

PREDICCIÓN DEL COMPORTAMIENTO DE LA DBO_5 , DQO, SST, N_{TOTAL} Y
 P_{TOTAL} EN PLANTA PILOTO MEDIANTE MINERÍA DE DATOS



Ángel Camilo Pascal Suarez; Cód. 20151181852

Universidad Distrital Francisco José de Caldas
Facultad de Medio Ambiente y Recursos Naturales
Proyecto Curricular de Ingeniería Sanitaria
Bogotá, D.C.

2019

Predicción Del Comportamiento De La DBO₅, DQO, SST, N_{total} y P_{total} En Planta
Piloto Mediante Minería De Datos

Angel Camilo Pascal Suarez; Cod. 20151181852

Monografía presentada como requisito para optar al título de Ingeniero Sanitario

Docente director

PhD. JUAN PABLO RODRÍGUEZ MIRANDA

UNIVERSIDAD DISTRITAL FRANCISCO JOSÉ DE CALDAS
FACULTAD DE MEDIO AMBIENTE Y RECURSOS NATURALES
PROYECTO CURRICULAR DE INGENIERÍA SANITARIA
BOGOTÁ, D.C.

2019

INDICE DE TABLAS

3.1 Comparación de la concentración de las diferentes normas internacionales para los parámetros a evaluar	16
4.1. Composición típica de las aguas residuales crudas	36
4.2. Concentración media de los parámetros	37
4.3. Matriz de relación entre parámetros	38

INDICE DE FIGURAS

4.1 crecimiento de biomasa en función del tiempo	21
4.2 Distribución de la DBO ₅ durante el periodo de operación	23
4.3 Distribución de la DQO durante el periodo de operación	20
4.4 Comparación de la DBO ₅ Vs. Resolución 0631 de 2015	24
4.5 Comparación de la DQO Vs. Resolución 0631 de 2015	25
4.6 Distribución SST durante el periodo de operación	27
4.7 Comparación de SST vs. Resolución 0631 de 2015	28
4.8. Distribución de N total durante el periodo de operación	31
4.9 Comparación de N total con el Real Decreto 509/96 España	32
4.10 Distribución de Ptotal durante el periodo de operación	34
4.11 Comparación de P total con el Real Decreto 509/96 España	35
5.1 Variables punto final de vertimiento sistema de tratamiento	43
5.2 Arquitectura para la predicción de datos	45
5.3. Datos validados para DBO ₅	46
5.4. Datos validados para DQO	47
5.5. Grafica de calor para DBO ₅	48
5.6. Grafica de calor para DQO	49
5.7. Comportamiento futuro para DBO ₅	50
5.8. Comportamiento futuro para DQO	50
5.9. Datos validados para SST	51
5.10. Grafica de calor para SST	52
5.11. Comportamiento futuro para SST	53
5.12. Datos validados para N total	54
5.13. Grafica de calor para N. total	55
5.14. Comportamiento futuro para N. total	56
5.15. Datos validados para P. total	57
5.16 Grafica de calor para P. total	58
5.17. Comportamiento futuro para P. total	59

Contenido

INTRODUCCION.....	5
1. OBJETIVOS	8
1.1. Objetivo General.....	8
1.2. Objetivos Específicos.....	8
2. MARCO TEORICO.....	9
2.1. <i>Minería de datos</i>	9
2.2. Redes Neuronales Artificiales (R.N.A.).....	11
2.3. <i>Red Neuronal Modelo NAR (Nonlinear autoregressive)</i>	12
2.4. <i>Error Del Modelo y naturaleza de los datos</i>	13
2.5. <i>Series de tiempo</i>	14
2.6. <i>Heterogeneidad y complejidad de los datos</i>	15
2.7. <i>Incertidumbre del modelo</i>	16
2.8. <i>Complejidad del mecanismo en los fenómenos ambientales</i>	16
2.9. <i>Retos de los datos ambientales</i>	17
3. MARCO LEGAL.....	18
4. RECOPIACION Y ANALISIS DE LA INFORMACION SECUNDARIA	19
4.1. Comportamiento de la DBO ₅ y DQO	19
4.2. Comportamiento de SST.....	25
4.3. Nutrientes del sistema: Nitrógeno.....	28
4.4. Nutrientes del sistema: Fósforo.	32
4.5. Características del agua residual y relación entre parámetros	36
4.6. Análisis y discusión de la información recopilada.	39
5. PROCESAMIENTO DE LA INFORMACION.....	42
5.1. Estimación De Series De Tiempo	42
5.2. Red Neuronal modelo NAR (nonlinear autoregressive)	44
5.3. Predicción de los parámetros y normalización.	45
5.3.1. Predicción y comportamiento para DBO ₅ y DQO	45
5.3.2. Predicción y comportamiento para SST	50
5.3.3. Predicción y comportamiento para N. total.	53
5.3.4. Predicción y comportamiento para P. total.....	56
5.4. Análisis y discusión de la información procesada.....	60

6. CONCLUSIONES.....	62
7. RECOMENDACIONES.....	65
REFERENCIAS	67

INTRODUCCION

Las aguas residuales se originan en los hogares, instituciones, oficinas e industrias, y pueden ser diluidas con aguas lluvias, aguas subterráneas y aguas superficiales. No tratar las aguas residuales antes de su descarga en los cuerpos receptores tiene consecuencias nocivas sobre la salud humana y el ambiente, así la generación de olores, el agotamiento del oxígeno disuelto y la liberación de nutrientes, contaminantes tóxicos y patógenos. Si bien la eliminación de la fuente de contaminación debe ser promovida, el tratamiento de dichas aguas puede ser mediante procesos físicos (cribado, sedimentación, filtración), químicos (coagulación, oxidación) y biológicos (sistemas de biomasa suspendida o fija) (Comeau, 2015). El tratamiento biológico de las aguas residuales y su comportamiento, demanda el análisis de una serie de parámetros, (DBO_5 , DQO, SST, N total y P total), los cuales se utilizan para poder determinar no solo la calidad del tratamiento que se hace al agua residual, sino también para poder conocer la eficiencia del sistema empleado para el tratamiento de dicho vertimiento.

Para poder obtener un acercamiento al comportamiento de los diferentes parámetros mencionados anteriormente y poder realizar una toma de decisiones que contribuyan a la calidad y buen funcionamiento de un sistema de tratamiento; es de gran ayuda el poder predecir el comportamiento de dichos parámetros para así eventualmente realizar dicha toma de decisión la cual contribuya no solo a la optimización del sistema de tratamiento que se esté empleando, sino también a evitar futuras fallas en los mismos. Para evitar estas posibles fallas se ha venido implementando el uso de técnicas computacionales de inteligencia artificial, tales

como las redes neuronales artificiales, lógica difusa y enjambre de partículas entre otros; aplicadas estas al área ingenieril en los últimos años, las cuales se han vuelto de gran importancia para poder conocer el comportamiento de diferentes variables de calidad del agua, y así determinar el correcto funcionamiento y eficiencia de los sistemas de tratamiento; es así como estas herramientas se han aplicado para poder realizar la predicción del comportamiento de fenómenos y/o parámetros que se deseen evaluar; este tipo de herramientas informáticas se ha venido aplicando en diferentes áreas, tales como la geología, hidrología, entre otros. (Asadi , 2016).

Dado lo mencionado anteriormente, el presente documento pretende realizar la predicción del comportamiento de la DBO_5 , DQO, SST, N_{total} y P_{total} de una planta piloto operada durante el periodo 2010-2011 en la sede Vivero de la Universidad Distrital Francisco José de caldas; mediante la técnica computacional de minería de datos; aplicando la técnica de Redes Neuronales Artificiales; para el anterior propósito el presente documento se ha dividido en 8 capítulos, descritos brevemente a continuación:

1. Objetivos: se presentan los objetivos general y específicos del proyecto.
2. Marco teórico: se presenta la información base para poder realizar una mejor comprensión del presente documento.
3. Marco legal: se presenta la normatividad aplicable para vertimiento.
4. Recopilación y análisis de la información: se presenta la información secundaria recopilada y el análisis de la misma.
5. Procesamiento de la información: se presenta la información procesada en función de la técnica de minería de datos (Redes Neuronales Artificiales).

6. Conclusiones: se presentan las conclusiones en base al análisis de los capítulos 4 y 5.
7. Recomendaciones: se presentan algunas recomendaciones a partir del análisis de la información del presente documento.
8. Bibliografía: se presenta la bibliografía utilizada como referente para el desarrollo del presente documento.

1. OBJETIVOS

A continuación se presentan los objetivos general y específicos del proyecto.

1.1. Objetivo General.

Predecir el comportamiento de la DBO_5 , DQO, SST, N_{TOTAL} y P_{TOTAL} de una planta piloto mediante la técnica computacional de minería de datos y su cumplimiento con la normatividad vigente.

1.2. Objetivos Específicos.

- Evaluar los resultados de la caracterización de los parámetros de DBO_5 , DQO, N_{total} , P_{total} y SST en función de la normatividad vigente.
- Analizar e interpretar los resultados obtenidos mediante la técnica computacional de minería de datos, de los parámetros DBO_5 , DQO, SST, N y P de la planta piloto.
- Evaluar el comportamiento de los datos y predecir cómo se comportan estos, y así poder realizar toma de decisiones que contribuya al buen funcionamiento del sistema piloto de tratamiento.

2. MARCO TEORICO

A continuación se presenta la información base para poder realizar una mejor comprensión del presente documento.

En la selección de las plantas de tratamiento de aguas residuales domésticas, se ha tenido en cuenta elementos técnicos como las concentraciones de DBO₅, SST, N total y P total, para producir un efluente de calidad y cumplir normatividad vigente; lo anterior se considera para la toma de decisiones técnicas, con el propósito de generar un efluente en los sistemas de tratamiento de excelente calidad y a su vez un excelente funcionamiento del sistema de tratamiento.

2.1. *Minería de datos.*

La minería de datos (data mining) o descubrimiento de conocimiento en bases de datos, consiste en extraer información a partir de los datos, darles un sentido y extraer conclusiones útiles de ellos, mediante la descripción de patrones en grandes conjuntos de datos proporcionados, para encontrar modelos inteligibles a partir de ellos (Benitez, 2013).

Las aplicaciones de estas técnicas por lo general se dan en modelado de superficies y la calidad del agua, la estimación de la calidad del agua a través de imágenes satelitales, la predicción de terremotos, la predicción de los niveles en una cuenca (Harvey, 2015), reconocimiento de patrones de calidad del agua y el uso sostenible del agua, la identificación de modelos de funcionamiento del ecosistema, mejora de la gestión y el control de las plantas de tratamiento de aguas residuales, la planificación urbana (Ay, 2014).

En muchas ocasiones, los sistemas de inteligencia artificial constan de dos fases, una primera fase de aprendizaje y una segunda de predicción. En la fase de aprendizaje se aporta un conjunto de datos representativo de aquellas situaciones que se desea analizar, de forma que el sistema de inteligencia artificial aprende de características fundamentales de los datos y es capaz de generalizar su estructura. Dicha generalización no es más que la construcción de un modelo de los datos que permita realizar una predicción acertada a partir de nuevas observaciones (Benitez, 2013).

La inteligencia artificial o ingeniería emergente, establece que a través de la practica se pueden establecer modelos computacionales, intentando formalizar el conocimiento y considerando una realización practica de una abstracción del fenómeno estudiado, mediante un paradigma denominado agente, el cual percibe y actúa, en el entorno a desarrollarse basado en un conocimiento, con la toma de decisiones más conveniente. Así, las principales aplicaciones de la inteligencia artificial en la ingeniería, es en la optimización de procesos y producción, logística, diagnostico de fallos, tomas de decisiones y planificación (Gomez Cruz, 2011).

Dentro de las herramientas preferidas de la minería de datos para varias aplicaciones como es la predictiva; se encuentran las Redes Neuronales Artificiales (R.N.A).

2.2. Redes Neuronales Artificiales (R.N.A.)

Las Redes Neuronales Artificiales, (R.N.A.) están inspiradas en las redes neuronales biológicas. Están constituidas por elementos que se comportan en forma similar a las neuronas biológicas en sus funciones más comunes. Estos elementos están organizados de una forma parecida a la que presenta las neuronas biológicas. Las R.N.A. presentan una serie de características propias del cerebro. Por ejemplo las R.N.A. aprenden de la experiencia, generalizan de ejemplos previos a ejemplos nuevos y abstraen las características principales de una serie de datos (Rodríguez M., 2017).

- *Aprender*: adquirir el conocimiento de una cosa por medio del estudio, ejercicio o experiencia. Las R.N.A. pueden cambiar su comportamiento en función del entorno. Se les muestra un conjunto de entradas y ellas mismas se ajustan para producir unas salidas consistentes.
- *Generalizar*: extender o ampliar una cosa. Las R.N.A. generalizan automáticamente debido a su propia estructura y naturaleza. Estas redes pueden ofrecer dentro de un margen, respuestas correctas a entradas que presentan pequeñas variaciones.
- *Abstraer*: aislar mentalmente o considerar por separado las cualidades de un objeto. Algunas R.N.A. son capaces de abstraer la esencia de un conjunto de entradas que aparentemente no presentan aspectos comunes o relativos.

En general una red neuronal consiste en el establecimiento de un conjunto de unidades de proceso (nodos o neuronas) agrupadas en varias capas e interconectadas entre sí. Las neuronas de entrada reciben los datos de partida, sin

llevar a cabo ninguna operación matemática, solamente transfieren los valores a la siguiente capa. Cada neurona de las capas intermedias realiza la suma de los valores ponderados sobre los datos que recibe como entrada y calcula una respuesta con su propia función de transferencia. Esta respuesta es transmitida a cada una de las neuronas de la siguiente capa, que vuelve a efectuar la misma operación hasta alcanzar a las neuronas de la capa de salida (Bhagat, 1990).

2.3. *Red Neuronal Modelo NAR (Nonlinear autoregressive)*

Este es un modelo neuronal autorregresivo no lineal, basado en una única serie de datos que funciona como input y output. Este modelo predice los valores de la serie utilizando únicamente las observaciones pasadas de dicha serie a pronosticar, este modelo se considera una de las mejores para analizar y predecir información de series de tiempo, así; una vez teniendo la serie a utilizar se define el número de capas ocultas y la función de entrenamiento, este tipo de red es por lo general de dos capas, una oculta y una de salida, la función que usualmente se utiliza para medir el error es la suma de los errores al cuadrado (Ortiz de Dios, 2012), la función de transferencia de las neuronas ofrece varias alternativas (tangentes hiperbólicas, sigmoides, etc.), en general no se ha demostrado que alguna sea superior a otra, aunque factores como la simetría de los datos han mostrado una gran influencia en la utilización de estos algoritmos; (Alvarez , 2015), así; la función de transferencia de ese tipo de redes utilizada en la capa oculta de este tipo sigmoidal, pues al ser un modelo no lineal, este debe ser estrictamente monótona, acotada y diferenciable, requisitos que cubre la función sigmoidal y representado por la siguiente función (Ortiz de Dios, 2012):

$$F(I) = \frac{1}{1 + e^{-I}} \quad \text{Ec. 1.}$$

Donde:

I = Entrada total para una neurona (la suma ponderada de las salidas de la capa anterior)

La ecuación 1 se ha seleccionado, en base a que, la respuesta de cada neurona de la red (incluida la salida), se encontrara entonces en un intervalo (0,1), lo que es coherente con la normalización de los datos experimentales de los que se hace uso en este documento.

Los elementos manipulables para la modelación son principalmente la definición de los rezagos y de neurona ocultas. Se podrían definir los pesos de conexión entre las neuronas, pero; al depender de la interconexión entre ellas, esto se puede volver muy complejos y dada la capacidad de aprendizaje de las redes, es mejor dejar que los pesos de conexión se calculen por sí mismo (Ortiz de Dios, 2012).

Dentro del proceso de la construcción de una red debe dividirse la información de entrada y salida en base al número de observaciones, para determinar que porción de la misma se utiliza para entrenar, validar y probar la red. Por defecto; el modulo deja fijo el 70% de la información para entrenamiento y el 30% restante puede uno definir cómo se va a repartir entre validación y comprobación. (Ortiz de Dios, 2012).

2.4. Error Del Modelo y naturaleza de los datos

La elección del error del modelo es bastante importante, para el modelamiento de fenómenos naturales uno de los modelos típicos es la raíz error medio cuadrático, modelo típicamente utilizado en problemas de regresiones, sin embargo este no

garantiza un óptimo funcionamiento del modelo en situaciones críticas, tales como la predicción hidrológica o comportamientos de calidad del agua en el tiempo, es decir, en el momento de un pronóstico extendido no podría ser el adecuado; la técnica de aprendizaje predictivo es un enfoque estadístico no lineal, así se espera no solo que esta técnica proporcione una predicción mínima del error de un único punto; sino también una estimación de las incertidumbres en los pesos y salidas (predicciones del modelo); debido a la naturaleza no lineal del aprendizaje predictivo, la estimación de las incertidumbres son más complicadas, sin embargo durante la última década se ha hecho un progreso en el aprendizaje predictivo con una sola salida (Rodríguez M., 2017).

2.5. *Series de tiempo*

El manejo, procesado e interpretación de datos digitales, particularmente en formas de series de tiempo, reviste cada vez mayor importancia dados los avances en materia de computación e instrumentación digital, así; cualquier avance en el conocimiento científico, aun el más teórico está basado directa o indirectamente, en observaciones que de alguna manera dan información respecto al objeto de estudio, estas observaciones se expresan en descripciones, a menudo numéricas o representables numéricamente, que, al ser dadas son los datos que deben ser interpretados para basar en ellos conclusiones. (Nava, 2013).

Si los datos estuvieran perfectamente “limpios”, esto es sin contaminación de otros procesos que influyan en las observaciones, y presentados de manera óptima para el análisis, podríamos analizar estos sin ningún tipo de modificación; desafortunadamente los datos siempre están, en mayor o menor grado,

contaminados (afectados por parámetros externos), además debido a las diferentes formas individuales de pensar o por las particularidades propias de los datos, el análisis de estos puede facilitarse si se cambia su presentación, o si se destaca alguna de sus características. Las modificaciones de los datos para eliminar lo no pertinente y enfatizar o cambiar la presentación de lo que si lo es, es lo que se denomina procesamiento o procesado de datos (Nava, 2013).

2.6. Heterogeneidad y complejidad de los datos

Los datos que caracterizan los fenómenos naturales a menudo se originan a partir de diferentes fuentes heterogéneas, los cuales van desde registros históricos en papel, hasta el proceso de automatización de los sensores de medición de las variables ambientales. Por lo general estos datos recopilados cubren largos periodos de tiempo (a menudo con brechas), pero por lo general se toman en campañas cortas de medición. Otro problema es que en los periodos en los que un grupo de variables se mide (niveles de agua o flujos) no necesariamente coinciden con los periodos de otras medidas (temperatura o presión atmosférica), todo esto lleva al problemas de la construcción de conjuntos de datos de entrenamiento representativo sobre los cuales se pueda estimar un modelo predictivo significativo. En tales situaciones, los métodos más eficaces para poder reducir la dimensión del problema de la heterogeneidad de los datos es el descubrimiento de conocimiento aplicado con la minería de datos (data mining) (Rodriguez M., 2017).

2.7. Incertidumbre del modelo

La técnica de aprendizaje predictivo es un enfoque estadístico no lineal, como cualquier enfoque estadístico; se espera que esta técnica de aprendizaje proporcione no solo una minimización del error si no una predicción de un único punto, además de una estimación de las incertidumbres en los pesos y salidas (predicciones); debido a la naturaleza no lineal del modelo la estimación de la incertidumbre es más complicada que las herramientas estadísticas lineales. Sin embargo en la última década se ha hecho un progreso en el caso del aprendizaje predictivo con una sola salida y con múltiples salidas (Cherkassky, 2006).

Independientemente de la generalización del rendimiento o interpretación de un modelo predictivo, desde el punto de vista de la toma de decisiones; el valor de una predicción depende de la disponibilidad de información adicional con respecto a la fiabilidad de la predicción. En ciencias ambientales, tales riesgos asociados a las decisiones basadas en las predicciones del modelo son especialmente grandes; por lo tanto, es de suma importancia utilizar las técnicas apropiadas para la estimación de las incertidumbres asociadas con las predicciones proporcionadas por los modelos basados en datos (Rodríguez M., 2017).

2.8. Complejidad del mecanismo en los fenómenos ambientales

Gilbert 2018, proporciona una visión en el campo de las ciencias ambientales de los datos; describe el proceso de la ciencia de los datos, y el papel de la minería de datos como método; el cual se identifica como uno de los más críticos para transformar los datos en valores añadidos y nuevos conocimientos. La minería de

datos describe la búsqueda de patrones o asociaciones ocultas en los datos para ayudar a la comprensión de los sistemas y/o procesos. Estos patrones pueden ayudar, por ejemplo a determinar la relación entre variables o predecir resultados futuros. La minería de datos incluye análisis de conglomerados, métodos factoriales, arboles de decisión, modelado estadístico, el pronóstico de series de tiempo, redes bayesianas, entre otros. Ha habido un creciente interés en la aplicación de la minería de datos en los problemas ambientales en los últimos años, sin embargo las ciencias ambientales aún no se han dado cuenta de su potencial (Gilbert, Izquierdo, Sanchez Marre, & Holmes, 2018).

2.9. Retos de los datos ambientales

Uno de los principales retos es la falta de orientación en la elección del método de análisis adecuado para un problema dado. De hecho, la selección de los métodos apropiados para un proceso eficaz es difícil, así, se ha tratado de dar un paso adelante en esta dirección, proporcionando una metodología innovadora para ayudar a los no expertos en las ciencias de los datos, identificando la minería de datos como el método adecuado para analizar de manera propicia un determinado tipo de datos ambientales. Se ha observado como un mismo conjunto de datos pueden proporcionar diferentes conclusiones cuando son analizados por dos científicos de manera independiente sin un conjunto de directrices en común para llevar a cabo el análisis de una manera adecuada, así; la minería de datos contribuye a generar una mejor extracción de información valiosa de los datos para poder apoyar la toma de decisiones (Gibert, Sanchez, & Codina, 2010).

3. MARCO LEGAL

En Colombia, el Ministerio de Ambiente y Desarrollo Sostenible, expidió la resolución 0631 de 2015, el cual establece los parámetros y los valores límites máximos permisibles en los vertimientos puntuales a cuerpos de aguas superficiales y a los sistemas de alcantarillado público; así mismo se realizó la búsqueda de normatividad internacional que estableciera estos mismos parámetros, en especial aquellos para los que la norma no establece ninguna concentración para su vertimiento como es el caso del N total y P total; en la tabla No 1 se presentan las concentraciones que establece la normatividad de algunos países para los parámetros Ntotal, Ptotal, bajo las cuales se realizara el análisis de cumplimiento para dichos parámetros:

Tabla 3.1 Comparación de la concentración de las diferentes normas internacionales para los parámetros a evaluar

PARAMETRO	UNIDAD	REAL DECRETO 509/96	DIRECTIVA 91/271/CEE	DECRETO 90/2001
Nitrógeno total N. total	mg/L	15	15	50
Fósforo total P. total	mg/L	2	2	10

Fuente: Datos obtenidos de la revisión bibliográfica (elaboración propia).

Tomando como referencia la tabla No 1, se establece la resolución 0631 de 2015 como Norma Colombiana para los parámetros de DBO₅, DQO y SST, con al que se comparara dichos parámetros; para los parámetros de Ntotal y Ptotal, la resolución 0631 de 2015 no presenta valores de concentración, en este caso; se toma como referencia la normatividad más exigente de las establecidas en la tabla No 1, dado esto se toma como referencia el Real Decreto 509/96.

4. RECOPIACION Y ANALISIS DE LA INFORMACION SECUNDARIA

En este capítulo se presenta la información secundaria recopilada y el análisis de los datos cuantitativos obtenidos.

La información recopilada presente en este capítulo, surge del proyecto de investigación titulado “DISEÑO Y EVALUACION DE UN SEDIMENTADOR SEDHELCON Y REACTOR BIOLOGICO AEROBIO FLOCAIRRFPP EN PLANTA PILOTO PARA EL TRATAMIENTO DE AGUAS RESIDUALES DE LA QUEBRADA MI PADRE JESUS EN LA SEDE VIVERO DE LA UNIVERSIDAD DISTRITAL FRANCISCO JOSE DE CALDAS”, proyecto institucionalizado por el Centro de Investigaciones y Desarrollo Científico en septiembre del 2008 y desarrollado por el semillero de investigación OBATALÁ, durante el periodo 2010-2011.

Durante este periodo de desarrollo, se realizaron 147 muestreos puntuales a la planta piloto, estos muestreos se realizaron para los parámetros de DBO_5 , DQO, SST, N_{total} y P_{total} ; dichas muestras fueron analizadas por el laboratorio ANTEK, el cual para el momento presentaba acreditación para dichas pruebas.

4.1. Comportamiento de la DBO_5 y DQO

El tratamiento biológico de las aguas residuales, tiene como objetivo degradar o absorber la materia disuelta, coloidal o sedimentable en flóculos biológicos o biopelículas, y los compuestos solubles que incluyen la materia orgánica biodegradable o no biodegradable; y nutrientes, incluyendo los macronutrientes nitrógeno y fósforo. (Henze, 2017).

La materia orgánica es el principal componente en las aguas residuales. Tradicionalmente la materia orgánica ha sido medida como DBO o DQO, la determinación de la DQO es rápida, mientras que la determinación de la DBO es lenta y compleja debido al método (Henze, 2017).

Los ensayos de DQO miden, mediante la oxidación química con dicromato, la mayor parte de materia orgánica presente; la determinación de la DQO es necesaria para poder realizar los balances de masa en el tratamiento de aguas residuales; por otro lado el ensayo de DBO mide el oxígeno consumido o utilizado por los microorganismos para la oxidación de la materia orgánica. La determinación de la DBO tiene su origen en el control de efluentes y esta es la razón de que su uso sea tan extendido; el ensayo estándar dura 5 días. (Henze, 2017).

Una de las características de los sistemas biológicos de tratamiento es el crecimiento celular, este crecimiento se caracteriza por cuatro fases durante las cuales el sustrato y la concentración de biomasa se modifican, las cuatro fases son (Comeau, 2017):

- Fase de retardo (aclimatación): durante la cual hay poco aumento de la biomasa y poco consumo de sustrato, debido a que las células se están adaptando al medio.
- Fase de crecimiento exponencial: durante el cual la biomasa crece a su tasa máxima, consumiendo la mayor parte del sustrato disponible.
- Fase estacionaria: en esta fase se dispone de poco sustrato externo, y la concentración de biomasa se mantiene relativamente constante.

- Fase de decaimiento: se asocia con la descomposición de la biomasa, debido al consumo de carbono interno y las reservas de energía para sus necesidades de mantenimiento, y debido a la depredación y la lisis.

Las anteriores fases se pueden observar de una manera más clara en la figura 4.1

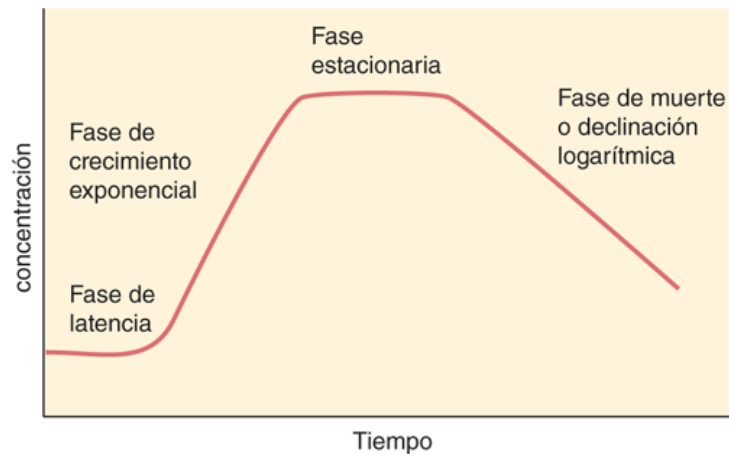


Figura 4.1. Crecimiento de biomasa en función del tiempo Fuente: Comeau 2017

En las figura 4.2 y 4.3 se presenta el comportamiento del sistema de tratamiento piloto durante los 147 días de muestreo para los parámetros de DBO_5 y DQO ; en estas se pueden identificar 4 etapas en su comportamiento para lo cual se segmentó las gráficas para poder identificarlas, se puede observar un periodo o etapa de aclimatación (primeros 40 días) etapa típica de un sistema de tratamiento; y en la cual los microorganismos están en una etapa de adaptación al ambiente, esta etapa también se caracteriza por el proceso de reproducción de los microorganismos, por lo cual el número de microorganismos en principio será inferior al sustrato presente; la biomasa se ve representada por las diferentes fluctuaciones de esta primera etapa.

Un segundo periodo se puede establecer desde el día 40 al día 60, esta etapa es más corta; en la cual el tiempo de generación de los microorganismos es mínima y constante, el proceso de conversión del sustrato es máximo, por lo cual los microorganismos crean reservas alimenticias; es así como la concentración de DBO_5 tiende a disminuir; esta disminución se puede asociar al aumento del consorcio microbiano, el cual consume la materia orgánica presente y la cual utiliza como fuente de energía; así; a medida que aumenta el consorcio microbiano, sea por disminución del sustrato o de algún elemento nutricional de carácter esencial; se presenta la terminación de esta etapa dando inicio a una tercera fase; esta se puede distinguir desde el día 60 al 100, en esta etapa la densidad del consorcio microbiano y la disponibilidad de sustrato son por lo general iguales; así mismo la disponibilidad de nutrientes en esta etapa es baja; y una cuarta etapa, en la cual se presenta una tendencia a aumentar la concentración de la DBO_5 y DQO ; debido a la eficiente capacidad de floculación de la masa orgánica en el lodo activado, todo el material sólido, sea biodegradable o no; se convierte en sólidos sedimentables, una pequeña cantidad en sólidos suspendidos o coloidales se produce en un reactor de lodos activados, pero cuando esto sucede, estos sólidos no pueden ser retenidos en el sistema y escapan a un posterior tratamiento (sedimentador secundario), esto se puede relacionar con el hecho de que el reactor biológico presenta un proceso de recirculación desde el sedimentador secundario; por lo cual este lodo es rico en materia orgánica biodegradable, el cual se incorpora al sistema como fuente de carbono para el consorcio microbiano existente.

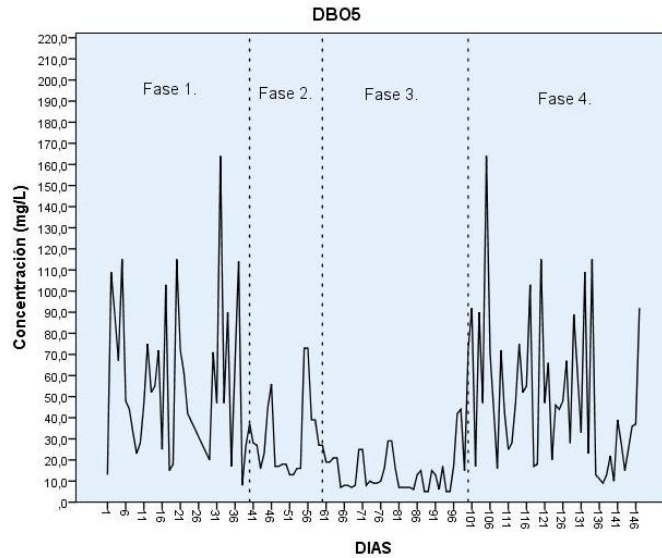


Figura 4.2 Distribución de la DBO5 durante el periodo de operacion.

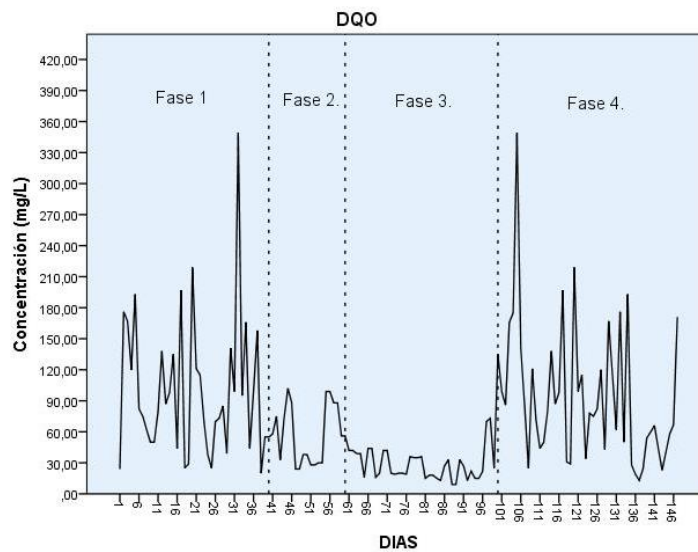


Figura 4.3 Distribución de la DQO durante el periodo de operacion

Para poder determinar si el sistema de tratamiento piloto cumple con lo establecido por la normatividad actual, se realiza la comparación de los datos de la figura 4.2 y 4.3 con lo establecido en la resolución 0631 de 2015.

Las figuras 4.4 y 4.5 presentan el comparativo en función de la normatividad (línea roja), para el parámetro de DBO₅; se observa que son pocos los datos atípicos que

se encuentran por fuera de este rango, de los 147 datos tomados durante la operación del sistema; tan solo 12 de estos presentaron un carácter atípico en su comportamiento, lo cual se puede establecer como un 8,16% del total de datos; es decir, el 91,84% del total de los datos presentaron cumplimiento de la normatividad; para el parámetro DQO; se observa que de los 147 datos determinado 8 sobrepasan lo establecido en la normatividad, lo que equivale al 5,44% del total de los datos, el restante 94,56% presentaron concentraciones por debajo de lo establecido por la normatividad presentándose el mayor cumplimiento en la fase 2 y en el estado estable del sistema de tratamiento; fase 3.

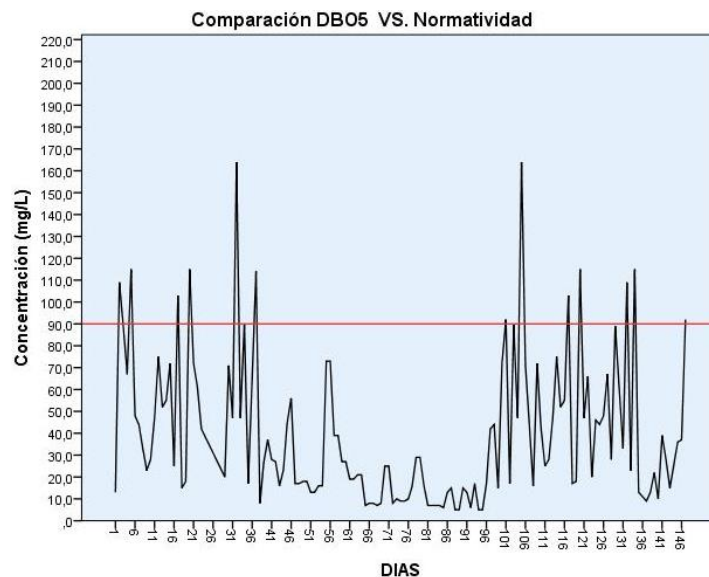


Figura 4.4 Comparacion de la DB05 vs. Resolucion 0631 de 2015

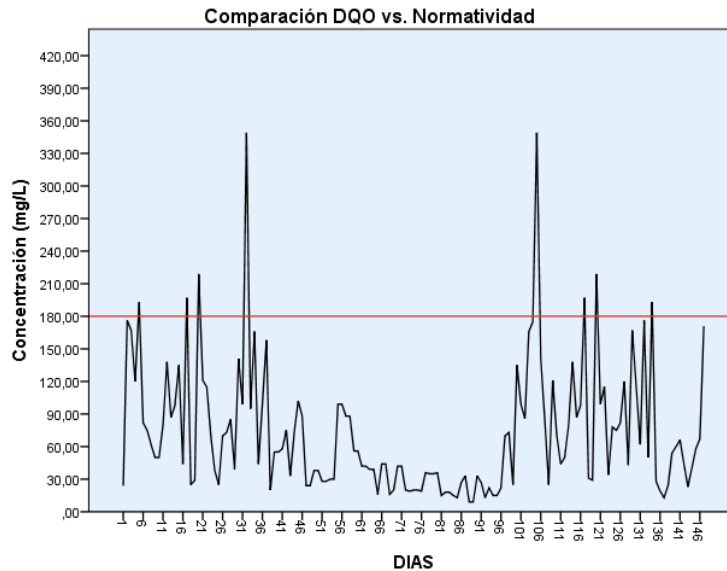


Figura 4.5 Comparación de la DQO vs. Resolución 0631 de 2015

4.2. Comportamiento de SST.

Además de la energía, los microorganismos necesitan fuentes de compuestos de carbono e inorgánicos para sintetizar los componentes celulares. Las bacterias que se encuentran en las plantas de tratamiento de aguas residuales se componen típicamente de agua 75-80% y, por lo tanto, de 20-25% de materia seca (Henze, 2017).

En la figura 4.6 al igual que para los parámetros de DBO_5 y DQO, en el comportamiento de los SST, se presentan 4 fases; como ya se mencionó en el apartado 4,1; esta primera fase corresponde a una etapa de aclimatación al nuevo ambiente de los microorganismos; por lo cual hay un exceso de biomasa, periodo en el que los microorganismos comienzan su etapa de reproducción; una segunda fase, asociada al resultado de la disminución de la biomasa; dado el consumo que realizan los microorganismos en la primera etapa; una tercera fase; en la que al igual que la DBO_5 y DQO se presenta una estabilización o fase estacionaria; en la

cual se evidencia que se alcanza las concentraciones mínimas de SST por efecto del mismo consumo que vienen presentando los microorganismos; la última fase presenta una tendencia a aumentar, para esta hay que tener en cuenta que el reactor biológico presentó un sistema de recirculación del lodo sedimentado proveniente del sedimentador secundario; para lo cual el lodo recirculado genera un aumento en el lodo presente dentro del reactor, manifestándose en el aumento de los SST. Cabe aclarar; que durante el proceso de operación del sistema de tratamiento; se presentó de manera esporádica un fenómeno de lodo voluminoso filamentoso (*filamentous bulking sludge*), o el incremento volumétrico del lodo, este es un término que describe el crecimiento excesivo de bacterias filamentosas, un problema común dentro de los procesos de lodos activados; cuando se presenta este fenómeno; los flóculos del lodo se abulta y vuelven voluminosos y porosos; la capacidad de sedimentación disminuye y el lodo no se sedimenta de manera eficiente (Comeau, 2017), esto se puede evidenciar en los valores máximos que se presentaron en las fases 1 y 4 de la figura 4.6; para poder corregir el problema de las bacterias filamentosas; se debe de mantener una relación adecuada de nutrientes dentro del reactor; por lo tanto una remoción orgánica adecuada es apropiada manteniendo la relación DBO/N/P de 100/5/1; esto para poder asegurar la existencia de nutrientes en cantidad conveniente; la falta o deficiencia de dichos nutrientes se puede suplir mediante amoníaco anhidro, sales de amonio como el sulfato de amonio, al igual que con urea para nitrógeno.

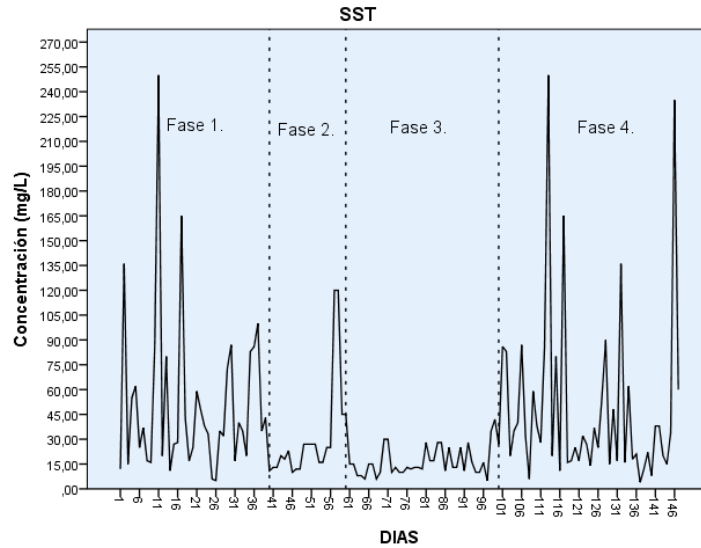


Figura 4.6 Distribucion SST durante el periodo de operación.

Se realizó el análisis del comportamiento del parámetro de SST en función de la resolución 0631 de 2015, la figura 4.7 representa dicha comparación de este parámetro, se observa que el número de datos que se encuentran por fuera de lo establecido por la legislación se presentaron en las fases 1 y 4 de operación del sistema, etapas correspondientes a los momentos de arranque del sistema de tratamiento y a los momentos de presencia de bacterias filamentosas tal como se mencionó anteriormente; un total de 10 datos sobrepasan la normatividad, esto para un 6,8% como porcentaje de no cumplimiento, es decir el restante 93,2% de los datos del parámetro de SST cumple lo establecido por la normatividad colombiana; cumplimiento que se evidencio en mayor proporción en la fase 2 y en la fase de estabilización del sistema (fase 3).

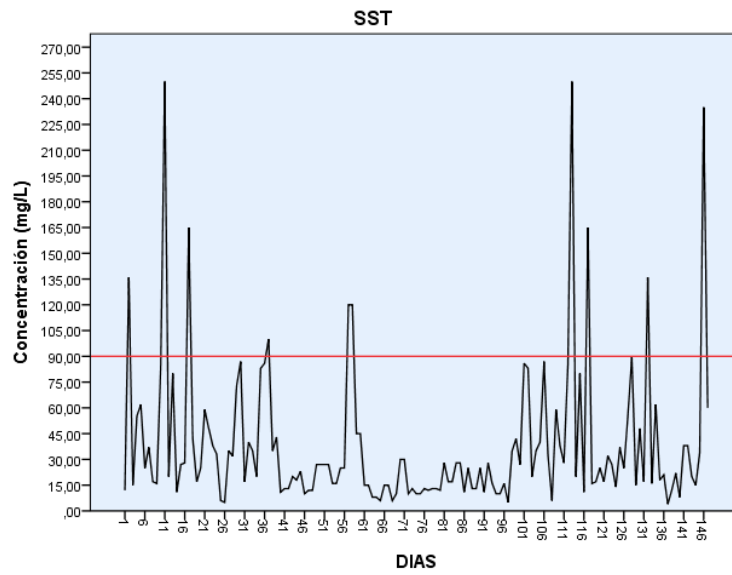


Figura 4.7 Comparacion de SST vs. Resolución 0631 de 2015

4.3. Nutrientes del sistema: Nitrógeno

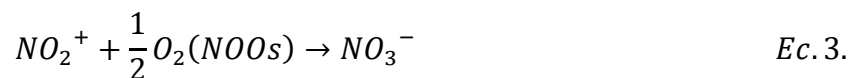
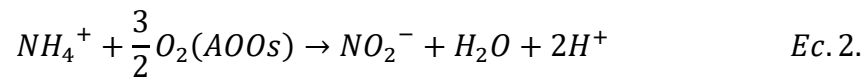
El nitrógeno es un elemento importante en las aguas residuales debido a que es necesario para el crecimiento de los microorganismos. Si el agua residual no contiene suficiente nitrógeno pueden ocurrir problemas por deficiencia de nutrientes durante el tratamiento secundario. Pero también el nitrógeno es un contribuyente especial para el agotamiento del oxígeno y la eutrofización de las aguas cuando se encuentra en elevadas concentraciones (Cardenas Calvachi, 2013).

El nitrógeno orgánico contenido en el efluente tiene que ser transformado en nitrógeno amoniacal antes de poder ser eliminado biológicamente; igualmente, la eliminación de amoniaco requiere su transformación en nitritos y nitratos en condiciones anóxicas, mediante el proceso de nitrificación (Knobelsdorf Miranda, 2015); el termino nitrificación describe el proceso biológico mediante el cual el amonio libre (NH_3) y salino (NH_4^+) se oxidan a nitrito y subsecuentemente a nitrato

(Ekama, 2017). De manera general, se considera que la nitrificación ocurre a través de dos pasos secuenciales de oxidación:

1. De amonio a nitrito debido a la actividad de los organismos oxidantes de amonio (*Ammonia Oxidizing Organisms*, AOOs).
2. De nitrito a nitrato a través de la actividad de los organismos oxidantes del nitrito (*Nitrite Oxidizing Organisms*, NOOs).

Los organismos nitrificantes utilizan amonio y nitrito principalmente para la generación de energía, pero una parte del amonio también se utiliza anaerobiamente para la síntesis de nuevas células; sin embargo, la cantidad de amonio que se utiliza para la síntesis de células corresponde a una fracción prácticamente despreciable (1% como máximo) del total de amonio convertido a nitrato por los organismos nitrificantes; así, consecuentemente; en los modelos en estado estacionario usualmente tienden a ignorarse los requerimientos de nitrógeno y de los organismos nitrificantes y simplemente se consideran como catalizadores biológicos del proceso de nitrificación; las ecuaciones estequiometrias básicas que involucran el proceso de nitrificación son (Ekama, 2017):



Monod estableció que:

1. La masa generada de organismos es una fracción constante de la masa de sustrato utilizado (amonio en este caso).
2. La tasa específica de crecimiento (la tasa de crecimiento por unidad de masa de los organismos por unidad de tiempo) está relacionada con la concentración de sustrato a la cual están expuestos los organismos.

La figura 4.8 presenta el comportamiento del N. total durante el periodo de operación del sistema de tratamiento, en este se pueden identificar las 4 fases que se han mencionado en los ítems 4.1 y 4.2, así mismo y haciendo referencia al segundo postulado de Monod, en el que se explica que el crecimiento de los microorganismos se encuentra en función de la concentración de sustrato, el cual se puede asociar a la concentración medida como DBO_5 y/o DQO; se observa en la primera fase un periodo de aclimatación; en el cual los microorganismos presentes están asimilando este nutriente y están consumiéndolo para poder metabolizar la materia orgánica presente, una segunda fase donde se presenta al inicio de esta una disminución de nitrógeno; el cual se puede asociar también a la disminución de materia orgánica en dicha fase medida como DBO_5 y DQO; al final de esta fase se presenta una tendencia a aumentar la concentración de nitrógeno; la cual se puede asociar a un exceso de nutriente en este instante; en la tercera fase, se presenta una disminución en la concentración del nitrógeno; etapa en la cual el consorcio microbiano a consumido dicho nutriente y en el cual la materia orgánica también ha disminuido su concentración por proceso de asimilación de la materia orgánica por parte de los microorganismos; y una cuarta fase; donde se presenta una tendencia

a aumentar la concentración de nitrógeno; esto se puede relacionar con el proceso de recirculación de lodo, puesto que al retornar al reactor; se incrementa el contenido de nitrógeno en el sistema de tratamiento.

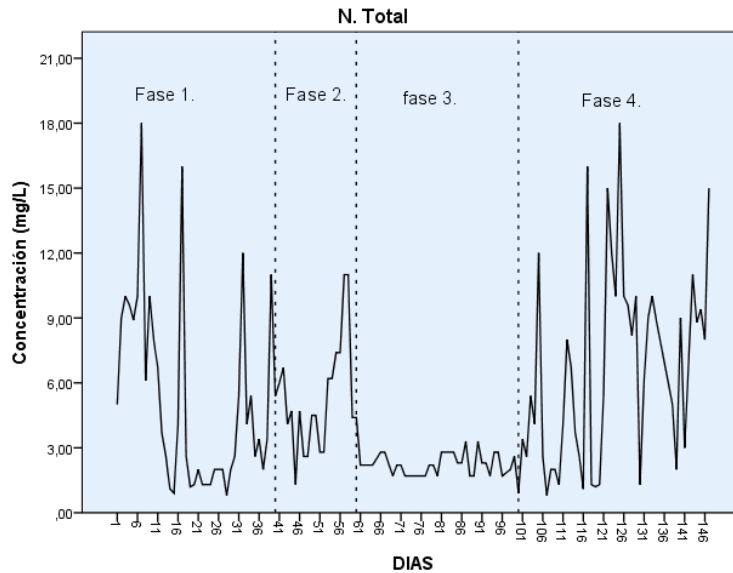


Figura 4.8 Distribucion N. total durante el periodo de operación

La resolución 0631 de 2015 no establece una concentración definida para este parámetro, así para el análisis del parámetro de N total, tal como se mencionó en el marco legal, y en la tabla 1, se toma como referente el real decreto 509/96 de España, por ser el más exigente de los consultados en la literatura.

La figura 4.9 presenta el comportamiento de los datos del parámetro N. total obtenidos durante el periodo de operación del sistema de tratamiento, en función de la normatividad internacional, el cual para este caso es el real decreto 509/96 de España, se puede observar que tan solo 4 datos de los 147 determinados durante el periodo de operación se encuentran por fuera de la establecido por dicha decreto, es decir solo el 2,72% de los datos no cumplen; y el 97,28% de los datos cumple lo establecido por dicho decreto.

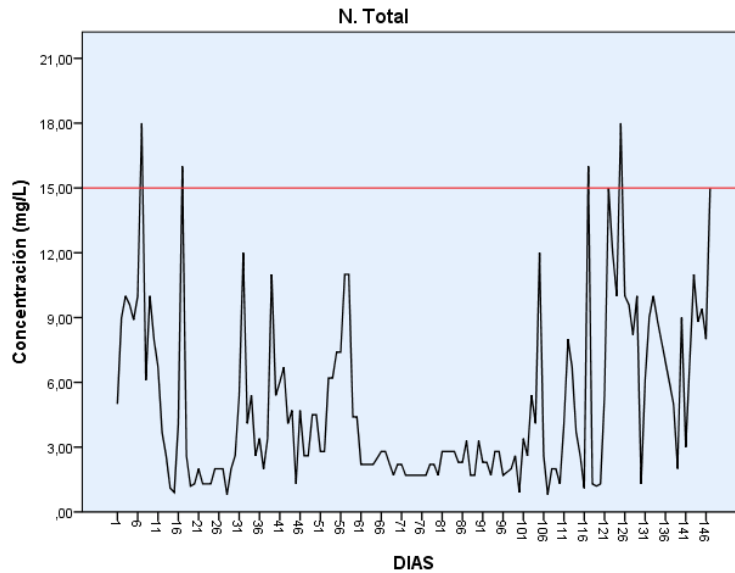


Figura 4.9 Comparación de N. total con el Real Decreto 509/96 España

4.4. Nutrientes del sistema: Fósforo.

El fósforo es el elemento clave a remover en las aguas residuales con el fin de limitar el crecimiento de plantas acuáticas y algas, controlando así la eutrofización. La cantidad de fósforo incorporado a la masa de lodos es incrementada gracias a un sistema diseñado como tal o con modificaciones operacionales que lo estimulan, propiciando el crecimiento no solo de organismos heterótrofos “ordinarios” presentes en los lodos activados, sino de organismos que pueden asimilar cantidades elevadas de P y almacenarlos internamente en largas cadenas llamadas polifosfatos (poliP). Genéricamente estos últimos organismos son llamados organismos acumuladores de fósforo (PAOs), en ocasiones también llamados acumuladores de polifosfatos (Wentzel, 2017).

En sistemas de remoción biológica de P tanto los PAOs como los organismos heterótrofos (OHOs, los cuales no remueven P en exceso) coexisten, entre mayor sea la concentración de PAOs que puedan ser estimulados para crecer en el

sistemas, mayor será el porcentaje de fósforo contenido en los lodos activados y en consecuencia mayor será el P que puede ser removido del afluente; por lo tanto el reto en el diseño es incrementar la cantidad de PAOs en comparación con los OHOs presentes en el lodo activado, dado que esto incrementaría la capacidad de acumulación de P y por lo tanto la eficiencia de la remoción de fósforo; es así que la proporción de los dos grupos de organismos depende en gran medida de la fracción de DQO biodegradable del agua residual afluente que cada organismo asimila; entre más elevada sea la proporción de DQO biodegradable en el afluente que los PAOs obtienen, mayor será el contenido de P en los lodos activados y también mayor será la eficiencia del sistema de tratamiento; así, para remover P en sistemas de lodos activados el crecimiento de organismos PAOs debe ser estimulado; bajo esta condición, existen dos condiciones esenciales para lograr esto (Wentzel, 2017):

1. Una secuencia de reactores/condiciones anaerobias y después aerobias (o anóxico).
2. La adición o formación de AGVs (ácidos grasos volátiles) en el reactor anaerobio.

La figura 4.10 muestra el comportamiento del fósforo total durante el periodo de operación del sistema de tratamiento, se pueden observar las 4 fases que ya se han manifestado en apartados anteriores; en la primera fase de arranque del sistema de tratamiento y aclimatación de los microorganismos; por lo cual el consorcio microbiano está asimilando este nutriente y están consumiéndolo para poder metabolizar la materia orgánica presente, en las fases 1 y 4 se presentaron una

serie de valores máximos; los cuales se pudieron haber presenta debido a un exceso de nitratos; los aportes de nitratos a la fase anóxica del reactor realizada por el proceso de recirculación de lodo pudo afectar negativamente el proceso de liberación de fósforo, cuando la concentración de nitratos recirculados al área anóxica es alta; la liberación de fósforo disminuye, lo que afecta la asimilación de dicho nutriente en la fase aerobia; esto también se puede observar en la fase dos del sistema, etapa en la cual se presenta una tendencia a aumentar la concentración de fósforo; así mismo la eliminación de fósforo aumenta cuando el incremento de la eliminación de DQO aumenta;(ver grafica 4.3 y 4.10 fase 3); esto manifestándose en la metabolización del P por parte de los microorganismos asimiladores de fósforo (PAOs).

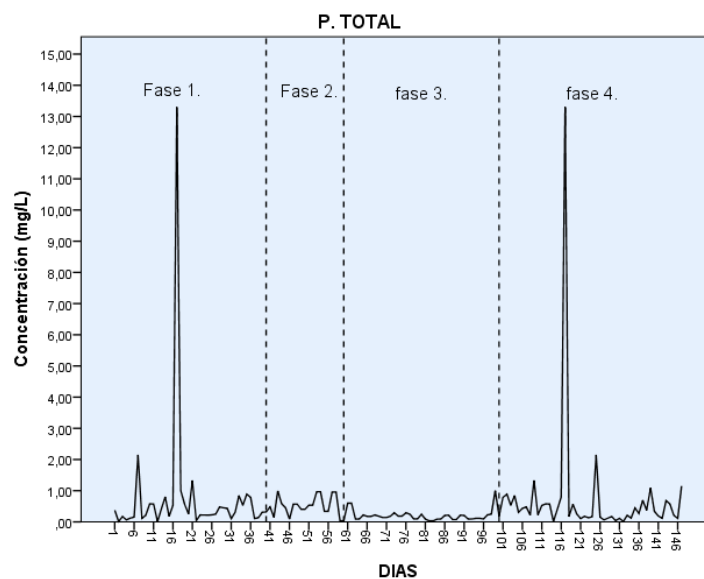


Figura 4.10 Distribución de P. Total durante el periodo de operación.

Para el análisis del parámetro de P total, tal como se mencionó para el parámetro de N. total se tomó como base lo establecido en el marco legal, y en la tabla 1,

tomando como referente el real decreto 509/96 de España, por ser el más exigente de los consultados en la literatura.

En la figura 4.11 se presenta el comportamiento del parámetro P. total durante todo el periodo de operación del sistema, se observa que al realizar la comparación de dicho comportamiento con lo establecido en la normatividad internacional; 4 de los 147 datos tomados durante la operación del sistema no cumplen dicha normatividad internacional (ver tabla 3.1, real decreto 509 /96) es decir el 2,72% de los datos están por fuera de lo establecido en el real decreto, este porcentaje se presenta en lo correspondiente a la fase de arranque del sistema y a la fase 4 del comportamiento del sistema; mientras que el 97,28% de los datos se encuentran dentro de lo establecido por dicho decreto, dado en las fase 2 del sistema y en la de estabilización (fase 3).

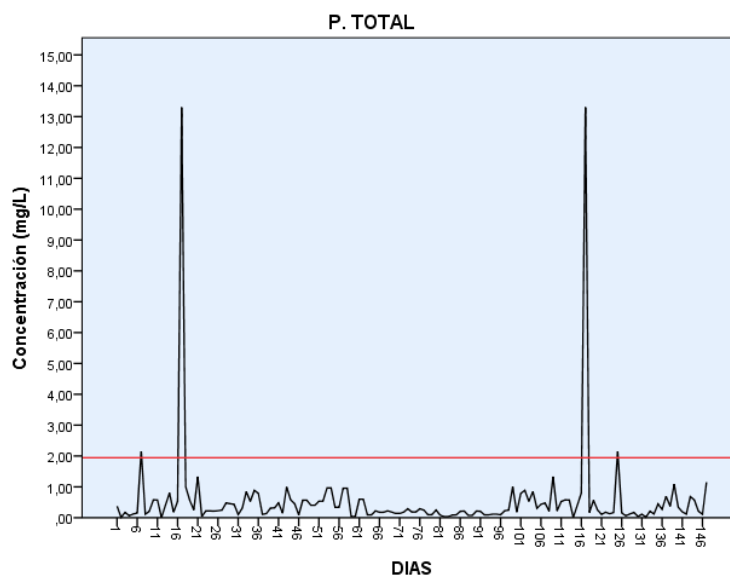


Figura 4.11 Comparación de P. total con el Real Decreto 509/96 de España

4.5. Características del agua residual y relación entre parámetros

Las concentraciones que se encuentran en las aguas residuales son una combinación de la carga contaminante y de la cantidad de agua que se mezcla con el contaminante. Por lo tanto, la carga diaria o anual de contaminantes puede ser una buena base para una evaluación de la composición de las aguas residuales; la composición de dichas aguas varía considerablemente de una ubicación a otra, Incluso en una ubicación determinada la composición varía con el tiempo; esto es debido en parte a las variaciones en el consumo de agua y las infiltraciones y/o pérdidas durante el transporte (Henze, 2017). La composición típica de las aguas residuales crudas se puede observar en la tabla 4.1; donde las aguas residuales concentradas (fuerte) representan los casos con bajo consumo de agua y/o infiltración. Las aguas residuales más diluidas (débil) representan los casos de alto consumo de agua y/o infiltración. Las aguas pluviales diluirán aún más las aguas residuales; cuanto más componente de agua pluvial tenga, menor será la concentración en comparación con las aguas residuales diluidas (Henze, 2017).

Tabla 4.1 Composición típica de las aguas residuales crudas
CONCENTRACION

PARAMETRO	UNIDAD	FUERTE	MEDIA	DEBIL
DBO₅	mg/L	400	220	110
DQO	mg/L	1000	500	250
SST	mg/L	350	220	100
N Total	mg/L	85	40	20
P Total	mg/L	20	10	6

Fuente: Metcalf & Eddy (2001)

Teniendo en cuenta la tabla 4.1 y los parámetros evaluados en el presente documento, se puede hacer una estimación del nivel de concentración y/o composición del agua cruda durante el periodo de operación; en la tabla 4.2 se presentan los valores promedio de cada uno de los parámetros evaluados para este documento.

Tabla 4.2. Concentración Media de los parámetros.

		(DBO ₅)	(DQO)	(SST)	(N _{total})	(P _{total})
N	Válido	147	147	147	147	147
	Perdidos	0	0	0	0	0
Media		39,099	72,9558	38,2449	4,8650	,5534

Fuente: Autor

Realizando el contraste de los resultados de la tabla 4.2 con la evaluación de la tabla 4.1 esto nos indica que la concentración media de la DBO₅, DBO, SST, N Total y P Total es relativamente débil, por lo cual es un agua típicamente diluida.

La tabla 4.3 presenta la relación existente entre los parámetros evaluados en función de la materia orgánica presente; medida como DBO₅ y DQO.

La relación entre la DBO₅ y DQO es del 95,9% de la materia orgánica presente en el sistema de tratamiento fácilmente biodegradable por los microorganismos presentes en el sistema; en función de la DBO₅ el 35,3% se presenta como materia seca o lodo generado (SST); el 37,3% y 22,6% se encuentran disponible como nutrientes (N total y P total respectivamente) para que el consorcio microbiano pueda utilizar y metabolizar la materia orgánica biodegradable.

En función de la DQO, medida de la materia orgánica presente al igual que la DBO₅, se observa que el 32% de la DQO se dispone como materia seca o SST; y como nutrientes; de la concentración de la DQO, el 37,7% está disponible como N. total y el 24.2% como P. total.

Tabla 4.3. Matriz de relación entre parámetros

	(DBO ₅)	(DQO)	(SST)	(Ntotal)	(Ptotal)
(DBO ₅)	1,000	,959	,353	,373	,226
(DQO)	,959	1,000	,320	,377	,242

Fuente: Autor

Una aproximación cuantitativa de la biodegradabilidad de un efluente está dada por la relación de la demanda bioquímica de oxígeno a la demanda química de oxígeno. De este índice se tiene una referencia acerca de la biodegradabilidad de un efluente determinado, por lo tanto:

$$(DQO/DBO_5) < 2.5$$

Efluente biodegradable, pudiéndose utilizar sistemas biológicos como lodos activados o lechos bacterianos; si:

$$2.5 < (DQO/DBO_5) < 5$$

Es biodegradable siendo recomendable el empleo de lechos bacterianos, por lo tanto, para medir de forma específica la biodegradabilidad.

Dado lo mencionado anteriormente, y si se aplica este mismo concepto al sistema de tratamiento piloto; es posible determinar el índice de biodegradabilidad tomando como referencia los valores promedio de la tabla 4.2:

$$\frac{72.9558 \text{ mg/L}}{39,099 \text{ mg/L}} = 1,86592$$

Con el resultado anterior se puede inferir que el efluente es biodegradable por un sistema de lodos activados, como el aplicado para el sistema de tratamiento, así mismo se asevera el hecho de que es un agua débil y fácil biodegradabilidad.

4.6. Análisis y discusión de la información recopilada.

Los sistemas de tratamiento son procesos que requieren de un seguimiento y control desde diferentes ámbitos: químicos, microbiológicos, ingenieriles, entre otros, para que así se pueda lograr un efluente que cumpla la normatividad vigente, en función del comportamiento de los parámetros evaluados, se observa que el sistema piloto de tratamiento presentó 4 fases o etapas las cuales de alguna manera se ven afectados por los diferentes ámbitos antes mencionados; el aspecto microbiológico es fundamental dentro de un proceso de tratamiento de carácter biológico; debido a que el consorcio microbiano determina de alguna manera la remoción de materia orgánica del sistema y su eficiencia; una primera fase la cual es típica dentro de los sistemas de tratamiento es el de aclimatación o adaptación; etapa en la que se presenta un proceso de reproducción de los microorganismos pero sin asimilación de la materia orgánica presente; una etapa de crecimiento, la cual se caracterizó por un comportamiento fluctuante de los parámetros en función del tiempo y de la presencia o ausencia de nutrientes y biomasa o materia orgánica para poder asimilar y tomar como fuente de carbono; posterior a la etapa de crecimiento, se presentó una etapa de estabilización del sistema, etapa que se caracterizó por presentar una homogeneidad en el comportamiento del sistema y de los parámetro evaluados; esta homogeneidad en el comportamiento se identifica

como el periodo en el que se presentaron la mayor asimilación de la biomasa y nutrientes por parte del consorcio microbiano dentro del sistema de tratamiento y por lo cual mejor eficiencia.

Cabe aclarar que el rector biológico presentó una sistema de recirculación de lodos proveniente del sedimentador secundario, por lo cual uno de los aspectos que se debe de controlar es este proceso es la recirculación, debido a que buena parte del aumento de las diferentes concentraciones en la cuarta etapa en el sistema; puede ser causada por la recirculación, dado que esto puede conllevar al aumento en la concentración de materia orgánica y nutrientes dentro del sistema; saturándolo y pudiéndose presentar en el sistema ya sea anóxico y/o aerobio abultamiento de lodo o bulking; afectando la calidad del agua tratada.

Aunque todos los parámetros se vieron afectados de alguna manera por la calidad del agua a tratar y por los vertimientos realizados a la quebrada, se puede establecer que existe una relación de la materia orgánica presente (DBO_5 y DQO) y la concentración de lodo generado junto con la presencia de nutrientes en el sistema; debido al lodo disponible y/o materia seca que se pueda generar, representando el 35,3% como lodo generado, 37,3% y 22,6% como nitrógeno y fósforo total respectivamente; esto correspondiente a la DBO_5 generada; este mismo análisis se puede hacer pero en función de la DQO; debido a que el 32% corresponde a lodo generado y el 37,7% y 24,2% a nitrógeno y fósforo respectivamente. Otro de los aspectos fundamentales es conocer las características del agua residual en función de su composición; así, por las características del agua residual y por las concentraciones promedio obtenidas, el tipo de fuente se

caracterizó por ser débil, es decir; y según literatura agua residual diluida representando un alto consumo de agua y/o infiltración.

Uno de los factores importantes para el proceso de tratamiento, y según la literatura consultada es el oxígeno disuelto; este parámetro determina las condiciones anaerobias o aerobias del proceso; por lo general el agua residual presenta 4 mg/L de OD, este hecho impide que se puedan presentar condiciones anaerobias inmediatamente, después el oxígeno tiende a disminuir gradualmente; hasta agotarse, mientras el oxígeno es consumido; las bacterias aerobias consumen sustratos carbonosos sin liberar el nutriente fósforo y esto implica que se afecta el desarrollo de la población poli P; es así que durante la fase aerobia la concentración de oxígeno disuelto debe aproximarse a 4 mg/L, lo cual es suficiente para que se lleve a cabo la degradación aerobia de los sustratos carbonosos.

En función de la normatividad, se puede establecer que el sistema en si cumple la normatividad, con unos pocos valores máximos, los cuales corresponden a un porcentaje bajo del total de días de operación, bajo lo cual el sistema es eficiente, pero se hace necesario saber el comportamiento del sistema a futuro para poder amortiguar los posibles valores máximos que se presenten, así establecer una etapa de tratamiento que complemente la configuración del sistema piloto.

5. PROCESAMIENTO DE LA INFORMACION

En el presente capitulo se presenta la información procesada en función de la técnica de minería de datos.

5.1. Estimación De Series De Tiempo

Para poder realizar las estimaciones de datos se toma el rango donde las variables del punto de vertimiento del sistema de tratamiento se comportan de forma estable y de manera cercana a la homogeneidad, dada la técnica con la que se desea hacer las predicciones de los diferentes parámetros, esta técnica implica que se debe de tomar entre el 20 y 25% del histórico de datos, y con este porcentaje se realiza las predicciones correspondiente; la figura 5.1 muestra el comportamiento de todos los parámetros analizados, junto con las diferentes etapas que se presentaron durante su periodo de estabilización; la etapa estable se toma como referente para poder realizar las predicciones dado que es durante este periodo de operación del sistema donde se presentan menores concentraciones de los diferentes parámetros, por lo cual es la etapa en la que mejor desempeño presentó el sistema de tratamiento; así, se observa la etapa estable del sistema, el cual está delimitado por un mínimo estable; referenciado con una línea punteada de color rojo, y un máximo estable delimitado por una línea punteada de color negro.

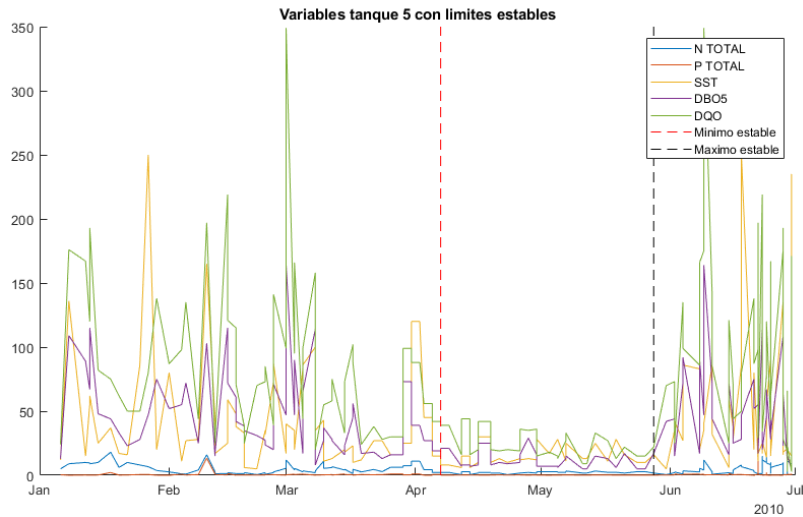


Figura 5.1 Variables punto final de vertimiento sistema de tratamiento

Dado que la etapa o fase estacionaria implica una relación entre el sustrato presente en función del tiempo de crecimiento de los microorganismos, y en el cual estos son iguales; esto se puede expresar matemáticamente:

$$\text{incremento} = \text{crecimiento} - \text{extracción}$$

$$\frac{dx}{dt} = \mu x - Dx$$

Donde:

dx/dt =tasa de crecimiento de la biomasa mg/L.d

μ =tasa específica de crecimiento d^{-1}

x =concentración de biomasa mg/L

D =tasa de dilución, d^{-1}

$$\text{pero en fase estacionaria: } \frac{dx}{dt} = 0; \therefore$$

$$0 = \mu x - Dx$$

$$Dx = \mu x$$

$$D = \mu$$

En la práctica, la condición para un estado permanente se logra manteniendo una tasa de crecimiento de biomasa igual a la tasa de dilución o tasa de biomasa

extraída, por tanto; una vez se ha seleccionado μ , es necesario mantener una tasa de dilución constante, ósea un caudal constante, siempre y cuando los nutrientes se suministren a una tasa constante y el reactor provea mezcla constante y homogénea (Romero Rojas, 2008).

5.2. Red Neuronal modelo NAR (nonlinear autoregressive)

Para realizar la predicción de los parámetros, se utiliza minería de datos, mediante la técnica de redes neuronales artificiales; en específico una red tipo NAR; este tipo de red es de dos capas, una oculta y una de salida. La función de transferencia utilizada en la capa oculta de este tipo de red es la sigmoideal, para el caso de la capa de salida, la función de transferencia es lineal, la cual produce tanto su entrada como su salida. En Redes Neuronales Artificiales los modelos se obtienen por prueba y error. Esto implica que no hay un procedimiento específico para conseguir la mejor red, se parte de una red inicial, y probando diversas arquitecturas, es que puede obtenerse una red final que cumpla las expectativas del modelador. (Ortiz de Dios, 2012), así; esta herramienta nos permite calcular el valor de la concentración a partir de datos de entrada, los cuales corresponden a las variables (estado estacionario de los parámetros); en este caso queremos calcular los valores de las concentraciones de los parámetros DBO_5 , DQO , SST , N total y P total en el tiempo y si estos cumplen la normatividad. Determinados los datos a trabajar (fase estacionaria) para la obtención de las series de tiempo, y la arquitectura deseada, se realiza el entrenamiento de la red en repetidas ocasiones; para estos se realizan diferentes pruebas de entrenamiento de la Red Neuronal Artificial; hasta obtener la mejor arquitectura o topología la cual presente los mejores resultados; así, se definió

una red neuronal con 20 neuronas para la primera capa oculta, 5 neuronas para la segunda capa oculta y una neurona para la capa de salida, tal como se puede observar en la figura 5.2.

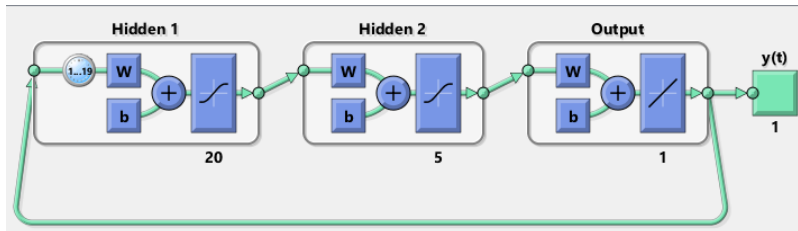


Figura 5.2 Arquitectura para la predicción de datos

5.3. Predicción de los parámetros y normalización.

El proceso de predicción del comportamiento de los diferentes parámetros a evaluar, se realizó mediante la alimentación de la Red Neuronal, tal como se mencionó anteriormente, así mismo, el algoritmo realiza el proceso de normalización de los datos en el rango de (0 y 1) esto es necesario para evitar desbordamiento de los cálculos exponenciales y para mejorar la eficiencia de la red. Si además se normalizan en el rango propuesto se evitan problema de saturación en la función sigmoideal (Schnabel, 2015), donde 1 es el valor máximo según la normatividad de vertimiento con la que se desea comparar la variable, así, todo dato que se encuentre por debajo de dicho valor estará dentro de los establecido por la legislación; por el contrario toda variable que se encuentre por encima de 1, estará por fuera del establecido por la normatividad.

5.3.1. Predicción y comportamiento para DBO_5 y DQO

En las figura 5.3 y 5.4, se establece los datos de validación de los parámetros de DBO_5 y DQO respectivamente; se observa que el comportamiento de dichos

parámetros es similar; esto debido a la relación existente entre estos y a lo establecido en la tabla 4.3 donde se presenta una relación del 95,9% ente la DBO₅ y DQO; así mismo, y según la normalización realizada a los datos; se ha establecido que el valor máximo que se pudiese presentar para la DBO₅ es de 0,18 (normalizado), es decir, los datos obtenidos de la estimación no superarían los 16.2 mg/L y un concentración inferior a 0.02 (normalizado) es decir una concentración por debajo de 1,8 mg/L; para la DQO se pudo establecer un valor máximo normalizado de 0,1; es decir el límite máximo que se pudiese presentar en las estimaciones para este parámetro; serán inferiores a 18 mg/L; y un límite mínimo normalizado en el cual los datos estimados serán igual o inferiores a 0.02; es decir 3.6 mg/L, observando los valores máximos de normalización para la DBO₅ y DQO (0,18 y 0,1 respectivamente), se puede observar que se presenta una relación 1:2, por lo cual la DQO que se pueda presentar dentro del sistema; presentaría una relación del doble con respecto a la DBO₅.

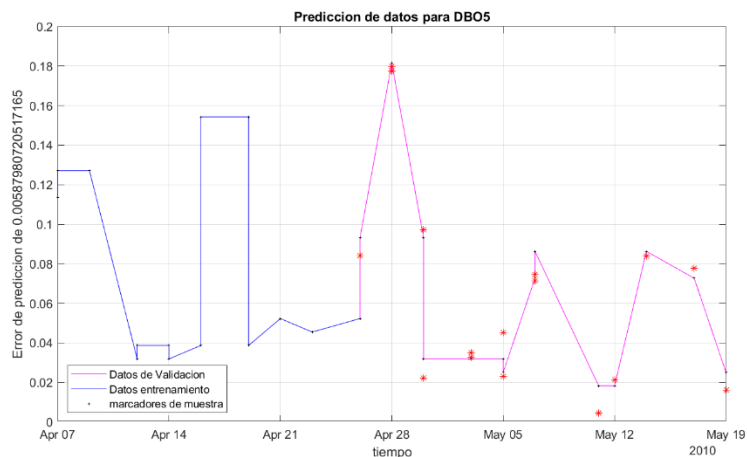


Figura 5.3. datos validados para DBO₅

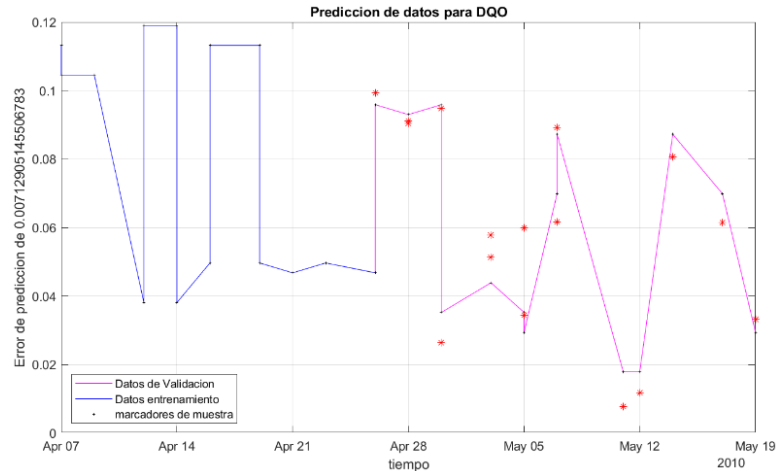


Figura 5.4. datos validados para DQO

Las figuras 5.5 y 5.6 presenta el comportamiento del parametro de DBO_5 y DQO a la entrada y salida del sistema de tratamiento en funcion del tiempo y su cumplimiento con la normatividad, se observa una similitud en el afluente y efluente del sistemas para los dos parametros; asi, durante los 147 dias de seguimiento el afluente del sistema presentó las mayores concentraciones y por ende los mayores valores por fuera de la normatividad (color rojo), caso contrario se presenta a la salida del sistema, en el cual los momentos de incumplimiento (color rojo) son menores, esto aseverando que el sistema tratamiento presenta buena eliminacion para estos parametros, ademas se puede observar una similitud de las graficas 5.5 y 5.6 con las graficas 4.4 y 4.5 las cuales establecen el cumplimiento de la normatividad, se observa que en dicha comparacion el area central de las graficas 5.5 y 5.6 corresponde a la etapa de estabilizacin del sistema de tratamiento (fase 3 de las graficas 4.2 y 4.3), aun asi hay valores maximos que se han de presentar durante el funcionamiento, los cuales se deben de controlar para poder lograr una mejor eficiencia del sistema.

La tabla 5.1 califica el grado de error que se pueda presentar en el proceso de validación y estimación de los datos.

Técnica	Error cuadrático Medio		Coeficiente de determinación pruebas (R_2)		Coeficiente de Eficiencia	
	Rangos	Valor Sugerido	Rangos	Valor Sugerido	Rangos	Valor Sugerido
Lógica Difusa	0.05 - 0.23	$\leq 0,10$	0.917 - 0.970	$\geq 0,90$	0.905 - 0.932	$\geq 0,90$
Red Neuronal Artificial	0.01 - 2.03	$\leq 0,030$	0.668 - 0.975	$\geq 0,85$	0.975 - 0.981	$\geq 0,95$
Enjambre de Partículas	0.04 - 0.25	$\leq 0,10$	0.823 - 0.930	$\geq 0,90$	N/A	N/A

Tabla 5.1 medidas de desempeño de diferentes técnicas computacionales
Fuente: Rodríguez J. 2017

el parametro de DBO_5 presentó un error 0,0058% y la DQO un error de 0,0071%; comparando estos valores con la tabla 5.1 y la tecnica utilizada (red neuronal artificial); se observa que dichos errores se encuentran por debajo del valor sugerido, lo que implica que la tecnica utilizada para la evaluacion y estimacion de valores es la RNA.

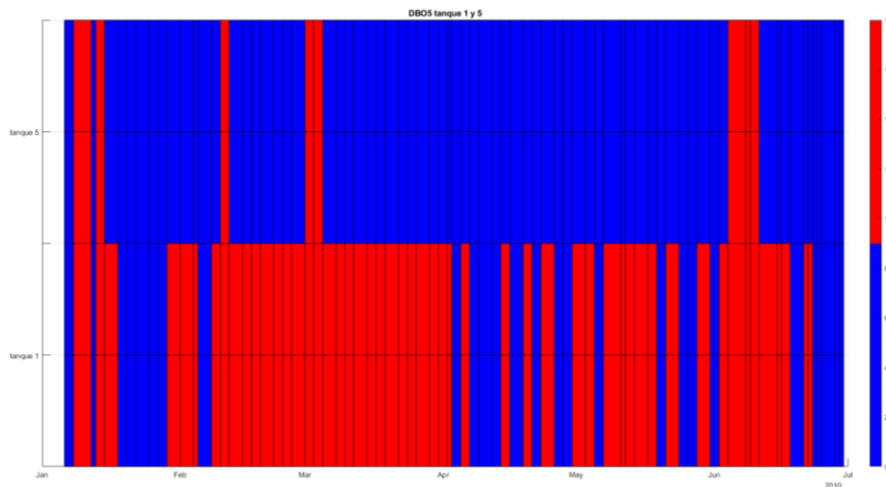


Figura 5.5. Grafica de calor para DBO_5

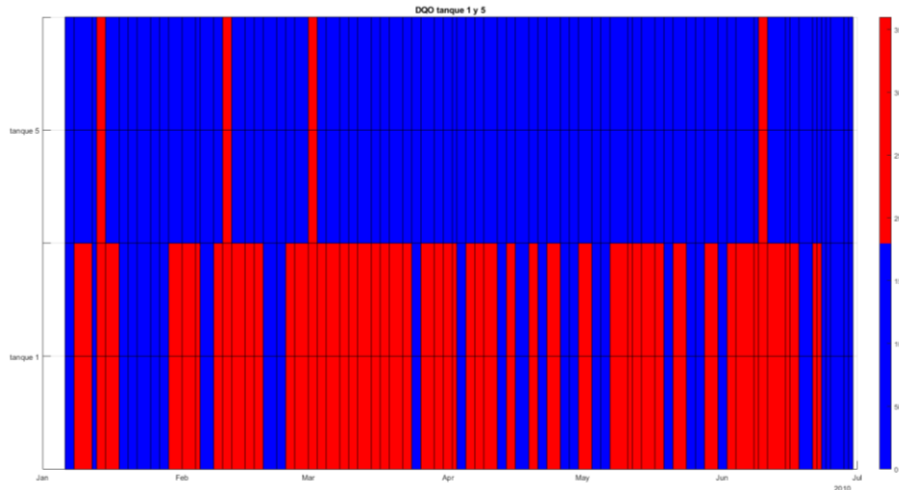


Figura 5.6. Grafica de calor para DQO

Las figuras 5.7 y 5.8 establecen la estimación o comportamiento de la DBO₅ y DQO; estos presentan comportamiento inferior a 0.2 (inferior a 18 mg/L para DBO₅ e inferior a 36 mg/L para DQO); lo que nos indica que se estaría cumpliendo la normatividad para estos dos parámetros con comportamientos muy similares en sus estimaciones.

En función del área estimada para los parámetros de DBO₅ y DQO; tal como ya se ha mencionado anteriormente, indica la gran variabilidad de la información, lo cual es típico o normal que estas fluctuaciones se presenten en un reactor biológico, debido a que este depende de diferentes aspectos tales como el sustrato, el consorcio microbiano, disponibilidad de nutrientes, entre otros; esta variabilidad de aspectos que condicionan el comportamiento de un reactor; generan este tipo de fluctuaciones.

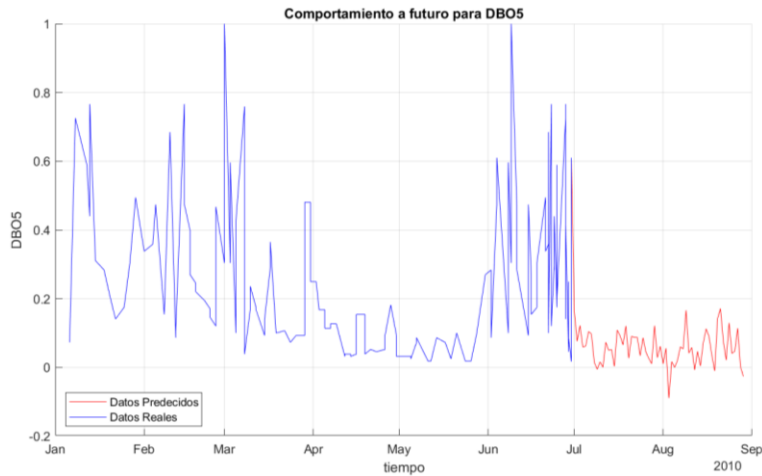


Figura 5.7. Comportamiento futuro para DBO₅

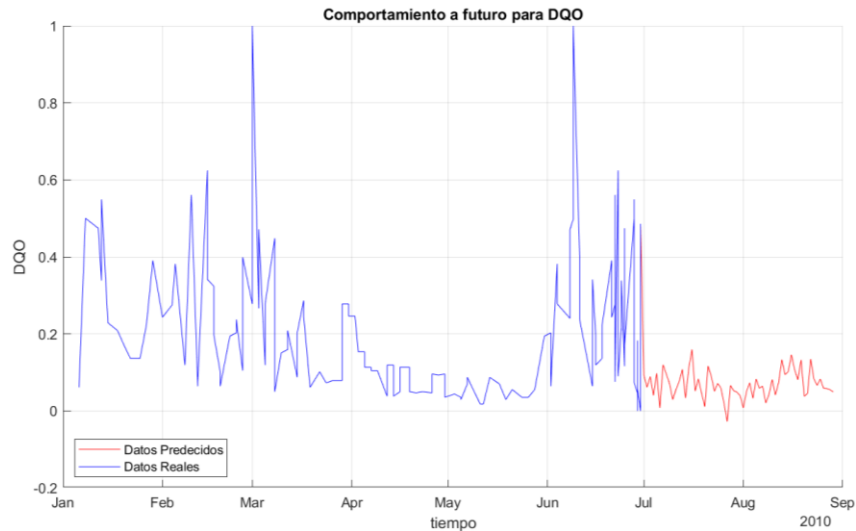


Figura 5.8. Comportamiento futuro para DQO

5.3.2. Predicción y comportamiento para SST

En la figura 5.9, se establece los datos de validación para SST; se observa que el comportamiento de dicho parámetro es igual de fluctuante a la DBO₅ y DQO; según la normalización realizada a los datos; se observa que el valor máximo que se pudiese presentar para SST es 0,065 (normalizado), es decir, los datos obtenidos de la estimación no superarían los 5,85 mg/L y una concentración mínima cercana

a cero (0,02 normalizado) es decir una concentración por debajo de 1,8 mg/L, por lo cual en función de los datos validados se puede estimar el comportamiento de dicho parámetro y que este va a cumplir la normatividad. Para tener certeza de la técnica computacional utilizada, se obtuvo el error de la validación de dichos datos; presentando un error de 0,00753%, lo que implica; según lo establecido en la tabla 5.1; la técnica RNA es la más acertada para la estimación de los datos.

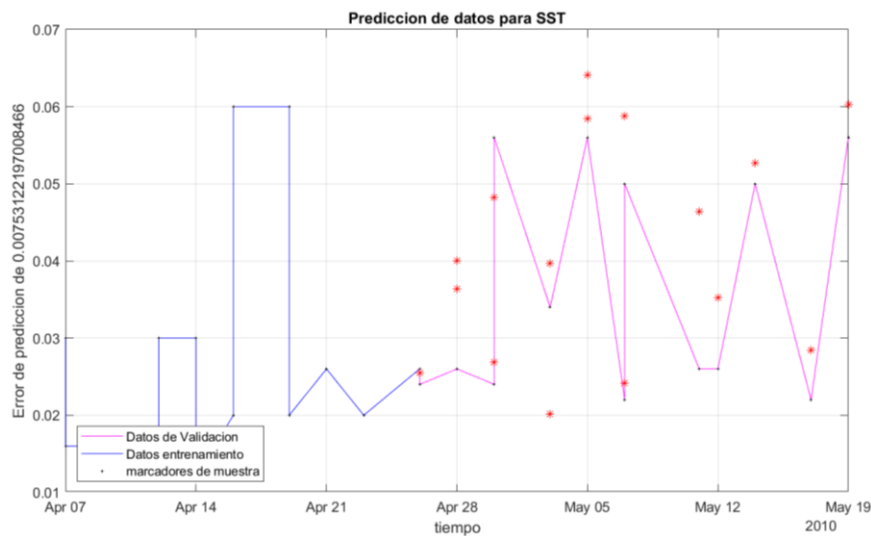


Figura 5.9. Datos validados para SST

La figura 5.10 presenta el comportamiento de los SST la entrada y salida del sistema de tratamiento en función del tiempo y su cumplimiento con la normatividad, se observa como es típico en este tipo de sistemas en el que el afluente durante todo el periodo de operación presentó concentraciones por encima de lo establecido por la normatividad, y una segunda instancia en la que el efluente presenta una alta remoción de los SST, eceptuando unos eventos en particular; así, durante los 147 días de seguimiento el afluente del sistema presentó las mayores concentraciones y por ende los mayores valores por fuera de la normatividad (color rojo), caso contrario se presenta a la salida del sistema, en el cual los momentos de

incumplimiento (color rojo) son menores, esto implica que el sistema tratamiento presenta alta eliminacion para este parametro, asi mismo se puede observar y hacer una relacion de dicho comportamiento con la grafica 4.6 donde se evidencia la fase 3 de estabilizacion del sistema, en el cual buena parte del area azul del efluente del sistema hace parte de esta, aun asi las areas rojas tambien implican valores maximos que se presentaron durante el funcionamiento, los cuales se deben de controlar para poder lograr una mejor eficiencia del sistema.

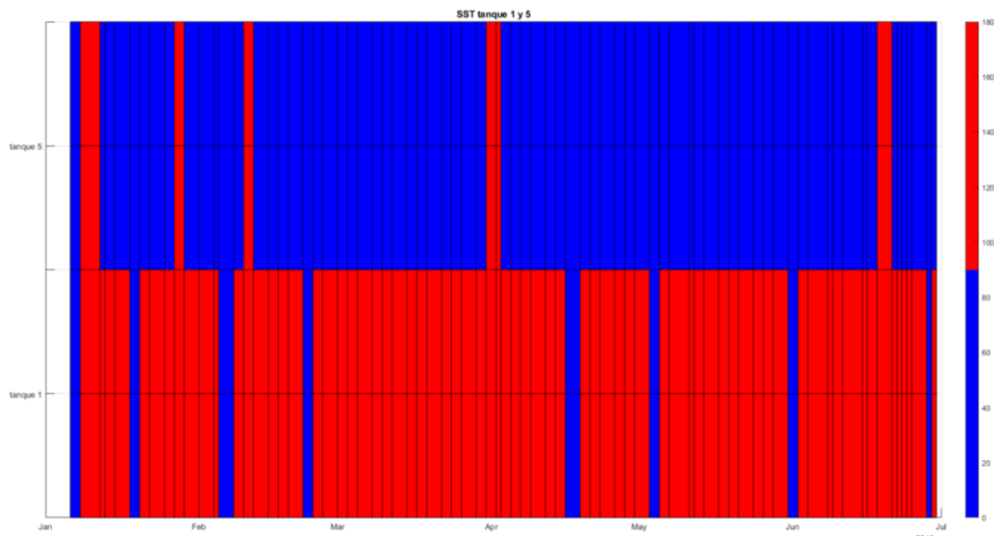


Figura 5.10. Grafica de calor para SST

La figura 5.11 establecen la estimación o comportamiento de los SST; esta presenta un comportamiento inferior a 0.1 Normalizado (inferior a 9 mg/L) lo que implica que la cantidad de lodo disponible medida como SST estaría cumpliendo la normatividad. En función del área estimada para los parámetros, este presenta una gran variabilidad de la información, lo cual es típico o normal que estas fluctuaciones se presenten en un reactor biológico; teniendo en cuenta los diferentes aspectos ya mencionados para un buen manejo y eficiencia del sistema. En la mayoría de los

casos; las concentraciones de SST en el efluente son muy bajas para poder ser medidas de forma confiable con pruebas de laboratorio tradicionales; métodos alternos para la medición de concentraciones bajas en solidos han sido desarrollas, en el caso de los SST; a través de la turbidez una vez se ha obtenido una curva de calibración turbidez vs. SST para el lodo activado del reactor (Wentzel, 2017).

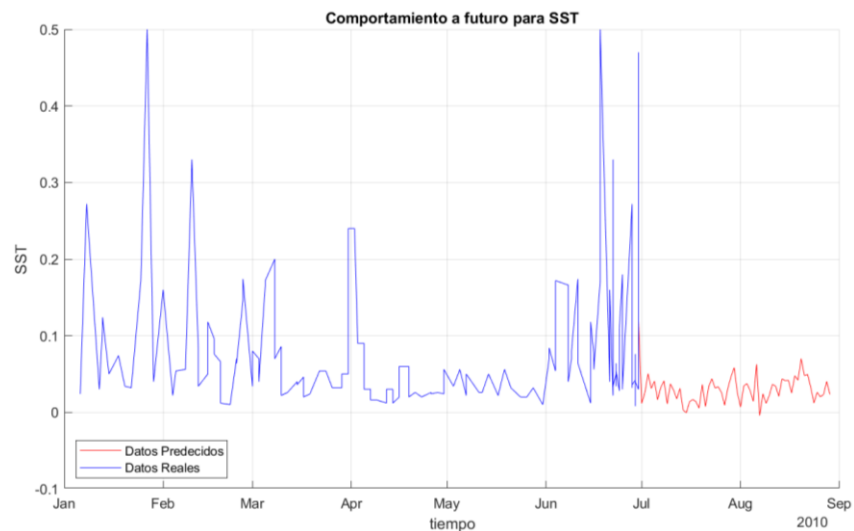


Figura 5.11. Comportamiento futuro para SST

5.3.3. Predicción y comportamiento para N. total.

Para poder hacer una formulación del comportamiento del nitrógeno; en específico de los organismos nitrificantes; es necesario entender la cinética biológica básica del crecimiento de los AOOs. La tasa de conversión de amonio a nitrito por la actividad de los AOOs, es generalmente mucho más lenta que la tasa de conversión de nitrito a nitrato realizada por los NOOs. Por esta razón, en la mayor parte de las plantas de tratamiento de aguas residual cualquier nitrito generado se oxida rápidamente a nitrato. Como consecuencia, la concentración de nitrito que se

observa en el efluente de la mayoría de plantas residuales que no presentan ningún tipo de inhibición de la actividad de los NOOs, es generalmente baja (<1 mg/L) (Ekama, 2017).

En la figura 5.12, se establece los datos de validación para N total; se observa que el comportamiento de dicho parámetro es fluctuante típico de este tipo de sistemas de tratamiento; según la normalización realizada a los datos; se observa que el valor máximo que se pudiese presentar para N total 0,075 (normalizado), es decir, los datos obtenidos de la estimación no superarían los 1,125 mg/L y una concentración mínima cercana a cero (0,028 normalizado) es decir una concentración por debajo de 0,42 mg/L, por lo cual en función de los datos validados se puede estimar el comportamiento de dicho parámetro y que este va a cumplir la normatividad. Para tener certeza de la técnica computacional utilizada, al igual que como para la DBO₅, DQO, Y SST; se determinó el error de la validación de dichos datos; presentando un error de 0,00765%, lo que implica; según lo establecido en la tabla 5.1; la técnica RNA es la más acertada para la estimación de los datos.

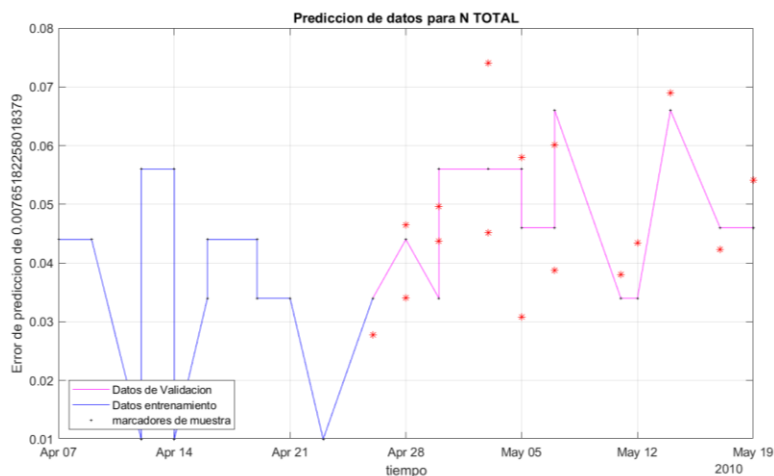


Figura 5.12. Datos validados para N. total

En la figura 5.13 se presenta la entrada y salida de nitrógeno al sistema de tratamiento; se observa que tanto en el afluente y efluente presentan momentos esporádicos de no cumplimiento de la normatividad; aun así, el área correspondiente al efluente presenta remoción del nitrógeno que entra al sistema; esto se puede contrastar con la figura 4.9, en la que se evidencia el cumplimiento de la normatividad; este cumplimiento normativo nos indica que el sistema anóxico el cual constituía los reactores biológicos presentó un buen comportamiento, a pesar de que a la salida del sistema se presentaron menos eventos de vertimiento de este nutriente con respecto a la entrada del sistema.

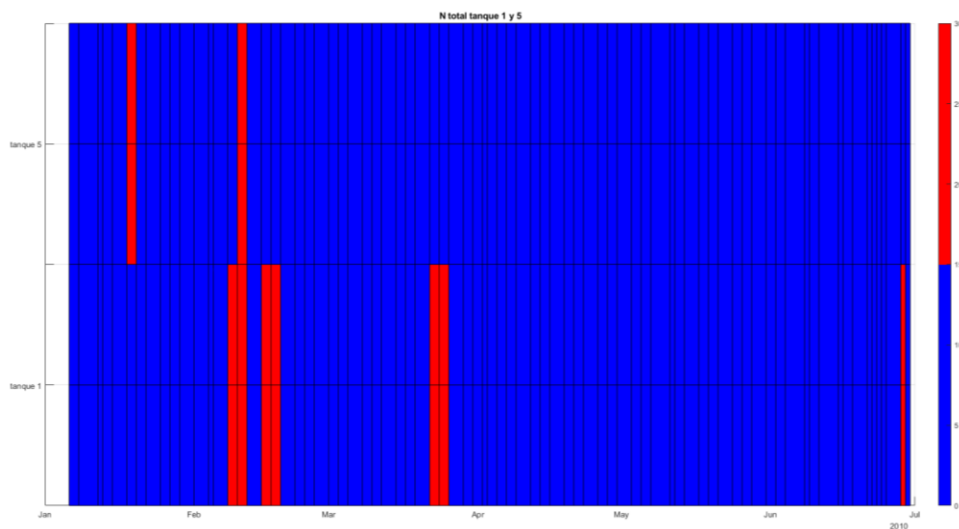


Figura 5.13. Grafica de calor para N. total

La figura 5.14 presenta la estimación de los datos validados, y el comportamiento de los mismos en el tiempo, se observa que se presenta un estado fluctuante de los datos, aun así estos cumplirían la normatividad, dado que como se mencionó anteriormente en la validación (figura 5.12) la concentración máxima que se pudiese presentar seria de 1.125 mg/l; aun así, el proceso de remoción biológica del nitrógeno se debe de controlar de una manera estricta, y esto se evidencia en

los diferentes valores máximos que se pudiesen presentar, implicando un aumento o disminución del nitrógeno; por lo cual se debe de controlar el proceso de nitrificación del sistema de tratamiento; por lo cual el control de los AOOs y NOOs debe de ser fundamental en el sistema anóxico/aerobio.

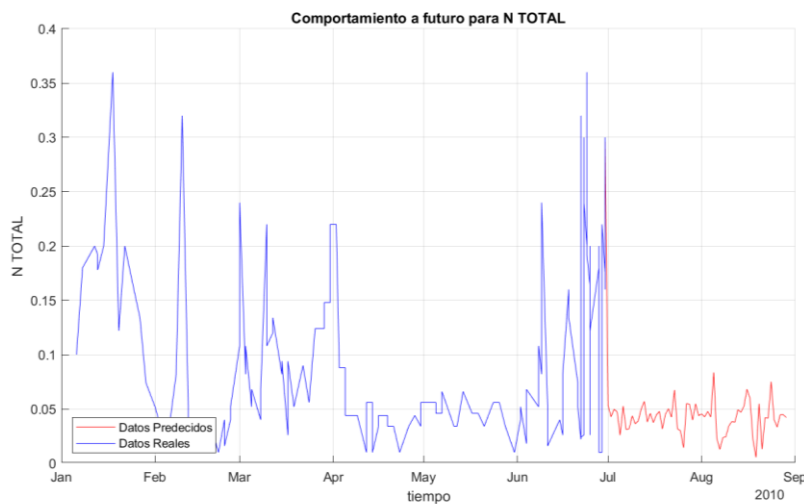


Figura 5.14. Comportamiento futuro para N. total

5.3.4. Predicción y comportamiento para P. total.

El requerimiento básico en un tratamiento biológico es la presencia de organismos que puedan acumular una cantidad de P mayor a la requerida para los procesos metabólicos normales. Estos organismos están presentes en los sistemas de lodos activados y acumulan P en forma de polifosfato (poliP) (Wentzel, 2017), así; la figura 5.15 establece los datos de validación para poder determinar el comportamiento de la estimación del fósforo total; se presenta un rango máximo normalizado de 0,03 es decir; un valor máximo para la estimación de 0,06 mg/L y una rango mínimo

cercano a cero; estos límites sobre los que se presenta los datos validados; implica que los datos estimados cumplirán la normatividad establecida para el caso, por otro lado y en función de la técnica utilizada para la determinación de la validación y estimación de los datos; se presentó un error del 0,0073%; lo que implica una vez más que la técnica aplicada para dicho parámetro es la adecuada.

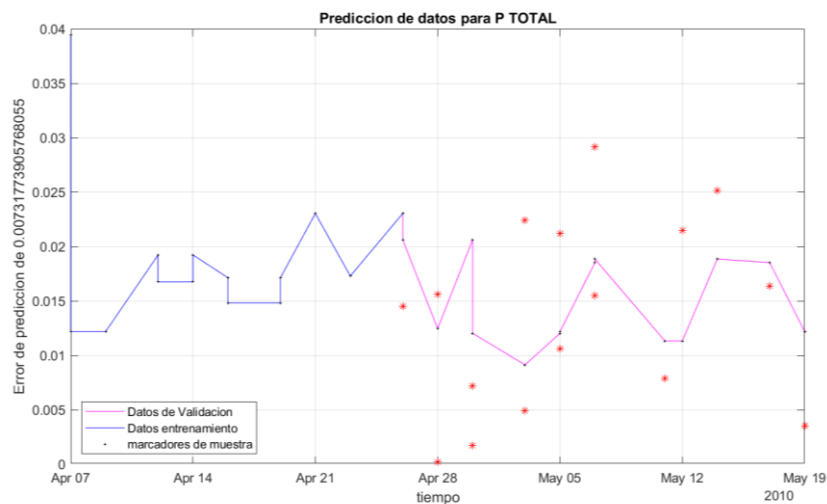


Figura 5.15. Datos validados para P. total

Para poder observar los momentos de eliminación de P en función del tiempo, la gráfica 5.16 presenta el afluente y efluente del sistema; en esta se observa claramente que los puntos o momentos donde se presentó la concentración de P superiores a la normatividad establecida, se encontraron en el efluente del sistema e identificados de color rojo; el efluente presenta por el contrario la eliminación de fósforo, o por lo menos los momentos en los que el sistema de tratamiento presentó concentraciones inferiores a la norma establecida; tomada de referencia esta eliminación de nutrientes, como P; implica que en el área correspondiente a punto anóxico del reactor biológico trabajó de manera eficiente, pudiéndose inferir que una buena del sistema se presentaron microorganismos AOOs y NOOs; encargados de

utilizar el nitrógenos efluente del sistema; utilizándolo como nutriente y procesos metabólicos; evidenciándose esta asimilación del P en la reducción de sus concentraciones en el efluente.

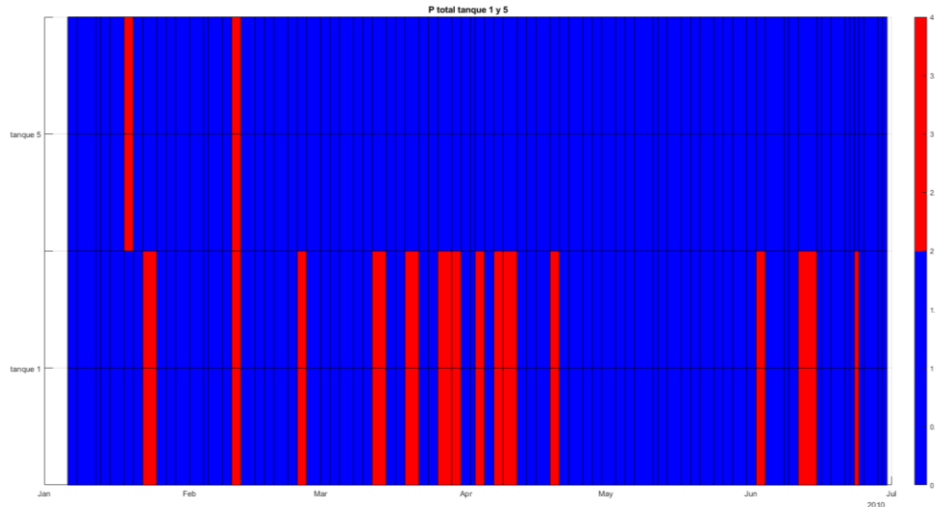


Figura 5.16 Grafica de calor para P. total

La figura 5.17 presenta la estimación de los datos validados, y el comportamiento de los mismos en el tiempo, se observa que se presenta una tendencia a la estabilidad de los datos tal como se presenta en la etapa de estabilización de este parámetro (ver figura 4.10 fase 3) lo que implica que se cumple normatividad, como se mencionó anteriormente en la validación (figura 5.15) la concentración máxima que se pudiese presentar seria de 0,06 mg/l; aun así, el proceso de remoción biológica del fósforo se debe de controlar de una manera estricta, para evitar precisamente la presencia de altas concentraciones a futuro, por lo cual el sistema anóxico juega un papel determinante junto con la recirculación de lodos; ya el lodos activados recirculado desde el sedimentador secundario puede ser desnitrificado en el sistema anóxico; el reactor puede ser mejorado según la literatura dividiéndolo en

dos; en un primer compartimiento se desnitrifica el lodo para ser recirculado a una fase anaerobia y en el segundo se lleva a cabo la recirculación interna del reactor aerobio para poder llevar a cabo la desnitrificación del tren de agua, así mismo y teniendo en cuenta el comportamiento fluctuante de los datos estimados para SST; el fósforo efluente se puede minimizar por medio de una remoción eficiente de los sólidos suspendidos totales; esto debido a que el contenido de fósforo puede alcanzar valores tan altos como 18% de gP/gSST; con un contenido típico de 5%; cada 10 mg SST/L en el efluente contribuye con 0.5 mgP/L. Por lo tanto una sedimentación secundaria; filtro de arena bien implementados significa una reducción en la concentración de los SST y por ende del fósforo (Wentzel, 2017).

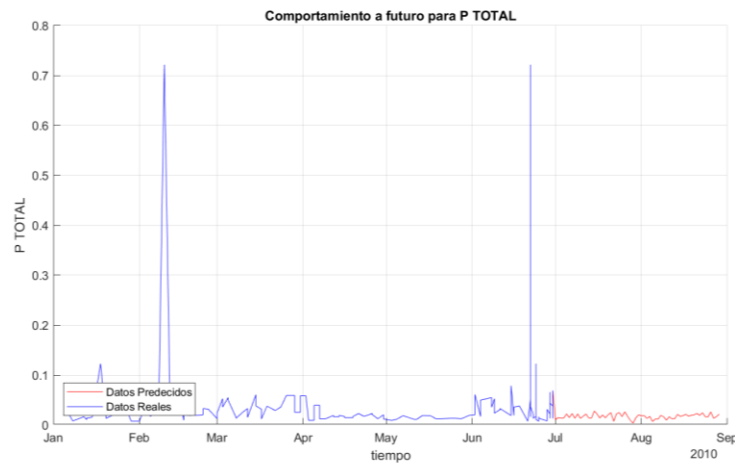


Figura 5.17. Comportamiento futuro para P. total

5.4. Análisis y discusión de la información procesada

La técnica de Redes Neuronales Artificiales (RNA) constituye una alternativa para poder realizar la estimación del comportamiento de sistemas de tratamiento; dado su bajo error en la estimación de datos; esto contribuye a que se puedan tomar decisiones a futuro que apoyen o complementen los sistemas de tratamiento; tales como adición al tren de tratamiento procesos como filtros percoladores, áreas aerobias/anaerobias, entre otras; así, esta técnica proporciona buenos resultados que facilitan poder realizar la relación entre los parámetros fisicoquímicos de este documento incluso con la heterogeneidad en sus comportamientos; dando un acercamiento más preciso sobre el funcionamiento de un sistema de tratamiento.

En función de la técnica de RNA; los datos validados para los parámetros de DBO_5 , DQO, SST, N total y P total; dan un acercamiento del comportamiento de los datos a futuro; estableciendo unos límites máximos y mínimos de validación; rango en el cual se moverán los datos estimados para cada parámetro, por lo cual en la estimación de cada parámetro ninguno de estos presentó momentos que sobrepasaran la normatividad respectiva.

Así mismo, se debe tener en cuenta que los datos tomados como base para poder realizar la predicción de cada parámetro corresponde a la etapa estable del sistema de tratamiento, dado que es en esta etapa donde se presentan las mejores condiciones del reactor y por ende de cada uno de los parámetros evaluados; esto no implica que no se pueda presentar una eventualidad de un vertimiento a la quebrada, como son los valores máximos que se presentan en las estimaciones de gran mayoría de los parámetros; lo cual implicaría un aumento en las

concentraciones de cada uno de estos, para poder evitar que a futuro se puedan presentar altas concentraciones en los vertimientos a la quebrada y realizando el análisis de los datos estimados por la técnica de RNA; este comportamiento fluctuante se puede amortiguar complementando el sistema de tratamiento secundario con un filtro percolador de alta tasa, plástico; el cual teóricamente según lo establecido en la resolución 0330 de 2017 en el artículo 184 tabla 29 “rangos de eficiencia en los procesos de tratamiento”, presentaría una remoción de DBO_5 del 75 al 95%; una remoción de DQO del 60 al 80%; y SST del 65 al 85%; esto implicaría que el sistema de tratamiento podría recibir concentraciones un poco más altas a las determinadas durante el proceso de operación, y mejorar su eficiencia sin la presencia de altas concentraciones al momento de verter a la quebrada, así mismo se establece según las estimaciones realizadas, que se debe de mejorar en la etapa biológica del sistema de tratamiento la etapa de control de nutrientes (etapa anóxica), esto debido a las altas fluctuaciones que presentan los parámetros de nitrógeno y fósforo; los cuales se ven afectados de alguna manera por el aumento del vertimiento que se puede presentar, así como la presencia o ausencia de los microorganismos que favorecen la asimilación de estos nutrientes; dado que esto implica una saturación de nutrientes en los reactores biológicos y aumento en las concentraciones de materia orgánica. (DBO_5 y DQO).

6. CONCLUSIONES

En el presente capítulo se presentan las conclusiones en base al análisis de los capítulos 4 y 5.

- Se puede establecer, que durante el periodo de seguimiento al sistema de tratamiento, se evidencia el comportamiento típico de una plata de tratamiento, la cual por su naturaleza; es de carácter fluctuante en función del tiempo y de los vertimientos
- Podemos establecer que se presentaron 4 etapas durante el seguimiento; típicas de la cinética de crecimiento de los microorganismos; una primera de adaptación o aclimatación, una segunda fase en la cual se presenta un aumento de los microorganismos con una disminución del sustrato medido como DBO_5 y DQO la cual metabolizan y toman como fuente de carbono; una tercera fase la cual es de carácter estable en la que el consorcio y el sustrato son iguales, por lo cual es en este punto donde se ha alcanzado el máximo de reproducción de los microorganismos y de eliminación de nutrientes; y una cuarta fase que se presenta por varias situaciones tales como el proceso de recirculación del sistema, con el cual se podría estar generando un aumento en las concentraciones de nutrientes y de biomasa; sino también el exceso de lodo recirculado genera bulking en el sistema, sumado al aumento en los vertimientos en momentos determinados.
- Evidenciado el comportamiento en el tiempo del sistema de tratamiento; y tomando en cuenta los momentos de afectación por el aumento en vertimientos, se puede establecer que el sistema de tratamiento durante la

operación presentó un alto porcentaje de cumplimiento de la normatividad aplicable, esto evidenciado en que más del 90% de los datos de los 5 parámetros evaluados (DBO₅, DQO, SST, N total, P. total) cumplieron la normatividad.

- La normalización de las variables entre 0 y 1 para el proceso de estimación y predicción es de gran importancia dada la técnica aplicada en este documento como son las RNA; esta normalización y validación de datos permite evidenciar de manera más clara el comportamiento de las variables en función del tiempo; como estas se pueden relacionar y poder abstraer de estas información relevante, tal como momentos de aumento en los vertimientos, mal funcionamiento de algún proceso en el sistema de tratamiento, variabilidad de los parámetros; entre otros, y así a partir de los datos validados poder obtener un acercamiento más claro a los datos estimados para cada parámetro, y poder realizar una toma de decisiones que favorezca el buen funcionamiento el sistema de tratamiento y cumplimiento de la normatividad.
- La inteligencia artificial presenta una serie de técnicas que nos permiten comprender y abstraer información de un fenómeno o comportamiento en particular, al aplicar minería de datos, por la técnica de R.N.A., se evidenció que el sistema de tratamiento presentaría una tendencia a un carácter heterogéneo en su comportamiento y cumplimiento de la normatividad, aun así, y tomando de referencia los resultados de las estimaciones; se debe de evitar la presencia de valores máximos que podrían afectar el sistema, y por

ende el vertimiento, por lo cual, se debe de mejorar en los reactores biológicos la etapa anóxica (eliminación de nutrientes), para evitar las altas concentraciones de N total y P total en el efluente del sistema de tratamiento.

- En las predicciones obtenidas para los parámetros de DBO₅, DQO y SST, al igual que para los nutrientes del sistema de tratamiento, se puede mejorar el tratamiento secundario del sistema, esto mediante la implementación de un filtro percolador de alta tasa, el cual presenta una alta remoción de la DBO₅, DQO, Y SST, así, se amortiguaría las altas concentraciones y se evitaría altas concentraciones en el vertimiento.

7. RECOMENDACIONES

En el presente capítulo se plasman las recomendaciones a partir del análisis de la información del presente documento.

- En primera instancia, se recomienda un mayor periodo o histórico de datos de evaluación del sistema de tratamiento, no menor a 1 año, con el fin de obtener una serie de datos con mayor peso, esto, debido a que entre más datos históricos se puedan tener, mayor será el periodo de tiempo en el que se pueda realizar las estimaciones.
- Y en segunda instancia se recomienda hacer seguimiento a otra serie de parámetros, los cuales de alguna manera tiene influencia sobre el comportamiento de un sistema de tratamiento, tales como pH, Temperatura, Turbiedad, Oxígeno Disuelto, entre otros, y así poder determinar por la misma técnica de RNA su relación con los parámetros evaluados en este documento.
- La inteligencia artificial, es una técnica que ha estado creciendo en los últimos años, y a medida que esta crece, han crecido las diferentes técnicas, así, se recomienda no solo hacer el seguimiento y predicciones por medio de R.N.A., sino que esta se pueda contrastar con otras que han venido creciendo, y las cuales se aplican según lo que se ha de evaluar; algunas de esas otras técnicas son: Árboles de decisión y reglas, regresión no lineal y métodos de clasificación, redes bayesianas, entre otros.

- La minería de datos, en específico la técnica de R.N.A. son una herramienta que va creciendo con el paso del tiempo, y las cuales presentan aplicaciones en varios campos de la ingeniería sanitaria y áreas ambientales; estas técnicas ayudan al ingeniero a evaluar el comportamiento de un sistema de tratamiento en este caso, y poder tomar decisiones en función de los datos predichos, para así poder anticiparse a algunos eventos, y por ende poder evitarlos a futuro.

REFERENCIAS

- Alvarez , J. (2015). Descripción de los procesos de Infiltración Mediante Redes Neuronales Artificiales. *Ingeniería del Agua*.
- Asadi , A. (2016). Wastewater treatment aeration process optimization: A data mining approach. *Journal of Environmental Management*, 630-639.
- Ay, M. (2014). Modelado de la demanda química de oxígeno mediante uso de RNAs, ANFIS y de k-mediante técnicas de agrupamiento . *Diario de Hidrología*(511), 279-289.
- Benitez, R. (2013). *Inteligencia Artificial Avanzada*. UOC, Universidad Oberta de Cataluña, España.
- Bhagat, P. (1990). An Introduction to Neural Nets. *Chemical Engr. Progress*, 55-60.
- Cardenas Calvachi, G. (2013). Nitrogeno en aguas residuales: Origenes, efectos y mecanismos de remoción para preservar el ambiente y la salud pública. *Universidad y Salud*, 72-88.
- Comeau, Y. (2015). Metabolismo Microbiano. En *Tratamiento Biológico de Aguas Residuales, principios, modelacion y diseño*.
- Comeau, Y. (2017). Metabolismo Microbiano. En M. Henze, & V. Van Loosdrecht, *tratamiento Biológico de Aguas residuales: Principios, Modelacion y Diseño* (págs. 9-36). IWA, Publishing.
- Ekama, G. (2017). Remocion Biologica de Nitrogeno. En M. Henze, & M. Van Loosdrecht, *Tratamiento Biológico de Aaguas residuales: principios, modelacion y diseño* (págs. 273-300). IWA Publishing.
- Erkan, M. (2009). La estimacion del caudal del rio a partir del flujo aguas arriba por metodos de inteligencia artificial. *Diario de Hidrología*(369), 71-77.

- Ghestem, J., & Lachenal, J. (2008). Incertitude sur l'échantillonnage et le prélèvement d'eaux. *synthèse bibliographique*(BRGM/RP-56885-FR), 58.
- Gibert, K., Sanchez, M., & Codina, V. (2010). Choosing the right data mining technique: classification of methods and intelligent recommenders. *In: Swayde, D, 1, 2448-2453.*
- Gilbert, K., Izquierdo, J., Sanchez Marre, M., & Holmes, G. (2018). Which method to use? An assessment of data mining methods in Environmental Data Science. *Environmental Modelling & Software, 110, 3-27.*
- Gomez Cruz, N. (2011). *Sistemas Bio-inspirados: Un Marco Teorico para la Ingenieria de Sistemas Complejos.* Bogotá: Universidad del Rosario.
- Harvey, T. (2015). Monitoreo de la calidad del agua basada en satelites para la mejora de la recuperacion espacial y temporal de la clorofila en aguas costeras. *Remote Sensing of Environment, 158(1), 417-430.*
- Henze, M. (2017). Caracteristicas de las Aguas Residuales. En M. Henze, & M. Van Loosdrecht, *tratamiento Biologico de Aguas Residuales: principios, modelacion y diseño* (págs. 35-56). IWA Publishing.
- Knobelsdorf Miranda, J. (2015). *Eliminacion biologica de nutrientes en un ARU de baja carga organica mediante el proceso VIP.* Catalunya: Universidad Politecnica de Catalunya.
- Nava, A. (2013). *Procesamiento de Series de Tiempo.* Mexico, D.F.: Ediciones Cientificas Universitarias.
- Ortiz de Dios, C. (2012). *Modelos Econometricos y de Redes Neuronales para predecir la Oferta Maderera en Mexico.* Ciudad de Mexico, D.F.
- Rodriguez M., J. (2017). *Desarrollo de un Modelo de Planificacion Ambiental para la Calidad de los Recursos Hidricos Superficiales Considerando su Variabilidad Climatica Estacional Mediante Implementacion Computacional.* Bogota, D.C.

- Romero Rojas, J. A. (2008). *Tratamiento de aguas residuales, teoría y principios de diseño*. Bogotá, D.C.: Escuela Colombiana de Ingeniería.
- Schnabel, S. (2015). Aplicacion de Redes Neuronales Artificiales para Determinar la Distribucion Espacial de la Humedad del Suelo en una Pequeña Cuenca de Drenaje, Estudios Preliminares. *Universidad de extremadura*, 295-304.
- Wentzel, M. (2017). Remocion Biologica Aumentada de Fósforo. En M. Henze, & M. Van Loosdrecht, *Tratamiento Biologico de Aguas Residuales: principios, modelacion y diseño* (págs. 175-246). IWA Publishing.
- Wentzel, M. (2017). Remoción de Materia Organica. En M. Henze, & M. Van Loosdrecht, *Tratamiento Biologico de Aguas Residuales:Principios, Modelación y Diseño*. IWA Publishing.