

Desempeño y eficiencia de la planta potabilizadora AguaClara en Zamorano

Brenda Gabriela Solórzano Cuesta

**Escuela Agrícola Panamericana, Zamorano
Honduras**

Noviembre, 2020

ZAMORANO
CARRERA DE AMBIENTE Y DESARROLLO

Desempeño y eficiencia de la planta potabilizadora Agua Clara en Zamorano

Proyecto especial de graduación presentado como requisito parcial para optar
al título de Ingeniera en Ambiente y Desarrollo en el
Grado Académico de Licenciatura

Presentado por

Brenda Gabriela Solórzano Cuesta

Zamorano, Honduras

Noviembre, 2020

Desempeño y eficiencia de la planta potabilizadora AguaClara en Zamorano

Brenda Gabriela Solórzano Cuesta

Resumen. AguaClara es una tecnología de tratamiento de agua de bajo costo. Zamorano cuenta con una planta AguaClara para abastecer de agua potable a la comunidad universitaria. Se evaluó el efecto del pH en la eficiencia en remoción de turbiedad. Los valores de turbiedad y pH se compararon con normativas establecidas por la Organización Mundial de la Salud (OMS) y la Agencia de Protección Ambiental (EPA, por sus siglas en inglés). Se evaluó el efecto del pH de las fuentes de agua y la aplicación simultánea de alcalinizante y coagulante, en la eficiencia de remoción de turbiedad, mediante pruebas de jarras. Se utilizaron redes artificiales neuronales (ANN, por sus siglas en inglés) supervisadas, con una hasta cinco neuronas en la capa oculta para modelar la dosis de coagulante. Se identificó una disminución en la eficiencia de sedimentación y filtración a $\text{pH} < 6.5$. El agua tratada presentó valores de turbiedad dentro de lo establecido por la OMS. El 33% de los datos sobrepasaron el límite máximo de turbiedad permitido por la EPA. Los valores de pH estaban fuera del rango de pH recomendado por la OMS en el 46% de los datos. La aplicación simultánea de alcalinizante y coagulante alcanzó una eficiencia máxima de 63% en remoción de turbiedad cuando el pH era de 7.3. El mejor modelo evaluado fue el de cinco neuronas ($R^2 = 0.8749$, error cuadrático medio [RMSE, por sus siglas en inglés] = 0.2566). Se desarrolló una herramienta para predecir dosis de coagulante en tiempo real.

Palabras clave: ANN, coagulante, eficiencia, inteligencia artificial, pH, turbiedad.

Abstract. “AguaClara” is a low-cost water treatment technology. Zamorano has an “AguaClara” plant to supply drinking water to the university community. The effect of pH on the efficiency of turbidity removal was evaluated. The turbidity and pH values were compared with regulations established by the World Health Organization (WHO) and the Environmental Protection Agency (EPA). The effect of the pH of the water sources and the simultaneous application of alkalizing agent and coagulant, in the efficiency of turbidity removal, was evaluated through jar tests. Supervised artificial neural networks (ANNs) were used, with one to five neurons in the hidden layer to model the coagulant dose. A decrease in sedimentation and filtration efficiency was identified at $\text{pH} < 6.5$. The treated water presented turbidity values within that established by the WHO. The 33% of the data exceeded the maximum turbidity limit allowed by the EPA. The values of pH were outside the WHO recommended pH range in 46% of the data. The simultaneous application of alkalizing agent and coagulant reached a maximum efficiency of 63% in removing turbidity when the pH was 7.3. The best model evaluated was that of five neurons ($R^2 = 0.8749$, mean square error [RMSE] = 0.2566). A tool was developed to predict coagulant doses in real time.

Key words: ANN, artificial intelligence, coagulant, efficiency, pH, turbidity.

ÍNDICE GENERAL

Portadilla	i
Página de firmas	ii
Resumen.....	iii
Índice General	iv
Índice de Cuadros, Figuras y Anexos	v
1. INTRODUCCIÓN.....	1
2. MATERIALES Y MÉTODOS	4
3. RESULTADOS Y DISCUSIÓN.....	9
4. CONCLUSIONES.....	17
5. RECOMENDACIONES.....	18
6. LITERATURA CITADA.....	19
7. ANEXOS.....	22

ÍNDICE DE CUADROS, FIGURAS Y ANEXOS

Cuadros	Página
1. Caracterización del agua de entrada y salida de la planta	6
2. Prueba de análisis de varianza (ANDEVA)	11
3. Características de las muestras de agua utilizadas para la prueba de jarras	12
4. Turbiedad y pH final a diferentes dosis de Na ₂ CO ₃ y PACl para las fuentes El Benque, Agua Amarilla y Cuevitas	12
5. Turbiedad y pH final a diferentes dosis de Na ₂ CO ₃ y PACl para las fuentes El Benque y Cuevitas	13
6. Estructura de modelos ANN, coeficiente de determinación (R ²) y RMSE.....	15

Figuras	Página
1. Diagrama del sistema de agua potable	4
2. Esquema de la planta potabilizadora	5
3. pH de efluente y rango óptimo según la OMS en el período septiembre 2019 - mayo 2020	9
4. Comparación de la turbiedad de efluente con el estándar de calidad establecido por la OMS y EPA, en el período de marzo 2019 – junio 2020	10
5. Comparación entre eficiencia de remoción de turbiedad y pH en el período de septiembre 2019 – mayo 2020	11
6. Efecto de la dosis de PACl en la eficiencia de remoción de turbiedad y el pH de sedimentación para las fuentes El Benque, Agua Amarilla y Cuevitas	13
7. Efecto de la dosis de PACl en la eficiencia de remoción de turbiedad y el pH de sedimentación para las fuentes El Benque y Cuevitas	14
8. Dosificación de PACl observada versus predicha utilizando el modelo con cinco neuronas	15
9. Herramienta de predicción de dosis de coagulante	16

Anexos	Página
1. Resultados del análisis de regresión lineal de “InfoStat”	22
2. Código de la herramienta de predicción de dosis de coagulante	23

1. INTRODUCCIÓN

Según la Organización Mundial de la Salud (OMS, 2017a, p. 1), el agua potable, es aquella que “no ocasiona ningún riesgo significativo para la salud cuando se consume durante toda una vida”. Sin embargo, el manejo inadecuado del suministro de agua incide en la salud de los consumidores. La diarrea es una enfermedad asociada a la contaminación del agua, y provoca la muerte de aproximadamente 1,000 niños (Organización de las Naciones Unidas [ONU], 2015). El Programa Mundial de Evaluación de los Recursos Hídricos de la UNESCO (WWAP, 2019) indica que 2,100 millones de personas a nivel global no cuentan con agua segura. Además, existen grandes desigualdades entre los países más ricos y los más pobres. Las personas que viven en pobreza acceden a un servicio de agua de nivel más bajo y a costos más elevados.

El deterioro de calidad de agua superficial es consecuencia de la interacción de factores de estrés en una cuenca hidrográfica. El cambio de uso de suelo, la agricultura, el cambio climático, la contaminación y las actividades humanas afectan las fuentes de agua (Mushtaq y Pandey, 2014). En ríos, lagos y acuíferos, las actividades antropogénicas son la causa principal de cambios en la calidad del agua (Gil, Galeano y Vicente, 2019). Por ello, el agua es tratada mediante diferentes procesos para remover los contaminantes. La tecnología de tratamiento es seleccionada con base en calidad, infraestructura, asequibilidad y aceptabilidad. Los métodos más comunes son sedimentación, tratamientos químicos, desinfección y filtración (Sharma y Bhattacharya, 2017).

Las plantas de tratamiento de agua tienen como objetivo remover microorganismos y compuestos químicos para proveer agua limpia (Spellman, 2018). Para esto, cuentan con una serie de procesos específicos para el tratamiento de agua. Las plantas AguaClara son una tecnología de bajo costo, diseñadas por el equipo de investigación AguaClara de la Universidad de Cornell. En asocio con Agua para el Pueblo (APP) se construyeron 18 plantas potabilizadoras que garantizan el acceso a agua limpia en zonas rurales de Honduras. Sus fuentes de agua son generalmente degradadas por deforestación, deterioro del suelo, minería y prácticas agrícolas. La turbiedad es el indicador clave de deterioro de calidad de agua en Honduras (AguaClara, 2019). Por tanto, el objetivo de las plantas AguaClara es reducir la turbiedad y alcanzar estándares de 0.3 Unidad Nefelométrica de Turbiedad (UNT) en el agua de salida, según la norma estadounidense (AguaClara, 2016).

El tratamiento de agua turbia consiste en cuatro fases: mezcla rápida, floculación, sedimentación y filtración rápida con arena (González, Warner y Weber-Shirk, 2014). En la fase de mezcla rápida o coagulación, el coagulante policloruro de aluminio (PACl) se adhiere a las partículas en suspensión (AguaClara, 2016). La dosis del coagulante está relacionada a las propiedades fisicoquímicas del agua. Parámetros como la temperatura, la conductividad eléctrica, la turbiedad y el pH del agua afectan la solubilidad y eficiencia del coagulante (Kim y Parnichkun, 2017). El pH es un factor clave en el proceso de coagulación, ya que afecta “la forma y la carga superficial de los coagulantes utilizados” (Naceradska, Pivokonska, y Pivokonsky, 2019).

En la fase de floculación ocurre una mezcla lenta que permite la colisión de las partículas con coagulante para la formación de flóculos. El agua floculada se conduce a tanques sedimentadores, donde los flóculos por su peso y la fuerza de gravedad se separan del agua y se sedimentan. Este

proceso resulta en la formación de un manto de lodo, que retiene partículas finas durante el proceso de sedimentación. En la cuarta fase, el agua se filtra mediante un lecho de arena que retiene sedimentos y microorganismos. Las plantas AguaClara utilizan la Filtración Rápida con Arena en Múltiples Capas (FRAMCa) para lograr una mayor captación de partículas a lo largo del filtro. La arena es limpiada con regularidad por medio de un proceso conocido como retrolavado, que consiste en el paso de agua en dirección contraria al flujo de filtración (AguaClara, 2016). Por último, se realiza desinfección mediante hipoclorito de calcio.

Según Sohrabi et al. (2018) la coagulación es un proceso primordial para la reducción de turbiedad ya que determina la eficiencia posterior de la eliminación de partículas remanentes durante la filtración. La optimización del proceso de coagulación debe alcanzar un valor bajo de turbiedad después de la sedimentación. Así, se incrementa el tiempo de operación de los filtros, y se mejora la calidad del efluente (Griffiths y Andrews, 2011). La Agencia de Protección Ambiental de los Estados Unidos (EPA, 2020) recomienda que la turbiedad del agua sedimentada se debe mantener menor a 1 UNT el 95% de las veces cuando la turbiedad del afluente es igual o menor a 10 UNT.

Para alcanzar tratamientos eficientes en la fase de coagulación, se debe optimizar la dosis de coagulante utilizada y el valor de pH. La prueba de jarras es un método comúnmente utilizado para determinar la dosis de coagulante y el mejor pH (Zainal-Abideen et al., 2012). Los operadores realizan pruebas de jarras para determinar la dosis de coagulante cuando la calidad del agua cruda cambia (O'Reilly, Bezuidenhout y Bezuidenhout, 2018). Sin embargo, no es posible obtener respuesta en tiempo real, cuando existen variaciones rápidas en las características del agua cruda. Por tanto, se necesita un método rápido para determinar la dosis de coagulante. Así, con inteligencia artificial por medio de redes neuronales artificiales (ANN), se obtiene un modelo de dosis de coagulante de forma rápida y garantizando agua dentro de estándares de calidad (Baouab y Cherif, 2018). ANN son algoritmos de aprendizaje a través de los cuales aprenden datos o patrones, y se reduce la incertidumbre, el ruido y los eventos aleatorios (Dębska y Guzowska-Świder, 2011).

La calidad del agua potable depende de los procesos de tratamiento y es controlada por criterios estándar de calidad, que aseguran la salud pública (Hassan y Mahmood, 2018). Por lo tanto, es importante medir y evaluar los parámetros que la afectan, para determinar la eficiencia en la potabilización (Alver, 2019). La calidad se mide en términos de parámetros fisicoquímicos tales como turbiedad, conductividad eléctrica (CE), pH, sólidos totales disueltos (STD), entre otros. La turbiedad es un indicador de la cantidad de sólidos suspendidos que “mide la cantidad de luz que atraviesa una muestra” (AguaClara, 2016). La OMS (2017b) indica que, para la desinfección, la turbiedad debe estar por debajo de 1 UNT, pero en lugares de bajos recursos la turbiedad se debe mantener por debajo de 5 UNT. La OMS (2018a) no determina un valor guía de pH, sin embargo, sugiere un rango óptimo de 6.50 – 8.50. Este parámetro no está directamente relacionado con la salud, pero influye en la coagulación y efectividad de la cloración (OMS, 2018b).

En Zamorano con cooperación de APP se construyó una planta AguaClara a finales del 2017 para abastecer de agua potable a la comunidad universitaria. No obstante, pese a que diariamente se verifican a lo largo del día los parámetros de entrada y de salida para garantizar la potabilidad del agua, desde su construcción no se ha realizado un estudio detallado que documente los factores que influyen en la eficiencia del proceso. El agua cruda se caracteriza por pH bajos, que pueden afectar el funcionamiento de los procesos de potabilización. Además, es preciso realizar ajustes para

garantizar la operación óptima con base en las características del agua de entrada a la planta. El presente estudio tiene como objetivo evaluar los procesos de potabilización en la planta AguaClara de Zamorano. Para esto se plantearon los siguientes objetivos:

- Evaluar el efecto del pH en la eficiencia en remoción de turbiedad a lo largo del proceso de potabilización.
- Evaluar el efecto del pH de las fuentes de agua y la aplicación simultánea de alcalinizante y coagulante, en la eficiencia de remoción de turbiedad.
- Desarrollar una herramienta de inteligencia artificial para predecir dosis de coagulante en la planta.

2. MATERIALES Y MÉTODOS

Localización del sitio de estudio

El estudio se realizó en la planta potabilizadora AguaClara ubicada en el municipio San Antonio de Oriente, en la Escuela Agrícola Panamericana Zamorano. El agua llega por gravedad de la Reserva Biológica Uyuca, a través de redes de captación desde manantiales ubicados en los sitios de El Benque, Cuevitas y Agua Amarilla (Figura 1). La aplicación de alcalinizante se realiza en los tanques de redondos ubicados en Jicarito. La planta tiene un caudal máximo de diseño de 40 L/s y abastece a la comunidad Zamorana desde el año 2018. El flujo de proceso de la planta potabilizadora está dado en la Figura 2.

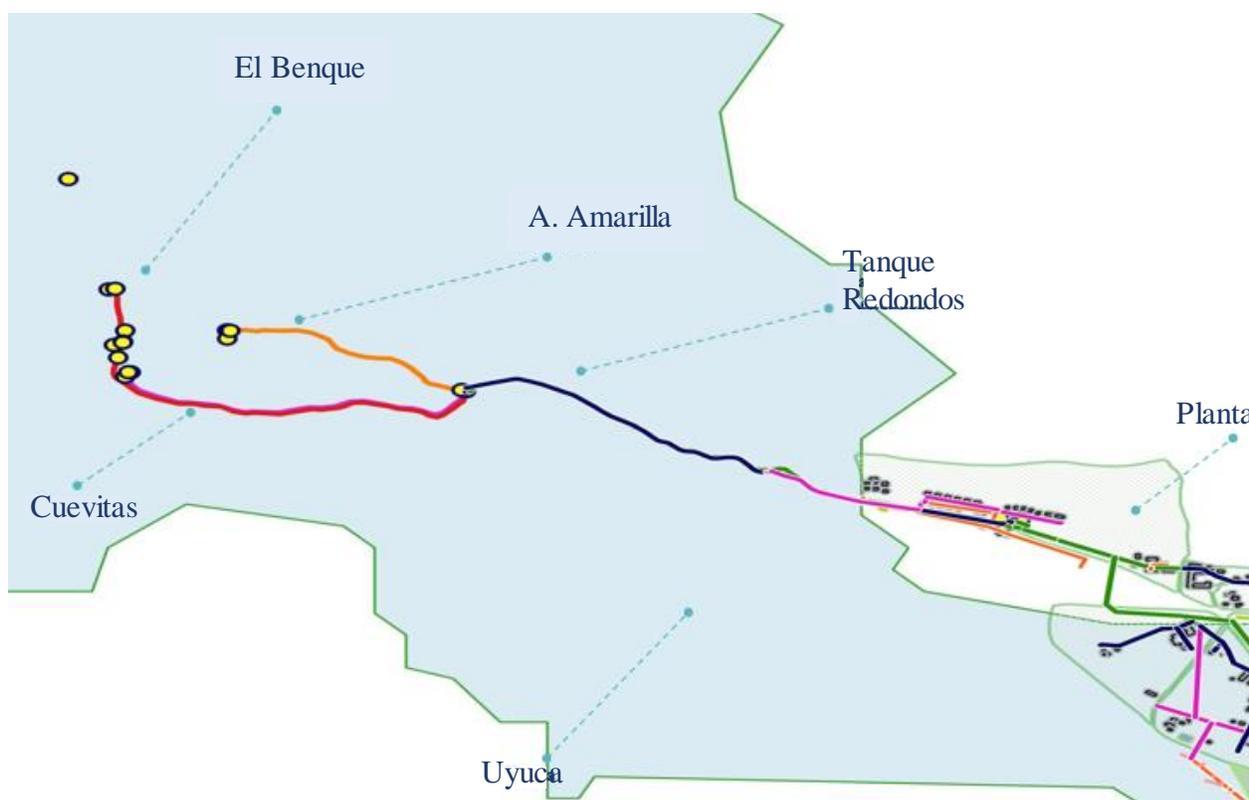


Figura 1. Diagrama del sistema de agua potable
Fuente: Departamento de Ambiente y Desarrollo 2020.

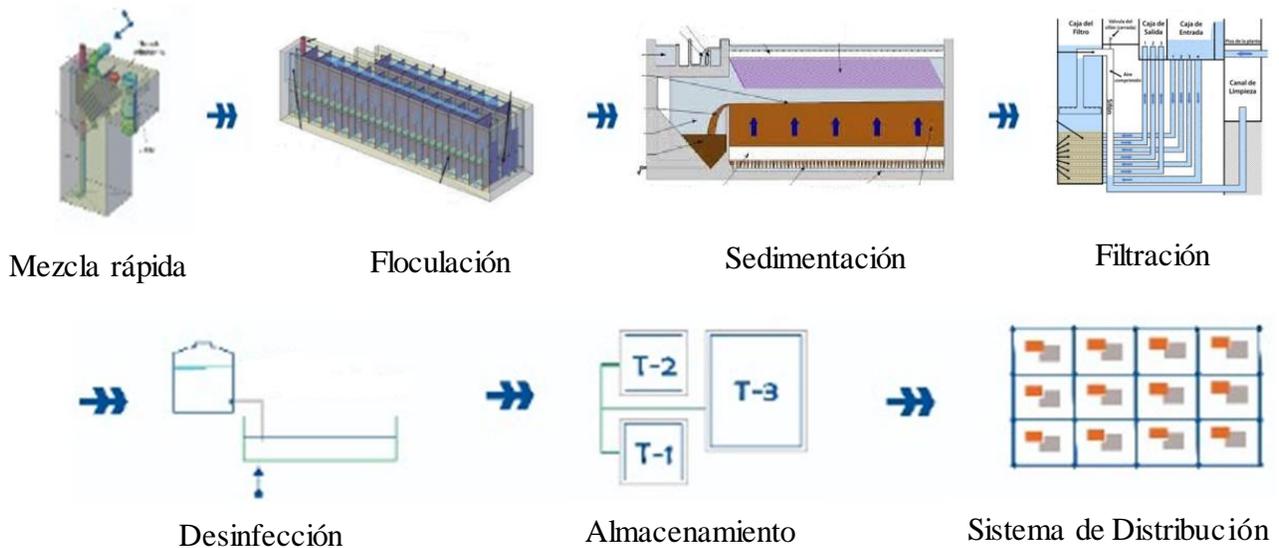


Figura 2. Esquema de la planta potabilizadora
Fuente: Departamento de Ambiente y Desarrollo 2020.

Monitoreo de la eficiencia de la planta

En la planta se realizan monitoreos diarios de turbiedad, pH, conductividad eléctrica, sólidos totales disueltos y temperatura. Las muestras fueron tomadas diariamente a intervalos de 1 hora, y son analizadas en un turbidímetro portátil TPW HF y un medidor multiparámetro OAKTON respectivamente. La información recopilada de turbiedad comprende el periodo de marzo de 2019 a mayo de 2020. Por otro lado, los registros de los parámetros restantes comprenden desde septiembre de 2019 hasta mayo de 2020. Los datos horarios fueron promediados diariamente y se encuentran en una base de datos digital. Se realizó una evaluación de la eficiencia en remoción de turbiedad mediante la ecuación 1 y estadística descriptiva. Además, se compararon los parámetros fisicoquímicos con valores máximos permitidos establecidos por la OMS y “Environmental Protection Agency” (EPA).

$$\text{Eficiencia (\%)} = \frac{\text{Media entrada} - \text{Media salida}}{\text{Media entrada}} \quad [1]$$

Se determinó la eficiencia diaria de la planta en términos de remoción de turbiedad en el proceso de floculación-sedimentación y filtración. Se utilizaron los datos de turbiedad del afluente, en el sedimentador y efluente. Los valores diarios de eficiencia y de pH fueron promediados mensualmente para observar el efecto del pH en la eficiencia de la planta mediante estadística descriptiva. A continuación, se muestran los promedios, dispersión y rango de los parámetros de calidad de agua. El Cuadro 1 muestra el resumen estadístico de dichos parámetros:

Cuadro 1. Caracterización del agua de entrada y salida de la planta.

Parámetros		Mínimo	Máximo	Promedio	Desviación estándar
Caudal (L/s)		15.0	33.0	24.0	2.3
	Afluente (UNT)	0.1	58.9	2.4	4.5
Turbiedad	Sedimentador (UNT)	0	11.9	1.2	1.2
	Efluente (UNT)	0	2.9	0.2	0.3
pH	Afluente	4.9	8.2	6.3	0.5
	Efluente	5.3	8.0	6.5	0.5

Análisis estadístico

Se realizó una regresión lineal simple para determinar el efecto que tiene el pH de entrada (variable independiente), en la eficiencia de sedimentación y filtración (variables dependientes). La viabilidad de los modelos se estableció utilizando Análisis de la Varianza (ANDEVA). Posteriormente, se usaron los valores P (probabilidad) con un nivel de confianza del 95% para comprobar la significancia estadística de los modelos. Los datos fueron analizados en el programa “InfoStat” versión 20.

Aplicación simultánea de alcalinizante y coagulante

Se realizaron pruebas de jarras para simular los procesos de mezcla rápida, floculación y sedimentación con el agua de entrada a la planta. La prueba 1 se realizó con agua de El Benque, Cuevitas y Agua Amarilla, en la prueba 2 se excluyó la última, por tener el pH más ácido. Se añadieron diferentes concentraciones de coagulante (PACl) y alcalinizante (Na_2CO_3) de forma simultánea. La mezcla rápida se proporcionó, mediante la agitación rápida durante 1 minuto, después se simuló floculación por medio de una mezcla lenta durante 12 minutos. Seguidamente, las muestras reposaron durante 10 minutos para favorecer la sedimentación de flóculos. Se tomaron muestras al finalizar el proceso para medir turbiedad y pH mediante un turbidímetro portátil TPW HF y un medidor multiparámetro OAKTON respectivamente. Las dosis de PACl y alcalinizante óptimas se seleccionaron en dos pasos. En primer lugar, se determinó la dosis adecuada de alcalinizante para alcanzar el rango de pH establecido por la OMS y que resulte en menor turbiedad. Luego, se ajustó la dosis de coagulante, manteniendo constante la dosis de alcalinizante obtenida en pruebas de jarras previas. El valor menor de turbiedad corresponde a la dosis de coagulante y valor de pH óptimo (Naceradska, Pivokonska y Pivokonsky, 2019).

Red Neuronal Artificial

Datos y selección de variables. Se usaron los datos diarios de un periodo de 9 meses consecutivos. Sin embargo, se utilizaron únicamente los datos que cumplen con los estándares de calidad establecidos por la OMS. Por ello, la base de datos contiene 69 observaciones que incluyen turbiedad, pH y dosis de coagulante (PACl). Se utilizaron 48 datos para entrenar la red neuronal y los demás fueron usados para probar la red, es decir, alrededor del 70% se usó para entrenamiento y el 30% para la red de prueba, asignados aleatoriamente. El modelo ANN generará dosis óptima de coagulante, por ello, la base de datos contiene valores que cumplen los estándares de calidad

propuestos por la OMS. En el proceso de entrenamiento los datos fueron transformados en la misma escala, mediante la ecuación 2 que escala todas las variables en el rango [0, 1] (Baouab y Cherif, 2018). Los parámetros de entrada seleccionados fueron, pH del afluente y turbiedad del afluente, el parámetro de salida fue dosis de coagulante (PACl).

$$X_{ij\text{escala}} = \frac{X_{ij} - \min(X_j)}{(\max(X_j) - \min(X_j))} \quad [2]$$

Donde:

$X_{ij\text{escala}}$ = valor correspondiente transformado en escala

X_{ij} = datos en la i-ésima fila y j-columna de la matriz de base de datos

$\min(X_j)$ y $\max(X_j)$ = valor X más bajo y más alto de la columna j respectivamente

Modelo y estructura de red neuronal artificial. Se seleccionó la red perceptrón multicapa (MLP), debido a su capacidad de predicción de variables asociadas a recursos hídricos (Maier y Dandy, 2000). La red consiste en tres capas: una de entrada, una o más ocultas y una de salida. La información se recibe en las neuronas de la capa de entrada donde se asigna un peso a cada entrada. Esto se envía a la capa oculta donde se procesa a través de una función de transferencia no lineal y envía una señal a la capa de salida. La expresión de salida $y(x)$ en la red perceptrón multicapa está determinada por la ecuación 3 y 4 (Moon y Parnichkun, 2017).

$$y(x) = f\left(\sum_{j=1}^H W_j h_j + b_1\right) \quad [3]$$

$$h_j = f_j\left(\sum_{i=1}^n w_{ji} X_i + b_{j0}\right) \quad [4]$$

Donde:

h_j = entrada neta

W_j = peso entre la capa oculta y la capa de salida

w_{ij} = peso entre la capa de entrada y la capa oculta

b = valor de sesgo

f = función de activación

H = neuronas en la capa oculta

n = neuronas en la capa de entrada

En el modelo se utilizó una capa oculta, y para el número máximo de neurona se utilizó la ecuación $2n + 1$ (Hecht-Nielsen, 1989; Maier, Morgan y Chow, 2004). El número máximo de neuronas fue cinco, puesto que el número de parámetros de entrada es dos. Se probaron diferentes estructuras del modelo, con diferentes neuronas en la capa oculta, desde una hasta cinco neuronas, y se

seleccionó el modelo con menor error. Retropropagación fue utilizado como algoritmo de entrenamiento, ya que, ajusta los pesos con base en los errores obtenidos en la etapa anterior, minimizando los errores. En el proceso de entrenamiento se utilizó la función sigmoidea como función de activación. El análisis de los datos se efectuó con el software “RStudio” versión 1.3, y se utilizó el paquete “neuralnet”.

Criterios de evaluación de desempeño de modelos. La eficiencia en predicción de los modelos se realizó mediante error cuadrático medio (RMSE) (Ecuación 5). Se utilizó el coeficiente de determinación (R^2) para conocer la eficiencia del modelo (Ecuación 6). Si el valor de R^2 entre los datos predichos y observados es mayor a 0.8 se considera al modelo como preciso (Moon y Parnichkun, 2017).

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (P - O)^2} \quad [5]$$

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{n=1}^n (O - P)^2}{\sum_{n=1}^n (O - \bar{O})^2} \quad [6]$$

Donde:

P = valor predicho

O = valor observado

\bar{O} = promedio de los valores observados

3. RESULTADOS Y DISCUSIÓN

Monitoreo de la eficiencia de la planta

El pH de efluente de la planta presenta fluctuaciones a largo del período evaluado, dentro de un rango de 5.29 – 8.00 (Figura 3). Se obtuvieron valores inferiores a 6.5 en el 46% de los datos. A partir de enero, los valores de pH se mantienen por debajo del rango óptimo con mayor frecuencia. Las fallas en la frecuencia de aplicación de dosis adecuadas de alcalinizante Soda Ash resultan en los valores bajos de pH. Las dosis de Soda Ash recomendadas por Enríquez (2012) para alcanzar un pH de 6.5 son de 23.5 mg/L a 46.7 mg/L, según el pH inicial del agua. Asimismo, un ensayo realizado en la planta potabilizadora en el 2019 recomienda aplicaciones diarias de Soda Ash para mantener concentraciones de alcalinizante que resulten en valores de pH superiores a 6.5.

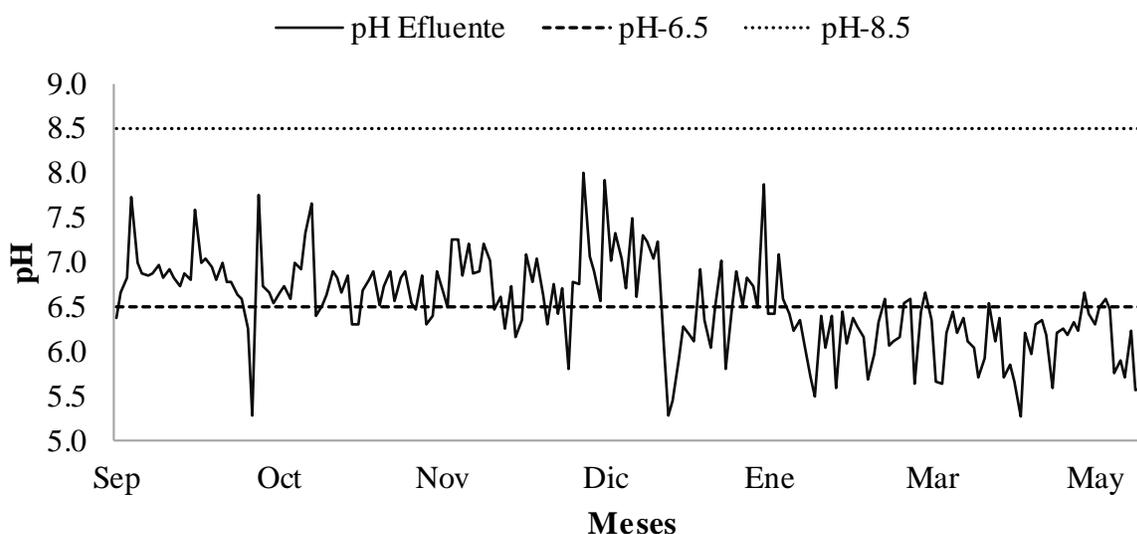


Figura 3. pH de efluente y rango óptimo según la OMS en el período septiembre 2019 - mayo 2020.

La turbiedad de salida cumple con el límite de 5 UNT propuesto por la OMS durante el periodo evaluado (Figura 4). Sin embargo, se obtuvieron valores superiores al límite establecido por la EPA de 0.3 UNT en el 33% de los datos analizados, con un valor máximo de 2.92 UNT. Adelman et al. (2012) mencionan en su estudio que la turbiedad del efluente de la Filtración Rápida con Arena en Múltiples Capas (FRAMCa) cumple con el estándar establecido por la EPA. La turbiedad se mantiene dentro de un rango de 0.1 – 0.3 UNT. Por ello, el incremento en la turbiedad de salida de los filtros puede justificarse por un problema de tratamiento en etapas anteriores.

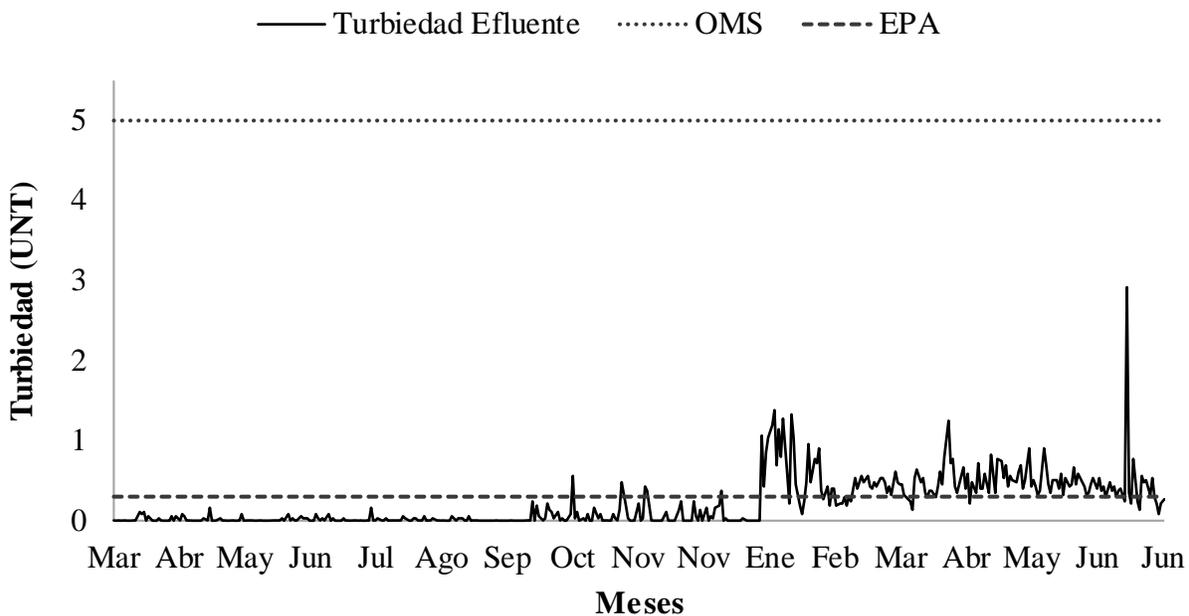


Figura 4. Comparación de la turbiedad de efluente con el estándar de calidad establecido por la OMS y EPA, en el período de marzo 2019 – junio 2020.

La dosificación inadecuada de alcalinizante disminuyó el pH de entrada a la planta a partir de enero, afectando la coagulación. Además, la eliminación del manto de lodo de los sedimentadores, incrementó la turbiedad de entrada a los filtros. Dado que la ausencia de manto de lodo reduce la eliminación de partículas durante la sedimentación (Hurst, Weber-Shirk y Lion, 2017). Esto resulta en una rápida acumulación de flóculos en los poros, reduciendo la adhesión de nuevos flóculos y por tanto, disminuye el funcionamiento de los filtros. Asimismo, la incrustación de metales en la arena, reduce la capacidad de remoción de turbiedad. Según Enríquez (2012) las fuentes de agua que abastecen a la planta contienen metales como hierro (Fe) y manganeso (Mn).

La eficiencia de la planta en remoción de turbiedad después del proceso de filtración desciende de > 90% durante septiembre a diciembre, a 55% en enero (Figura 5). La eficiencia se mantiene por debajo de este valor con excepción de febrero, donde asciende a 73%. Al mismo tiempo, el pH desciende de un rango de 6.50 – 6.80, a valores inferiores a seis en los meses de febrero a mayo. Además, el rendimiento de la sedimentación es mayor a 55%, durante septiembre y octubre. A partir de noviembre esta disminuye y se mantiene por debajo de 40%, puesto que el rendimiento de la coagulación y sedimentación depende del pH, del manto de lodo y de la dosis de coagulante (Weber-Shirk et al., 2020).

Según Sohrabi et al. (2018) el pH afecta significativamente la eficiencia de remoción de turbiedad, ya que, la adhesión de partículas en la coagulación depende de este. El PACl presenta baja solubilidad y alcanza una fase sólida a un rango de pH de 6.50 – 8.50. El coagulante se precipita en nanopartículas de aluminio (Al_13) y forma agregados con otras moléculas, materia disuelta y sólidos en suspensión (Weber-Shirk et al., 2020). Por tal motivo, para alcanzar el rango óptimo de pH en la coagulación, se requiere realizar un pretratamiento con Soda ash y así favorecer la

remoción de turbiedad. En la planta AguaClara, a pesar de que se realiza un ajuste de pH antes de entrar a la misma, este no alcanza el rango óptimo. Naceradska, Pivokonska, y Pivokonsky (2019) mencionan que sin optimizar el pH no se logra conocer si es posible alcanzar mayores eficiencias en la coagulación. Además, la eficiencia de filtración está determinada por el proceso de sedimentación (Jiao et al., 2017).

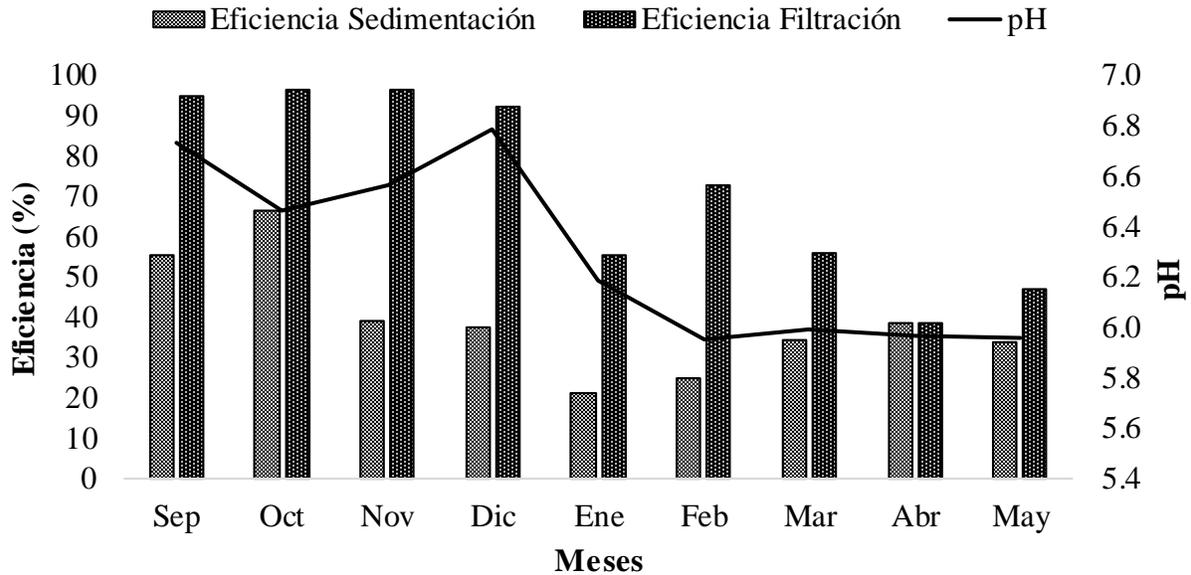


Figura 5. Comparación entre eficiencia de remoción de turbiedad y pH en el período de septiembre 2019 – mayo 2020.

El efecto del pH sobre la eficiencia de remoción de turbiedad en el proceso de sedimentación y filtración se determinó mediante el modelo de una regresión lineal simple. La viabilidad de los modelos se comprobó mediante el análisis de varianza (ANDEVA) (Cuadro 2). Se encontró que en los modelos para las variables eficiencia de sedimentación y filtración fueron significativos, ya que obtuvieron probabilidades inferiores de 0.0001 ($P < 0.05$). Por tanto, el pH de entrada a la planta tiene un efecto sobre la eficiencia de remoción de turbiedad

Cuadro 2. Efecto del pH en la eficiencia de sedimentación y filtración a través de un Análisis de Varianza (ANDEVA).

Fuente de variación	Eficiencia Sedimentación			Eficiencia Filtración		
	Grados de libertad	Valor F	Valor de probabilidad	Grados de libertad	Valor F	Valor de probabilidad
Modelo	1	21.02	< 0.0001	1	61.38	< 0.0001
pH	1	21.02	< 0.0001	1	61.38	< 0.0001
Error	186			186		
Total	187			187		

Aplicación simultanea de alcalinizante y coagulante

En la coagulación, los ajustes en el pH y la dosis de coagulante son necesarios para mejorar eficiencias en remoción de turbiedad (Budd et al., 2004). Se evaluó la influencia de la aplicación simultanea de alcalinizante y coagulante, en la eficiencia del proceso de floculación y sedimentación por pruebas de jarras. Las características del agua se presentan en el Cuadro 3.

Cuadro 3. Características de las muestras de agua utilizadas para la prueba de jarras.

N°	Fecha	Caudal (L/s)	Turbiedad (UNT)	pH
1	6-Jul-20	15	2.32	5.05
2	13-Jul-20	15	3.07	5.30

Se aplicaron dosis de coagulante y Soda Ash simultáneamente. Las dosis de Na_2CO_3 probadas incrementaron el pH de 5.05 a 7.15 – 8.06 (Cuadro 4). El incremento de Na_2CO_3 y PACl resulta en un incremento en la turbiedad de salida, dado que, a un pH más básico la desestabilización de sólidos en suspensión se dificulta. (Hu, Lu y Wang, 2016). Por ello, la dosis de alcalinizante y coagulante que resultó en un pH dentro del rango establecido por la OMS y la turbiedad final más baja fue de 34 mg/L y 2 mg/L respectivamente.

Cuadro 4. Turbiedad y pH final a diferentes dosis de Na_2CO_3 y PACl para las fuentes El Benque, Agua Amarilla y Cuevitas.

N°	Na_2CO_3 (mg/L)	PACl (mg/L)	Turbiedad	pH
1	32	1	2.46	7.15
2	34	2	1.83	7.19
3	38	3	2.10	7.46
4	40	4	2.11	7.79
5	42	5	2.25	7.93
6	44	6	2.11	8.06

Según Naceradska, Pivokonska y Pivokonsky (2019), primero se debe ajustar el valor del pH y posteriormente determinar la dosis óptima de coagulante. El pH de 5.05 se ajustó con la dosis de alcalinizante de 34 mg/L determinada en las pruebas de jarras previas. En la Figura 6 se observa la eficiencia en remoción de turbiedad para diferentes dosis de coagulante y el pH de sedimentación. Se escogió la mejor condición para coagulación con base en la eficiencia más alta y un valor de pH neutro. Por lo tanto, los valores de PACl, porcentaje de remoción de turbiedad y pH obtenidos por medio de pruebas de jarras fueron 9 mg/L, 63% y 7.3 respectivamente. Por ende, controlar el pH mejorará el rendimiento de la coagulación. La dosis de coagulante y el pH deben ser optimizados para incrementar la remoción de turbiedad del agua cruda (Naceradska, Pivokonska y Pivokonsky, 2019).

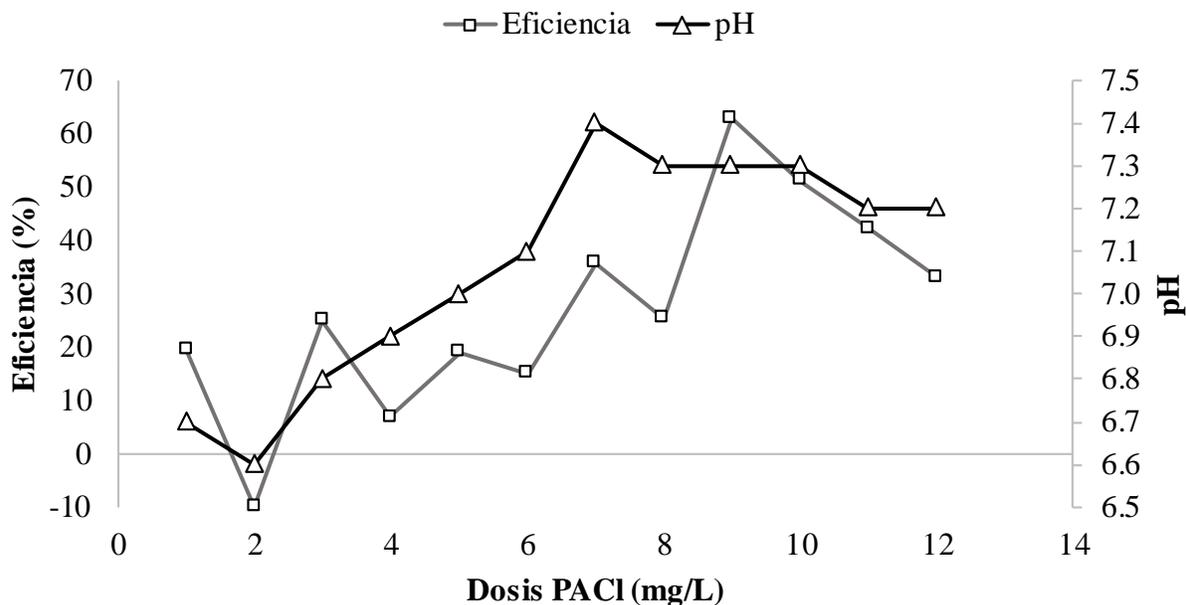


Figura 6. Efecto de la dosis de PACl en la eficiencia de remoción de turbiedad y el pH de sedimentación para las fuentes El Benque, Agua Amarilla y Cuevitas.

Las fuentes de agua que abastecen a la planta provienen de El Benque, Cuevitas y Agua Amarilla, caracterizadas por niveles bajos de pH de 4.30, 4.50 y 3.91 respectivamente. Esta última presenta un nivel de acidez más alto (Enríquez, 2012). Por ello, se evaluó el efecto de retirar la fuente de Agua Amarilla, que cuenta con el pH más ácido, del tratamiento de potabilización. Las dosis de Na_2CO_3 probadas incrementaron el pH de 5.30 a 6.20 – 6.70 (Cuadro 5). La dosis de alcalinizante y coagulante que resultó en un pH dentro del rango establecido por la OMS y la turbiedad final más baja fue de 22 mg/L y 6 mg/L respectivamente. Se observó una disminución de 12 mg/L en la dosis de alcalinizante requerida, en comparación a las pruebas de jarras que incluyen las tres fuentes de agua. Enríquez (2012) indicó en su estudio que la dosis de Na_2CO_3 requerida para alcalinizar Agua Amarilla son más elevadas que en El Benque. Además, sugiere no utilizarla como fuente de abastecimiento permanente para el sistema de agua potable por su elevada acidez, y considerarla únicamente como fuente de emergencia.

Cuadro 5. Turbiedad y pH final a diferentes dosis de Na_2CO_3 y PACl para las fuentes El Benque y Cuevitas.

N°	Na_2CO_3 (mg/L)	PACl	Turbiedad	pH
1	15	1	2.58	6.25
2	17	2	2.49	6.20
3	19	3	2.50	6.38
4	20	4	2.24	6.46
5	21	5	3.14	6.52
6	22	6	2.51	6.70

El pH de 5.30 se ajustó con una dosis de alcalinizante de 22 mg/L determinada en las pruebas de jarras previas. En la Figura 7 se observa la eficiencia en remoción de turbiedad para diferentes dosis de coagulante y el pH de sedimentación. La mejor condición para el proceso de coagulación resultó en valores de PACl, porcentaje de remoción de turbiedad y pH de 10 mg/L, 65%, y 7.01 respectivamente.

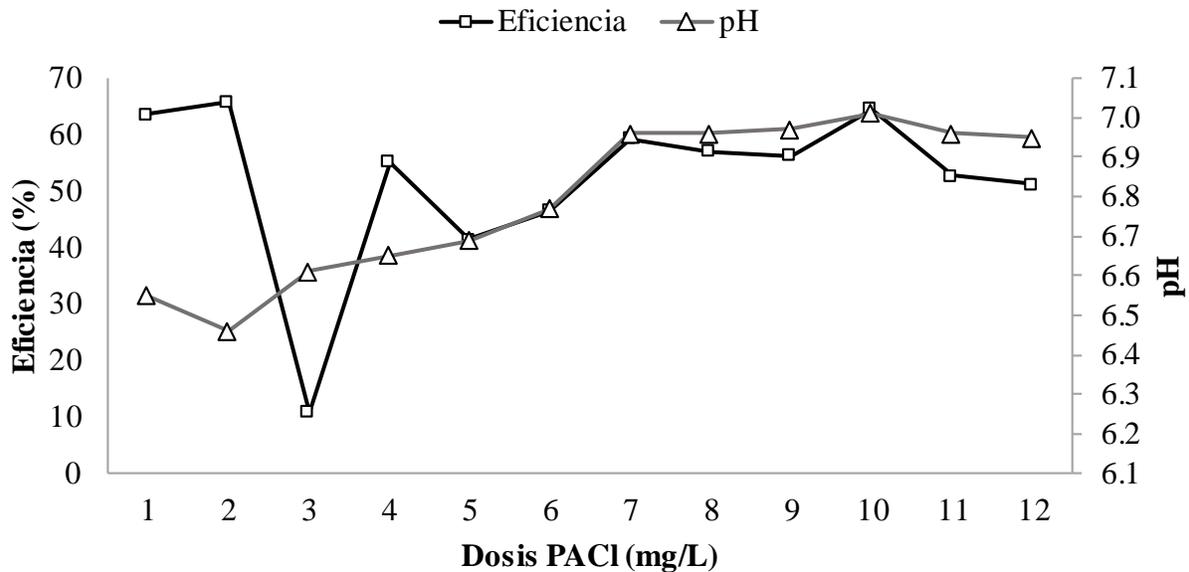


Figura 7. Efecto de la dosis de PACl en la eficiencia de remoción de turbiedad y el pH de sedimentación para las fuentes El Benque y Cuevitas.

Modelo de red neuronal artificial

Para la elaboración del modelo se utilizaron dos parámetros de calidad de agua de entrada: pH y turbiedad. Esto debido a que su medición *in situ* se realiza en el monitoreo diario de la planta. Además, son parámetros característicos en el proceso de tratamiento, puesto que representan la calidad de agua (Baouab y Cherif, 2018). Se evaluaron cinco modelos con diferente arquitectura, con un número de nodos en la capa oculta, según la ecuación $2n + 1$ (Hecht-Nielsen, 1989; Maier, Morgan y Chow, 2004). El desempeño de los modelos fue evaluado mediante error cuadrático medio (RMSE) y R^2 . El valor de RMSE disminuye y R^2 aumenta a medida que incrementa el número de neuronas en la capa oculta (Cuadro 6). Por ello, el modelo seleccionado para determinar la dosis de coagulante está conformado por una arquitectura de cinco neuronas con respecto a RMSE y R^2 .

Cuadro 6. Estructura de modelos ANN, coeficiente de determinación (R^2) y RMSE.

Número de neuronas	RMSE	R^2
1	0.2916	0.8384
2	0.2890	0.8413
3	0.2834	0.8473
4	0.2580	0.8735
5	0.2566	0.8749

En la Figura 8 se observa el valor de coagulante medido en planta y el valor predicho por el modelo con cinco neuronas, en la etapa de prueba. Los valores de dosis de coagulante pronosticados por el modelo son cercanos a los valores de PACl dosificados en planta. Esto demuestra que el modelo es eficiente en predecir dosis de coagulante, ya que, el valor de coeficiente R^2 durante la prueba es de 0.875. Moon y Parnichkun (2017) indicaron en su estudio de determinación de dosis de coagulante mediante redes neuronales que, el coeficiente R^2 debe ser mayor que 0.8 para considerarse preciso.

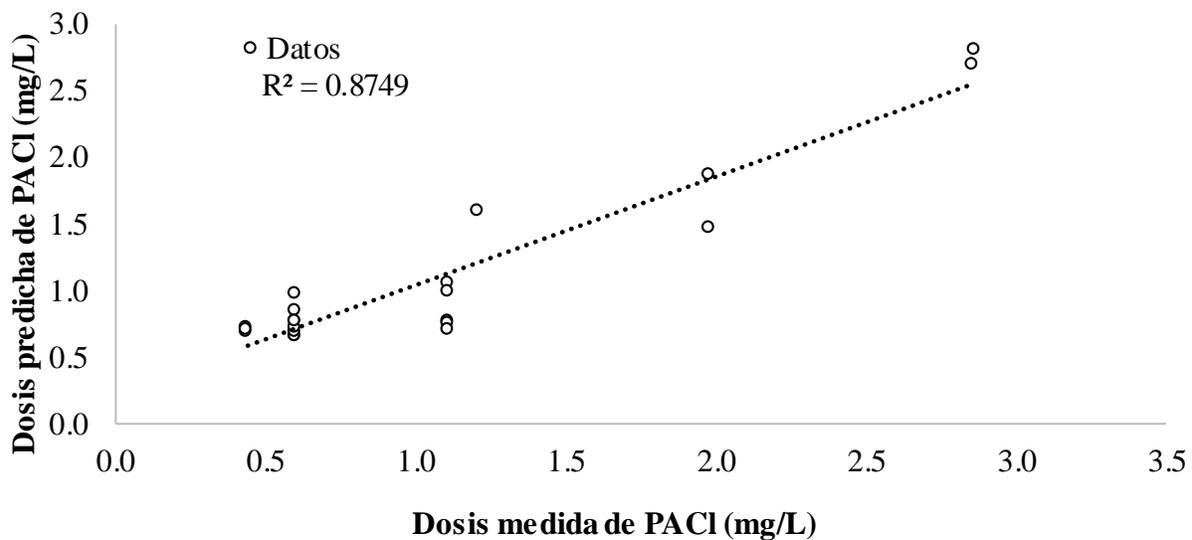


Figura 8. Dosificación de PACl observada versus predicha utilizando el modelo con cinco neuronas.

Implementación del modelo

El modelo se implementó en una plataforma fácil de usar que podría utilizarse para determinar referencias de dosis de coagulante en tiempo real. En la Figura 9 se observa la pantalla con los campos para insertar los valores de turbiedad y pH de entrada a la planta. Así, el modelo de red neuronal los procesa para obtener como resultado la dosis de PACl. Esto se logró utilizando el software “PyCharm” a través de lenguaje Python. Zangoeei, Delnavaz y Asadollahfardi (2016) mencionan que el modelo reduce la frecuencia de realizar pruebas de jarras, pero este método no las reemplaza completamente.

PPZ

Generador de dosis de coagulante

Valor de turbiedad de entrada

1.30 NTU

Valor del pH de entrada

7.02

GENERATE

Resultado

{La dosis de coagulante PACl es} 1.62 mg/L

Figura 9. Herramienta de predicción de dosis de coagulante.

4. CONCLUSIONES

- Los procesos de tratamiento en la planta resultan en altas eficiencias en la remoción de turbiedad y en valores inferiores a los estándares máximos permitidos de la EPA. Sin embargo, los valores bajos de pH limitan la eficiencia en la remoción de turbiedad a lo largo del proceso de potabilización.
- La aplicación simultanea de alcalinizante y coagulante permite alcanzar altas eficiencias de remoción de turbiedad, en el proceso de coagulación – sedimentación. Por otro lado, la dosis de Soda Ash se reduce al excluir la fuente de Agua Amarilla y utilizar solamente el agua cruda de los sistemas El Benque y Cuevitas.
- La aplicación de un modelo de inteligencia artificial con cinco neuronas en la capa oculta es capaz de predecir dosis precisas de alcalinizante con base en datos de pH y de turbiedad del agua cruda. Esto facilitará la optimización de las dosificaciones y la eficiencia del tratamiento.

5. RECOMENDACIONES

- Optimizar el proceso de coagulación ante cada cambio que ocurra en los parámetros de calidad del agua de entrada a la planta, como turbiedad y pH. Encontrar el valor óptimo de dosis de coagulante y pH para maximizar la reducción de partículas presentes en el afluente.
- Mejorar la dosificación de Soda Ash, mediante la aplicación de alcalinizante en planta para mantener el pH dentro del rango establecido por la OMS. Las dosis se deben establecer considerando el pH de entrada.
- Retirar la fuente de Agua Amarilla del sistema que abastece a la planta potabilizadora, por su característica ácida. De esta forma se reducirá la dosis de Soda Ash requerida para ajustar el pH.
- El modelo neuronal debe ser entrenado de forma periódica con datos optimizados, para garantizar su efectividad.
- Realizar un estudio para validar las dosis recomendadas por el modelo neuronal, a través de pruebas de jarras.

6. LITERATURA CITADA

- Adelman, M., Weber-Shirk, M., Cordero, A., Coffey, S., Maher, W., Guelig, D., . . . Lion, L. (2012). Stacked Filters: Novel Approach to Rapid Sand Filtration. *Journal of Environmental Engineering*, 138(10), 999-1008. doi:10.1061/(ASCE)EE.1943-7870.0000562
- Agencia de Protección Ambiental. (2020). *Guidance Manual for Compliance with the Surface Water Treatment Rules: Turbidity Provisions*. Washington D. C.: Agencia de Protección Ambiental.
- AguaClara. (2016). *Manual de Operación y Mantenimiento. Planta Potabilizadora AguaClara*.
- AguaClara. (2019). *The Agua Clara Drinking Water Treatment Program Delivered in the Republic of Honduras*. Obtenido de <https://static1.squarespace.com/static/59836e25f5e231bc4fdb06a4/t/5c910497b208fce1e86b2c02/1553007773607/ACR+Case+Study+March+2019.pdf>
- Alver, A. (2019). Evaluation of conventional drinking water treatment plant efficiency according to water quality index and health risk assessment. *Environmental Science and Pollution Research*. doi:10.1007/s11356-019-05801-y
- Baouab, H. y Cherif, S. (2018). Prediction of the optimal dose of coagulant for various potable water treatment processes through artificial neural network. *Journal of Hydroinformatics*, 1215-1226. doi:10.2166/hydro.2018.014
- Budd, G., Hess, A., Shorney-Darby, H., Neeman, J., Spencer, C., Bellamy, J. y Hargette, P. (2004). Coagulation applications for new treatment goals. *Journal- American Water Works Association*, 96(2), 102-113. Retrieved from https://awwa.online.library.wiley.com/doi/pdf/10.1002/j.1551-8833.2004.tb10559.x?casa_token=V82shKMKofsAAAAA:CsV2kXuaJ7XzaEo9aCkQPQbPXpQm8c_jMCKkzcyEPpeLfXoB5UVG1jieHC7GQnY56uee0uACV82pSo
- Dębska, B. y Guzowska-Świder, B. (2011). Application of artificial neural network in food classification. *Analytica Chimica Acta*, 705(1), 283-291. doi:10.1016/j.aca.2011.06.033
- Departamento de Ambiente y Desarrollo. (2020). *Manual de Operación y Mantenimiento: Planta Potabilizadora AguaClara*.
- Enríquez, L. (2012). Evaluación de la presencia de Al, Fe y Mn en el Sistema de Agua Potable de Zamorano (Tesis). *Escuela Agrícola Panamericana, Zamorano - Honduras*, 30.
- Gil, A., Galeano, L. y Vicente, M. (2019). *Applications of Advanced Oxidation Processes (AOPs) in Drinking Water Treatment*. Cham: Springer International Publishing. doi:10.1007/978-3-319-76882-3
- González, M., Warner, M. y Weber-Shirk, M. (2014). Analyzing the potential of community water systems: the case of AguaClara. *Water Policy*, 16(3), 557-577. doi:10.2166/wp.2014.127
- Griffiths, K. y Andrews, R. (2011). The application of artificial neural networks for the optimization of coagulant dosage. *Water Science & Technology: Water Supply*, 605-610. doi:10.2166/ws.2011.028

- Hassan , F. y Mahmood, A. (2018). Evaluate the Efficiency of Drinking Water Treatment Plants in Baghdad City – Iraq. *Journal of Applied & Environmental Microbiology*, 6(1). doi:10.12691/jaem-6-1-1
- Hecht-Nielsen, R. (1989). Theory of the Backpropagation Neural Network. *International Joint Conference on Neural Network* (pp. 593-605). IEEE.
- Hu, W., Lu, S. y Wang, Y. (2016). Enhanced Coagulation for Treating the Micropolluted Water: Effects of Dosages and pH on Coagulation Performance and Residual Al. *Environmental Progress & Sustainable Energy*, 35(6), 1687-1692. doi:10.1002/ep.12417
- Hurst, M., Weber-Shirk, M. y Lion, L. (2017). Influence of Alum Coagulant Dose and Influent Turbidity on Floc Blanket Growth Rate, Steady-State Suspended Solids Concentration, and Turbidity Removal. *Journal of Environmental Engineering*. doi:10.1061/(ASCE)EE.1943-7870.0001131
- Jiao, R., Fabris, R., Chow, C., Drikas, M., van Leeuwen, J., Wang, D. y Xu, Z. (2017). Influence of coagulation mechanisms and floc formation on filterability. *Journal of Environmental Sciences*, 57, 338-345. doi:10.1016/j.jes.2017.01.006
- Kim, C. y Parnichkun, M. (2017). Prediction of settled water turbidity and optimal coagulant dosage in drinking water treatment plant using a hybrid model of k-means clustering and adaptive neuro-fuzzy inference system. *Applied Water Science*, 7(7), 3885–3902. doi:10.1007/s13201-017-0541-5
- Maier, H. y Dandy, G. (2000). Neural Networks for the prediction and forecasting of water resources variables: a review of modelling issues and applications. *Environmental Modelling & Software*, 15(1), 101-124. doi:10.1016/S1364-8152(99)00007-9
- Maier, H., Morgan, N. y Chow, C. (2004). Use of artificial neural networks for predicting optimal alum doses and treated water quality parameters. *Environmental Modelling & Software*, 485-494. doi:10.1016/S1364-8152(03)00163-4
- Moon, K. y Parnichkun, M. (2017). Prediction of settled water turbidity and optimal coagulant dosage in drinking water treatment plant using a hybrid model of k-means clustering and adaptive neuro-fuzzy inference system. *Applied Water Science*, 3885–3902. doi:10.1007/s13201-017-0541-5
- Mushtaq, F. y Pandey, A. (2014). Assessment of land use/land cover dynamics vis-à-vis hydrometeorological variability in Wular Lake environs Kashmir Valley, India using multitemporal satellite data. *Arabian Journal of Geoscience*, 7(11), 4707-4715. doi:10.1007/s12517-013-1092-1
- Naceradska, J., Pivokonska, L. y Pivokonsky, M. (2019). On the importance of pH value in coagulation. *Journal of Water Supply: Research and Tecnology*, 222-230. doi:10.2166/aqua.2019.155
- O'Reilly, G., Bezuidenhout, C. y Bezuidenhout, J. (2018). Artificial neural networks: applications in the drinking water sector. *Water Science & Technology: Water Supply*, 1869-1887. doi:10.2166/ws.2018.016

- Organización de las Naciones Unidas. (2015). *Agua Limpia y Saneamiento*. Obtenido de Objetivos de Desarrollo Sostenible: <https://www.un.org/sustainabledevelopment/water-and-sanitation/>
- Organización Mundial de la Salud. (2017a). *Guidelines for drinking-water quality* (4 ed.). Geneve.
- Organización Mundial de la Salud. (2017b). *Water Quality and Health - Review of Turbidity: Information for regulators and water suppliers*. Organización Mundial de la Salud.
- Organización Mundial de la Salud. (2018a). *A global overview of national regulations and standards for drinking-water quality*. Organización Mundial de la Salud.
- Organización Mundial de la Salud. (2018b). *Developing drinking-water quality regulations and standards: general guidance with special focus on countries with limited resources*. Geneva: Organización Mundial de la Salud.
- Sharma, S. y Bhattacharya, A. (2017). Drinking water contamination and treatment techniques. *Applied Water Science*, 1043-1067. doi:10.1007/s13201-016-0455-7
- Sohrabi, Y., Rahimi, S., Nafez, A., Mirzaei, N., Bagheri, A., Ghadiri, S., . . . Charganeh, S. (2018). Chemical Coagulation Efficiency in Removal of Water Turbidity. *International Journal of Pharmaceutical Research*, 10(3), 188-194. doi:10.31838/ijpr/2018.10.03.071
- Spellman, F. (2018). *The drinking water handbook* (3a ed.). Boca Raton: Taylor & Francis, CRC Press.
- Weber-Shirk, M., Guzman, J., O'Connor, C., Pennock, W., Leonard, L., Yingda, D., . . . Conneely, J. (2020). *AguaClara Textbook*. Ithaca: AguaClara.
- WWAP. (2019). *Informe Mundial de las Naciones Unidas sobre el Desarrollo de los Recursos Hídricos 2019: No dejar a nadie atrás*. París: UNESCO.
- Zainal-Abideen, M., Aris, A., Yusof, F., Abdul-Majid, Z., Selamat, A. y Omar, S. (2012). Optimizing the coagulation process in a drinking water treatment plant - comparison between traditional and statistical experimental design jar tests. *Water Science Technology*, 496-503. doi:10.2166/wst.2012.561
- Zangoeei, H., Delnavaz, M. y Asadollahfardi, G. (2016). Prediction of coagulation and flocculation processes using ANN models and fuzzy regresion. *Water Science & Technology*, 1296-1311. doi:10.2166/wst.2016.315

7. ANEXOS

Anexo 1. Resultados del análisis de regresión lineal de “InfoStat”

Variable	N	R²	R² Ajustado
Eficiencia Sedimentación (%)	188	0.10	0.10

Coefficientes de regresión y estadísticos asociados				
Variable	Estimador del parámetro	Error estándar	Valor t	Pr > t
Intercepto	-68.01	23.45	-2.90	0.0042
pH	16.92	3.69	4.58	<0.0001

Variable	N	R²	R² Ajustado
Eficiencia Filtración (%)	188	0.25	0.24

Coefficientes de regresión y estadísticos asociados				
Variable	Estimador del parámetro	Error estándar	Valor t	Pr > t
Intercepto	-79.05	19.99	-3.95	0.0001
pH	24.66	3.15	7.85	<0.0001

Anexo 2. Código de la herramienta de predicción de dosis de coagulante

```
def coag_model():
    turbE = float(turbE1.get())
    pHE = float(pHE1.get())
    Turbiedad = ((turbE*-2.811732)+(turbE*0.1740194)+(turbE*-3.827717)+(turbE*-
3.620117)+(turbE*3.973347))
    pH = ((pHE*-0.1461429)+(pHE*0.2052896)+(pHE*0.1244960)+(pHE*1.390822)+(pHE*-
1.092050))
    b = (0.008809005 + 1.631807 + 0.1911713 + (-0.04145800) + (-0.07899659))
    z = Turbiedad + pH + b
    e1 = e**z
    s = 1/(1-e1)
    w_h = ((-2.720337*s)+(0.4865123*s)+(-3.485822*s)+(-3.437747*s)+(4.494158*s))
    B = 0.6747615
    w_h_B = w_h + B
    e2 = e**w_h_B
    coag = (1/(1+e2))
    coagulant = round(coag, 2)
    Result = ("La dosis de coagulante PACl es", coagulant, "mg/L")
    resultbox.delete(0,END)
    resultbox.insert(END, Result)

from tkinter import *
window = Tk()
window.geometry("600x400")
window.title("PPZ")
window.configure(bg = "white")
fl = DoubleVar

prognose = Label(window, font=("Times New Roman", 12,"bold"),
    text="Generador de dosis de coagulante",fg="black")
prognose.grid(row=1,padx=110,pady=20)
prognose.configure(bg = "white")
TurbEnt = Label(window,font=("Times New Roman", 12, "bold"),
    text="Valor de turbiedad de entrada")
TurbEnt.place(relx=.025, rely=.20)
TurbEnt.configure(bg = "white")
turbE1 = Spinbox(window, format="%.2f",increment=0.01, from_= 0, to=100, font=("Times
New Roman", 12))
turbE1.configure(bg = "white" )
turbE1.place(relx=.040, rely=.30)
NTU = Label(window, font=("Times New Roman", 12, "bold"), text="NTU")
NTU.place(relx=0.408, rely=.30)
NTU.configure(bg = "white")
```

Continuación de anexo 2.

```
pHent = Label(window, font=("Times New Roman", 12, "bold"),
  text="Valor del pH de entrada")
pHent.place(relx=.025, rely=.45)
pHent.configure(bg = "white")
pHE1 = Spinbox(window, format="%.2f",increment=0.01, from_= 0, to=100, font=("Times New
Roman", 12))
pHE1.place(relx=.040, rely=.55)
pHE1.configure(bg = "white")
GenButton = Button(window, font=("Times New Roman", 12, "bold"),
  text = "GENERATE", command=coag_model)
GenButton.place(relx = .60, rely = .40)
GenButton.configure(bg = "lightblue")
resultcoag =Label(window,font=( "Times New Roman", 12, "bold"),
text= "Resultado")
resultcoag.place(relx = 0.025, rely=.70)
resultcoag.configure(bg = "White")
resultbox = Text(window,height = 3, width = 68, font=("Times New Roman",10))
resultbox.place(relx = .040, rely = .80)
window.mainloop()
```