



Determinación de sólidos suspendidos como parámetros de calidad del agua a partir de técnicas de impacto acústico y su efectividad

Determination of suspended solids as water quality parameters using acoustic impact techniques and their effectiveness

Itzel Luviano Soto^{1*}, Yajaira Concha Sánchez¹, Bertha Alejandra Olmos Navarrete¹, Gabriel Arroyo Correa², José Vega Cabrera²

¹ Facultad de Ingeniería Civil, Universidad Michoacana de San Nicolás de Hidalgo, Gral. Francisco J. Mújica, Col. Felicitas del Río C.P. 58040, Morelia, Michoacán.

² Facultad de Ciencias Físico-Matemáticas, Universidad Michoacana de San Nicolás de Hidalgo, Gral. Francisco J. Mújica, Col. Felicitas del Río C.P. 58040, Morelia, Michoacán.

Historial

Manuscrito recibido: 1 de diciembre de 2023

Manuscrito aceptado: 22 de mayo de 2024

Manuscrito publicado: agosto 2024

*Autor para correspondencia

Itzel Luviano Soto

e-mail: itzel.luviano@umich.mx

Resumen

Uno de los parámetros más importantes en la caracterización del agua residual son los Sólidos Suspendidos (SS), es por ello que el presente trabajo tiene como finalidad la determinación de sólidos a partir de técnicas alternativas, como es el impacto acústico, para determinar la frecuencia de resonancia dominante en el espectro de Fourier de la muestra de agua correspondiente. La respuesta acústica fue medida usando una interfaz PASCO750 y a una razón de muestreo de 20 kHz. Posteriormente, se aproximó el comportamiento de las ondas acústicas con un modelo de ajuste y se asoció a una función de probabilidad condicionada, la cual se validó a partir de simulaciones mediante el método de Monte Carlo para predecir la confiabilidad de la técnica de aproximación.

Palabras clave: impacto acústico, espectro de Fourier, calidad del agua, confiabilidad

Introducción

El agua es la sustancia más importante para la supervivencia de los seres vivos, ésta se utiliza para el desarrollo de actividades domésticas, industriales, comerciales, agrícolas y pecuarias, entre otras, y si bien esta sustancia es indispensable para la vida humana, durante los últimos años, se han notado las repercusiones de la contaminación de este recurso.

Hoy en día la evaluación de la calidad del agua se lleva a cabo con base en la normativa vigente; para las aguas residuales la norma denominada

Abstract

One of the most important parameters in the characterization of residual water is the Suspended Solids (SS), for this reason, the purpose of this work is the determination of solids from alternative techniques, such as acoustic impact, to determine the frequency of dominant resonance in the Fourier spectrum of the corresponding water sample. The acoustic response was measured using a PASCO750 interface and at a sampling rate of 20 kHz. Subsequently, the behavior of the water waves was approximated with an adjustment model and associated with a conditional probability function, which was validated from simulations using the Monte Carlo method to predict the reliability of the approximation technique.

Keywords: acoustic impact, Fourier spectrum, water quality, reliability.

NOM-001-SEMARNAT-2021 que marca los límites máximos permisibles de contaminantes que pueden descargarse al ambiente (Secretaría del Medio Ambiente y Recursos Naturales, 2022) y para la regulación del agua potable la norma denominada NOM-127-SSA-2021 (Secretaría de Salud, 2022). En estas normas se encuentran definidos los parámetros máximos permisibles de calidad del agua como la Demanda Bioquímica de Oxígeno a cinco días (DBO_5), la Demanda Química de Oxígeno (DQO), los Sólidos Suspendidos Totales (SST),

solidos sedimentables, coliformes fecales, grasas y aceites, metales pesados, entre otros.

Actualmente, pese a que se ha realizado un gran esfuerzo por el monitoreo de la calidad del agua residual, resulta un reto efectuarlo constantemente ya que dado el tipo de parámetros de contaminación es necesario el uso de un laboratorio químico-biológico de calidad del agua, el cual utiliza varios reactivos, equipo especializado y personal capacitado. Lo anterior implica costos elevados en la evaluación de la calidad del agua. Es por ello, que en este trabajo se presenta una técnica alternativa para poder determinar la concentración de SST del agua a partir de técnicas acústicas, ya que éste es uno de los parámetros más importantes en la correcta caracterización de aguas residuales (Tchobanoglous *et al.*, 2002).

Las técnicas acústicas se basan en la propagación de ondas sonoras y de la frecuencia de las señales emitidas y detectadas. En la mayoría de los métodos acústicos se mide el tiempo de propagación de impulsos, para algunos otros métodos la intensidad de la señal es la analizada (Maierhofer *et al.*, 2010). Algunas de las técnicas más utilizadas en el área ingenieril son los métodos de pulso ultrasónico, técnicas de eco-impacto (impacto acústico), emisión acústica, velocidad de pulso entre otras. Las ondas sónicas están directamente relacionadas con el comportamiento mecánico de los materiales, por ello los métodos acústicos son muy utilizados como técnicas no destructivas.

Existen diferentes métodos acústicos; sin embargo, muchos de estos resultan ser costosos, por lo que en este trabajo se propone el uso del Impacto Acústico (IA), que ha sido una buena técnica para la caracterización de materiales (Maierhofer *et al.*, 2010). Dado que la técnica de IA es nueva en la caracterización de la calidad del agua, puede ser incierta, por lo que un análisis de su efectividad resulta esencial. Actualmente, existen diferentes estrategias para realizar un análisis de confiabilidad, como el análisis diferencial (sensibilidad local), análisis de Monte Carlo (sensibilidad global), Test de Amplitud de Sensibilidad de Fourier, FAST (sensibilidad global) y una metodología de superficie de respuesta (sensibilidad global)

(Saltelli *et al.*, 2007).

Se han reportado varios métodos de sensibilidad (e.g. Iman y Helton, 1985, 1988; Saltelli y Marivoet, 1990; Saltelli y Homma, 1992; Saltelli *et al.*, 1993 y Pappenberger *et al.*, 2006), en los cuales se demuestra qué, con la ayuda de elementos computacionales, el análisis de sensibilidad basados en múltiples simulaciones, tales como la Simulación de Monte Carlo (MCS) y Muestreo de Hipercubo Latino (LHS) son los más robustos, efectivos y flexibles comparados con otros métodos. Los métodos MCS y LHS implican un muestreo de un rango posible de las variables de entrada seguidas por el modelo de evaluaciones para los valores muestreados después de lo cual se utiliza la regresión y las medidas de sensibilidad basadas en la correlación que se pueden calcular (Manache y Melching, 2008).

El análisis de eficacia de este trabajo se basa en el análisis de sensibilidad basado en la MCS, está limitado a la influencia de la incertidumbre del resultado del modelo propuesto; sin embargo, esta incertidumbre y sensibilidad se pueden determinar mediante varias medidas de correlación y regresión en la determinación de SST como parámetros de calidad del agua.

Materiales y métodos

Para la determinación de SST por IA, se diseñaron veinte muestras de agua con diversas concentraciones de SST en las cuales se mezcló agua destilada con sólidos de origen inorgánico. Para dichas muestras se trabajó con material arcilloso, constituido principalmente de silicato hidratado de alúmina. Este material fue granulométricamente seleccionado y tamizado por la malla granulométrica #200, obteniendo así material de 74 micrómetros, aproximadamente. Este material se pesó en una báscula analítica con precisión de 0.1 mg, de ésta se obtuvieron 20 medidas del material, y posteriormente se mezclaron con 200 mL de agua destilada para obtener muestras puras de agua con SST.

Una vez diseñadas las muestras con SST, éstas se depositaron en una celda cúbica de polipropileno de 5 cm x 5 cm x 5 cm de arista, con capacidad de 125 ml de agua, en donde se realizaron las

pruebas acústicas mediante un inductor de pulsos sonoros senoidales de 10,000 Hz con duración de 60 milisegundos (ms). La respuesta acústica fue medida usando una interfaz PASCO 750, conectada a dos sensores de sonido (Sensor A y Sensor B), marca PASCO CA-6506B, uno colocado en la dirección del impacto (Sensor A) y el otro colocado a 90° (Sensor B), como se muestra en la **Figura 1**, y usando una razón de muestreo de 20 kHz.

Una vez capturadas las señales en volts de cada uno de los sensores o canales (A y B), se obtuvo la Transformada Rápida de Fourier, FFT por sus siglas en inglés, la cual, se determina mediante la Ec. 1.

$$X(\omega) = \sum_{n=0}^{N-1} x(n)e^{-i\omega n} \quad (1)$$

donde $X(\omega)$ es una frecuencia periódica, $\omega = 2\pi k/N$, con valores de $k = 0, 1, \dots, N-1$, $x(n)$ es la respuesta acústica registrada en volts, $i = \sqrt{-1}$, e representa el número de Euler. Con la máxima amplitud se determina la frecuencia dominante en Hz, en cada una de las muestras de sólidos se obtuvo su amplitud y frecuencia dominante característica correspondiente a cada concentración de SST.

Con la información obtenida de las FFT, se realizó un modelo de ajuste en donde se probaron varios

modelos, tales como funciones lineales, polinómicas de grado 1 hasta 8, funciones Gaussianas, funciones de Fourier, de potencia, entre otras. Este proceso se realizó mediante el algoritmo de Levenberg-Marquart (Ec. 2), que permite restricciones en forma de caja y esfera. Este proceso se realizó mediante la combinación de los métodos de Gauss-Newton y región de confianza, minimizando la función mediante mínimos cuadrados no lineales, en donde cada iteración tiene la forma (Senocak, 2021):

$$(J^T(x_k)J(x_k) + \mu_k I)s_k = -J^T(x_k)r(x_k) \quad (2)$$

donde μ_k es un escalar escogido mediante alguna estrategia, típicamente se escoge a partir del método de región de confianza, $J(x_k)$ es la matriz jacobiana de la función a minimizar, s_k corresponde al paso de Newton y $r(x_k)$ es el residual de la función. La solución del problema por mínimos cuadrados lineales esta dado por:

$$\begin{bmatrix} J(x_k) \\ \sqrt{\mu_k} I \end{bmatrix} s_k \cong \begin{bmatrix} -r(x_k) \\ 0 \end{bmatrix} \quad (3)$$

Las restricciones utilizadas en la solución del sistema por este método fueron las restricciones

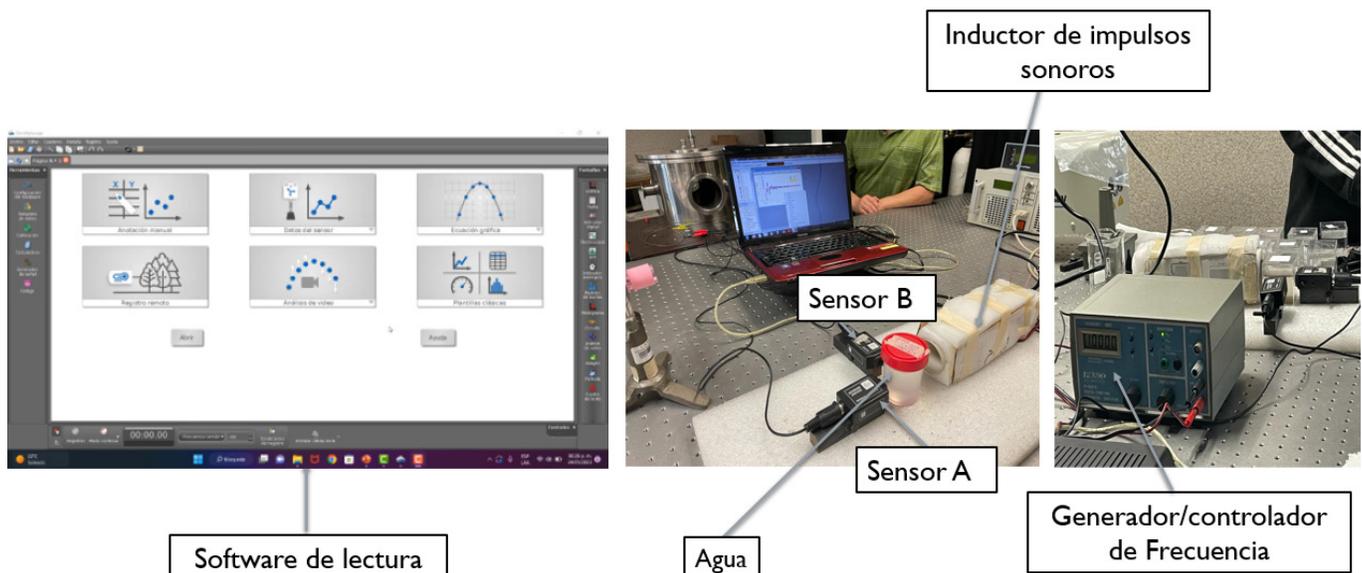


Figura 1. Arreglo acústico experimental.

para los Coeficientes de Regresión Lineal (OCR) dadas por $b_i \in [0, \infty]$, este proceso se realizó en el software Matlab. De igual forma, las frecuencias dominantes obtenidas se asociaron a una función de probabilidad, mediante el método de máxima verosimilitud (Montgomery y Runger, 2018) que consiste en que dada $f_X(X, \theta)$ que denote la función de densidad de probabilidad conjunta de un vector de variables aleatorias X y θ el conjunto de los parámetros de la distribución, en este método se intenta estimar θ , maximizando la probabilidad de ocurrencia de los eventos E_1, E_2, \dots, E_n , cuando esta probabilidad está escrita como función de θ . Para este propósito se define $L(\theta)$ como una función que es proporcional a la probabilidad $P(E_1 \cap E_2 \cap \dots \cap E_n)$. En el caso especial en que los eventos E_1, E_2, \dots, E_n sean un conjunto de observaciones estadísticamente independientes x_1, x_2, \dots, x_n de una variable continua X , la función de verosimilitud se describe con la ecuación 4 (Montgomery y Runger, 2018):

$$L(\theta) \approx \prod_{i=1}^n f_X(x_i, \theta) \tag{4}$$

dado que el parámetro θ se obtiene mediante la maximización de la distribución, se utilizó el método Broyden-Fletcher-Golfarb-Shannon (BFGS) para la optimización del mismo, mediante la Ec. 5.

$$x_{k+1} = x_k - \alpha_k B_k^{-1} \nabla f(x_k) \tag{5}$$

donde α_k es un parámetro de búsqueda en línea,

$\nabla f(x_k)$ es el gradiente de la función $f(x_k)$, B_k es una aproximación de la matriz Hessiana (derivada parcial de la matriz gradiente de la función global), la aproximación de esta matriz parte de la matriz identidad y a partir de un valor inicial se actualiza mediante el paso de Newton (Senocak, 2021), este algoritmo se muestra en la **Tabla 1**.

La función de probabilidad de mejor ajuste se determinó mediante las pruebas de bondad de ajuste de Kolgomorov-Smirnov, Cramer-von Mises y Anderson-Darling, y los Criterios de Información de Akaike (AIC) y Criterio de Información Bayesiano (BIC), los cuales son de los más utilizados (Flowers-Cano *et al.*, 2014), este proceso se realizó con el software de RStudio.

Una vez seleccionada la función de mejor ajuste, se realizó una Simulación de Monte Carlo (MCS) con 10,000 muestras aleatorias a partir de los parámetros obtenidos de las distribuciones, con estos valores se realizó el análisis de confiabilidad de esta técnica mediante medidas de correlación y regresión lineal.

Para determinar las variables de sensibilidad e incertidumbre fue necesario ajustar un modelo lineal de los valores de colorimetría donde $y = y_1, y_2, \dots, y_n$, corresponden a los valores de salida de MCS, y $X(N \times p)$ la matriz que contiene los valores de los parámetros p de las variables de entrada del modelo para N simulaciones, en este caso el único parámetro determinado fue la absorbancia por lo que la matriz se convirtió en un vector:

Tabla 1. Algoritmo BFGS para optimización.

$x_0 = \text{valor inicial}$	
$B_0 = \text{aproximación inicial del Hessiano}$	
for $k = 0, 1, 2 \dots$	
Solve $B_k s_k = \nabla f(x_k)$ for s_k	{Paso de quasi-Newton}
$x_{k+1} = x_k + s_k$	{actualización de la solución}
$B_{k+1} = B_k + \frac{y_k y_k^T}{y_k^T s_k} - \frac{B_k s_k s_k^T B_k}{s_k^T B_k s_k}$	{aproximación actualizada del Hessiano}
end	

$$X = \begin{bmatrix} x_{11} \\ x_{12} \\ \dots \\ x_{N1} \end{bmatrix} \quad (6)$$

Mediante la regresión por mínimos cuadrados del modelo de salida en la k -ésima simulación ($k = 1, \dots, N$) y con la asociación de la muestra de parámetros el modelo lineal puede ser descrito de la siguiente forma:

$$y(k) = b_0 + \sum_{i=1}^p b_i x_i(k) + e(k) = \hat{y}(k) + e(k) \quad (7)$$

donde $y(k)$ y x_i son los valores de salida del modelo y los parámetros de entrada respectivamente en la k -ésima simulación, $e(k)$ es la regresión residual, $\hat{y}(k)$ es la regresión estimada en el modelo de salida y b_0, b_1, \dots, b_p son los Coeficientes de Regresión Lineal (ORC) obtenidos a partir de la minimización de la función de mínimos cuadrados $F(b)$.

$$F(b) = \sum_{k=1}^N \left[y(k) - b_0 - \sum_{i=1}^p b_i x_i(k) \right]^2 \quad (8)$$

Una vez obtenidos los ORC se determinaron las medidas de sensibilidad e incertidumbre dadas por:

Coeficiente de Determinación $R_y^2 = 1 - \frac{S_e^2}{S_y^2} \quad (9)$

Coeficiente de Regresión Normalizado (NRC) $NRC(y, x_i) = b_i \frac{\bar{x}_i}{\bar{y}} \quad (10)$

Coeficiente de Regresión Estandarizado (SRC) $SRC_i = NRC_i \frac{CV_i}{CV_y} \quad (11)$

Coeficiente Lineal de Correlación (LCC) $r_{yx_i} = \frac{\text{cov}(y, x_i)}{\sqrt{\text{var}(y) \text{var}(x_i)}} \quad (12)$

Coeficiente Parcial de Correlación (PCC) $PCC_i = \frac{-c_{iy}}{(c_{ii}c_{yy})^{1/2}} \quad (13)$

Coeficiente Semi-parcial de correlación (SPC) $SPC_i = r_{y\bar{x}_i} \quad (14)$

Mínimos Cuadrados Parciales Relativos (RPSS) $RPSS_i = \frac{S_y^2 - S_{y|i}^2}{S_y^2} \quad (15)$

R² ajustada $R_{adj}^2 = 1 - [1 - R^2] \left[\frac{(N-1)}{N - (1+p)} \right] \quad (16)$

Factor de Variación de Inflación (VIF) $VIF_i = [C_x]_{ii} = (1 - r_i^2)^{-1} \quad (17)$

donde S_e^2 es la variancia del error residual, S_y^2 es la variancia de la simulación original del modelo y $S_{\hat{y}}^2$ es la variancia de los valores predichos $\hat{y}(k)$ de la regresión del modelo, \bar{x}_i y \bar{y} son la media de los valores, CV_i y CV_y son los coeficientes de variación para x_i y y , respectivamente, $\text{cov}(y, x_i)$ es la covariancia de y y x_i , $\text{var}(y)$ es la variancia de y y $\text{var}(x_i)$ es la variancia de x_i , c_{iy} , c_{ii} , c_{yy} son los elementos de la matriz inversa de correlación entre x y y basados en las N simulaciones, $S_{y|i}^2$ es la variancia asociada al predictor lineal y en base a $x_1, \dots, x_{i-1}, x_{i+1}, \dots, x_p$, $r_{y\bar{x}_i}$ denota el coeficiente de correlación semi-parcial entre y y \bar{x}_i , resultante de corregir x_i por efectos de linealidad de las otras variables usando regresión simple, R^2 es el coeficiente de determinación, N representa el número de simulaciones y p el número de parámetros, $[C_x]_{ii}$ corresponde al i -ésimo elemento de la diagonal de la matriz inversa de correlación de x , la cual también se puede determinar mediante $(1 - r_i^2)^{-1}$, donde r_i^2 es el coeficiente de correlación entre x_i .

Cabe mencionar que esta metodología solo es aplicable para funciones lineales o monóticamente lineales; en caso de que el ajuste lineal descrito con la Ec. 7, no logre un R_{adj}^2 igual o mayor a 0.70, valor propuesto por Gemma Manache (Manache y Melching, 2008), en ese caso es necesario realizar una transformación de datos por rango (Iman y Conover, 1979), para lograr mejorar el ajuste, esto

se logra rankeando los valores de las variables y y de las variables x_i , como se muestra en la siguiente ecuación (Iman y Conover, 1979).

$$R_y(k) = b_0 + \sum_{i=1}^p b_i R_{x_i}(k) + e(k) = \widehat{R}_y(k) + e(k) \quad (18)$$

donde $R_y(k)$ y $R_{x_i}(k)$ son los valores rankeados del modelo de salida y los parámetros en el k -ésimo valor del modelo, $e(k)$ corresponde al residual de la regresión en la transformación por rango y $\widehat{R}_y(k)$ es la regresión estimada del modelo rankeado, con esta nueva regresión es posible obtener los valores de los Coeficientes de Regresión Normalizados en Rango (NRRC), Coeficiente de Regresión Estandarizado en Rango (SRRC), Coeficiente Lineal de Correlación en Rango (LRCC), el Coeficiente Parcial de Correlación en Rango (PRCC), Coeficiente Semi-

Parcial de Correlación en Rango (SRPC) y los Mínimos Cuadrados Parciales Relativos en Rango (RPSS), utilizando sus respectivas Ecs., pero empleando la regresión lineal con la transformación de rangos. Para el caso de funciones no lineales o no monolíticas es necesario el uso de otro algoritmo diferente como puede ser el caso de metodologías basadas en rejillas y entropía (Iman y Helton, 1988).

Con estos valores se determinó la sensibilidad del modelo utilizando el algoritmo de análisis propuesto por Gemma Manache (Manache y Melching, 2008), descrito en la **Figura 2**.

Resultados

Los resultados de las pruebas acústicas de las cuatro sesiones de análisis se promediaron para obtener los voltajes de cada una de las correspondientes muestras analizadas, con esta información se determinó es espectro de Fourier a partir de la Ec.

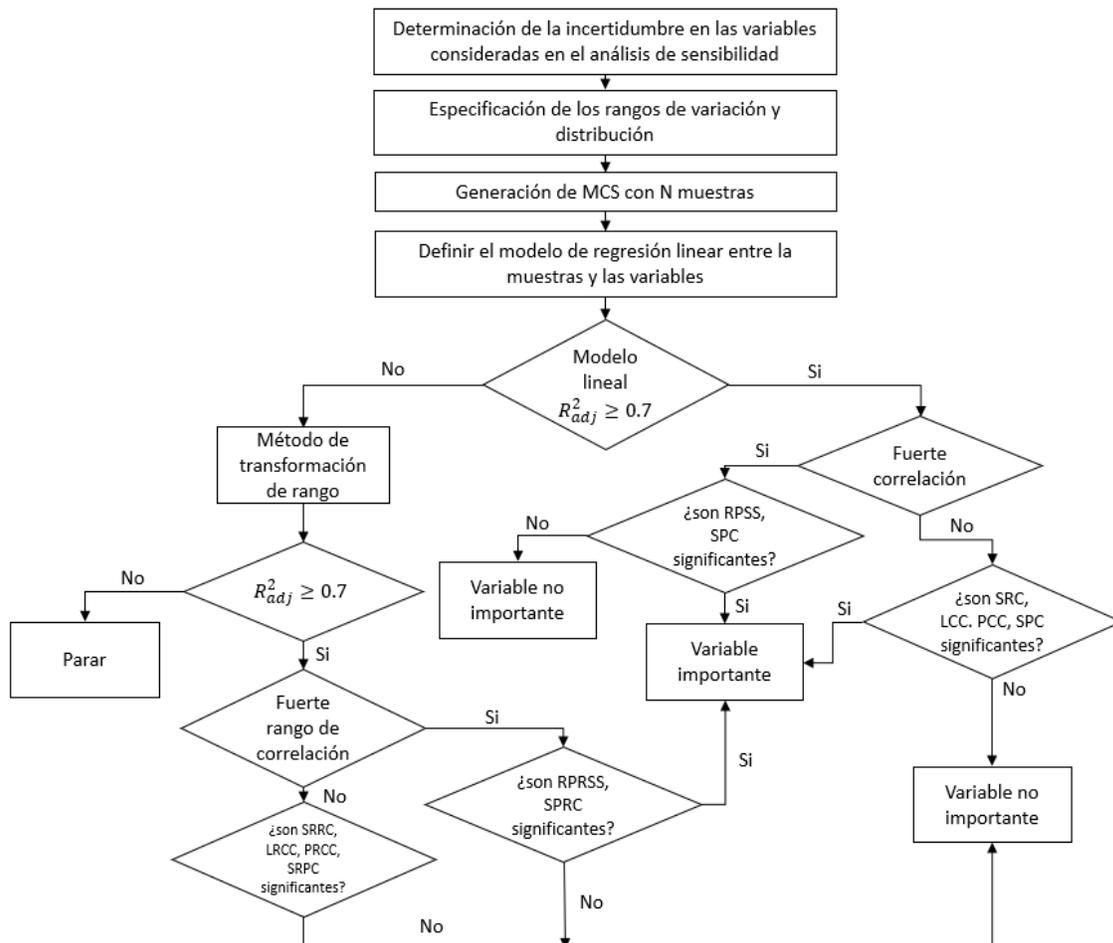


Figura 2. Algoritmo de sensibilidad para pruebas acústicas.

1, este proceso se realizó en el software de Matlab y los resultados de los espectros en conjunto con sus frecuencias dominantes y amplitudes se muestran en la **Figura 3**.

Las frecuencias dominantes con sus respectivas amplitudes se muestran en la **Tabla 2**.

Con la información de la **Tabla 2**, mediante el método de Levenberg-Marquart con restricciones en los coeficientes de los ajustes se obtuvieron los modelos mostrados en la **Figura 4**.

El modelo seleccionado para el mejor ajuste fue un polinomio de grado 3 con la estructura descrita por la Ec. 19.

$$\hat{y} = 1.528 \times 10^{-8} x^3 + 9.051 \times 10^{-27} x^2 + 2.923 \times 10^{-19} x + 5.415 \times 10^{-12} \quad (19)$$

Para realizar la MCS se determinó la función de probabilidad de mejor ajuste, este proceso se llevó a cabo en RStudio y Matlab, en donde se probaron las distribuciones normal, log-normal, exponencial, gamma, beta, uniforme, nakagami, gumbell, Wei-

Tabla 2. Frecuencias dominantes resultantes.

Muestra	Frec. dominante (Hz)	Amplitud	SST (mg/L)
M1	1054.736316	0.000174	5000.000000
M2	3834.041490	0.000217	2511.500000
M3	3304.173957	0.000173	1010.000000
M4	3314.171457	0.000213	517.500000
M5	2194.451387	0.000194	405.550000
M7	1054.736316	0.000195	277.500000
M9	3399.150212	0.000197	118.750000
M10	1754.561360	0.000173	85.000000
M11	1549.612597	0.000189	200.000000
M12	1114.721320	0.000190	160.000000
M13	3304.173957	0.000201	180.000000
M14	3434.141465	0.000211	102.400000
M15	1439.640090	0.000230	81.920000
M16	3424.143964	0.000192	65.536000
M19	1914.521370	0.000179	33.550000
M20	3244.188953	0.000195	26.840000

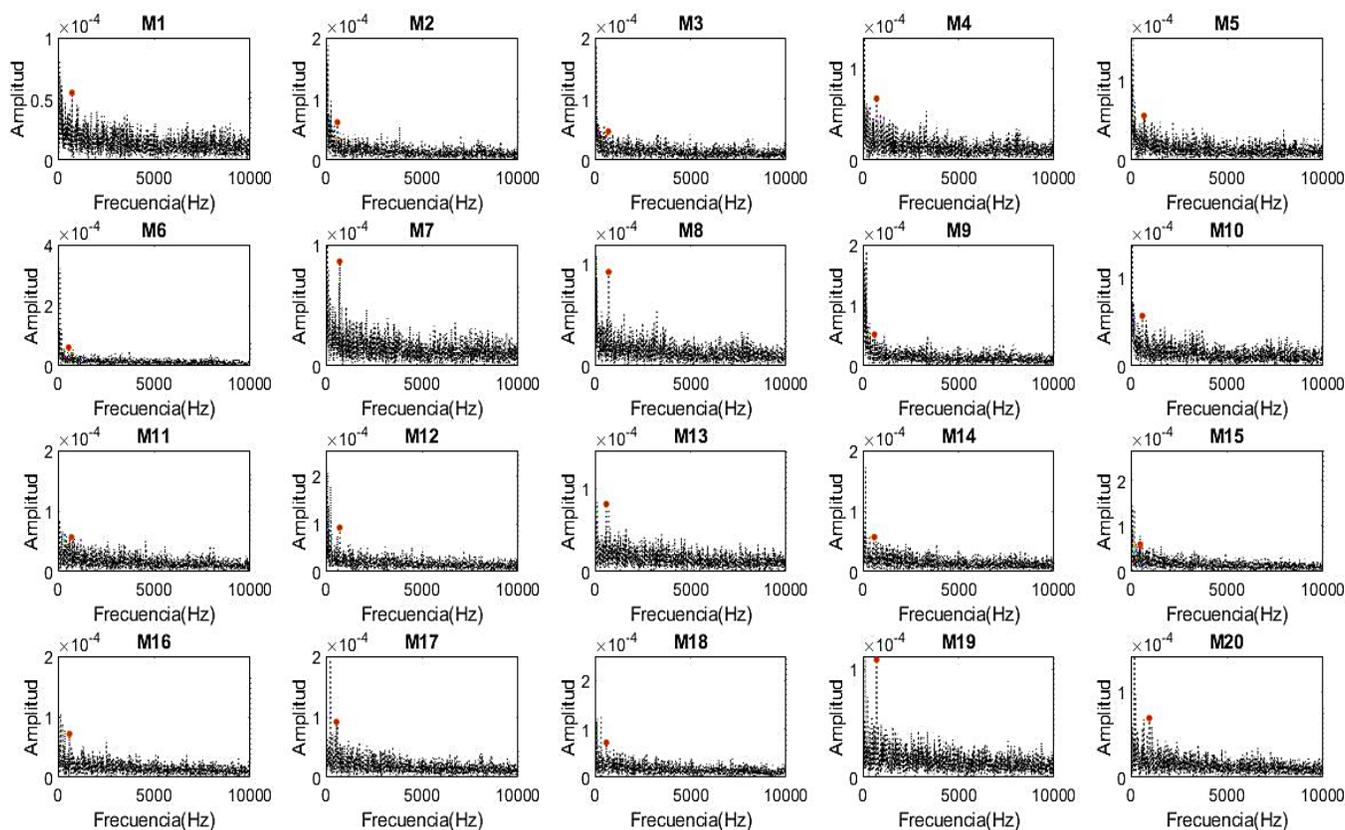


Figura 3. Frecuencias dominantes de las muestras 1 a 20. El punto en color rojo en las gráficas indica la frecuencia dominante.

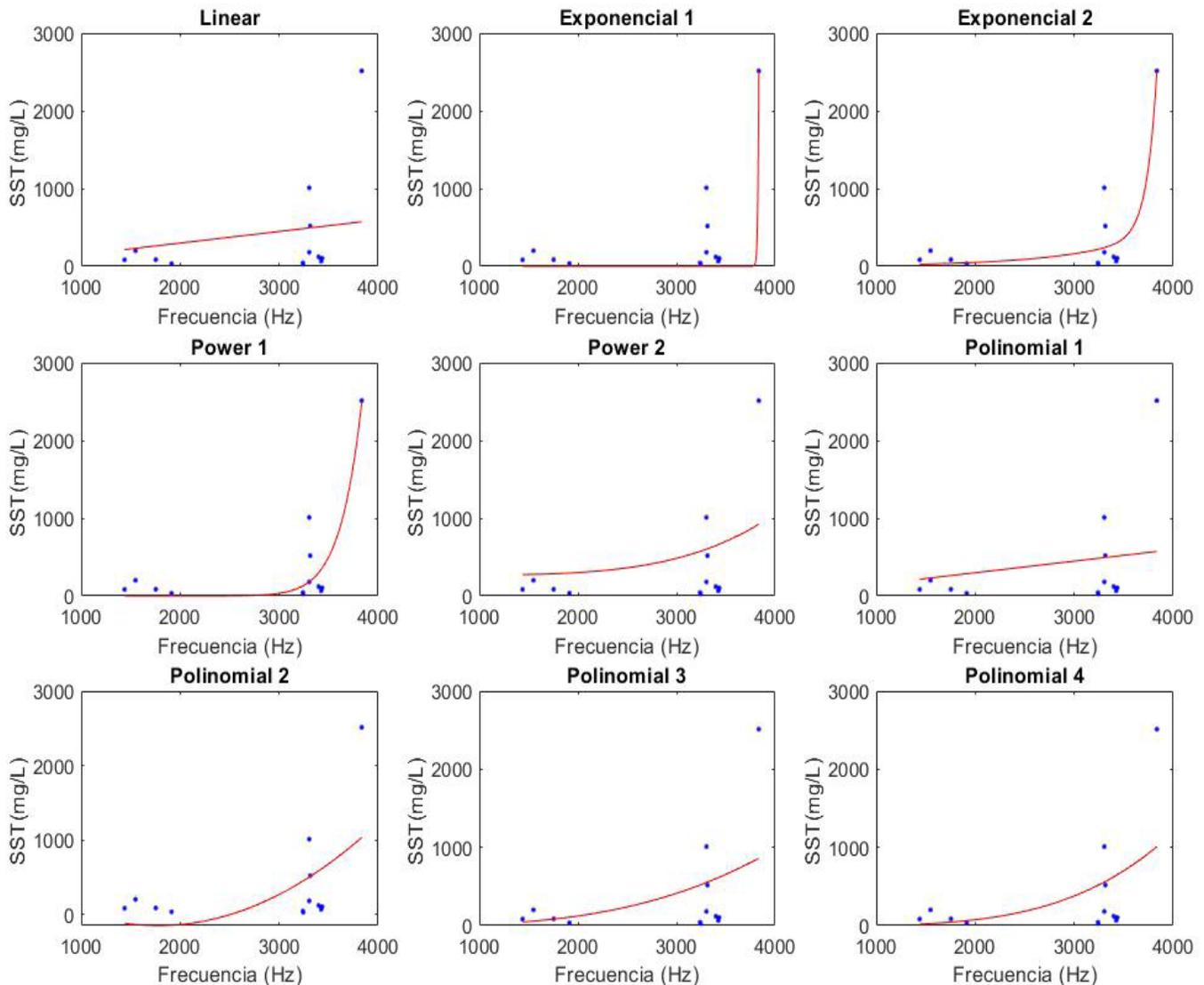


Figura 4. Modelos de mejor ajuste para las pruebas de impacto acústico.

bull, Pareto, Gauss inversa, logística, log-logística, Birman-Sanders, Rayleigh, Rician, entre otras. Las distribuciones que mostraron mejores ajustes se muestran en la **Figura 5**, que fueron las distribuciones de probabilidad Weibull, gamma, normal, log-normal y exponencial; también se muestran las gráficas de los cuartiles Q-Q, las gráficas P-P y la función acumulada de las mismas distribuciones.

Para la selección de la distribución de probabilidad de mejor ajuste se realizaron las pruebas de Smirnov-Kolmogorov, Cramer-von Mises y Anderson-Darling. Sin embargo, estas pruebas no fueron conclusivas por lo que se utilizó la información del AIC y BIC, donde la función de mejor ajuste seleccionado por estos valores fue la distribución Weibu-

ll, como se muestra en la **Tabla 3**.

Para realizar las MCS se utilizaron los datos mostrados en la **Tabla 1**, en donde se utilizó la distribución Weibull con 10,000 muestras aleatorias. La tabla resume con la que se obtuvieron los parámetros de la distribución y la selección de la misma se muestran en la **Tabla 4**.

En la **Figura 6** se muestran los resultados de la MCS a partir de la función de distribución Weibull, en donde se obtuvieron las simulaciones de las concentraciones de SST a partir del modelo se ajuste de la Ec. 19, en donde se observa que la mayoría de los datos simulados se concentran entre valores correspondientes a 500 y 700 mg/l de éstos.

De los datos simulados se obtuvieron las medidas

Tabla 3. Pruebas de Bondad de Ajuste.

Test/Distribución	Normal	Log-Normal	Weibull	Gamma
Kolmogorov-Smirnov	0.3420174	0.3504564	0.3481731	0.3671685
Cramer-von Mises	0.3137123	0.3323668	0.3357772	0.3776052
Anderson-Darling	1.6999866	1.8739512	1.8985203	2.2881523
Criterio de Información de Akaike's	301.9874	306.6783	301.2221	305.3014
Criterio de Información Bayesiano	303.7681	308.4591	303.0028	307.0821

Tabla 4. Datos estadísticos de los datos originales.

Parámetro	Máximo	Mínimo	Media	Desv. Estándar	Distribución
Frecuencia (Hz)	1054.7363	3834.0414	2458.4478	1029.9920	Weibull

Tabla 5. Valores de sensibilidad del modelo simulado.

	NRC	SRC	PCC	SPC	LCC	RPSS
Absorbancia	2.6286	0.9575	1	1	0.9575	-4.8618

Tabla 6. Valores de regresión lineal a partir de los datos originales y simulados.

Estadístico de Regresión	Datos Simulados
VIF	23.52
R ²	0.917
R ² ajustada	0.917
F regresión	110120
Error estándar de regresión-estimado	0.00119

de sensibilidad a partir del NRC, SRC, PCC, LCC, y RPSS del modelo lineal a partir del parámetro de entrada como se muestran en la **Tabla 5** y los valores correspondientes a la regresión lineal de los valores obtenidos a partir de la MCS se observan en la **Tabla 6**.

Discusión

En este trabajo se utilizaron las medidas de regresión lineal y correlación como medidas de sensibilidad para determinar la eficacia del modelo propuesto para determinar el contenido de sólidos mediante pruebas de impacto acústico como técnica alternativa para determinar la concentración de SST. La metodología propuesta se basa en el algoritmo propuesto por Gemma Manache (**Figura 2**), en el cual, dependiendo de la correlación entre la MCS y

los valores obtenidos del modelo se puede utilizar esta metodología ya que como se observa en la **Tabla 6** el R² ajustada es mayor a 0.70.

De acuerdo con la metodología propuesta los valores más representativos para determinar si la variable acústica es o no importante en la determinación de SST son los valores de RPSS y los del SPC, en este caso el valor de RPSS fue de -4.86 y el de SPC de 1.0, en donde uno de los valores no fue satisfactorio (RPSS) y el otro valor si lo fue (SPC), por lo que se puede considerar la variable acústica como una variable significativa. Sin embargo, es necesario explorar las otras medidas de sensibilidad para tomar una decisión adecuada al respecto, en este caso tanto el LCC, PCC y NCR fueron valores satisfactorios que también se consideraron para determinar la variable de la frecuencia dominante como una variable relevante en la determinación de los SST.

Sin embargo, cabe mencionar que en caso de incertidumbre con el algoritmo propuesto es posible realizar un análisis adicional utilizando la metodología de transformación de datos por rango en el cual las variables de salida y entrada del modelo toman valores de y con estos valores se puede realizar una nueva correlación y ajuste lineal para determinar la significancia de las variables. En este estudio se propone el uso de esta transformación de datos para futuros estudios y mejoras del análisis de sensibilidad, no obstante, los resultados fueron satisfactorios al tener una variable que, valida la importancia de la frecuencia dominante como

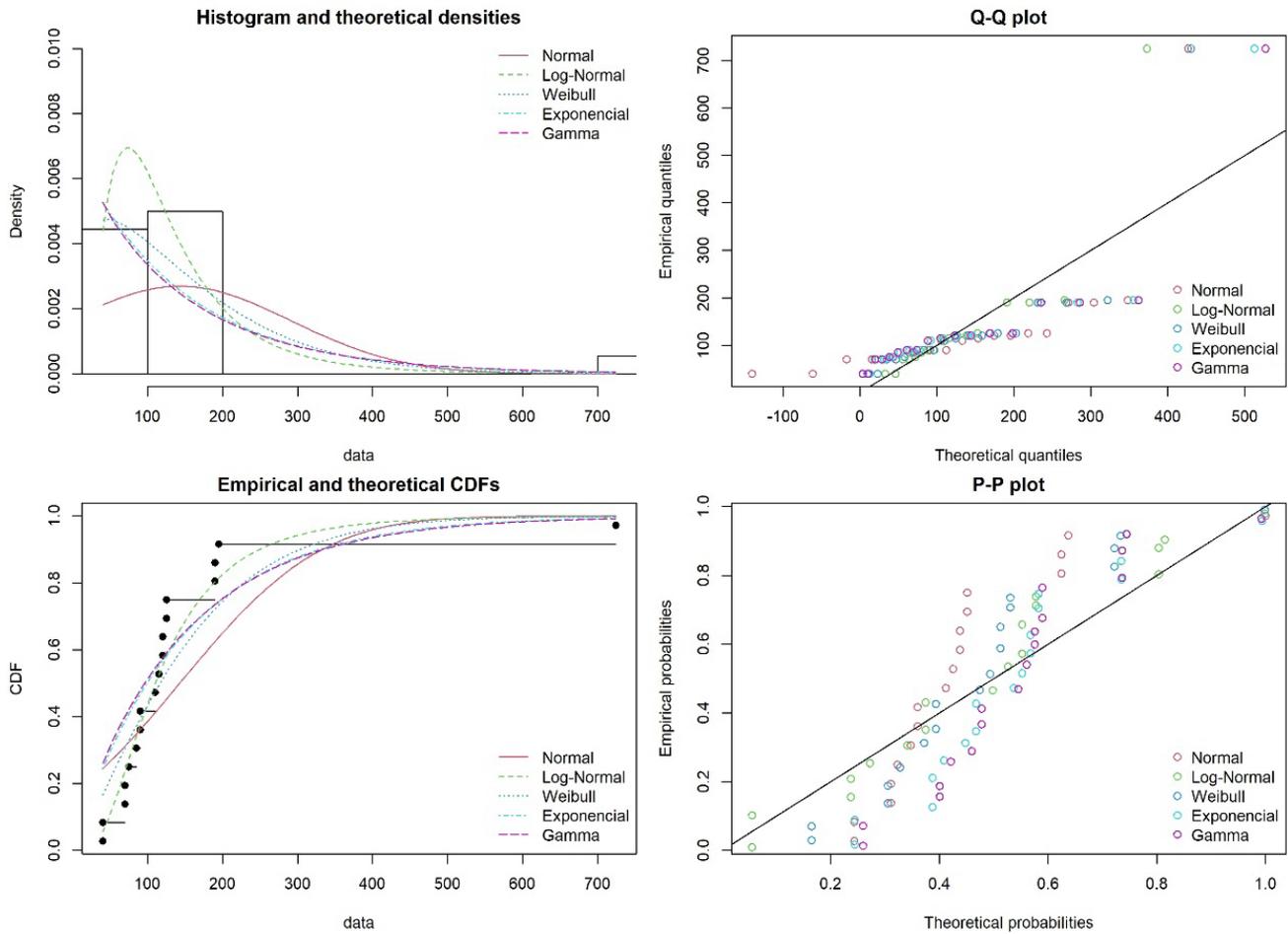


Figura 5. Funciones de distribuciones para técnicas de Impacto Acústico.

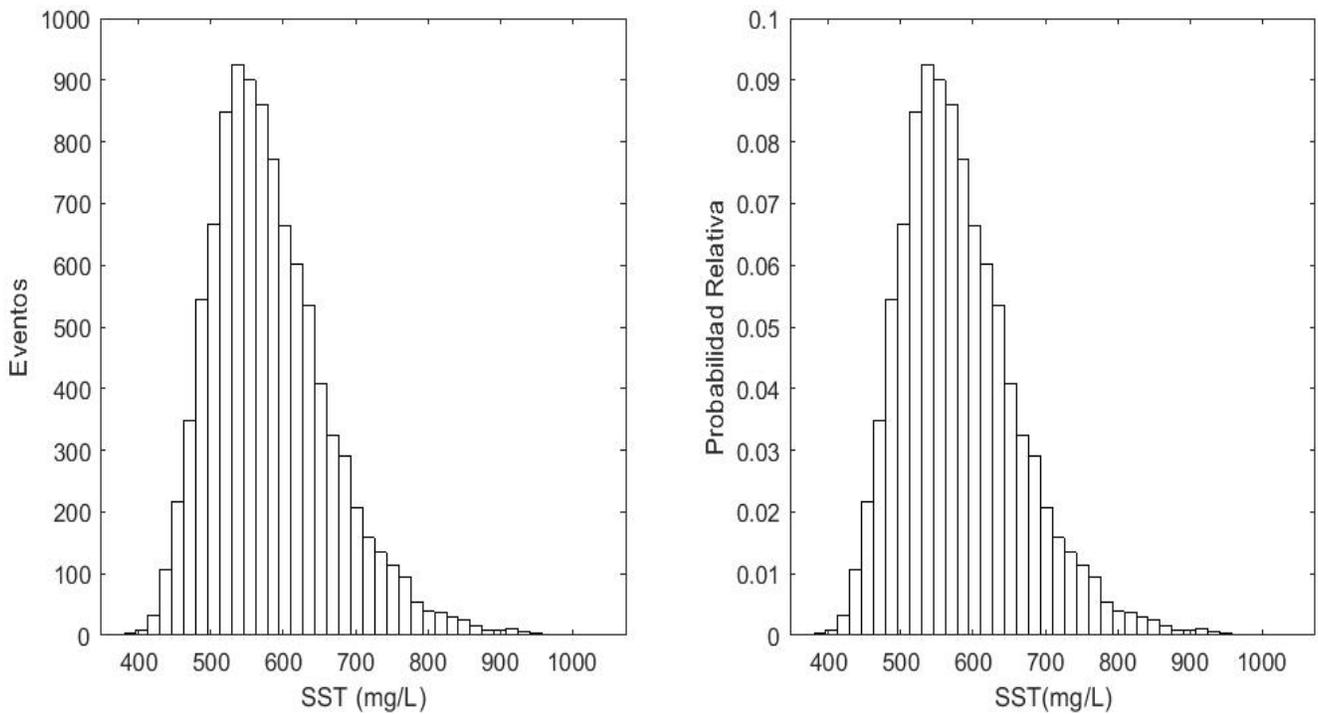


Figura 6. Simulación de 10,000 muestras con Monte Carlo.

parámetro de estimación de SST, de modo que se ratifica la técnica de impacto acústico como una herramienta eficiente para la caracterización de calidad del agua por SST.

Conclusiones

En el presente trabajo se asociaron las medidas características de impacto acústico con los SST para generar un modelo de ajuste en la determinación de parámetros contaminantes del agua, modelo que a partir de las MCS se pudo considerar la frecuencia dominante obtenida de la FFT como una variable importante en la determinación de este parámetro. Es importante remarcar que el modelo propuesto en este trabajo, descrito por la Ec. 19, se puede mejorar si se calibra con más pruebas experimentales y se disminuyen los errores de variación entre los valores reales y los aproximados propiciados por el modelo de ajuste.

De manera general, los resultados obtenidos nos llevan a concluir que la propuesta descrita en este trabajo puede llegar a instrumentarse como técnica alternativa y complementaria para la caracterización de calidad del agua realizadas en los laboratorios químico-biológicos, teniendo como ventaja el poder implementarse sin la necesidad de equipo e instalaciones costosas, así como personal especializado.

Referencias

Flowers-Cano R, Flowers R, Rivera-Trejo F (2014). Evaluación de criterios de selección de modelos probabilísticos: validación con series de valores máximos simulados. *Tecnología y Ciencias del Agua* V(5):189–197.

Iman RL, Conover WJ (1979). The use of the rank transform in regression. *Technometrics* 21(4):499-509. doi:https://doi.org/10.1080/00401706.1979.10489820

Iman RL, Helton JC (1988). An investigation of uncertainty and sensitivity analysis techniques for computer models. *Risk Analysis* 8(1):71–90. doi:10.1111/j.1539-6924.1988.tb01155.x

Maierhofer C, Reinhardt H-W, Dobmann G (2010) *Non-destructive evaluation of reinforced concrete structures: deterioration processes and standard test methods*. 1 edn. Woodhead Publishing. doi:10.1533/9781845699536

Manache G, Melching CS (2008). Identification of reliable regression- and correlation-based sensitivity measures for importance ranking of water-quality model parameters. *Environmental Modelling and Software* 23(5):549-562. doi:10.1016/j.envsoft.2007.08.001

Montgomery DC, Runger GC (2018). *Applied Statistics and Probability for Engineers*. Seventh Edition. John Wiley & Sons.

Saltelli A, Ratto M, Andres T, Campolongo F, Cariboni J, Gatelli D, Saisana M, Tarantola S (2007). *Global Sensitivity Analysis. The Primer*. John Wiley & Sons. doi:10.1002/9780470725184

Saltelli A, Andres TH, Homma T (1993). Sensitivity analysis of model output: an investigation of new techniques. *Computational Statistics and Data Analysis* 15:211-238. doi:10.1016/0167-9473(93)90193-W

Saltelli A, Homma T (1992). Sensitivity analysis for model output. Performance of black box techniques on three international benchmark exercises. *Computational Statistics and Data Analysis* 13(1):73-94. doi:10.1016/0167-9473(92)90155-9

Saltelli A, Marivoet J (1990). Nonparametric statistics in sensitivity analysis for model output: a comparison of selected techniques. *Reliability Engineering and System Safety* 28:229-253. doi:10.1016/0951-8320(90)90065-U.

Secretaría de Salud. (2022). NORMA Oficial Mexicana NOM-127-SSA1-2021, *Agua para uso y consumo humano. Límites permisibles de la calidad del agua*. *Al*.

Secretaría del Medio Ambiente y Recursos Naturales (2022). NORMA Oficial Mexicana NOM-001-SEMARNAT-2021, *Que establece los límites permisibles de contaminantes en las descargas de aguas residuales en cuerpos receptores propiedad de la nación*. (Vol. 5, pp. 1–17).

Senocak I (2020) *Scientific Computing. An Introductory Survey*. Revised Second Edition. *AIAA Journal* 59(1):417-418. doi:10.2514/1.J060261

Tchobanoglous G, Burton FL, Stensel HD (2002). *Wastewater engineering treatment and reuse*. McGraw-Hill (p. 1846).