



UNIVERSIDAD AUTÓNOMA
DE CIUDAD JUÁREZ



Licenciatura en Geoinformática

Reporte de Investigación

Patrones Espacio-Temporales de la Calidad de Agua en la Red Hídrica de la Cuenca Laguna de Bustillos, Chihuahua.

Descripción breve

En este documento se propuso un modelo de regresión que se ajuste a las condiciones de la zona con la finalidad de realizar una predicción de fosfatos y nitratos en la cuenca Laguna de Bustillos.

Solicitud: Apoyo a la Incorporación de Nuevo Profesor de Tiempo Completo

Folio: UACJ-PTC-421

Víctor Manuel Salas Aguilar

Victor.salas@uacj.com.mx

Profesor investigador.

RESUMEN

El inapropiado manejo de las fuentes de agua dulce ha propiciado una crisis poco entendida en la calidad de agua a escala global, la calidad de agua para uso agronómico implica un problema biogeoquímico que afecta directamente al crecimiento de las plantas, la estructura del suelo y propicia la contaminación en los cuerpos de agua. El objetivo de este trabajo fue analizar la concentración espacial de Nitratos y Fosfatos en la cuenca Laguna de Bustillos. Se realizaron dos muestreos en la red hídrica de la cuenca, los cuales permitieron calibrar y validar un modelo de regresión. En las muestras se determinaron los parámetros de Nitratos (NO_3^-) y Fosfatos (PO_4^{3-}). A través de un modelo de regresión lineal múltiple se modelaron las concentraciones de Nitratos y Fosfatos con base en variables fisiográficas y las reflectancias obtenidas de imágenes satelitales en distintas áreas de influencia (250 m, 500 m, 1000 m, 2000 m, 3000 m, 4000 m y 5000 m). La bondad de ajuste se evaluó a través del coeficiente de determinación (R^2) y el error cuadrático medio (ECM). El área de influencia a 2000 m fue donde se obtuvo la mayor certidumbre. En el caso de Nitratos la calibración del modelo fue de R^2 74.77 y el ECM 0.59 Mg L^{-1} , para los Fosfatos la calibración el R^2 fue de 74.93 y el ECM 1.45 Mg L^{-1} . La validación de Nitratos fue de R^2 89.38% y el ECM 0.61 Mg L^{-1} , para los Fosfatos la validación fue de R^2 78.26% y el ECM 1.72 Mg L^{-1} . El modelo de regresión propuesto resultó ser apto para la predicción de nutrientes en la red hídrica de la cuenca, además los resultados de la modelación pueden ayudar en la toma de decisiones de la zona, incluidas las relacionadas al manejo de nutrientes en la parte agrícola, estrategias de protección en amplias regiones, decisiones sobre futuros monitoreos y evaluaciones de las corrientes que son altamente vulnerables a la degradación ambiental.

Palabras clave: áreas de influencia, índices espectrales, usos de suelo, nitratos, fosfatos, regresión

ÍNDICE

1. INTRODUCCIÓN	4
2. PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA	6
3. JUSTIFICACIÓN	6
4. OBJETIVOS	7
4.1 General:	7
4.1 Específicos:	7
5. ANTECEDENTES	7
5.1 Calidad de agua	7
5.2 Calidad de agua en uso agronómico	7
5.3 Concentración y contaminación de nutrientes en la calidad de agua en cuerpos superficiales.	8
5.4 Modelos para la estimación de CA en base a variables fisiográficas.	8
6. HIPÓTESIS	9
7. MATERIALES Y MÉTODOS	9
7.1 Área de estudio	9
7.2 Protocolo de muestreo	10
7.3 Muestreo del agua.	11
7.4 Análisis de laboratorio	11
7.5 Datos espaciales	12
7.5.1 Extracción de variables fisiográficas a diferente escala	12
7.5.2 Extracción de reflectancias en datos puntuales	15
7.5.3 Análisis de regresión: Calibración y Validación	16
7.6 Validación temporal	17
8. RESULTADOS	17

8.1 Variación espacial y temporal de la concentración de nutrientes	17
8.2 Calibración espacial del modelo	18
9. DISCUSIONES	23
10. CONCLUSIONES.....	25
11. REFERENCIAS.....	26

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1. Localización del área de estudio.....	10
Figura 2. Kit de campo. Fotómetro de nutrientes	13
Figura 2. Áreas de influencia para análisis	13
Figura 3. Flujo de trabajo para analizar la concentración de nitratos con respecto a variables fisiográficas y valores puntuales de reflectancias.	15
Figura 4. Ubicación de los sitios de muestreo para validación del modelo.....	17
Figura 5. Variación espacial de concentración de nutrientes. Las figuras a y b representa la concentración de nitratos en el primer y segundo muestreo. Las figuras c y d representan la concentración de fosfatos en el primer y segundo muestreo.	18
Figura 6. Nitratos Observados versus Predichos. Área de influencia de 2000m.....	20
Figura 7. Fosfatos Observados versus Predichos. Área de influencia de 2000m.	21

ÍNDICE DE CUADROS

Cuadro 1. Covariables usadas como variables explicativas.....	14
Cuadro 2. Ecuaciones de predicción de concentración de nutrientes para distintas áreas de influencia	20
Cuadro 3. Calibración – Validación de Coeficientes para Nitratos	22
Cuadro 4. Calibración – Validación de Coeficientes para Fosfatos.....	22

1. INTRODUCCIÓN

La determinación de idoneidad de uso agronómico del agua esta dictada por la cantidad y calidad de esta (Ayers y Westcot, 1985), siendo la calidad del agua (CA) una de premisas que requieren los agricultores para realizar un manejo correcto del agua para riego (Aguilar *et al*, 2019). La CA es evaluada con base en sus propiedades químicas y es afectada por el número de sustancias peligrosas obtenidas en distintas fuentes, tanto puntuales como los son la descarga de tratamiento de aguas residuales y fuentes no puntuales como lo son el escurrimiento hídrico de zonas urbanas y agrícolas (Solbe, 1986; Albiac *et al*, 2009). Por lo antes mencionado, es importante tomar medidas efectivas para prevenir la contaminación del agua porque provoca un desequilibrio de los ecosistemas fluviales y amenaza a la salud pública y sostenibilidad socioeconómica (Xiao *et al*. 2016).

La disponibilidad del agua va en decremento (Guerrero *et al*, 2009), los productores agrícolas se han visto obligados a buscar nuevas alternativas de riego, como lo son el uso de aguas residuales, urbanas, industriales y de drenaje agrícola (Veliz *et al*, 2009), mismas que por su alto contenido en Nitrógeno y Fósforo reducen los requerimientos de fertilizantes comerciales (Ruvalcaba, 2015). Sin embargo, al utilizar estas nuevas alternativas de riego puede llegar a implicar un problema en la producción de los cultivos, por el hecho de obtener valores elevados de nutrientes como lo son Nitratos y Fosfatos, esto afecta directamente a la estructura del suelo y al crecimiento de las plantas, además que propicia la eutrofización en los cuerpos de agua (Carrow *et al*, 2008).

A lo largo del tiempo se han utilizado distintas metodologías para el análisis de CA en cuerpos de agua superficiales. Una de las más empleadas es la regresión ordinaria (Tong y Chen, 2002; Galbraith y Burns, 2007; Bahar *et al.*, 2008; Lee *et al.*, 2009; Sun *et al.*, 2011), que trata de

encontrar las variables físicas, edáficas y climáticas que explican la calidad del agua en escurrimientos superficiales. Otros, sin embargo, han optado por la regresión espacial, donde se considera la correlación espacial entre las variables (Su *et al.*, 2013; Mainili y Chang, 2018).

La aplicación de los sistemas de información geográfica, percepción remota y estadísticas se ha posicionado como una herramienta válida y económica, y que ha mostrado un gran potencial para modelar la CA en escurrimientos superficiales (Atkinson *et al.* 2009). Algunas investigaciones, han estudiado la relación de los impactos de la cobertura y usos de suelo con la calidad del agua superficial, para así conocer los efectos de las características fisiográficas de las cuencas hidrográficas sobre la CA (Haidary *et al.* 2013; Huang *et al.* 2016; Li *et al.* 2015).

Los métodos estadísticos como la regresión lineal múltiple han sido utilizados para investigar las relaciones entre los parámetros de CA y características del paisaje, donde la regresión examina la relación entre una sola variable dependiente (Parámetro de CA) y un conjunto de variables independientes (Características fisiográficas de la cuenca) para representar mejor la relación en la población (Sliva y Williams 2001; Wang, 2001; Singh *et al.* 2005; Amiri y Nakane 2009).

La medición y monitoreo de las concentraciones de Nitratos y Fosfatos en la red fluvial es un gran desafío debido a la recolección y análisis de muestras en campo. El uso de los SIG, percepción remota y estadística puede proporcionar una herramienta para el monitoreo de nitratos y Fosfatos en la red fluvial, ya que se ha utilizado con éxito para monitorear otras variables de CA a grande escala, lo que permite un monitoreo constante a menor costo, puesto que los datos utilizados son abiertos al público (Khorram y Cheshire, 1985; Lathrop, 1992; Wu *et al.* 2010).

El objetivo de esta investigación es analizar la concentración espacial de Nitratos y Fosfatos en la cuenca Laguna de Bustillos, México. Los mayores beneficiados con esta investigación son los

agricultores, otorgándoles una herramienta para análisis diagnóstico de CA previo a los ciclos de fertilización para tener una mejor planificación de esta. A su vez, esta investigación beneficia a las instancias de gobierno tomadoras de decisiones, mostrando una herramienta para tener un mejor manejo de cuenca en cuanto a CA se refiere.

2. PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA

Los elementos químicos afectan la CA para uso agrícola (Troya y Stalin, 2019), esto implica un problema en la producción de los cultivos al contener valores elevados de nutrientes como lo son Nitratos y Fosfatos este afecta directamente al crecimiento de las platas, a la estructura del suelo y propicia la eutrofización en los cuerpos de agua (Carrow *et al*, 2008).

Por otro lado, se ha ignorado la evaluación diagnostica de análisis de agua previa a la fertilización, para determinar la fertilidad actual de esta, a fin de efectuar un balance con la extracción de nutrientes (demanda) y establecer las cantidades de fertilizantes a agregar, lo cual supondría un posible ahorro en costos dependiendo de las cantidades de Nitratos y Fosfatos encontradas en la irrigación asignada al cultivo (Ayers y Westcot, 1985;Melgar y Torres, 2009).

3. JUSTIFICACIÓN

Esta investigación es conveniente ya que permitirá un análisis de calidad de agua más constante y con menor presupuesto, puesto que los datos utilizados son abiertos al público. Así mismo esta investigación permite a los agricultores hacer una mejor planificación de aplicación de fertilizantes en su cultivo.

A su vez, esta investigación beneficia a las instancias de gobierno, ya que les permite llevar un mejor manejo de cuenca en cuanto a cuestiones de calidad de agua, la cual no solo afecta a las producciones agrícolas, sino a la salud de quien la consume.

4. OBJETIVOS

4.1 General:

Analizar la concentración espacial de Nitratos y Fosfatos en la cuenca Laguna de Bustillos, México.

4.1 Específicos:

- Analizar la concentración de Nitratos y Fosfatos en distintas áreas de influencia en la red hídrica de la cuenca Laguna de Bustillos
- Analizar las relaciones espaciales entre la concentración de nutrientes, fisiografía y reflectancias puntuales en la red hídrica de la cuenca Laguna de Bustillos

5. ANTECEDENTES

5.1 Calidad de agua

La investigación realizada por Baccaro *et al* (2006) ha enfatizado al análisis de CA como un riesgo sanitario para el consumo humano. Otros trabajos como el presentado por Rojas (2002) también plantean la definición de estrategias para detección, predicción y prevención de la contaminación del agua bebida para minimizar la incidencia de enfermedades transmitidas por el agua, basándose en las *Guías para la calidad del agua potable* de la Organización Mundial de la Salud (OMS).

5.2 Calidad de agua en uso agronómico

Debido a que el agua es uno de los factores limitantes para la producción de cultivos, es importante la evaluación agronómica del agua. Estudios más recientes de CA se basan en la determinación de concentración de metales pesados para la evaluación de la calidad agrícola del agua residual tratada a partir de su composición iónica (Pérez *et al.*2016).

5.3 Concentración y contaminación de nutrientes en la calidad de agua en cuerpos superficiales.

Otros autores, aparte de hacer un análisis de CA en base a metales pesados contenidos, han dado un salto al análisis de contaminación de agua por exceso de nutrientes como lo son el Fosforo y Nitrógeno (Guzmán *et al.* 2011), dichos estudios sugieren que la contaminación del agua por Nitratos es producto de la fertilización inadecuada, ya que las concentraciones de Nitratos fue más alta en las tierras dedicadas a la agricultura comparados con las dedicadas a otros usos de suelo (Hudak y Wachal , 2001).

5.4 Modelos para la estimación de CA en base a variables fisiográficas.

A lo largo del tiempo se han utilizado distintas metodologías para el análisis de CA. Como el de Tasker y Driver (1988) donde se utilizó un método de regresión de mínimos cuadrados para estimar cargas medias para la demanda química de oxígeno, sólidos en suspensión, sólidos disueltos, nitrógeno total, amoníaco total más Nitrógeno, total Fósforo, Fósforo disuelto, Cobre total, Plomo total y Zinc total en sitios no monitoreados en áreas urbanas. Hasta estudios más recientes como los de Tu y Guo (2008) donde se comparó la técnica de regresión ordinaria y espacial para examinar las relaciones que varían espacialmente entre el uso de la tierra y CA.

Estudios anteriores como los presentados por Omernik *et al* (1981) y Pratt y Chang (2012) muestran que existe una estrecha relación entre las características del paisaje y la calidad del agua, por lo cual han optado por hacer los análisis a partir de áreas de influencias aguas arriba de las estaciones de monitoreo como un predictor de calidad de agua.

6. HIPÓTESIS

- Las variables fisiográficas y las reflectancias obtenidas de imágenes satélites permitirán estimar la concentración de Nitratos y Fosfatos a través de un modelo de regresión lineal múltiple con alta certidumbre.

7. MATERIALES Y MÉTODOS

7.1 Área de estudio

Los sitios de muestreo se levantaron en la Cuenca Laguna de Bustillos (Latitud 28°58'12" - 28°15'00" N, Longitud 107°09'36" - 106°15'00" W), ubicada al Noroeste del estado de Chihuahua, México (Figura 1). La Cuenca posee una superficie de 3298 Km². Se encuentra limitada geográficamente por las cadenas montañosas de Pedernales, San Juan, Salitrera, Chuchupate, Sierra Azul y Rebote (CNA, 2009); el único suministro de agua es de lluvia por ser cuenca endorreica. La cuenca tiene una elevación promedio de 2000 metros sobre el nivel del mar (msnm) (Benavides *et al*, 2008), y está rodeada en el norte, este, oeste y suroeste por varios picos con un promedio de 2400 msnm, con algunos picos que alcanzan hasta 2887 msnm. La Comisión Nacional del Agua indica que el lugar tiene una precipitación media anual de 415.7 mm, con un clima templado-semiárido y una temperatura promedio anual de 14.6 °C. Las corrientes de la cuenca se clasifican como efímeras y llevan agua en los meses de agosto a noviembre (CONAGUA,1991).

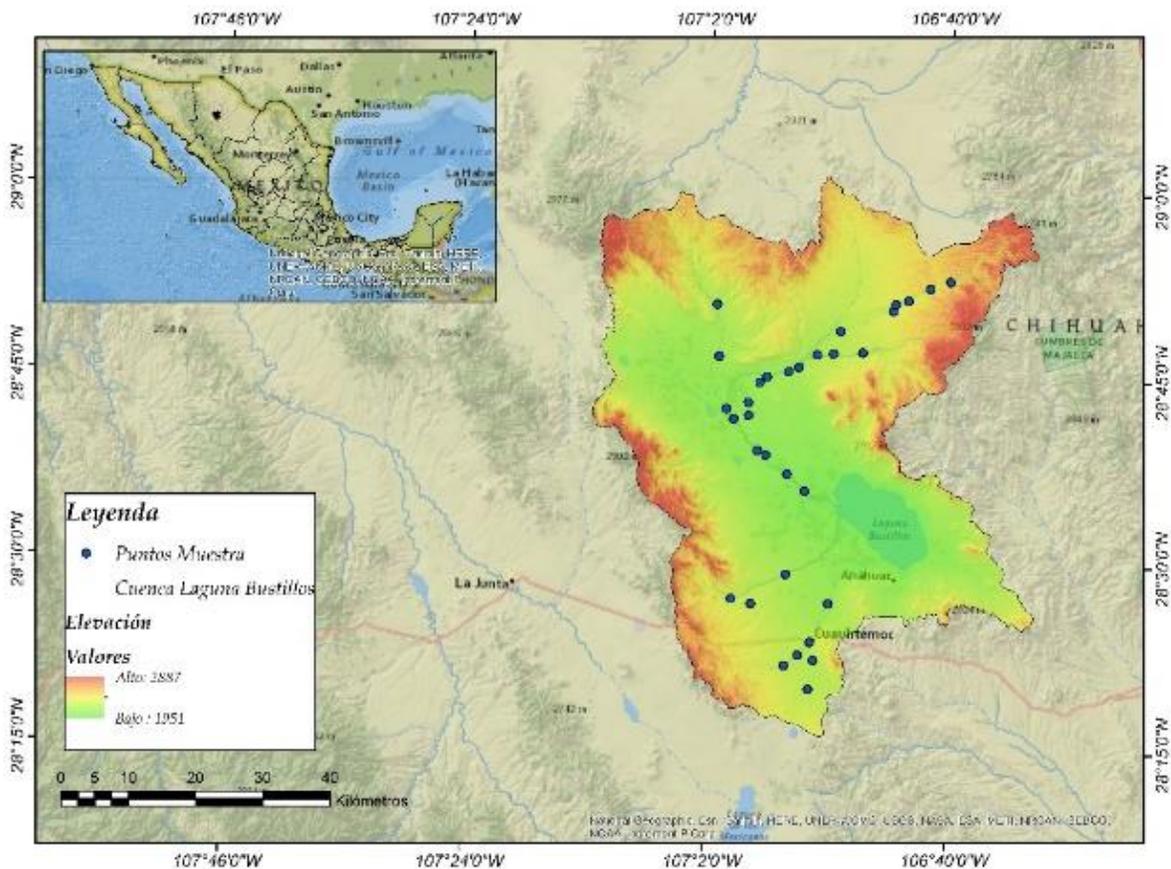


Figura 1. Localización del área de estudio

7.2 Protocolo de muestreo

La toma de muestras se llevó a cabo siguiendo lo establecido por la NMX-014-1980, que indica lo siguiente:

- Llenar el recipiente de muestreo con el agua del punto a muestrear.
- Registrar la localización del punto a muestrear con GPS.
- Caracterización del sitio con fotografía.
- Identificación de la muestra mediante una etiqueta con número de muestra, lugar y fecha.
- Al tomar la muestra se debe sumergir el recipiente en sentido contrario al flujo y evitar la inclusión de sedimentos.

Se utilizó equipo de seguridad y protección personal necesaria, como botas, guantes, gel desinfectante.

7.3 Muestreo del agua.

El día cuatro de septiembre de 2018 se muestrearon 32 sitios dentro de la red hídrica de la cuenca para hacer la calibración de los modelos de regresión. Se analizó la concentración de Nitratos (NO_3^-) y Fosfatos (PO_4^{3-}), los cuales se reportaron en mg/L.

7.4 Análisis de laboratorio

Las muestras se analizaron en el fotómetro de análisis de nutrientes HI83325-01y, el método que usa el equipo para el análisis es el de adaptación del método de reducción de cadmio (Intrumenst,2019).



Figura 2. Kit de campo. Fotómetro de análisis de nutrientes HI83325-01.

7.5 Datos espaciales

7.5.1 Extracción de variables fisiográficas a diferente escala

La clasificación de usos de suelo se realizó mediante una clasificación supervisada de la imagen Sentinel Nivel 2A con fecha 6 de agosto de 2018, que provee reflectancias debajo de la atmosfera (Sentinel 2). Se empleo la capa vectorial de uso de suelo y vegetación serie VI (INEGI, 2016) como referencia para hacer la clasificación. Se aplico el algoritmo Random Forest para discriminar los usos de suelo dentro de la plataforma Google Earth Engine. Se utilizó un modelo digital de elevación (Jarvis *et al*,2008) para crear el mapa de pendientes. Se realizó la suma de la precipitación (mm) de 5 y 10 días, a partir de los datos diarios de precipitación obtenidos de CHIRPS (Climate Hazards Group InfraRed Precipitation with Station data) en la plataforma de Google Earth Engine. Por último, para cada sitio de muestreo fueron generados siete áreas de influencia (250, 500, 1000, 2000, 3000, 4000 y 5000 m) (Figura 2) en las cuales se extrajo el porcentaje de las variables mencionadas (Cuadro 1).

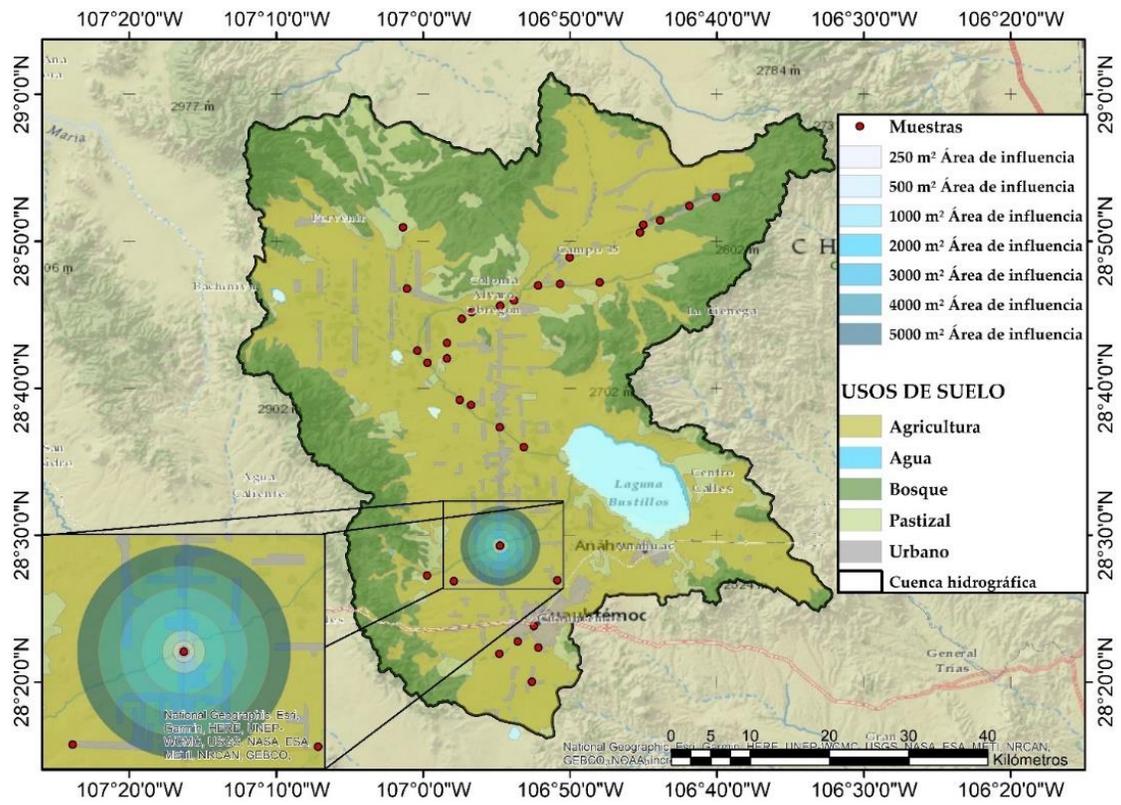


Figura 3. Áreas de influencia para análisis

Cuadro 1. Covariables usadas como variables explicativas.

Tipo de datos	Fuente	Resolución	Unidad
Concentración de Nitratos	Muestreo	Diario	Mg/L
Concentración de Fosfatos	Muestreo	Diario	Mg/L
Cobertura del suelo: Agricultura (A) Zona urbana (ZU) Bosque (B) Matorral (M) Pastizal (P) Sin uso aparente (SU)	Sentinel Nivel 2A Google Earth Engine	10 metros	%
Pendiente (SLOPE)	(INEGI,2014)	30 metros	
Índices de vegetación y operación entre bandas:	Sentinel Nivel 2A		Valores máximos (MAX), mínimos (MIN) y medios (MEAN)
Índice Diferencial de Agua Normalizado (NDWI) Índice de vegetación ajustada de suelo modificado (MSAVI) Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada (NDVI) Vegetación de Diferencia Normalizada Verde (GNDVI) Verde / Azul (G/B) SWIR / VRE3= (SWIRVRED3)	Google Earth Engine	20 metros	
Imagen satelital, bandas:	Sentinel Nivel 2A		Valores puntuales de reflectancia
Azul 496.6nm (Blue) Verde 560nm (Green) Rojo 664.5nm (Red) Borde rojo 703.9nm (VRE1) Borde rojo 740.2nm (VRE2) Borde rojo 782.5nm (VRE3) Infrarrojo Cercano 835.1nm (NIR) Onda Corta Infrarroja 1613.7nm (SWIR1) Onda Corta Infrarroja 2202.4nm (SWIR2)	Google Earth Engine	10 y 20 metros	
Datos de precipitación:	Climate Hazards Group InfraRed Precipitation with Station Data. Google Earth Engine		
Suma de 5 días (SUM5) Suma de 10 días (SUM10)		Diario	mm

7.5.2 Extracción de reflectancias en datos puntuales

Se eligieron imágenes Sentinel 2A BOA (bottom of atmosphere) con fecha del 3 de septiembre de 2018 para obtener las reflectancias puntuales de los sitios de muestreo recolectados en cuatro de septiembre. La imagen Sentinel del 29 de septiembre fue usada para extraer los puntos del muestreo del 2 de octubre que sirvió para hacer la validación del modelo. Se escribió un código en Google Earth Engine para realizar este paso, se verificó que cada punto no estuviera cubierto por nubes y que los píxeles recabados se encontraran en el ancho de la red hídrica. En cada fecha se extrajeron las 12 bandas del satélite Sentinel que sirvieron para alimentar la base de datos como variables independientes. A partir de las bandas se generaron los siguientes índices: MSAVI, NDVI, NDWI, GNDVI, SWIR2/VRE3 y GREEN/BLUE, que también son añadidos como variables y son señaladas por Barret y Frazier (2016) como índices que se correlacionan bien con la concentración de nutrientes en el agua. La Figura 3 presenta un esquema metodológico de este trabajo.

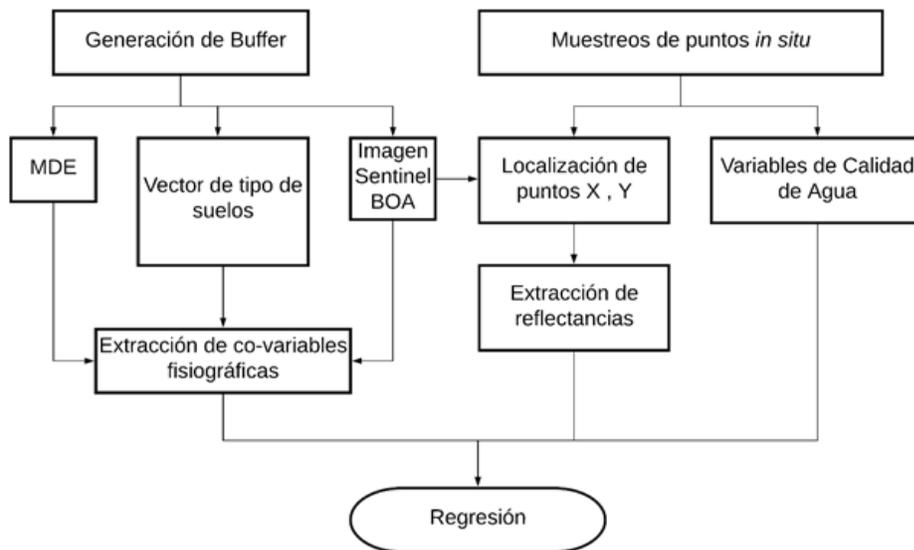


Figura 4. Flujo de trabajo para analizar la concentración de nitratos con respecto a variables fisiográficas y valores puntuales de reflectancias.

7.5.3 Análisis de regresión: Calibración y Validación

La normalidad de los datos fue realizada a través de la prueba propuesta por Anderson y Darling (1954) ($p < 0.05$). Las variables que no tuvieran una distribución normal fueron transformadas a escala logarítmica. Para obtener un modelo que prediga la concentración de nutrientes a través de las variables procesadas, se eligió a la regresión lineal múltiple.

$$y = B_0 + \sum_{i=1}^p B_1 * x_i + e$$

Donde y es la concentración de nutrientes (Nitratos y Fosfatos, Mg/L), B_0 es el intercepto, B_1 son los parámetros estimados para las variables independientes x_i (variables fisiográficas y de reflectancia) y e es el término del error (Cohen *et al*, 2014). La calibración del modelo de regresión se realizó para cada área de influencia para observar cual es la distancia que explica la concentración de nutrientes con menos incertidumbre. Se utilizó el método de Stepwise (Thompson, 1995) para encontrar las variables significativas del modelo ($p < 0.10$). La multicolinealidad de las variables predictoras fue evaluada por el factor de inflación de la varianza (VIF, por sus siglas en inglés) (Kroll *et al*, 2013). Aquellas variables que obtuvieran un $VIF > 10$ (Fouad *et al*, 2018), fueron removidas del modelo de regresión. Se usaron el coeficiente de determinación (R^2) y el error cuadrático medio (ECM) para evaluar la certidumbre del modelo. Para la validación espacial se usó el método Jackknife en el que se usan iteraciones para excluir un dato a la vez y evaluar la predicción del modelo (Wu, 1986).

7.6 Validación temporal

La validación temporal se realizó con base en las 11 muestras (véase Figura 4) que se colectaron el día dos de octubre. Las variables significativas en el modelo de calibración fueron usadas para ajustar otro modelo de regresión para esta fecha. La intención de hacer esta validación es ver si con menores muestras el modelo es capaz de obtener resultados aceptables y observar el cambio en los coeficientes de regresión.

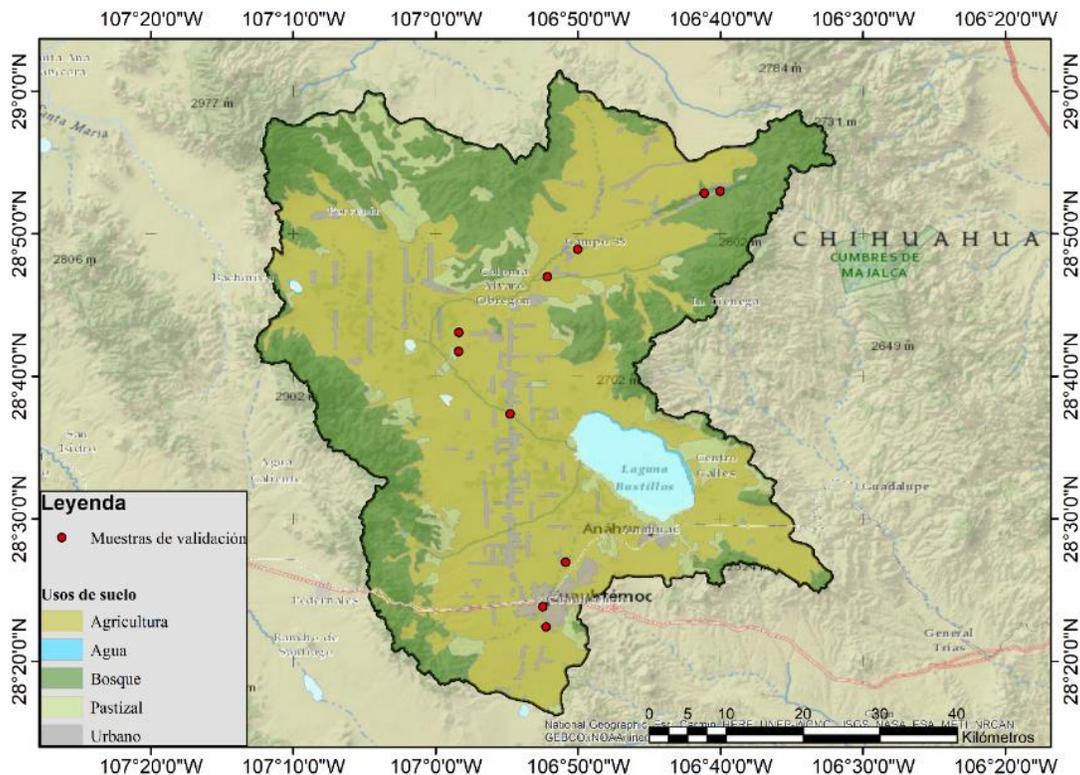


Figura 5. Ubicación de los sitios de muestreo para validación del modelo.

8. RESULTADOS

8.1 Variación espacial y temporal de la concentración de nutrientes

La prueba de Anderson-Darling reveló que los datos de nitratos mantenían una distribución no normal, por lo que fue transformada a escala logarítmica. Las demás variables de acuerdo a la

prueba están normalmente distribuidas. La Figura 5 presenta la variación espacial de la concentración de nutrientes en el primer y segundo muestreo.

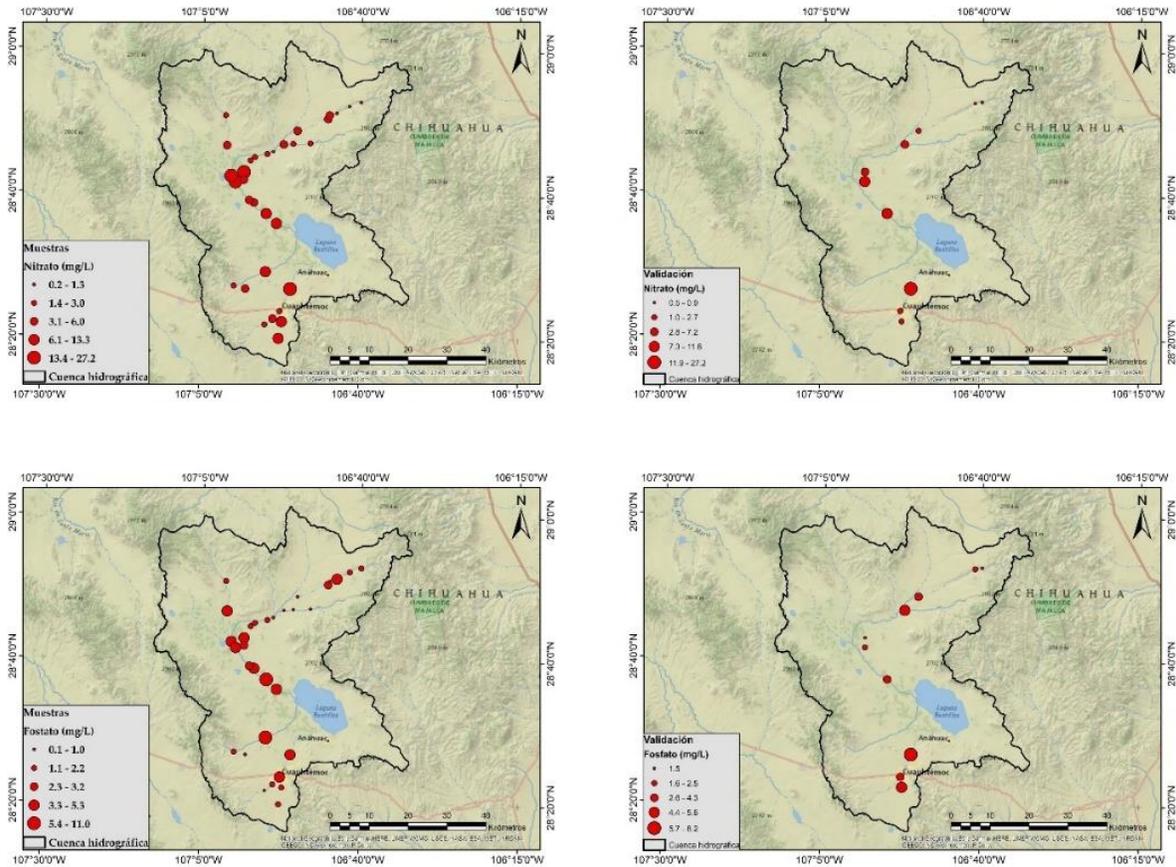


Figura 6. Variación espacial de concentración de nutrientes. Las figuras a y b representa la concentración de nitratos en el primer y segundo muestreo. Las figuras c y d representan la concentración de fosfatos en el primer y segundo muestreo.

8.2 Calibración espacial del modelo

Las ecuaciones obtenidas en cada buffer mostraron mediante el análisis de varianza, que las variables explicativas de los modelos de regresión más significantes de lo que podría aportar la media ($p < 0.05$). El Cuadro 2 presenta los modelos de regresión para cada área de influencia, las

variables mostradas en cada modelo fueron significantes para el método de stepwise y no presentaron multicolinealidad ($VIF < 10$).

Se observa que el área de influencia de 2000 m es el que tiene mayor certidumbre en las dos modelaciones de nutrientes (R^2 74.77 y ECM 0.59) para el caso de Nitratos y para Fosfatos (R^2 74.93 y ECM 1.45). La regresión con el método de stepwise encontró cinco variables significantes para la predicción de nitratos: las reflectancias puntuales de la banda del rojo (RED), el índice SWIR2/RED3, el porcentaje de cultivo, el máximo valor del índice MSAVI y la máxima pendiente. El coeficiente positivo de las variables indicó que valores altos de estas propician la incidencia de nitratos en los arroyos, mientras que a bajas reflectancias del valor puntual de SWIR2/RED3 nos presenta alta concentración del nutriente en el arroyo.

En el caso de la concentración de Fosfatos, seis variables fueron significantes: las variables con coeficiente positivo fueron la reflectancia en el azul, la suma de la precipitación con 10 días, el NDVI, la vegetación sin uso aparente y máximo valor del índice MSAVI, por otra parte, se vuelve a repetir al valor puntual de SWIR2/RED3 con coeficiente negativo.

Cuadro 2. Ecuaciones de predicción de concentración de nutrientes para distintas áreas de influencia

Escala	Nutriente (mg/L)	R ²	ECM	Ecuación
250	Ln(Nitrato)	53.03	0.8	-6.22 - 9.43 G/B + 2.29 GNDVI - 4.33 swir/nir3 - 0.1828 P
	Fosfatos	45.02	2.02	-5.79 - 49.9 BLUE + 0.1583 SUM10 - 14.58 swir/nir3
500	Ln (Nitrato)	70.56	0.62	-4.44 - 6.71 G/B - 30.8 VRE2 + 29.9 VRE3 - 3.13 SWIRVRE3 - 0.01990 ZU
	Fosfatos	54.38	1.88	-4.98 + 42.9 BLUE + 0.1490 SUM10 - 14.58 SWIRVRE3 + 1.534 SU
1000	Ln (Nitrato)	73.06	0.59	-4.13 - 7.96 G/B - 4.40 SWIRVRE3 - 0.01862 ZU - 0.1567 P
	Fosfatos	59.82	1.76	-4.97 - 43.7 BLUE + 0.1480 SUM10 - 15.72 SWIRVRE3 + 3.54 SU
2000	Ln (Nitrato)	74.77	0.58	3.11 + 11.42 RED - 4.35 SWIRVRE3 + 0.03959 A + 4.51 MAX_MSAVI + 0.01279 MAX_SLOPE
	Fosfatos	74.93	1.45	-19.91 + 81.4 BLUE + 0.1944 SUM10 + 6.53 NDVI - 10.87 SWIRVRE3 + 4.43 SU + 12.080 MAX_MSAVI
3000	Ln (Nitrato)	70.18	0.63	-3.44 - 56991 G/B - 15.53 SWIR2 + 0.0214 SUM10 - 8.26 SWIRVRE3 - 0.01811 B
	Fosfatos	64.28	1.69	-14.72 + 60.3 BLUE + 0.2085 SUM10 - 12.81 SWIRVRE3 + 16.96 MAX_MSAVI - 0.0206 MAX_SLOPE
4000	Ln (Nitrato)	51.51	0.76	-6.21 - 7.86 G/B - 0.03531 B
	Fosfatos	57.66	1.81	-14.93 - 63.5 BLUE + 0.2026 SUM10 - 14.70 SWIRVRE3 + 15.19 MAX_MSAVI
5000	Ln (Nitrato)	51.1	0.78	-6.44 - 6.18 G/B + 8.19 VRE3 + 0.0239 SUM10 - 3.46 SWIRVRE3 - 0.02033 B
	Fosfatos	50.48	1.96	-11.53 + 56.1 BLUE + 0.1827 SUM10 - 14.52 SWIRVRE3 + 10.36 MAX_MSAVI

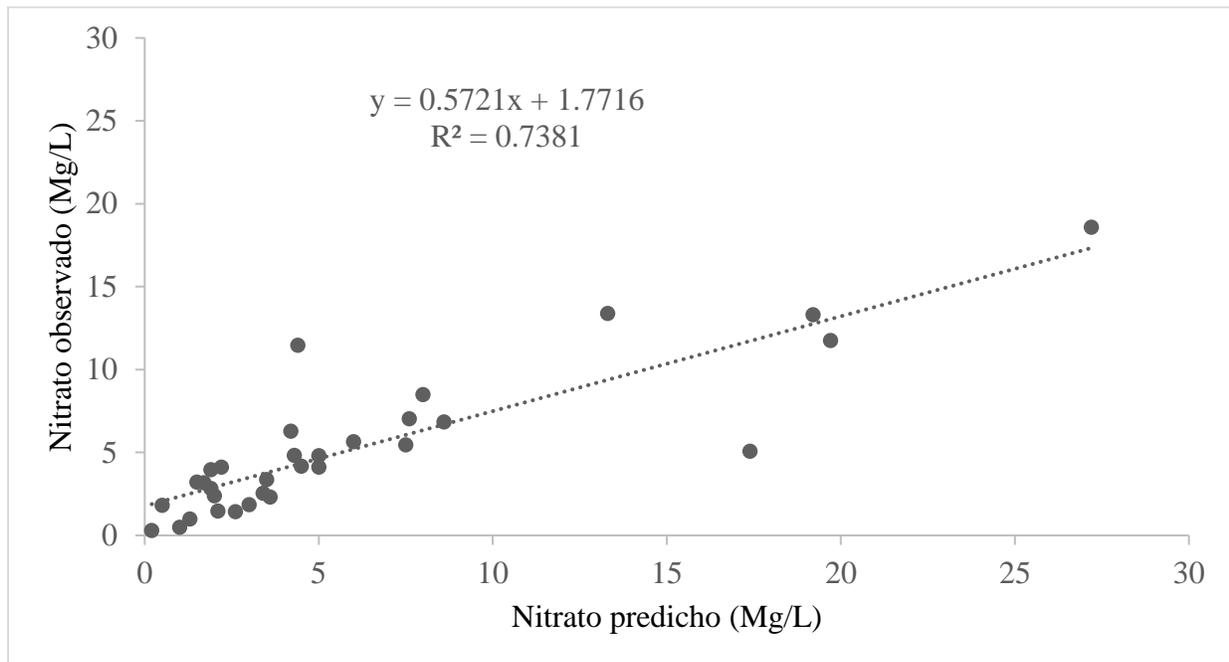


Figura 7. Nitratos Observados versus Predichos. Área de influencia de 2000m.

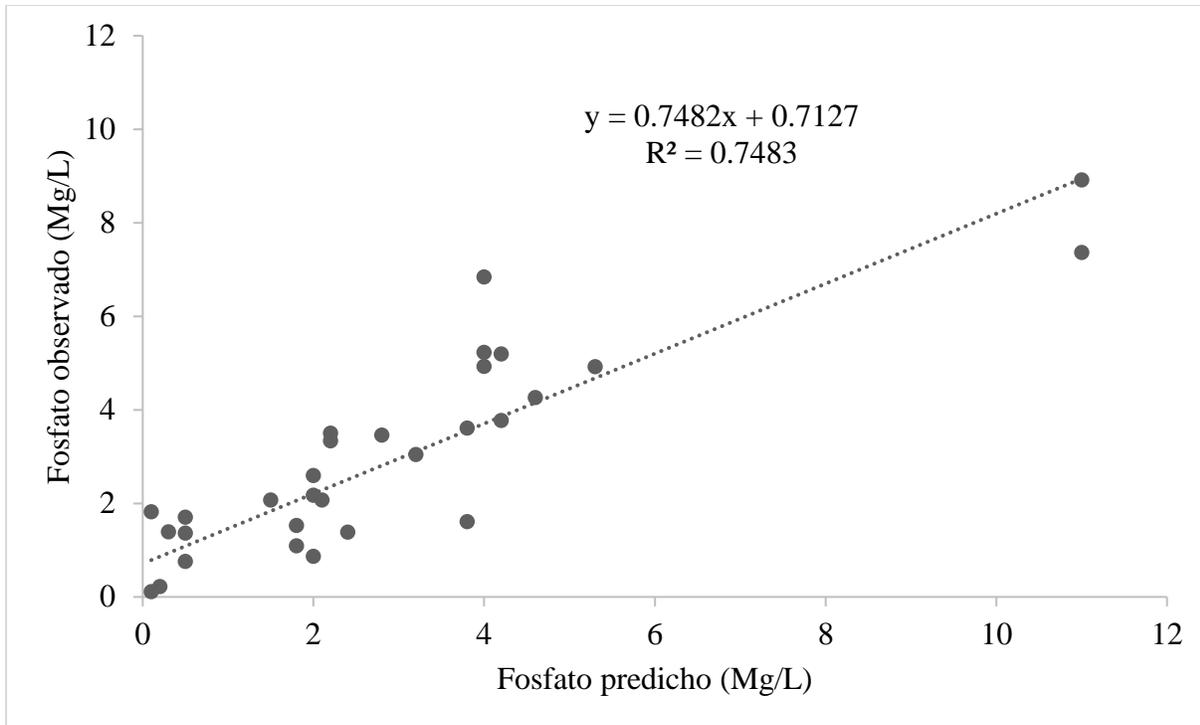


Figura 8. Fosfatos Observados versus Predichos. Área de influencia de 2000m.

Las Figuras 6 y 7 presentan la relación entre la concentración observada versus predicha con la ecuación del área de influencia de 2000 m. En los datos de Nitratos se aplicó el antilogaritmo para que los datos se expresaran en la escala real. El modelo de Nitratos tiene un buen ajuste (R^2 73.8%), sin embargo, subestima los valores observados a partir de 15 Mg/L. En el caso de los Fosfatos, este tiene un buen ajuste de (R^2 74.8%).

Validación del modelo

Los coeficientes de las variables que fueron procesadas a través de imágenes satelitales aumentaron su valor con respecto a sus valores del modelo de calibración. Los coeficientes de las variables porcentaje de cultivo y máximas pendiente, permanecieron estables (Cuadro 3). Lo anterior es referente a la dinámica que captura el satélite con respecto a los cambios en los valores de reflectancia de la vegetación y de los valores puntuales del arroyo. Se observa que el valor del

error estándar (EE) de cada coeficiente es mayor en la validación debido al menor número de muestras colectadas en estas fechas.

Cuadro 3. Calibración – Validación de Coeficientes para Nitratos

Coeficiente	Calibración	EE	Validación	EE
Constante	-3.11	1.30	-6.23	4.02
RED	11.42	3.17	15.12	11.4
SWIR/RED3	-4.3	1.04	2.22	2.71
A	0.03	0.00	0.03	0.01
MSAVI	4.51	1.75	9.91	3.59
MAX_SLOPE	0.01	0.00	0.01	0.01

El coeficiente de determinación R² en la validación fue de 89.38% y el error cuadrático medio fue de 0.61 (Mg/L). Se comprobó que no existe multicolinealidad en las variables (VIF<10). La incertidumbre al modelo de validación es similar a lo calculado en la calibración.

En cuanto a la validación para Fosfatos, los coeficientes de la variable de porcentaje suelo sin uso aparente permaneció estable (Cuadro 4) a diferencia de las variables referentes a variables capturadas por el satélite con respecto a los cambios en los valores de reflectancia de la vegetación y de los valores puntuales del arroyo. Se observa que el valor del error estándar (EE) de cada coeficiente es mayor en la validación debido al menor número de muestras colectadas en estas fechas.

1. Cuadro 4. Calibración – Validación de Coeficientes para Fosfatos

Coeficiente	Calibración	EE	Validación	EE
Constante	-19.91	4.25	-4.55	7.05
BLUE	81.4	17.2	-23.9	93.1
SUM10	0.1944	0.0306	0.14	0.103
NDVI	6.53	2.72	16.5	12.4
SWIR/RED3	-10.87	2.67	8	10.3
SU	4.43	1.42	4.26	4.94
MAX_MSAVI	12.08	4.68	10	11.1

El coeficiente de determinación R² en la validación fue de 78.26% y el error cuadrático medio fue de 1.72 (Mg/L). Se comprobó que no existe multicolinealidad en las variables (VIF<10). La incertidumbre al modelo de validación es similar a lo calculado en la calibración.

9. DISCUSIONES

La calidad del agua depende en gran medida de las características fisiográficas de la cuenca, por lo cual un análisis a distintas áreas de influencia resulta un buen método para analizar las relaciones entre las características del paisaje y la calidad del agua (Xiao *et al.* 2016). Varios investigadores han analizado las relaciones a nivel cuenca hidrográfica (Javie y Neal, 2002; Woli *et al.* 2004), mientras otros abogan por el uso de áreas de influencias circulares (buffers) (Li *et al.* 2009; Sahu y Gu, 2009). Por tanto, se tiene que los resultados varían dependiendo la escala a la que se realiza el análisis. Por esto varios investigadores han optado por la caracterización y comparación de los impactos del paisaje a distintas escalas espaciales (Tang *et al.* 2005; Su *et al.* 2013).

Este estudio presentó un análisis a diferentes escalas. En comparación con las otras escalas la regresión a 2000 metros explica de manera más precisa las relaciones entre las características fisiográficas de la cuenca, reflectancias y calidad del agua.

En los resultados mostrados previamente se encontró que el índice resultante de la división de las bandas (SWIR2 / VRE 3) fue una variable significativa para la modelación de concentración de nitratos, esto concuerda con Delegido *et al.* (2011), quien muestra que las bandas de borde rojo de Sentinel son confiables para estimar los parámetros de calidad de agua. Además, estudios como el realizado por Herrmann *et al.* (2010) han mostrado que los índices espectrales basados en las bandas SWIR (1375-2190 nm), y particularmente la banda de 1610 nm (SWIR 2) está directamente relacionada con el contenido de Nitrógeno, por el hecho que realza el contenido de clorofila y este a su vez se ha demostrado que está fisiológicamente vinculado al contenido de Nitrógeno.

La reflectancia puntual de la banda azul fue la más correlacionada con el contenido de Fosfato en el agua, de acuerdo con la investigación realizada por Satapathy *et al.* 2010, la banda azul tenía mayor correlación con la concentración de Fosfatos y turbidez en los sensores IKONOS y Landsat ETM.

El índice de vegetación NDVI mostro ser una variable significativa para la modelación de fosfatos, esto dado a que este índice al ser creados a través de operaciones entre las bandas NIR y rojo del espectro, resaltan las propiedades reflectantes de la clorofila (Teta *et al.* 2017), debido probablemente a su asociación con la materia orgánica disuelta cromófora (Chen *et al.* 2009; Para *et al.* 2010).

Los resultados también revelaron que el máximo valor de MSAVI fue una variable significativa tanto para la modelación de Nitratos como de Fosfatos, este índice también es creado a partir de la operación de las bandas NIR y rojo del espectro electromagnético, pero a diferencia del NDVI donde se tomó el dato puntual sobre el rio, el dato del valor máximo de MSAVI es una estadística zonal del área de influencia, siendo este índice un indicador de la vegetación circundante a la muestra y exhibe el crecimiento de la vegetación sobre él suelo. También se ha demostrado como el MSAVI es un indicador de la fertilidad del suelo (Liu *et al.* 2010).

En lo que refiere a los usos de suelo se encontró una gran influencia de la agricultura en la CA, esto debido a los insumos excesivos de nutrientes a través de fertilizantes (Kourgialas *et al.* 2017), escorrentía de pesticidas y herbicidas (Cruzeiro *et al.* 2015) y turbidez debido a la erosión del suelo (Zhang y Huang, 2015). Siendo así la agricultura identificada como la fuente más probable de causar deterioro en los ríos y arroyos (USEPA, 2013).

La pendiente es una de las variables más significativas para la modelación de Nitratos, esto se debe a que la pendiente ayuda a el flujo del agua a través de las superficies, lo que permite la

transferencia de compuestos inorgánicos y orgánicos como el Fósforo o Nitrógeno, desde el suelo hasta los canales de agua (Sliva y Williams, 2001; Villa *et al.* 2014).

No obstante, en lo que refiere a precipitación como variable explicativa de la concentración de nutrientes, esta se ha mostrado como un factor de transporte de concentraciones a través del flujo terrestre durante eventos de lluvia (Discroll *et al.* 2003; Mouri *et al.* 2011), sin embargo, el modelo seleccionó esta variable como significativa para la modelación de Fosfatos y no para Nitratos, lo que puede significar una incongruencia, ya que el Nitrato es altamente móvil y fácil de transportar, a diferencia del Fosfato, donde los componentes del suelo restringen su potencial para el transporte (McDowell *et al.* 2002), a pesar de que la erosión sea un factor que representa la mayor dramatización por medios matemáticos para transportar el Fosfato del suelo al agua. El transporte de Fosforo disuelto lixiviado percolado a través del perfil del suelo ahora se ve como una preocupación importante (Heathwaite *et al.* 1997; Sims *et al.* 1998).

Por último, tenemos que el análisis temporal aseguró la estabilidad de la regresión (Psilovikos y Elhag, 2013) basado en la coherencia linear robusta entre los parámetros de calidad del agua reales y los modelados.

10. CONCLUSIONES

Se encontró que el análisis de concentración de Nitratos y Fosfatos se comporta diferente a distintas escalas espaciales. La regresión múltiple a 2000 metros posee mayor certidumbre al estimar la concentración de nitratos en función las características fisiográficas de la cuenca y las reflectancias puntuales obtenidas de imágenes de satelitales.

Se encontraron cinco variables significantes para la predicción de nitratos: las reflectancias puntuales de la banda del rojo (RED), el índice SWIR2/RED3, el porcentaje de área agrícola, el máximo valor del índice MSAVI y la máxima pendiente.

En el caso de la concentración de Fosfatos, seis variables fueron significantes: las variables con coeficiente positivo fueron la reflectancia en el azul, la suma de la precipitación con 10 días, el NDVI, la vegetación sin uso aparente y máximo valor del índice MSAVI, y el valor puntual de SWIR2/RED3.

Para concluir de tiene que uso de los sistemas de información geográfica, la percepción remota y la estadística es una gran una herramienta para el monitoreo de Nitratos y Fosfatos en la red fluvial ya que permite un análisis de calidad de agua más constante y con menor presupuesto.

11. REFERENCIAS

- Agency, U. E. P. (2013). Aquatic Life Ambient Water Quality Criteria for Ammonia-Freshwater: Office of Water, Office of Science and Technology Washington, DC.
- Aguilar, C. B., Tartabull, T., Labaut, Y., & Ferradaz, R. (2019). PRINCIPALES PROCESOS QUE IMPACTAN LA CALIDAD DEL AGUA PARA EL RIEGO EN POZOS COSTEROS DEL CENTRO SUR CUBANO. *Revista internacional de contaminación ambiental*, 35(3), 541-552.
- Albiac, J. (2009). Nutrient imbalances: pollution remains. *Science*, 326(5953), 665-665.
- Amiri, B. J., & Nakane, K. (2009). Modeling the linkage between river water quality and landscape metrics in the Chugoku district of Japan. *Water Resources Management*, 23(5), 931-956.
- Anderson, T. W., & Darling, D. A. (1954). A test of goodness of fit. *Journal of the American statistical association*, 49(268), 765-769.
- Atkinson, S., Johnson, D., Venables, B., Slye, J., Kennedy, J., Dyer, S., . . . Sanderson, H. (2009). Use of watershed factors to predict consumer surfactant risk, water quality, and habitat quality in the upper Trinity River, Texas. *Science of the total environment*, 407(13), 4028-4037.

- Ávila, J. P., Sansores, A. C., & Ceballos, R. P. (2004). Diagnóstico de la calidad del agua subterránea en los sistemas municipales de abastecimiento en el Estado de Yucatán, México. *Ingeniería*, 8(2), 165-179.
- Ayers, R. S., & Westcot, D. W. (1985). *Water quality for agriculture (Vol. 29): Food and Agriculture Organization of the United Nations Rome*.
- Baccaro, K., Degorgue, M., Lucca, M., Picone, L., Zamuner, E., & Andreoli, Y. (2006). Calidad del agua para consumo humano y riego en muestras del cinturón hortícola de Mar del Plata. *RIA. Revista de Investigaciones Agropecuarias*, 35(3), 95-110.
- Bahar, M. M., Ohmori, H., & Yamamuro, M. (2008). Relationship between river water quality and land use in a small river basin running through the urbanizing area of Central Japan. *Limnology*, 9(1), 19-26.
- Barrett, D., & Frazier, A. (2016). Automated method for monitoring water quality using Landsat imagery. *Water*, 8(6), 257.
- Benavides, A., Moreno, M., Sosa, M., Puga, S., Alcalá, J., & Quintana, C. (2008). Evaluación de la Calidad del Agua en las Principales Lagunas del Estado de Chihuahua. *Revista Latinoamericana de Recursos Naturales*, 4(2), 84-88.
- Carrow, R., Duncan, R. R., & Huck, M. T. (2008). *Turfgrass and landscape irrigation water quality: Assessment and management: CRC Press*.
- Chen, S., Fang, L., Zhang, L., & Huang, W. (2009). 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*, 82(1), 119-127.

CNA (Cartographer). (2009). Catálogo de Acuíferos.

Cohen, P., West, S. G., & Aiken, L. S. (2014). Applied multiple regression/correlation analysis for the behavioral sciences: Psychology Press.

CONAGUA. (1991). Actualización del estudio geohidrológico, políticas de operación y proyecto de manejo del acuífero del Valle de Cuauhtémoc Chihuahua.

Cruzeiro, C., Pardal, M. Â., Rocha, E., & Rocha, M. J. (2015). Occurrence and seasonal loads of pesticides in surface water and suspended particulate matter from a wetland of worldwide interest—the Ria Formosa Lagoon, Portugal. *Environmental monitoring and assessment*, 187(11), 669.

Delegido, J., Verrelst, J., Alonso, L., & Moreno, J. (2011). Evaluation of sentinel-2 red-edge bands for empirical estimation of green LAI and chlorophyll content. *Sensors*, 11(7), 7063-7081.

Driscoll, C. T., Whitall, D., Aber, J., Boyer, E., Castro, M., Cronan, C., . . . Lambert, K. (2003). Nitrogen pollution in the northeastern United States: sources, effects, and management options. *BioScience*, 53(4), 357-374.

Elhag, M., Gitas, I., Othman, A., Bahrawi, J., & Gikas, P. (2019). Assessment of Water Quality Parameters Using Temporal Remote Sensing Spectral Reflectance in Arid Environments, Saudi Arabia. *Water*, 11(3), 556.

Fouad, G., Skupin, A., & Tague, C. L. (2018). Regional regression models of percentile flows for the contiguous United States: Expert versus data-driven independent variable selection. *Journal of Hydrology: Regional Studies*, 17, 64-82.

Galbraith, L. M., & Burns, C. W. (2007). Linking land-use, water body type and water quality in southern New Zealand. *Landscape Ecology*, 22(2), 231-241.

Guerrero, T., Rives, C., Rodríguez, A., Saldívar, Y., & Cervantes, V. (2009). El agua en la Ciudad de México. *Ciencias*, 94(094).

Guzmán-Colis, G., Thalasso, F., RAMÍREZ-LÓPEZ, E. M., Rodríguez-Narciso, S., GUERRERO-BARRERA, A. L., & AVELAR-GONZÁLEZ, F. J. (2011). Evaluación espacio-temporal de la calidad del agua del río San Pedro en el Estado de Aguascalientes, México. *Revista internacional de contaminación ambiental*, 27(2), 89-102.

Haidary, A., Amiri, B. J., Adamowski, J., Fohrer, N., & Nakane, K. (2013). Assessing the impacts of four land use types on the water quality of wetlands in Japan. *Water Resources Management*, 27(7), 2217-2229.

Hanna Instruments. 2019. Ficha Técnica del Producto Fotómetro Multiparámetro para Análisis de Nutrientes y Medidor de pH Hanna Instruments SAS.

Heathwaite, A. L., Griffiths, P., Haygarth, P., Jarvis, S., & Parkinson, R. (1997). Phosphorus loss from grassland soils: implications of land management for the quality of receiving waters. *IAHS Publications-Series of Proceedings and Reports-Intern Assoc Hydrological Sciences*, 243, 177-186.

Herrmann, I., Karnieli, A., Bonfil, D., Cohen, Y., & Alchanatis, V. (2010). SWIR-based spectral indices for assessing nitrogen content in potato fields. *International journal of remote sensing*, 31(19), 5127-5143.

Huang, Z., Han, L., Zeng, L., Xiao, W., & Tian, Y. (2016). Effects of land use patterns on stream water quality: a case study of a small-scale watershed in the Three Gorges Reservoir Area, China. *Environmental Science and Pollution Research*, 23(4), 3943-3955.

Hudak, P. F., & Wachal, D. J. (2001). Oil production, agriculture, and groundwater quality in the southeastern Gulf Coast Aquifer, Texas. *Environmental monitoring and assessment*, 72(3), 249-264.

INEGI (Cartographer). (2016). *Uso del suelo y vegetación, escala 1:250000, serie VI (continuo nacional)*

instruments, H. (2019). Colombia Patent No.

Jarvie, H. P., Oguchi, T., & Neal, C. (2002). Exploring the linkages between river water chemistry and watershed characteristics using GIS-based catchment and locality analyses. *Regional environmental change*, 3(1-3), 36-50.

Jarvis, A., H.I. Reuter, A. Nelson, E. Guevara. (Cartographer). (2008). Hole-filled SRTM for the globe Version 4. Retrieved from <http://srtm.csi.cgiar.org>

KHORRAM, S. (1985). Remote sensing of water quality in the Mense river estuary, North Carolina. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 51, 329-341.

Kourgialas, N. N., Karatzas, G. P., & Koubouris, G. C. (2017). A GIS policy approach for assessing the effect of fertilizers on the quality of drinking and irrigation water and wellhead protection zones (Crete, Greece). *Journal of Environmental Management*, 189, 150-159.

Kroll, C. N., & Song, P. (2013). Impact of multicollinearity on small sample hydrologic regression models. *Water Resources Research*, 49(6), 3756-3769.

Lathrop, R. (1992). Landsat Thematic Mapper monitoring of turbid inland water quality. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, 58(4), 465-470.

- Lee, S.-W., Hwang, S.-J., Lee, S.-B., Hwang, H.-S., & Sung, H.-C. (2009). Landscape ecological approach to the relationships of land use patterns in watersheds to water quality characteristics. *Landscape and Urban Planning*, 92(2), 80-89.
- Li, S., Gu, S., Tan, X., & Zhang, Q. (2009). Water quality in the upper Han River basin, China: the impacts of land use/land cover in riparian buffer zone. *Journal of hazardous materials*, 165(1-3), 317-324.
- Li, Z., Luo, C., Xi, Q., Li, H., Pan, J., Zhou, Q., & Xiong, Z. (2015). Assessment of the AnnAGNPS model in simulating runoff and nutrients in a typical small watershed in the Taihu Lake basin, China. *Catena*, 133, 349-361.
- Liu, Y., Zhang, Y., & Guo, L. (2010). Towards realistic assessment of cultivated land quality in an ecologically fragile environment: A satellite imagery-based approach. *Applied Geography*, 30(2), 271-281.
- Mainali, J., & Chang, H. (2018). Landscape and anthropogenic factors affecting spatial patterns of water quality trends in a large river basin, South Korea. *Journal of hydrology*, 564, 26-40.
- McDowell, R., Sharpley, A., Kleinman, P., & Gburek, W. (2002). Hydrological source management of pollutants at the soil profile scale. *Agriculture, hydrology and water quality*, 197-220.
- Melgar, R., & Torres, M. (2009). Manejo de la Fertilización en Maíz. Proyecto Fertilizar EEA INTA Pergamino.
- Mouri, G., Takizawa, S., & Oki, T. (2011). Spatial and temporal variation in nutrient parameters in stream water in a rural-urban catchment, Shikoku, Japan: Effects of land cover and human impact. *Journal of Environmental Management*, 92(7), 1837-1848.

- Omernik, J. M., Abernathy, A., & Male, L. (1981). Stream nutrient levels and proximity of agricultural and forest land to streams: some relationships. *Journal of Soil and Water Conservation*, 36(4), 227-231.
- Para, J., Coble, P., Charrière, B., Tedetti, M., Fontana, C., & Sempere, R. (2010). Fluorescence and absorption properties of chromophoric dissolved organic matter (CDOM) in coastal surface waters of the northwestern Mediterranean Sea, influence of the Rhône River.
- Pérez Díaz, J. P., Peña Cervantes, E., López Cervantes, R., & Hernández Torres, I. M. (2016). Metales pesados y calidad agronómica del agua residual tratada. *Idesia (Arica)*, 34(1), 19-25.
- Pratt, B., & Chang, H. (2012). Effects of land cover, topography, and built structure on seasonal water quality at multiple spatial scales. *Journal of hazardous materials*, 209, 48-58.
- Psilovikos, A., & Elhag, M. (2013). Forecasting of remotely sensed daily evapotranspiration data over Nile Delta region, Egypt. *Water Resources Management*, 27(12), 4115-4130.
- Rojas, R. (2002). *Guía para la vigilancia y control de la calidad del agua para consumo humano*. Lima: CEPIS/OPS.
- Ruvalcava. (2015). *Calidad agronómica de las aguas residuales que riegan El Valle del Mezquital, Estado de Hidalgo*.
- Sahu, M., & Gu, R. R. (2009). Modeling the effects of riparian buffer zone and contour strips on stream water quality. *Ecological Engineering*, 35(8), 1167-1177.
- Satapathy, D. R., Vijay, R., Kamble, S. R., & Sohony, R. A. (2010). Remote sensing of turbidity and phosphate in creeks and coast of Mumbai: an effect of organic matter. *Transactions in GIS*, 14(6), 811-832.

- Sims, J. T., Simard, R. R., & Joern, B. C. (1998). Phosphorus loss in agricultural drainage: Historical perspective and current research. *Journal of environmental quality*, 27(2), 277-293.
- Singh, K. P., Malik, A., & Sinha, S. (2005). Water quality assessment and apportionment of pollution sources of Gomti river (India) using multivariate statistical techniques—a case study. *Analytica Chimica Acta*, 538(1-2), 355-374.
- Sliva, L., & Williams, D. D. (2001). Buffer zone versus whole catchment approaches to studying land use impact on river water quality. *Water research*, 35(14), 3462-3472.
- Solbe, J. F. (1986). Effects of land use on fresh waters: agriculture, forestry, mineral exploitation, urbanisation.
- Su, S., Xiao, R., Xu, X., Zhang, Z., Mi, X., & Wu, J. (2013). Multi-scale spatial determinants of dissolved oxygen and nutrients in Qiantang River, China. *Regional environmental change*, 13(1), 77-89.
- Sun, R., Chen, L., Chen, W., & Ji, Y. (2013). Effect of land-use patterns on total nitrogen concentration in the upstream regions of the Haihe River Basin, China. *Environmental management*, 51(1), 45-58.
- Tang, Z., Engel, B., Pijanowski, B., & Lim, K. (2005). Forecasting land use change and its environmental impact at a watershed scale. *Journal of Environmental Management*, 76(1), 35-45.
- Tasker, G. D., & Driver, N. E. (1988). Nationwide Regression Models For Predicting Urban Runoff Water Quality At Unmonitored Sites 1. *JAWRA Journal of the American Water Resources Association*, 24(5), 1091-1101.
- Teta, R., Romano, V., Della Sala, G., Picchio, S., De Sterlich, C., Mangoni, A., . . . Lega, M. (2017). Cyanobacteria as indicators of water quality in Campania coasts, Italy: a monitoring strategy

combining remote/proximal sensing and in situ data. *Environmental Research Letters*, 12(2), 024001.

Thompson, B. (1995). *Stepwise regression and stepwise discriminant analysis need not apply here: A guidelines editorial*: Sage Publications Sage CA: Thousand Oaks, CA.

Tong, S. T., & Chen, W. (2002). Modeling the relationship between land use and surface water quality. *Journal of Environmental Management*, 66(4), 377-393.

Troya, A., & Stalin, W. (2019). “Elementos químicos que afectan la calidad del agua para uso agrícola”. Babahoyo: UTB, 2019.

Tu, J., & Xia, Z.-G. (2008). Examining spatially varying relationships between land use and water quality using geographically weighted regression I: Model design and evaluation. *Science of the total environment*, 407(1), 358-378.

Veliz Lorenzo, L. O., Asela Fernández y Bataller Venta. (2009). Reúso de aguas residuales domésticas para riego agrícola. *Revista CENIC, Ciencias Biológicas*, 40(1).

Villa, A., Djodjic, F., & Bergström, L. (2014). Soil dispersion tests combined with topographical information can describe field-scale sediment and phosphorus losses. *Soil use and management*, 30(3), 342-350.

Wang, X. (2001). Integrating water-quality management and land-use planning in a watershed context. *Journal of Environmental Management*, 61(1), 25-36.

Woli, K. P., Nagumo, T., Kuramochi, K., & Hatano, R. (2004). Evaluating river water quality through land use analysis and N budget approaches in livestock farming areas. *Science of the total environment*, 329(1-3), 61-74.

Wu, C., Wu, J., Qi, J., Zhang, L., Huang, H., Lou, L., & Chen, Y. (2010). Empirical estimation of total phosphorus concentration in the mainstream of the Qiantang River in China using Landsat TM data. *International journal of remote sensing*, 31(9), 2309-2324.

Wu, C.-F. J. (1986). Jackknife, bootstrap and other resampling methods in regression analysis. *the Annals of Statistics*, 14(4), 1261-1295.

Xiao, R., Wang, G., Zhang, Q., & Zhang, Z. (2016). Multi-scale analysis of relationship between landscape pattern and urban river water quality in different seasons. *Scientific reports*, 6, 25250.



Dr. Víctor Manuel Salas Aguilar

Profesor-Investigador en la Licenciatura en Geoinformática

Solicitud: Apoyo a la Incorporación de Nuevos Profesores de Tiempo Completo

Folio: UACJ-PTC-421