estrategias y técnicas utilizadas por estas entidades para el monitoreo de la calidad del agua varían según los objetivos, la disponibilidad de recursos y las condiciones específicas de la región o el sistema hidrológico, gran parte de ellas se fundamenta en análisis de laboratorio. Es importante destacar que estos análisis, sin embargo, pueden tener consideraciones particulares que deben ser tenidas en cuenta [3]. Las pruebas de laboratorio generan información precisa y detallada de parámetros específicos si se cuenta con personal calificado para la toma de datos, sin embargo, presentan mayores costos asociados a la recolección de muestras, el acceso a los cuerpos de agua, el transporte al laboratorio, el análisis propiamente dicho y la interpretación de los resultados, cuyos precios pueden oscilar desde unos cientos hasta varios miles de dólares, dependiendo de la ubicación geográfica y la disponibilidad de laboratorios certificados. Asimismo, el monitoreo a las variaciones espaciales y temporales en grandes áreas suele complicarse [4, 5].

En tanto, el empleo de tecnologías más rápidas y portátiles han venido en aumento. Los sensores aerotransportados, sensores in situ y dispositivos de espectroscopia miden la intensidad de la energía reflejada por las diferentes coberturas en diferentes longitudes de onda del espectro electromagnético, con el fin de determinar parámetros de calidad del agua (WQP) con una cobertura espacial más amplia y una frecuencia temporal más alta. Estas tecnologías son más accesibles en términos de costos y ofrecen resultados prácticamente instantáneos, lo que facilita el monitoreo continuo y la toma de decisiones más ágiles en la gestión del agua [6, 7, 8].

Estudios en teledetección espacial han reportado una mejor correlación entre los parámetros de calidad del agua y los datos generados por los diferentes tipos de sensores. Algunas

investigaciones relacionadas a parámetros físicos vinculadas a la cantidad de materiales en suspensión presentes en el agua como sólidos suspendidos totales (TSS) [9, 10], turbidez [11, 12], parámetros químicos como la medición de nitrógeno y fósforo [12, 13, 14], clorofila - a (Chl-a) [7, 12, 15], demanda bioquímica de oxígeno (DOB) [16, 17] y demanda química de oxígeno (DQO), [16, 18].

Recientemente, vienen utilizándose nuevas formas de procesar y analizar los datos de los sensores remotos como los modelos de aprendizaje automático con técnicas supervisadas y no supervisadas, en la predicción de valores de parámetros de calidad de agua. Estas técnicas trabajan con diversas fuentes de datos y técnicas predictivas como las redes neuronales (RN) que son las más difundidas, los sistemas de inferencia neuro difusa (Anfis), las máquinas de soporte vectorial (MVS), entre otras [19-24], y se han estado combinando para estimar sistemas de compuestos no ópticamente activos, de relación no lineales y que varían en el tiempo.

En el ámbito de desarrollo de estas técnicas de predicción, se generó como objetivo de la presente investigación, encontrar un modelo estadístico correlacional que mida los valores de las variables fisicoquímicas (conductividad, pH, sólidos suspendidos, DQO, nitratos y fosfatos), en el marco de las técnicas de aprendizaje supervisado, mediante el empleo de espectroradiometría de campo en la subcuenca del río Cuja, entre Pasca y Fusagasugá.

## 2. Metodología

### Área de estudio.

La zona de estudio comprende parte de la subcuenca del río Cuja que integra a los municipios de Fusagasugá y Pasca (Figura 1), ubicados al suroccidente del departamento de Cundinamarca, integrada a la cuenca del río Sumapaz, parte de la hoya hidrográfica del Río Magdalena. La subcuenca conforma en un 90,93 % el territorio de Pasca Cundinamarca que, además, es el tercer municipio con más área de ecosistema de paramo en el departamento con 11.384,9 Ha respectivamente [25, 26].

A pesar de la importancia socioeconómica y ambiental, la Subcuenca del río Cuja presenta alteraciones tras décadas de intervención antropogénica. El área está dedicada principalmente a actividades agrícolas de pequeña y mediana escala, con una menor presencia de ganadería y porcicultura [26], sus aguas abastecen los distritos de riego de las poblaciones cercanas, y son usadas para el disfrute de turistas y habitantes locales. A lo largo de la subcuenca y de los 11 municipios que la componen, se evidencia una variedad de impactos diferenciados por aspectos socioeconómicos, culturales, y las diversas propiedades biofísicas, fisiográficas, meteorológicas [26].

### Toma de datos y materiales

Se procedió a la recolección de un total de cuatro muestras de agua, con el propósito de someterlas a un análisis de laboratorio para la evaluación de las variables de conductividad, pH,

sólidos suspendidos, demanda química de oxígeno (DQO), nitratos y fosfatos. Los resultados del análisis de laboratorio se observan en la tabla 1. Simultáneamente, se realizaron lecturas con el espectroradiómetro HH2, en los sitios con coordenadas P1 (-74,29108°, 4,300813°), P2 (-74,313016°, 4,311318°), P3 (-74,345579°, 4,310782°), P4 (-74,354944°, 4,310987°); de longitud oeste y latitud norte, ver figura 1.

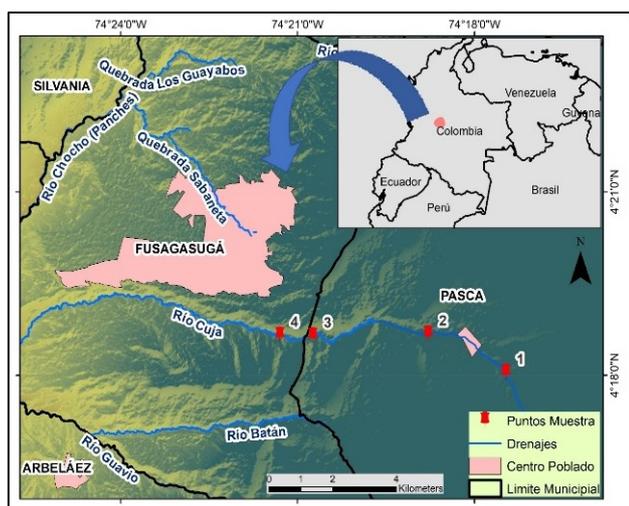


Figura 1: Ubicación de la zona de estudio. Los puntos en rojo (1, 2, 3 y 4), denotan las zonas donde se tomaron las muestras fisicoquímicas y las lecturas espectrales con el instrumento HH2, realizadas en la cuenca del río Cuja, entre las poblaciones de Pasca y Fusagasugá

Tabla 1: Análisis de aloína obtenida por UHPLC

Punto	Conductividad uS/cm	Ph unidades	Sólidos suspendidos ml/L	DQO mg/L O <sub>2</sub>	Nitratos mg/L NO <sub>3</sub>	Fosfatos mg/L P
P1	16,4	7,3	46,0	186,5	9,6	7,8
P2	21,0	7,1	59,0	227	10,0	7,6
P3	17,7	7,1	48,0	184,5	9,0	8,7
P4	17,9	7,0	35,0	181,5	11,0	6,9

Con el espectroradiómetro de mano ASD FieldSpec HandHeld 2, se midió la reflectividad de la energía electromagnética que emite el cuerpo de agua entre 325 y 1075 nm, que corresponden a las longitudes de onda del espectro visible (azul, verde y rojo) y los infrarrojos cercanos. Se capturaron 70 firmas espectrales o espectros electromagnéticos (tabla 2), entre las 8:00 am y 10:00 am, con el fin de tener una intensidad lumínica estable, con cielo despejado. Las tomas se realizaron a la misma altura como lo muestra la figura 2.

A continuación, en la tabla 2, se observa una visual de los valores espectrales en niveles digitales desde la longitud de onda de 325 nm y los 1075 nm. Se utilizaron 62 muestras para el análisis y 8 muestras para validación.

Para descargar y acceder a los datos espectrales se utilizó el software ViewSpecPro y para los análisis estadísticos, se utilizó el software MATLAB R2022a.



Figura 2: Toma de muestras de agua y datos espectrales, en la cuenca del río Cuja, utilizando el espectroradiómetro Hand Held-2, en los municipios de Pasca y Arbeláez

## Métodos

Para lograr correlacionar las 751 variables independientes correspondientes a las longitudes de onda captadas con el espectro radiómetro HH2 (L325, L326, L327, . . . . ., L1074, L1075) según la tabla 2, en los puntos P1, P2, P3 y P4 figura 1, con los datos fisicoquímicos arrojados por el laboratorio tabla 1, se calculó el coeficiente de correlación de Pearson [27], el cual mide la fuerza de relación lineal entre dos variables [28], ya sea inversa o directa, siempre que siga una distribución normal. Se generó la respectiva matriz del coeficiente de correlación, y a continuación, se obtuvo el valor más cercano a 1 o -1. Con lo anterior, se obtiene la longitud de onda que mide la fuerza de relación con las variables fisicoquímicas conductividad, pH, sólidos suspendidos, DQO, nitratos y fosfatos, como se muestra en la Tabla 3.

Después de obtener la longitud de onda que se correlaciona linealmente a los valores fisicoquímicos ya sea directa o indirectamente, se realizó un análisis de regresión enmarcado dentro de las técnicas del aprendizaje automático supervisado [29], en algunos casos de grado 1 hasta grado 3, como lo muestra la figura 3 para cada parámetro fisicoquímico.

Tabla 2: Visual de los 7 primeros valores espectrales tomados en los 4 puntos de la cuenca del rio Cuja, desde la longitud de onda 325 hasta la longitud 1075.

Nº	L325	L326	L327	L328	L329	L330	L331	L335	L336	L337	L338	L339	...	L1070	L1071	L1072	L1073	L1074	L1075
1	-2,1	-15,9	0,0	-8,1	-26,0	10,4	32,7	46,3	37,3	6,9	16,7	23,9	...	-41,9	-38,9	26,0	30,4	1,3	-12,2
2	-3,9	-31,5	-12,4	-6,8	-13,0	3,3	8,5	-1,3	-30,5	-45,9	-22,5	1,8	...	-36,4	-40,8	-32,0	-46,9	-58,0	-32,1
3	-10,8	-9,8	-8,8	-14,0	-18,0	2,1	17,9	14,2	5,0	-6,8	4,6	17,6	...	-37,6	-36,8	5,0	-7,6	-29,7	-2,2
4	7,0	0,7	1,2	0,9	5,0	33,0	45,4	25,6	37,9	35,3	22,7	23,3	...	-24,2	-27,3	21,1	3,6	-38,5	-42,0
5	1,0	-12,7	-9,2	7,4	24,0	8,7	2,6	12,7	23,3	21,3	2,5	3,6	...	-43,2	-40,5	17,0	14,7	-9,3	1,3
6	31,5	17,6	16,6	1,3	-17,0	1,7	18,6	5,5	-0,9	4,8	-2,5	-1,8	...	-32,6	-25,7	11,8	4,0	-16,1	-2,7
7	36,2	16,6	-7,3	-35,4	-48,0	6,0	41,1	13,6	21,3	28,1	-5,9	-16,2	...	-44,1	-41,4	-4,2	0,2	-13,6	-18,3

Tabla 3: Datos de longitud de onda seleccionada, con los valores de los coeficientes de correlación y datos mínimos y máximos para el modelo.

VARIABLE	LONG. ONDA	MAX. COEF.	DATO MIN.	DATO MAX.
CONDUCTIVIDAD	L966	0,82	-55	70
pH	L400	-0,96	-5,4	226
SS	L393	-0,89	-5	138
DQO	L1069	0,77	-58,2	73,2
NITRATOS	L822	0,95	-7,7	206,6
FOSFATOS	L760	-0,92	-44,7	140,9

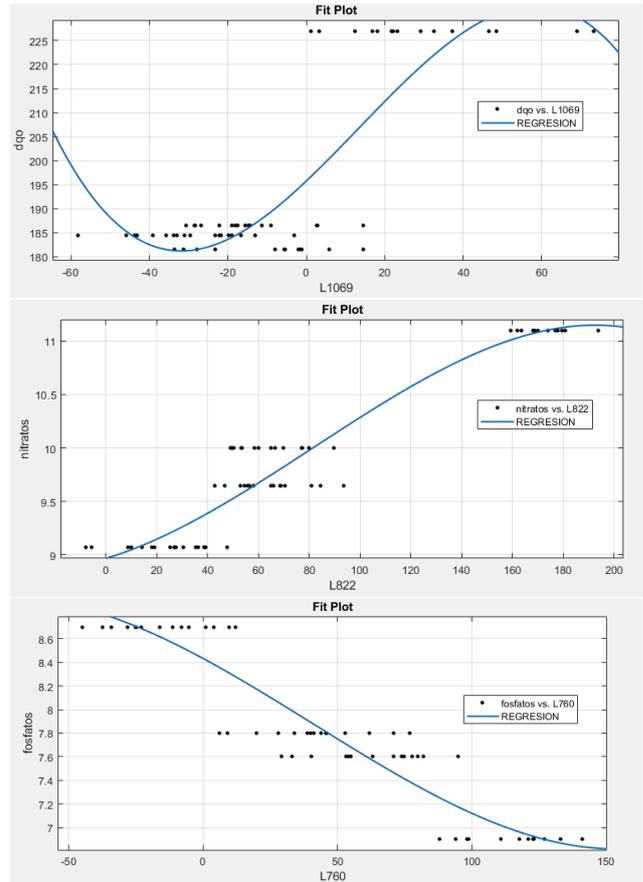
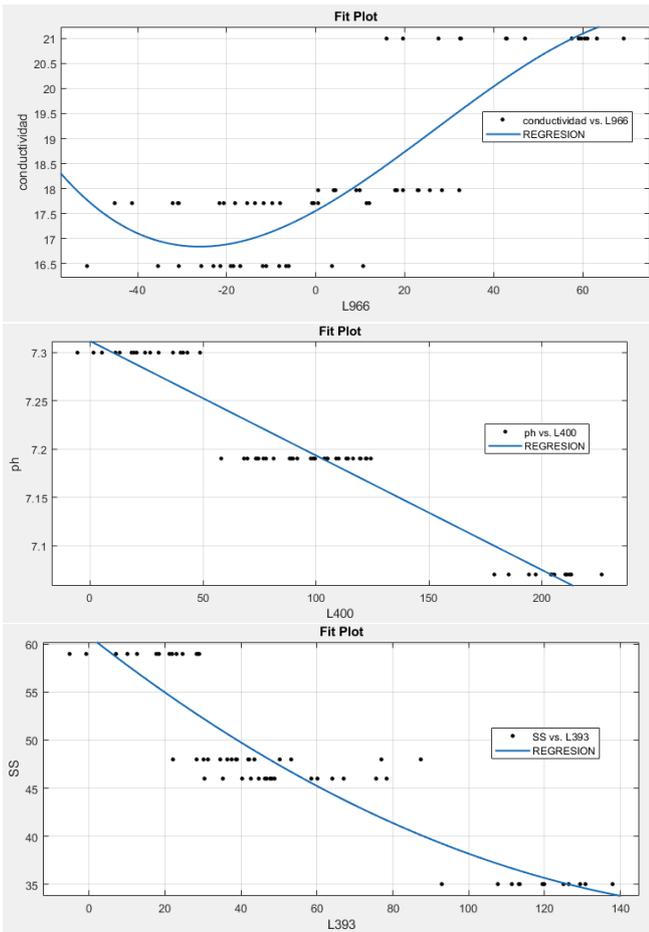


Figura 3: Se muestra los modelos matemáticos calculados a partir de la técnica de regresión por mínimos cuadrados, entre la longitud de onda y las variables fisicoquímicas analizadas. Gráficas realizadas en el software MATLAB R2022a.

La correlación, el ajuste y la ecuación se detallan en la tabla 4.

### 3. Resultados y discusión

#### 3.1. Resultados

Como resultado principal de la aplicación metodológica, se logró obtener los modelos matemáticos de regresión que representan la relación entre los valores fisicoquímicos medidos en el laboratorio (conductividad, pH, sólidos suspendidos, DQO, nitratos y fosfatos) y el nivel de intensidad reflejada en una longitud de onda específica con el espectroradiómetro HH2. Los parámetros y función matemática se observan en la figura 4.

Tabla 4: Se muestran los resultados de los modelos de regresión, sus parámetros y el coeficiente de determinación o R-cuadrado (color rosado), el cual mide la varianza explicada en el modelo, ya sea lineal o no, entre la longitud de onda que presenta mayor correlación (inversa o directa) y el parámetro físico químico medido en el laboratorio. Para determinar los modelos y ecuaciones se utilizó el software MATLAB

R2022a.		
CONDUCTIVIDAD	PH	SS
Linear model Poly3:	Linear model Poly1:	Linear model Poly2:
$f(x) = p1*x^3 + p2*x^2 + p3*x + p4$	$f(x) = p1*x + p2$	$f(x) = p1*x^2 + p2*x + p3$
Coefficients (with 95% confidence bounds):	Coefficients (with 95% confidence bounds):	Coefficients (with 95% confidence bounds):
p1 = -7.928e-06 (-1.541e-05, -4.45e-07)	p1 = -0.001184 (-0.001272, -0.001096)	p1 = 0.0008329 (0.0001534, 0.001512)
p2 = 0.0006355 (0.0003128, 0.0009581)	p2 = 7.312 (7.301, 7.322)	p2 = -0.3096 (-0.408, -0.2112)
p3 = 0.04935 (0.03353, 0.06518)		p3 = 60.82 (58.08, 63.56)
p4 = 17.56 (17.24, 17.87)	Goodness of fit:	
	SSE: 0.029	Goodness of fit:
Goodness of fit:	R-square: 0.9237	SSE: 721.4
SSE: 47.46	Adjusted R-square: 0.9224	R-square: 0.8221
R-square: 0.7234	RMSE: 0.02198	Adjusted R-square: 0.8161
Adjusted R-square: 0.7091		RMSE: 3.497
RMSE: 0.9046		

DQO	NITRATOS	FOSFATOS
Linear model Poly3:	Linear model Poly3:	Linear model Poly2:
$f(x) = p1*x^3 + p2*x^2 + p3*x + p4$	$f(x) = p1*x^3 + p2*x^2 + p3*x + p4$	$f(x) = p1*x^2 + p2*x + p3$
Coefficients (with 95% confidence bounds):	Coefficients (with 95% confidence bounds):	Coefficients (with 95% confidence bounds):
p1 = -0.0001381 (-0.0002131, -6.309e-05)	p1 = -4.204e-07 (-9.618e-07, 1.21e-07)	p1 = 8.014e-06 (-1.741e-05, 3.344e-05)
p2 = 0.005505 (0.002181, 0.00883)	p2 = 0.000103 (-3.71e-05, 0.0002431)	p2 = -0.01305 (-0.01579, -0.0103)
p3 = 0.7729 (0.5851, 0.9608)	p3 = 0.007083 (-0.00231, 0.01648)	p3 = 8.389 (8.303, 8.474)
p4 = 195.8 (192.1, 199.5)	p4 = 8.968 (8.768, 9.167)	
		Goodness of fit:
Goodness of fit:	Goodness of fit:	SSE: 3.523
SSE: 7019	SSE: 3.116	R-square: 0.8628
R-square: 0.6636	R-square: 0.9033	Adjusted R-square: 0.8581
Adjusted R-square: 0.6462	Adjusted R-square: 0.8983	RMSE: 0.2444
RMSE: 11	RMSE: 0.2318	

Se empleó el coeficiente de determinación o R-cuadrado, el cual proporciona información significativa y presenta menos limitaciones en comparación con otros parámetros de medición [29]. Este coeficiente permite medir el grado de explicación de las variaciones presentes en el modelo [30].

Al examinar la variable fisicoquímica del pH, se obtuvo un R-cuadrado de 0,92 con nivel de confianza del 95%. Esto indica que la longitud de onda L400 describe una fuerte correlación con esta variable. Los resultados obtenidos indican que, para medir el pH, se puede utilizar el método de espectroradiometría de campo con los valores de la longitud de onda de 400 nm, empleando el espectro-radiómetro HH2, con una resolución espectral de 16 bits.

Continuando con el análisis, se observó que el parámetro de nitratos exhibió un R-cuadrado de 0,90 al utilizar la longitud de onda L822. Este resultado indica una excelente calidad de ajuste en la regresión entre estas dos variables. Respecto a los parámetros fosfatos y sólidos suspendidos pueden ser medidos utilizando las longitudes de onda de 760 y 393, respectivamente. Los parámetros de conductividad y DQO no presentan un coeficiente de determinación lo suficientemente sólido, lo que indica que se debe considerar esta limitación al interpretar y utilizar los datos obtenidos para garantizar

una evaluación precisa y confiable.

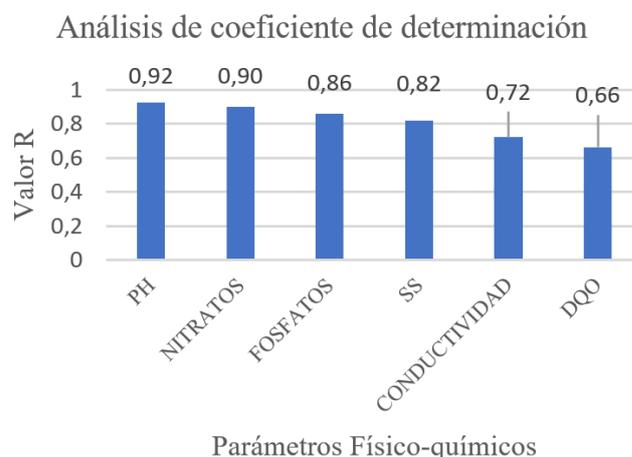


Figura 4: Se analiza los valores del coeficiente de determinación, encontrando valores cercanos a 1 para los parámetros fisicoquímicos de pH y nitratos, y buen ajuste para las variables de fosfatos y sólidos suspendidos (SS), para las demás variables conductividad y demanda química de oxígeno (DQO), los valores del coeficiente de determinación se consideran débiles.

### 3.2. Discusión

Mediante la implementación de la metodología propuesta, se logró obtener un modelo matemático que determina a partir del coeficiente de correlación de Pearson y determinación R-cuadrado, valores para las seis variables fisicoquímicas propuestas. Específicamente, se observó que las variables de pH, nitratos, fosfatos y sólidos suspendidos alcanzaron un coeficiente de determinación superior o igual al 82 %, lo cual indica una fuerte correlación entre los datos analizados a partir de un modelo ajustado. Estos hallazgos respaldan la efectividad de la metodología utilizada para el logro del objetivo establecido.

Es importante destacar que la eficacia de esta técnica depende de la identificación adecuada de las longitudes de onda que interactúan de manera óptima con las diferentes variables que afectan la calidad del agua [31]. En el presente estudio a partir de la variabilidad de los datos espectrales, se logra identificar dichas longitudes de onda del espectro electromagnético.

En otros estudios relacionados con la calidad del agua, se ha utilizado el coeficiente de determinación para analizar los datos de entrada en modelos de regresión. Esto se evidencia en la tabla 2 reportada por Aguilar [24], lo cual es consistente con el enfoque adoptado en el presente estudio. Este enfoque permite determinar los valores de las variables fisicoquímicas que pueden influir en la calidad del agua [32]. Esta coincidencia en la metodología utilizada respalda aún más la validez y confiabilidad de los resultados obtenidos en este estudio y su comparabilidad con investigaciones previas en el campo de la calidad del agua.

#### Conductividad

Respecto a la variable de conductividad según la tabla 1, se observa que el punto de muestra 1 presenta valores bajos, mientras que el punto de muestra 2 muestra valores altos. Esta disparidad puede ser atribuida a la presencia del centro poblado de Pasca entre ambos puntos de muestra, lo que sugiere un mayor grado de contaminación debido a la posible descarga de desechos en la cuenca del río Cuja. Para medir esta variación, se utilizó la técnica de espectroradiometría con una longitud de onda de 966 nm, perteneciente al rango de los infrarrojos. Esta longitud de onda presenta una interacción proporcional al contenido de iones disueltos en el agua. En otras palabras, a medida que aumenta la conductividad o carga eléctrica en el agua, se observa una tendencia mayor de reflectividad de la energía medida en la longitud de onda.

Estudios previos sobre el comportamiento de la conductividad en otros materiales, como el suelo, muestran resultados similares a los encontrados en esta investigación. En suelos con alta conductividad eléctrica, se observa una mayor reflectividad en longitudes de onda cercanas a los 1000 nm [33]. Estos hallazgos refuerzan los resultados presentes en la figura 3 del estudio actual, respaldando la relación directa, entre la conductividad y la reflectividad en la longitud de onda mencionada.

#### pH

En cuanto a la variable química del pH o potencial de hidrógeno, se observa una alta sensibilidad a la longitud de onda de 400 nm, la cual corresponde al rango azul del espectro visible. Existe una relación inversa entre la longitud de onda de 400 nm y la variable pH, lo que significa que a medida que aumentan los niveles de pH en el agua, se puede inferir la presencia de suelos cercanos contaminados [34]. Esto se refleja en una disminución en el valor de reflectividad en la longitud de onda mencionada, lo que sugiere que la composición del pH absorbe la energía en esta longitud de onda, observar la figura 3.

Investigaciones recientes sobre la interacción de la energía electromagnética con el agua han demostrado que se observan altos valores de reflectividad en el rango del espectro entre 400 y 500 nm, los cuales disminuyen a medida que se incrementa la longitud de onda. Específicamente, el comportamiento espectral del agua clara y limpia muestra una reflectividad elevada en este rango del espectro [35]. Por lo tanto, las aguas con una tendencia alcalina tienden a disminuir los valores de reflectividad en la longitud de onda de 400 nm.

#### Sólidos suspendidos

La variable de sólidos suspendidos (SS) puede ser predicha utilizando la longitud de onda de 393 nm, la cual corresponde al rango azul del espectro electromagnético visible, con una relación matemática inversa, lo que concuerda con un estudio realizado por [36] donde se afirma que el reflejo de la luz en el agua con bajos valores de sólidos suspendidos en el espectro visible es medio-bajo y nulo en el infrarrojo cercano, debido a que el agua clara absorbe la mayor cantidad de luz, sugiriendo que cuando los datos que se reflejan en las longitudes de onda del rojo entre 600 a 700 nm y en el NIR entre 750-1400 nm, indican altas concentraciones de TSS. Observar la figura 4, en que el coeficiente de correlación entre la variable y los datos espectrales es de 81 %. Existe una interacción indirecta entre estas dos variables, ya que a medida que aumenta la concentración de sólidos suspendidos en el agua, disminuye el valor de reflectividad de la energía, que se absorbe debido a la presencia combinada de los sólidos suspendidos. Estudios previos han demostrado que las bandas del espectro electromagnético en las longitudes de onda azul, específicamente alrededor de los 400 nm y 500 nm, son sensibles y revelan la presencia de contaminación en cuerpos de agua y fuentes hídricas, y de elementos como nitrógeno y fósforo [37]. Cabe destacar que se debe tener precaución dado que, si el diámetro de las partículas presentes en el agua es menor que la longitud de onda, el fenómeno de reflectividad no se produce; en su lugar, la energía se absorbe por el espejo de agua, sin considerar la presencia de los sólidos en cuestión.

#### Demanda Química de oxígeno (DQO)

Los resultados de la medición de la variable DQO utilizando el modelo de regresión muestran un coeficiente de determi-

nación relativamente bajo, alrededor del 66 %, al emplear la longitud de onda 1069 nm, que se encuentra en el rango de los infrarrojos del espectro electromagnético. Esto indica una relación débil entre las variables y una baja capacidad de predicción de los datos. A partir de estos resultados, se puede inferir únicamente que valores altos de DQO pueden estar asociados con mediciones de reflectividad elevadas, como se observa en la figura 3. Sin embargo, no se evidencia una tendencia clara en los datos.

#### Nitratos

La variable de nitratos muestra una alta correlación positiva, como se observa en la figura 5, con el coeficiente de determinación. Esta correlación se establece utilizando la longitud de onda de 822 nm, la cual se encuentra en el rango de los infrarrojos cercanos del espectro electromagnético. Lo anterior sugiere que altas concentraciones de nitratos reflejan fuertemente la energía en la longitud de onda identificada. Al observar los valores de esta variable en los diferentes puntos de muestra (tabla 1), se identifica altos valores en la cuenca baja, lo anterior producto del descargue de insumos nitrogenados utilizados en la zona, para la agricultura y ganadería [38].

#### Fosfatos

La variable de fosfatos presenta una correlación significativa con el coeficiente de determinación, lo que implica una relación matemática inversa. A medida que los niveles de fosfatos en el agua aumentan, se registra una reducción en la reflectividad de la energía en la longitud de onda de 760 nm, que corresponde al borde rojo del espectro. Esta observación permite obtener datos de alta calidad en relación con el comportamiento de esta variable. Este hallazgo guarda similitud con un estudio previo realizado por [39], en el cual se destacó una sólida correlación de datos en la longitud de onda de 660 nm, correspondiente a la luz roja. Este indicador adquiere una importancia crítica en este tipo de análisis, ya que la presencia de fósforo fuera de los límites permitidos en cuerpos de agua constituye una de las principales causas de su contaminación, dando lugar a procesos de eutrofización. Estos procesos se caracterizan por el crecimiento excesivo de algas y plantas acuáticas que agotan el oxígeno y deterioran la calidad del agua, volviéndola inapropiada para el consumo humano, animal y los usos domésticos, industriales y agrícolas. [40, 41].

Utilizando los modelos matemáticos derivados de esta investigación, se desarrolló una aplicación que permite calcular los valores fisicoquímicos de las variables analizadas respecto a los datos espectrales obtenidos en sus respectivas longitudes de onda. Para acceder a esta herramienta, el lector puede visitar el siguiente enlace: <https://archive.org/details/calculadora-v-1>

#### 4. Conclusiones

Los hallazgos obtenidos respaldan firmemente la utilidad de la espectroradiometría como una herramienta que, al medir

la reflectividad de la energía electromagnética en diferentes longitudes de onda, identifica patrones y relaciones entre las propiedades fisicoquímicas del agua y su respuesta espectral. Su capacidad para detectar y analizar contaminantes de manera rápida y eficiente contribuye a un enfoque más efectivo en la gestión ambiental y la preservación de los ecosistemas acuáticos. Es importante tener en cuenta las limitaciones en el presente estudio al interpretar los resultados y considerar otras variables o enfoques para mejorar la predicción en futuras investigaciones.

#### Contribución de los autores

Los autores confirman su contribución al artículo de la siguiente manera: concepción y diseño del estudio: A. Edier, R. Bibiana, M. Luis, M. Diego, H- Carlos; P. Yorley recopilación de datos: A. Edier, R. Bibiana, M. Luis, M. Diego, H- Carlos; P. Yorley análisis e interpretación de los resultados: A. Edier, R. Bibiana, M. Luis, M. Diego, H- Carlos; P. Yorley; preparación del borrador del manuscrito: A. Edier, R. Bibiana, M. Luis, M. Diego, H- Carlos; P. Yorley.

Todos los autores revisaron los resultados y aprobaron la versión final del manuscrito.

#### 5. Declaración de fuentes de financiación

Los autores declaramos que, la investigación recibió el apoyo de la Universidad de Cundinamarca, sede Fusagasugá con los equipos del laboratorio de Geomática, adscrito a la Facultad de Ciencias Agropecuarias. Así mismo, promueve una mayor transparencia en el proceso de investigación abierta.

#### Conflictos de intereses

Los autores declaramos que, no existe ningún conflicto de intereses en relación con la publicación de este artículo.

#### Referencias

- [1] A.Dourojeanni, A. Jouravlev, CEPAL Gestión de cuencas y ríos vinculados con centros urbanos [online]. CEPAL. 1999. Disponible en: <https://bibliotecadigital.ciren.cl/handle/20.500.13082/33031>
- [2] P.R. Kannel, S. Lee, S.R. Kanel, "Spatial-temporal variation and comparative assessment of water qualities of urban river system: a case study of the river Bagmati (Nepal)", *Environ Monit Assess*, vol. 129, pp. 433–45, January 2007. <https://doi.org/10.1007/s10661-006-9375-6>
- [3] Ministerio de Ambiente, Vivienda y Desarrollo Territorial, Política Nacional para la Gestión Integral del Recurso Hídrico [online]. Bogotá, D.C.: Colombia, 2010
- [4] M.H. Gholizadeh, A.M. Melesse, L.A. Reddi, "Comprehensive Review on Water Quality Parameters Estimation Using Remote Sensing Techniques", *Sensors* vol. 16, pp. 12-98, agosto 2016. <https://doi.org/10.3390/s16081298>
- [5] N.E. Samboni, Y. Carvajal, J.C. Escobar, "Revisión de parámetros fisicoquímicos como indicadores de calidad

- y contaminación del agua" Ingeniería e investigación vol 27 no 3, pp. 172-181, diciembre 2007. <https://www.redalyc.org/articulo.oa?id=64327320>
- [6] B.A. Schaeffer, K.G. Schaeffer, D. Keith, R.S. Lunetta, R. Conmy, R.W. Gould, "Barriers to adopting satellite remote sensing for water quality management", *Int J Remote Sens*, vol.34, pp. 7534-7544, Agosto 2013. <https://doi.org/10.1080/01431161.2013.82354>
- [7] R.H. Becker, M. Sayers, D. Dehm, R. Shuchman, K. Quintero, K. Bosse, R. Sawtell, "Unmanned aerial system based spectroradiometer for monitoring harmful algal blooms: A new paradigm in water quality monitoring", *Journal of Great Lakes Research*, vol. 45 no 3, pp.444-53, june 2019. <https://doi.org/10.1016/J.JGLR.2019.03.006>
- [8] Y. Zhang, X. Kong, L. Deng, Y. Liu, Y. "Monitor water quality through retrieving water quality parameters from hyperspectral images using graph convolution network with superposition of multi-point effect: A case study in Maozhou River", *Journal of Environmental Management*, vol. 342, pp. 118283, september 2023. <https://doi.org/10.1016/J.JENVMAN.2023.118283>
- [9] S. Chen, L. Han, X. Chen, D. Li, L. Sun, Y. Li, "Estimating wide range Total Suspended Solids concentrations from MODIS 250-m imageries: An improved method. ISPRS", *Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, vol. 99, pp. 58-69, january 2015. <https://doi.org/10.1016/J.ISPRSJPRS.2014.10.006>
- [10] S. Imen, N. Chang, Bin, Y.J. Yang, "Developing the remote sensing-based early warning system for monitoring TSS concentrations in Lake Mead". *Journal of Environmental Management*, vol. 160, pp. 73-89, september 2015. <https://doi.org/10.1016/J.JENVMAN.2015.06.003>
- [11] S. Chen, L. Fang, L. Zhang, W. Huang, Remote sensing of turbidity in seawater intrusion reaches of Pearl River Estuary – A case study in Modaomen water way, China", *Estuarine, Coastal and Shelf Science*, vol. 82 no1, pp. 119-127, march 2009. <https://doi.org/10.1016/J.ECSS.2009.01.003>
- [12] S.H. Rahat, T. Steissberg, W. Chang, X. Chen, G. Mandavya, J. Tracy, A. Wasti, G. Atreya, S. Saki, M.A. Bhuiyan, P. Ray, Remote sensing-enabled machine learning for river water quality modeling under multidimensional uncertainty", *Science of The Total Environment*, vol. 898, pp. 165-504, noviembre 2023. <https://doi.org/10.1016/J.SCITOTENV.2023.165504>
- [13] M.G. Uddin, S. Nash, A. Rahman, A.I. Olbert, "A comprehensive method for improvement of water quality index (WQI) models for coastal water quality assessment", *Water Research*, vol 219, 118532, july 2022. <https://doi.org/10.1016/J.WATRES.2022.118532>
- [14] M.L. Wu, Y.S. Wang, Y.T. Wang, J.P. Yin, J. Dong, Z.Y. Jiang, F.L. Sun, "Scenarios of nutrient alterations and responses of phytoplankton in a changing Daya Bay, South China Sea". *Journal of Marine Systems*, vol. 165, pp. 1-12, january 2017). <https://doi.org/10.1016/J.JMARSYS.2016.09.004>
- [15] R. Beck, S. Zhan, H. Liu, S. Tong, B. Yang, M. Xu, Z. Ye, Y. Huang, S. Shu, Q. Wu, S. Wang, K. Berling, A. Murray, E. Emery, M. Reif, J. Harwood, J. Young, C. Nietch, D. Macke, H. Su, "Comparison of satellite reflectance algorithms for estimating chlorophyll-a in a temperate reservoir using coincident hyperspectral aircraft imagery and dense coincident surface observations", *Remote Sensing of Environment*, vol. 178, pp. 15-30, june 2016. <https://doi.org/10.1016/J.RSE.2016.03.002>
- [16] J. Cai, L. Meng, H. Liu, J. Chen, Q. Xing, "Estimating Chemical Oxygen Demand in estuarine urban rivers using unmanned aerial vehicle hyperspectral images", *Ecological Indicators*, vol. 139, 108936, june 2022. <https://doi.org/10.1016/J.ECOLIND.2022.108936>
- [17] Y. Qiu, H.E. Zhang, X. Tong, Y. Zhang, J. Zhao, Monitoring the water quality of water resources reservation area in upper region of Huangpu River using remote sensing [online]. *IEEE International Symposium on Geoscience and Remote Sensing* pp. 1082-1085, 2006 Disponible en: 10.1109/IGARSS.2006.279.
- [18] X. Cai, Y. Li, S. Lei, S. Zeng, Z. Zhao, H. Lyu, X. Dong, J. Li, H. Wang, J. Xu, Y. Zhu, L. Wu, X. Cheng, "A hybrid remote sensing approach for estimating chemical oxygen demand concentration in optically complex waters: A case study in inland lake waters in eastern China". *Science of The Total Environment*, vol. 856, 158869. january 2023. <https://doi.org/10.1016/J.SCITOTENV.2022.158869>
- [19] S.H. Rahat, Y. Steissberg, W. Chang, X. Chen, G. Mandavya, J. Tracy, A. Wasti, G. Atreya, S. Saki, M.A. Bhuiyan, P. Ray, "Remote sensing-enabled machine learning for river water quality modeling under multidimensional uncertainty", *Science of The Total Environment*, vol. 898, 165504, 2023 <https://doi.org/10.1016/J.SCITOTENV.2023.165504>
- [20] M.G. Uddin, S. Nash, A. Rahman, A.I. Olbert, "A comprehensive method for improvement of water quality index (WQI) models for coastal water quality assessment". *Water Research*, vol. 219, 118532, 2022. <https://doi.org/10.1016/J.WATRES.2022.118532>
- [21] C. Zhou, J. Zhang, "Simultaneous measurement of chemical oxygen demand and turbidity in water based on broad optical spectra using backpropagation neural network". *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, vol. 237, 104830, 202. <https://doi.org/10.1016/J.CHEMOLAB.2023.104830>
- [22] R. Chafloque, C. Rodriguez, Y. Pomachagua, M. Hilario, M. "Predictive Neural Networks Model for Detection of Water Quality for Human Consumption In 2021" 13th International Conference on Computational Intelligence and Communication Networks (CICN), pp. 172-176, september 2021.
- [23] A.H. Haghiabi, A.H. Nasrolahi, A. Parsaie, "Water quality prediction using machine learning methods *Water Quality*", *Revista de investigación sobre la calidad del agua* vol.53 no 1 pp. 3-13, 2018. <https://doi.org/10.2166/wqrj.2018.025>
- [24] A.C. Aguilar, F.F. Obando, "Aprendizaje automático para la predicción de calidad de agua potable", *INGENIARE*, vol. 28, pp. 59-74, 2020. <https://doi.org/https://doi.org/10.18041/1909-2458/ingeniare.28.6215>

- [25] M.F. Gutiérrez Fonseca, Modelo de gobernanza del agua en la Cuenca del Río Cuja [online]. Universidad UDCA, 2018 Disponible en: <https://repository.udca.edu.co/handle/11158/963>.
- [26] Corporación Autónoma Regional CAR, Delimitación y localización de la cuenca Sumapaz y subcuenca río alto Sumapaz. En: CAR. Diagnóstico, prospectiva y formulación de la cuenca hidrográfica del río Sumapaz. Plan de Manejo y Ordenamiento de la Cuenca (POMCA) del río Sumapaz [online], Informe POMCA-002 UT. Bogotá DC: ed. CAR; 2016 Disponible en: <https://www.car.gov.co/uploads/files/5ac68e4163931.pdf>
- [27] P. Chober, L.A. Schwarte, "Correlation coefficients: Appropriate use and interpretation". *Anesthesia and Analgesia*, vol. 126, no 5, pp. 1763–1768, 2018. <https://doi.org/10.1213/ANE.0000000000002864>
- [28] J.L. Rodgers, W.A. NiceWander, "Thirteen ways to look at the correlation coefficient", *American Statistician*, vol. 42, No 1, pp. 59–66, 1988. <https://doi.org/10.1080/00031305.1988.10475524>
- [29] D. Chicco, M.J. Warrens, G. Jurman, "The coefficient of determination R-squared is more informative than SMAPE, MAE, MAPE, MSE and RMSE in regression analysis evaluation. PeerJ" *Computer Science*, vol. 7, pp. 1–24, 2021. <https://doi.org/10.7717/PEERJ-CS.623>
- [30] J.D. Nagelkerke, "Miscellanea A note on a general definition of the coefficient of determination" *Biometrika*, Vol. 78, No 3, pp. 691-692, september, 1991. <https://academic.oup.com/biomet/article-abstract/78/3/691/256225?redirectedFrom=fulltext&login=false>
- [31] J.L. Wu, C.R. Ho, C.C., Huang, A.L. Srivastav, J.H. Tzeng, Y.T. Lin, "Hyperspectral sensing for turbid water quality monitoring in freshwater rivers: Empirical relationship between reflectance and turbidity and total solids". *Sensors (Switzerland)*, vol. 14, No 12, pp. 22670–22688, 2014. <https://doi.org/10.3390/s141222670>.
- [32] I. Won Seo, H. Yun, S.Y. Choi, "Forecasting Water Quality Parameters by ANN Model using Pre-processing Technique at The Downstream of Cheongpyeong Dam. *Procedi" Engineering*, vol. 154, pp. 1110–1115, 2016. <https://doi.org/10.1016/j.proeng.2016.07.519>
- [33] I. Melendez Pastor, J. Navarro Pedreño, I. Gómez, M. Koch, "Identifying optimal spectral bands to assess soil properties with VNIR radiometry in semi-arid soils". *Geoderma*, vol. 147, No 3–4, pp. 126–132, 2008. <https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2008.08.004>
- [34] J.D. Aguilar Sánchez, N. Cubas Irigoín, N. "Contaminación de suelos por el uso de aguas residuales", *Revista Alfa*, vol. 5, No 14, pp. 132–144, 2021. <https://doi.org/10.33996/revistaalfa.v5i14.104>
- [35] J.W. Lopes, F.B. Lopes, E.M. Andrade, L.C.G. Chaves, M.G.R. Carneiro, "Spectral Response of Water Under Different Concentrations of Suspended Sediment: Measurement and Simplified Modeling", *Journal of Agricultural Science*, vol. 11, No 3, pp. 327. 2019. <https://doi.org/10.5539/jas.v11n3p327>
- [36] S. Hafeez, M.S. Wong, S. Abbas, Y.T. Kwok, J. Nichol. K.H. Lee, D. Tang, L. Pun, "Detection and Monitoring of Marine Pollution Using Remote", *Sensing Technologies*, 2018. [https://books.google.com.co/books?hl=es&lr=&id=mTj8DwAAQBAJ&oi=fnd&pg=PA7&ots=Om7DvOxZnY&sig=wbnlh9UuyuqkcMaUjQpI8k7b3s&redir\\_esc=y#v=onepage&q&f=false](https://books.google.com.co/books?hl=es&lr=&id=mTj8DwAAQBAJ&oi=fnd&pg=PA7&ots=Om7DvOxZnY&sig=wbnlh9UuyuqkcMaUjQpI8k7b3s&redir_esc=y#v=onepage&q&f=false)
- [37] C. De La Hoz, C. Gotilla, Modelo para la predicción de parámetros de calidad del agua del lago de Valencia utilizando imágenes de satélite [online], XIII Congreso de la Asociación Española de teledetección 2009 Disponible en: <http://www.aet.org.es/congresos/xiii/cal29.pdf>
- [38] J. Gallego Ayala, J. A. Gómez Limón, "Análisis de instrumentos políticos para el control de la contaminación por nitratos de la agricultura de regadío en Castilla y León (España)". *Spanish Journal of Agricultural Research*, vol. 7, No 1, pp. 24–40, 2009, <https://doi.org/10.5424/sjar/2009071-395>.
- [39] D. Wang, Q. Cui, F. Gong, L. Wang, X. He, Y. Bai, "Satellite retrieval of Surface water nutrients in the coastal regions of the east China Sea". *Remote Sensing*, vol. 10, No 12, pp. 1896, noviembre, 2018. <https://www.mdpi.com/2072-4292/10/12/1896>
- [40] Q. Jiang, J. He, J. Wu, X. Hu, Y. Ye, G. Christakos, "Assessing the severe eutrophication status and spatial trend in the coastal waters of Zhejiang province (China)". *Limnology and oceanography*, vol. 64, No 1, pp. 3-17, agosto, 2018. <https://doi.org/10.1002/lno.11013>
- [41] N.P. Kumudini, K. Sok, D.G. Avanthi, H. Yohey, C. Yoon, M. Raj, S. Binoy, S. Yong, "Fe(III) loaded chitosan-biochar composite fibers for the removal of phosphate from water", *Journal of Hazardous Materials*, vol. 415, agosto, 2021. <https://doi.org/10.1016/j.jhazmat.2021.125464>.