

## Sistema de control para una planta de tratamiento de aguas residuales con un modelo dinámico de decantación

Nathalie Johana Hernández Velásquez

Universidad Nacional de Colombia Facultad de Ingeniería Bogotá, Colombia 2019

## Sistema de control para una planta de tratamiento de aguas residuales con un modelo dinámico de decantación

Nathalie Johana Hernández Velásquez

Tesis presentado como requisito parcial para optar al título de: Magister en Automatización Industrial

> Director: Ph.D. Eduardo Mojica Nava

Línea de Investigación: Automatización de Procesos Grupo de Investigación: Programa de Análisis y Adquisición de Señales PAAS-UN

> Universidad Nacional de Colombia Facultad de Ingeniería Bogotá, Colombia 2019

Las aguas residuales deben considerarse una fuente sostenible de agua, energía, nutrientes y otros subproductos recuperables. De ahí la necesidad de crear un entorno político coordinado y pragmático que reúna a la industria, los servicios públicos, la salud, la agricultura y el medio ambiente para promover el reciclado y la reutilización de las aguas residuales de manera segura e innovadora. (Informe Mundial sobre el Desarrollo de los Recursos Hídricos de las Naciones Unidas, edición 2017).

## Agradecimientos

La realización de este trabajo fue posible gracias al aporte de personas e instituciones que me apoyaron incondicionalmente durante el proceso.

Gracias a la Universidad Nacional, especialmente a mi director Eduardo Mojica Nava quien impulsó mi investigación constantemente, a la Universidad de Mons en Bélgica y al profesor Alain Vande Wouwer por brindarme herramientas para el desarrollo del modelo y el controlador, a mi familia por el apoyo, en particular a mi esposo por su paciencia y comprensión y finalmente a Dios artífice de todas las bendiciones y oportunidades que recibo diariamente.

### Resumen

En este trabajo se presenta la elaboración e implementación de un controlador para una planta de tratamiento de aguas residuales con sistema dinámico de decantación, en donde a grandes rasgos el proceso se puede definir como la interacción de una población microbiana contenida en un biorreactor, que consume la materia orgánica presente en el fluido entrante y pasa por un tanque decantador en donde se realiza una separación física de sólidos y líquidos dando como resultado agua clarificada.

La metodología utilizada se conoce como Ajuste de Retroalimentación por Referencia virtual (VFRT) y está basada en la recolección de datos de entrada y salida de la planta para obtener el controlador a través de una estructura definida que en este caso se especifica como un controlador PID (Proporcional Integral Derivativo). La señales de entrada están definidas como la dilución Oxígeno y del Sustrato altamente degradable, las variables de salida estudiadas corresponden al Sustrato y el Oxígeno. Para la obtención de datos fue necesario elaborar un simulador que representara adecuadamente el modelo acoplado con el sistema dinámico de decantación y los controladores resultantes son implementados en dos escenarios diferentes. **Palabras clave: Lodos activados, VRFT, control basado en datos, tratamiento de aguas residuales.** 

### Abstract

This work presents the development and implementation of a controller for a wastewater treatment plant with a dynamic settling system, where in general the process can be defined as the interaction of a microbial population contained in a bioreactor, which consumes The organic matter present in the incoming fluid passes through a decanter tank where a physical separation of solids and liquids is carried out, resulting in clarified water.

The methodology used is known as Feedback Adjustment by Virtual Reference (VFRT) and is based on the data collection of input and output from the plant to obtain the controller through a defined structure that in this case is specified as a PID controller (Proportional Integral Derivative). The input signals are defined as the Oxygen dilution and the highly degradable Substrate, the output variables studied correspond to the Substrate and the Oxygen. In order to obtain data it was necessary to elaborate a simulator that adequately represents the model coupled with the dynamic decantation system and the resulting controllers are implemented in two different scenarios.

# Contenido

	Agra	adecimientos	VII
	Resi	umen	IX
Lis	sta de	e figuras	хш
Lis	sta de	e tablas	1
1.	Intro	oducción	2
2. Modelo general ASP y proceso dinámico de decantación			5
	2.1.	Tratamiento de aguas residuales con lodos activados	7
		2.1.1. Composición microbiana en plantas de lodos activados	8
		212 Eliminación de Carbono	0 0
		2.1.2. Nitrificación	10
		2.1.6. Rutinicación	10
		2.1.5 Modelo ASM1	11
		2.1.6. Modelo alternado de lodos activados	13
		2.1.7. Validación de Modelo alternado de lodos activados con proceso dinámi-	10
		co de decantación $\ldots$	15
		2.1.8. Variaciones en el influente	18
		2.1.9. Modelo alternado de lodos activados con variaciones en el influente	19
	2.2.	Decantación	20
2.3. Modelo dinámico de decantación		Modelo dinámico de decantación	21
		2.3.1. Validación del modelo dinámico de decantación	24
3.	Dise	eño de un controlador para una planta de tratamiento de aguas residuales	
	con	lodos activados y sistema dinámico de decantación	27
	3.1.	Planteamiento del problema de control	29
	3.2.	Estrategias de control para plantas de tratamiento de agua residual doméstica	31
		3.2.1. Estimación y control óptimo para una planta de tratamiento biológico	
		de aguas residuales	31
		3.2.2 Estrategia de Control robusto para el proceso de lodos activados	32
	3.3.	Metodologías de control	33
	0.01	3.3.1 Control basado en el modelo	34
		3.3.2 Control basado en datos	35
		3.3.3 Ajuste de retroalimentación iterativa IFT	37
		3.3.4 Ajuste de retroalimentación basado en referencia ficticia FRIT	40
			10

	Bibliografía		66
Α.	Ane	xo:Condiciones Generales de simulación	64
	5.2.	Recomendaciones	63
	5.1.	Conclusiones	62
5.	Con	clusiones y recomendaciones	62
		4.2.2. Resultados de controlador aplicado a Modelo Alternado de Lodos Ac- tivados con proceso dinámico de decantación: Simulaciones	58
		4.2.1. Modelo a pequeña escala	56
	4.2.	Resultados	56
	4.1.	Planta de menor escala	54
4.	Simulaciones y casos de estudio		
		por Referencia Virtual (VFRT)	47
	3.5.	Diseño del Controlador a partir de la metodología Ajuste de Retroalimentación	10
	3.4.	Objetivo de control	46
		3.3.6. Comparación entre las metodologías de Control Basado en Datos	45
		3.3.5. Ajuste de retroalimentación por referencia virtual VRFT	42

# Lista de Figuras

<b>2-1</b> .	Descripción Proceso de Lodos Activados		
<b>2-2</b> .	Eliminación de Carbono a través de bacterias heterótrofas		
<b>2-3</b> .	Proceso de Nitrificación		
<b>2-4</b> .	Proceso de desnitrificación		
<b>2-5</b> .	Modelo ASM1 en fase Aeróbica		
<b>2-6</b> .	Modelo ASM1 en fase Anóxica		
<b>2-7</b> .	Biorreactor Alternado entre fases aeróbica y anóxica		
<b>2-8</b> .	Comparación Gráfica: Modelo Propuesto vs. Modelo 1 17		
<b>2-9</b> .	-9. Configuración de Modelo alternado de lodos activados con proceso dinámico		
	de decantación		
2-10	Conparación Gráfica: Modelo Propuesto vs. GSP-X		
2-11	.Variación en el influente para tiempo seco		
2-12	Variación en el influente para tiempo de lluvia		
2-13	Variación en el influente para tiempo de tormentas		
2-14	.Respuesta de Modelo propuesto con variaciones en el influente		
2-15	Proceso de Sedimentación		
2-16	Progreso de concentración de Sólidos en el tanque de sedimentador 24		
2-17	Distribución de la concentración de sólidos en treinta y ocho días $\ldots$ $\ldots$ $25$		
2-18	Variación concentración de sólidos en efluente		
2-19	Concentración del tanque sedimentador por capas		
<b>9</b> 1	Comportamiento de los veniebles de presesso implemento de el controlo den pre		
3-1.	Comportamiento de las variables de proceso implementado el controlador pre-		
<b>?</b>	$\begin{array}{c} \text{(activo tomado de [Nej]ari et al., 1999a]} \\ \text{(configuración do planta [David et al., 2000a]} \\ \end{array}$		
J-⊿. 22	Configuration de planta [David et al., 2009a]       53         Besultados [David et al., 2000a]       34		
3 1	Arquitactura de diseña para un contralador basado en el modelo		
3-4. 3-5	Arquitectura de diseño para un controlador basado en datos		
3-6	Diagrama de bloque de un sistema en lazo cerrado [Hialmarsson 1008]		
3-7	Sistema en lazo cerrado 40		
3-8	Diagrama de Ajuste de retroalimentación por referencia VRFT		
<b>3-</b> 9	Entradas y Salidas de la Planta		
<b>3-1</b> 0	Diagrama en lazo cerrado de control para la planta de Lodos activados con		
0-10	modelo dinámico de decantación 48		
3-11	Entradas Aleatorias $D(t) \ge W(t)$		
3-12	Variación de las Variables de estado $S(t) \ge DO(t)$ en lazo abierto con entradas		
5 14	aleatorias		

<b>3-13</b> . Respuesta en Lazo cerrado $M_S$ y $M_{DO}$				
<b>3-14</b> .Refe	rencia Virtual y Error para las variables $S(t)$ y $DO(t)$		. 50	
<b>4-1</b> . Diag	rama en lazo cerrado para la planta a menor escala		. 54	
<b>4-2</b> . Resp	ouesta en lazo cerrado $S(t)$ y $S_{O_2}(t)$		. 56	
4-3. Pert	urbación de Sustrato en el influente $S(t)$		. 57	
<b>4-4</b> . Resp	ouesta en lazo cerrado $S(t)$ con perturbación $S_{in}$		. 57	
<b>4-5</b> . Resp	ouesta en lazo cerrado $S_{O_2}(t)$ con perturbación $S_{in}$		. 58	
<b>4-6</b> . Resp	ouesta en lazo cerrado $S_{O_2}$ modelo completo $\ldots \ldots \ldots \ldots \ldots \ldots$		. 59	
4-7. Resp	ouesta en lazo cerrado $S_s$ modelo completo		. 59	
<b>4-8</b> . Seña	l de Control $K_{la}$ para el Oxígeno $S_{O_2}$		. 59	
<b>4-9</b> . Com	. Comparación Comportamiento $S_{NH}$ : Modelo Original Vs. Modelo con contro-		-	
lador	res aplicados		. 60	
<b>4-10</b> .Disminución % de $S_{NH}$ Con los Controladores Implementados 60				

# Lista de Tablas

<b>2-1</b> .	Coeficientes Estequiométricos y Cinéticos a $15^{\circ}$	12
<b>2-2</b> .	Variables modelo ASM1	13
<b>4-1</b> .	Condiciones Iniciales y coeficientes estequiométricos para modelo reducido .	55
A-1. A-2.	Condiciones de operación para el proceso de sedimentación	64 65

# 1.Introducción

Nuestro planeta está compuesto aproximadamente por un de 71% de agua, en donde el 96.5% es agua salada y el 3.5% representa agua dulce distribuida en ríos, arroyos, acuíferos naturales a nivel subterráneo y hielo ubicado en los polos. Este pequeño porcentaje supone un gran reto para la humanidad pues es claro que además de cuidarlo, el hombre debe buscar las formas de consumir este recurso de manera sostenible. Hablando puntualmente del agua potable y la accesibilidad en torno a la comunidad mundial, la ONU (Organización de Naciones Unidas) presenta una estrategia para la evaluación de plantas de tratamiento de aguas residuales [WHO Organización Mundial de la Salud, 2018] haciendo un diagnóstico inicial, para países de ingresos medianos y altos (excluyendo Asia y África) en el cual se concluyó:

- El 71 % de las aguas residuales domésticas se desecha a través de un sistema de alcantarillado; el 9 % se capta en instalaciones in situ (letrinas y tanques sépticos) y el 20 % restante no se recoge.
- El 59 % de las aguas residuales domésticas se recoge y se trata de manera adecuada.
   El 41 % que no se trata entraña riesgos para el medio ambiente y la salud pública.
- $\bullet\,$  El 76 % de las aguas residuales domésticas captadas a través de un sistema de alcantarillado se trata de manera adecuada.
- El 18 % de las aguas residuales domésticas recogidas en tanques sépticos se trata de manera adecuada.

Teniendo en cuenta estos porcentajes y un análisis global de la situación actual, la humanidad parece estar usando inadecuademente el recurso, alejándose de cumplir su principal objetivo, llevar agua potable a todas las comunidades para el 2030. En otro reporte presentado por la misma organización, que explica la estrategia para el periodo comprendido entre 2018-2025 [WHO, 2018],la tendencia muestra que para el 2050 la mitad de la población no tendrá acceso al agua potable, si no se establecen nuevas prácticas de connsumo que reduzcan la cantidad de personas para las que el recurso es limitado, sabiendo que actualmente existen 2.4 mil millones y 842.000 muertes al año relacionadas con enfermedades transmitidas a través del agua en suministros inseguros.

Aunque el panorama en Latinoamérica y el Caribe es un poco más alentador debido a sus fuentes naturales de agua, lo cierto es que el acceso a mejores servicios de agua y saneamiento se considera deficiente y el financiamiento del sector inadecuado. Adicionalmente, existe una brecha importante entre el acceso al agua potable y servicios de saneamiento en áreas urbanas y rurales, en Colombia, por ejempl,o mientras que más del 95 % de la población ubicada en

áreas urbanas cuenta con acceso al servicio, solo el 70% de la población rural puede ejercer el mismo derecho según lo evidenciado en [Bertomeu and Serebrisky, 2018].

Diversas metodologías han sido propuestas para mitigar la problemática planteada anteriormente, como menciona el autor en [Salgot and Folch, 2018] existen dos propósitos fundamentales sobre los que se basan la mayoría de plantas de aguas residuales. El primero es cumplir con la reglamentación de la disposición de agua resultante en los diferentes cuerpos hídricos y el segundo es la reutilización inmediata de esas aguas tratadas como fuente hídrica de diferentes comunidades donde el recurso no es fácilmente accesible.

Las tecnologías implementadas en este tipo de plantas se relacionan directamente con procesos químicos, físicos y microbiológicos que, en conjunto, conforman un sistema capaz de recibir el agua residual y de entregar un efluente con concentraciones de sólidos y compuestos orgánicos e inorgánicos dentro de un rango aceptable dispuesto por la reglamentación territorial en donde se encuentren. Aunque las variaciones y las clasificaciones para este tipo de plantas son múltiples, principalmente se pueden encontrar modelos basados esencialmente en los procesos descritos anteriormente combinando tecnologías para aumentar la calidad del agua, los diferentes métodos de tratamiento basados en procesos químicos y su utilización como técnicas secundarias para soportar los otros procesos se pueden consultar en [Yargeau, 2012], de la misma forma que los que se basan en procesos físicos [Kesari et al., 2011].

Considerando el enfoque de este trabajo, es pertinente hacer énfasis en los tratamientos de aguas residuales desarrollados dentro de los principios biológicos en donde el método más popular es el de lodos activados, que en palabras generales, se describe como la implementación de una población microbiana llamada *biomasa* en condiciones controladas que se encarga de consumir la materia orgánica presente en la entrada del sistema. Se pueden presentar múltiples variables en la implementación de esta técnica que incluyen procesos químicos y físicos, algunos ejemplos son: procesos de prefiltrado como los que exponen los autores [Zheng et al., 2019] en diseñados para eliminar contaminantes difíciles de digerir para los lodos tales como pesticidas, productos farmacéuticos y de cuidado personal; implementación de ultrasonido de alta frecuencia para mejorar las propiedades de sedimentación de los lodos activados propuesto en [Mohammadi et al., 2019], modificaciones dentro del modelo ASM1 (Activated Sludge Model 1) del cual se hablará más adelante para la inclusión de variables como celulosa que permiten evaluar los efectos posibles de la degradación de la misma como se muestra en [Reijken et al., 2018], entre otros.

Múltiples han sido las investigaciones en la implementación de plantas de tratamientos de aguas residuales con lodos activados, desde la construcción del modelo hasta el diseño de sistemas de control complejos y robustos que respondan adecuadamente a las necesidades específicas. Sin embargo, con el pasar de los años los investigadores se han percatado que el sistema todavía no ha sido plenamente identificado y que los sistemas de control sofisticados

basados en los modelos en ocasiones no responden adecuadamente a los cambios presentados en la biomasa. Desde esta perspectiva, la búsqueda de una metodología que permita el diseño de un controlador a partir del comportamiento de entradas y salidas con datos tomados de la planta directamente, se puede distinguir como una necesidad importante.

Basado en esa premisa, este trabajo pretende diseñar una estrategia que, a través de la extracción de información directamente de la planta, permita la elaboración de un controlador para alcanzar una respuesta deseada que se establezca en los criterios iniciales de diseño. La planta escogida es un sistema compuesto por un biorreactor alternado acoplado a un tanque de decantanción, que se implementa en un simulador elaborado directamente en el Laboratorio de Automatización de Procesos de la Universidad de Mons en Bélgica, durante una pasantía realizada en el 2018.

La organización de este documento se presenta a continuación: el Capítulo 2 corresponde a explicación general de las plantas de tratamiento de agua con lodos activados, el sistema dinámico de decantación y los resultados del simulador obtenido; el Capítulo 3 expone todos los detalles del diseño del controlador junto con algunos ejemplos de estrategias de control en plantas de tratamiento de aguas residuales con lodos activados y una amplia explicación de las diferentes metodologías estudiadas; en el Capítulo 4 donde se presentan los resultados obtenidos para los casos de estudio y, finalmente, en el capítulo 5 se exponen las conclusiones y recomendaciones.

# 2.Modelo general ASP y proceso dinámico de decantación

El Tratamiento de aguas residuales hoy en día se ha convertido en uno de los aspectos más importantes internacionalmente. Existen diversos factores, económicos, políticos y sociales que delimitan el manejo de la contaminación y los respectivos controles sobre los recursos hídricos para cada nación. Así mismo, se deben considerar otros componentes tales como el territorio disponible, el presupuesto estipulado para estas soluciones, la simplicidad de los mecanismos que se van a utilizar e inclusive los efectos sobre la comunidad, un análisis detallado sobre todas las implicaciones en el tratamiento de aguas residuales es expuesto ampliamente por el autor en [Von Sperling, 2007], donde también describe en detalle todos los procesos biológicos , las reacciones cinéticas, los procesos de aeración y la conversión de materia orgánica, temas que se abordaran posteriormente en este capítulo.

En América Latina y el caribe se pueden encontrar tres tipos principales de plantas como se menciona en[Anjos, 1998] y que son explicadas a continuación:

- Tecnologías de tratamiento mecánico: se basan principalmente en la combinación de diversos procesos biológicos, físicos y químicos que utilizados en conjunto proporcionan un tratamiento adecuado de las aguas residuales. Este método está generalmente compuesto por varios tanques o biorreactores secuenciales, bombas, sopladores, molinos y otros elementos mecánicos, en donde se inducen condiciones artificiales a procesos naturales llevados a cabo por los lodos activados o población bacteriana para la eliminación de materia orgánica proveniente del influente. Algunos ejemplos de este tipo de plantas son: zanja de oxidación, aeración extendida y secuenciador de reactor por lotes.
- Tecnologías de tratamiento acuático: consisten en estanques de agua donde la capa superficial es aérobica (con oxígeno disponible) concepto abordado posteriormente y la capa inferior que incluye los depósitos de lodos es anaeróbica (es decir, compuesta por microorganismos que no necesitan de oxígeno para su respiración). Dentro de estas se encuentran las lagunas facultativas, las lagunas aireadas y las lagunas de liberación controlada hidrográfica; las diferencias entre una y otra radican en la profundidad, el tamaño y la capacidad de descargue automático. Algunos ejemplos de este tipo de plantas son: Filtros de arena recirculante, Acuicultura y laguna facultativa con superficie de agua libre.
- Tecnologías de tratamiento terrestre: contienen principalmente flujo terrestre de velocidad lenta, infiltración subsuperficial de velocidad lenta y métodos de infiltración

rápida. Estos sistemas dependen esencialmente de reacciones químicas, físicas y biológicas, los principales beneficios son su bajo mantenimiento y los bajos requisitos técnicos de mano de obra. Las aguas residuales se aplican de forma intermitente a través de la parte superior de las terrazas construidas en suelos de muy baja permeabilidad y se les permite fluir a través de la superficie vegetada hasta el canal de recolección. Algunos ejemplos de este tipo de plantas son: infiltración subsuperficial, flujo superficial y flujo superficial de tasa lenta.

Por otro lado, el autor en [Hodges, 2017] manifiesta que la clasificación actual más conocida plantea tres tipos de sistemas: físicos, biológicos y químicos. En donde los primeros corresponden a las tecnologías de tratamiento terrestre explicadas arriba, los biológicos que utilizan los microorganismos para reducir las cargas de materia orgánica y finalmente los químicos en donde se usan productos, en pro de eliminar los residuos del agua, a través de procesos como cloración y ozonolisis. Cabe mencionar, que la investigación para este tipo de plantas ha traído consigo nuevas metodologías que surgen como alternativa para reducir costos o trabajar en un campo específico, dos ejemplos puntuales se pueden encontrar en el artículo citado anteriormente en donde se presentan: modelo de biorreactor rotativo de algas y coagulación-floculación.

Puntualmente, para el caso de Colombia existen alrededor de 562 plantas de tratamiento de aguas residuales en todo el país según el viceministerio de aguas, entre las que se destacan: lagunas de estabilización (44%), sistemas de aeración extendida (9.4%) y filtros biológicos (7%). En el último informe "Estudio Sectorial de los servicios públicos domiciliarios de Acueducto y Alcantarillado" [Sánchez C, 2017] presentado a finales de 2017, se evidencia que solo 541 municipios de los 1.122 registrados por el Departamento Administrativo Nacional de Estadística (Dane) cuentan con algún tipo de Planta de Tratamiento de Aguas Residuales.

El modelo propuesto en este trabajo se encuentra basado en una tecnología mecánica de aireación, en donde mediante un proceso biológico principalmente, la población microbiana llamada lodos activados utiliza la materia orgánica disponible en las aguas residuales a tratar como fuente de energía para todas sus funciones biológicas. El objetivo de este capítulo en primer lugar es brindar las herramientas teóricas para el entendimiento de los procesos ocurridos dentro del biorreactor y las particularidades para la configuración que se propone. La primera parte explica el concepto general de lodos activados, seguido por la descripción de la población microbiana, los procesos de eliminación de carbono, nitrificación y desnitrificación, el modelo ASM1 (Activated Sludge Model 1) que representa las dinámicas ocurridas, seguido por el modelo alternado de lodos activados que es la configuración propuesta en este trabajo, junto con los resultados de simulación, la comparación con otras fuentes y los cambios del sistema cuando existen variaciones en la entrada. Por último se exponen todos los detalles del sistema dinámico de decantación, los conceptos generales, su implementación y validación.

6



Figura 2-1.: Descripción Proceso de Lodos Activados

### 2.1. Tratamiento de aguas residuales con lodos activados

El tratamiento de aguas residuales mediante lodos activados es hasta el momento la técnica mas conocida y usada a nivel mundial desde 1930 como lo expone [Salgot and Folch, 2018], este método se basa principalmente en poner en contacto una población microbiana heterogénea compuesta generalmente por bacterias autotrófas y heterotrófas, con el *influente* que corresponde a las aguas residuales prefiltradas dentro de un biorreactor aereado y agitado. De esta forma, estos organismos unicelulares consumen la materia orgánica carbonosa llamada sustrato y el amonio durante su proceso biológico y dependiendo del oxígeno disponible.

Posteriormente, el lodo es separado del agua tratada o también llamada *efluente* mediante un proceso de asentamiento o clarificación y la mayor parte del lodo es enviada al biorreactor nuevamente para mantener una concentración bacteriana constante e intensificar la eliminación biológica de nutrientes.

Existen muchas variantes de esta técnica y múltiples configuraciones para el proceso comprendido por el biorreactor en donde participan dos fases aeróbica (con oxígeno) y anóxica (sin oxígeno), esto depende en gran medida de las necesidades externas del sistema, del volumen de agua a tratar y de la velocidad del proceso. [Hreiz et al., 2015a].

En la Figura **2-1** tomada de [Eckenfelder, 1989] se pueden observar las dos etapas descritas anteriormente y la retroalimentación.

En términos de la operación de la planta, el equivalente estequiométrico de materia órganica se puede expresar a través de la prueba DQO (demanda química de oxígeno en inglés chemical oxygen demand COD) que establece la concentración de los compuestos que pueden ser utilizados como fuente de energía por las bacterias heterótrofas para el crecimiento, con excepción de algunos compuestos arómaticos tales como piridina, tolueno, entre otros. Cabe mencionar que en esta prueba no es posible diferenciar las sustancias orgánicas biodegradables de las no biodegradables. De igual manera, la concentración de lodos en el efluente se puede medir en términos del parámetro de biomasa "sólidos volátiles suspendidos"SVS (en inglés VSS Volatile Suspended Solids)[Orhon, 2009].

#### 2.1.1. Composición microbiana en plantas de lodos activados

Dentro de la población microbiana utilizada para el tratamiento de aguas residuales se encuentran principalmente comensales fecales y patógenos según [Seviour and Blackall, 1999], estos se pueden clasificar diferentes grupos fisiológicos tales como:

1. Bacterias

8

- Bacterias Quimiheterótrofas: representan la mayoría de la población presente en los lodos activados, a través de su metabolismo aerobio realizan la degradación del material orgánico presente en el influente, que a su vez se convierte en biomasa y dióxido de carbono (CO<sub>2</sub>).
- Bacterias filamentosas: estos organismos quimiheterótofos generalmente estan presentes en procesos con lodos activados en condiciones normales, sin embargo su proporción con respecto a la población general es reducida y sus aportes debido a su metabolismo poco conocidos.
- Bacterias quimioutotrófas nitrificantes: este tipo de microorganismos ayudan en la eliminación del nitrógeno biológicamente ya que oxidan el amonio (NH) y lo convierten en nitrato  $(NO_2-)$  en el caso de las bacterias nitrosas o transforman el nitrito en nitrato  $(NO_2-)$  a  $(NO_3-)$  si se habla puntualmente de las nitro bacterias.
- Bacterias fotoautotrófas y fotoheterotrófas:estos microorganismos de metabolismo versátil se encuentran presentes en grandes cantidades en los lodos activados y ayudan al proceso de denitrificación.
- 2. Protozoos ciliados: tipo de protozoos eucariotas que se alimenta principalmente mediante de la depredación activa en material suspendido incluyendo otras células bacterianas, su función dentro de los lodos activados es consumir células bacterianas suspendidas libremente, mejorando la calidad del efluente; de acuerdo a sus hábitos alimenticios son divididos en cuatro diferentes grupos: ciliados que nadan libremente, ciliados rastreros, ciliados adheridos a los flóculos y ciliados carnívoros que se alimentan de otros protozoos.
- 3. Hongos: no tienen mayor influencia en las plantas de lodos activados salvo ciertas condiciones, en general se han encontrado algunos estudios que comentan que los hongos pueden ser beneficiosos ayudando con el aumento de volumen ocasionado por las bacterias filamentosas. [Mannan et al., 2005]



Figura 2-2.: Eliminación de Carbono a través de bacterias heterótrofas

- 4. Algas:un ejemplo de estos microorganismos son las cianobacterias o también llamadas algas azul-verdes que no están consideradas dentro de la población bacteriana principal, pero que hasta el momento no se ha comprobado que tengan efectos positivos o negativos sobre el proceso.
- 5. Metazoa: son organismos heterotrófos que juegan un papel de depredación de células bacterianas durante el proceso, dentro de este grupo se pueden encontrar: nematodos, rotíferos y gusanos oligochaete.

#### 2.1.2. Eliminación de Carbono

En términos generales, la eliminación de carbono está sujeta al crecimiento de la población heterotrófa que se encuentra en la población de los lodos activados. De forma concreta, como se menciona en [Orhon, 2009], los procesos involucrados son: crecimiento (aeróbico/anóxico) de bacterias heterotrófas, decaimiento de bacterias heterótrofas e hidrólisis de materiales orgánicos en partículas, pertenecientes al Modelo ASM1 que se explica posteriormente.

Como se muestra en la Figura 2-2, la materia orgánica entrante en el influente es compuesta principalmente por Sustrato soluble altamente biodegradable consumido por las bacterias para la obtención de energía dando como resultado biomasa y dióxido de carbono. Por otro lado, el sustrato insoluble o de biodegradación lenta es convertido a moléculas menos complejas altamente biodegradables mediante la hidrolísis.

#### 2.1.3. Nitrificación

10

Se puede definir como un proceso bioquímico en donde cierto tipo de bacterias llamadas nitrificantes o nitrobacterias que se encuentran en la población de microorganismos de los lodos activados oxidan el amonio tal como se observa Figura 2-3, mediante dos fases: la primera en donde el amonio es oxidado a nitrito, agua e hidrógeno y la segunda en donde es convertido a nitrato.

Debido al nivel de toxicidad del nitrito es importante controlar la nitrificación ya que se puede afectar la calidad del efluente y el pH del agua resultante poniendo en riesgo principalmente la vida acuática que esté en contacto con el descargue de la planta. Adicionalmente, una nitrificación indeseada o incontrolada puede provocar un incremento en los costos de operación al aumentar la demanda de oxígeno, concentración de sólidos en el tanque sedimentador e interferencia con el control efectivo de bacterias coliformes tal como explica en [Gerardi, 2003].



Figura 2-3.: Proceso de Nitrificación

#### 2.1.4. Desnitrificación

Este proceso suele llevarse a cabo durante condiciones de ausencia de oxígeno o anóxicas y consiste basicamente en la utilización de los iones de nitrato  $(NO_3^-)$  y nitrito  $(NO_2^-)$  (formados anteriormente durante la fase de nitrificación) por parte de la bacterias llamadas *desnitrificantes* como fuente de energía y cuyo resultado final después de varias reacciones bioquímicas es el nitrógeno gaseoso como se muestra en la Figura **2-4**.

Alrededor del 80 % de la población de los lodos activados puede realizar la desnitrifación debido a que tanto las bacterias autotrófas y heterotrófas están facultadas para ello. Sin embargo, al igual que la nitrificación, una desnitrificación incontrolada puede disminuir la calidad del agua al superar el nivel de sólidos suspendidos totales en el efluente como lo comenta [Gerardi, 2003] y no cumplir la reglamentación local en donde se realiza el descargue.



Figura 2-4.: Proceso de desnitrificación

#### 2.1.5. Modelo ASM1

El modelo ASM1 (Activated Sludge Model 1) presentado en [Henze et al., 1987] por la *Inter*national Association on Water Quality (IAWQ) comprende una serie de procesos biológicos resumidos en un modelo matemático simplificado y consensuado capaz de predecir el desempeño de los lodos activados para los procesos como de eliminación de carbono, denitrificación y nitrificación.

Este modelo está fundamentado principalmente en la Ecuación de balance de masa (2-1) como se describe en [Smets et al., 2003]:

$$\frac{dZ}{dt} = \rho(Z) + \frac{Q}{V}(Z_{in} - Z)$$
(2-1)

donde  $Z_{in}$  y Z son las concentraciones de entrada y en el biorreactor respectivamente para cada una de las variables compiladas en la Tabla **2-2**, Q es el caudal de entrada, V corresponde al volumen del tanque y  $\rho$  describe las reacciones de los ocho procesos principales tomados de [Queinnec and Gómez, 2009] mostrados a continuación, teniendo en cuenta los coeficientes estequiométricos y cinéticos de [Delgado and de Potabilización y Depuración del Agua, 2003] compilados en la Tabla **2-1**:

- -

1. Crecimiento aeróbico de bacterias heterotrófas

$$\rho_1 = \mu_H \frac{S_S S_{O_2}}{(S_S + K_S)(S_{O_2} + K_{O_2 H})} X_{B,H}$$
(2-2)

2. Crecimiento anóxico de bacterias heterotrófas.

$$\rho_2 = \mu_H \frac{S_S K_{O_2H} S_{NO}}{(S_S + K_S)(S_{O_2} + K_{O_2H})(S_{NO} + K_{NO})} \eta_{NO_g} X_{B,H}$$
(2-3)

3. Crecimiento aeróbico de bacterias autotrófas

$$\rho_3 = \mu_A \frac{S_{O_2} S_{NH}}{(S_S + K_S)(S_{O_2} + K_{O_2A})(S_{NH} + K_{NH,A})} X_{B,A}$$
(2-4)

Coeficiente	Unidades	Valor
Coeficientes Estequiométricos		
$Y_A$	Coeficiente de crecimiento autotrófico $(gNoxidado)^{-1}$	0.24
$Y_H$	Coeficiente de crecimiento heterotrófico $(gDQOoxidado)^{-1}$	0.67
$f_p$	Fracción de biomasa que produce productos particulados	0.08
$i_{XB}$	g N / g DQO de biomasa	0.08
$i_{XP}$	g N / g DQO de productos	0.06
Coeficientes cinéticos		
$\mu_H$	Crecimiento específico heterotrófico $(d^-1)$	4.0
$K_S$	Tasa de crecimiento específico máximo g $DQO/m3$	10.0
$K_{O,H}$	$g O2/m^3$	0.2
$K_{NO}$	g N-NO_ $3/m^3$	0.5
b_H	$(d^{-}1)$	0.3
$n_g$	Adimensional	0.8
$n_h$	Adimensional	0.8
$k_h$	g DQO lentamente biodeg./ g DQO células .día	3.0
$K_X$	g DQO lentamente biodeg./ g DQO células	0.1
$\mu_A$	Crecimiento específico autotrófico $(d^-1)$	0.5
$K_{NH}$	$gN - NH3/m^3$	1.0
$b_A$	Adimensional	0.05
$K_{O,A}$	$g O2/m^3$	0.4
ka	$m^3/$ g DQO. día	0.05

Tabla 2-1.: Coeficientes Estequiométricos y Cinéticos a 15°

4. Decaimiento de bacterias heterotrófas

$$\rho_4 = b_H X_{B,H} \tag{2-5}$$

5. Decaimiento de bacterias autótrofas

$$\rho_5 = b_A X_{B,A} \tag{2-6}$$

6. Amonización del nitrógeno orgánico soluble

$$\rho_6 = k_A X_{B,H} S_{ND} \tag{2-7}$$

7. Hidrólisis de materiales orgánicos en partículas

$$\rho_7 = k_h \left(\frac{X_S / X_{B,H}}{X_S / X_{B,H} + K_X}\right) * \left(\frac{S_{O_2}}{S_{O_2} + K_{O_2H}} + \eta_{NOh} \frac{K_{O_2H}}{S_{O_2} + K_{O_2H}} \frac{S_{NO}}{S_{NO} + K_{NO}}\right)$$
(2-8)

8. Hidrólisis de nitrógeno orgánico en partículas.

$$\rho_8 = \rho_7 \frac{X_{ND}}{X_S} \tag{2-9}$$

Nombre de la Variable	Descripción
$X_S$	Sustrato particulado biodegradable lento
$S_S$	Sustrato soluble altamente biodegradable
$X_I$	Sólido Inerte
$S_I$	Materia Inórganica soluble
$X_{B,H}$	Biomasa Heterotrófica
$X_{A,H}$	Biomasa Autotrófica
$X_P$	Material sólido inerte producido por la biomasa
$S_{NH}$	Amonio
$S_{NO}$	Nitrito y Nitrato
$S_{ND}$	Nitrógeno Orgánico soluble
$X_{ND}$	Nitrógeno Orgánico particulado
$S_{O_2}$	Concentración de oxígeno
$S_{ALK}$	Alcalinidad

Tabla 2-2.: Variables modelo ASM1

#### 2.1.6. Modelo alternado de lodos activados

El modelo consiste en un biorreactor que alterna entre las fases aeróbica y anóxica mediante la manipulación del oxígeno tomado de los autores [Mojica-Nava et al., 2018], acoplado a un sistema dinámico de sedimentación que basado en la Ecuación de velocidad de asentamiento refleja el comportamiento de la concentración de sólidos de la mezcla resultante del biorreactor. Las condiciones generales de simulación se encuentran en el Anexo A.

Los resultados son mostrados a continuación:

 Fase aeróbica: durante esta etapa ocurren dos procesos muy importantes, eliminación de carbono por parte de los microorganismos heterótrofos en presencia de oxígeno y nitrificación por parte de las bacterias nitrificantes que oxidan el amonio como fuente de energía.

En la Figura 2-5 se muestran los resultados de la simulación por alrededor de diez horas.

Durante esta fase se pueden encontrar algunos aspectos importantes:



Figura 2-5.: Modelo ASM1 en fase Aeróbica

- 1. El Sustrato altamente biodegradable  $S_s$  es practicamente consumido por las bacterias para sus procesos metabólicos.
- 2. El sustrato de consumo lento  $X_s$  también se reduce debido a la hidrolísis realizada por las bacterias para su consumo
- 3. La población de bacterias heterótrofas  $X_{B,H}$  aumenta casi al doble debido a los recursos disponibles.
- 4. El nivel de Nitrato aumenta gracias a la nitrificación, reduciendo de esta formaa la concentración de amonio  $S_{NH}$ .
- Fase anóxica:para esta etapa caracterizada por la ausencia de oxígeno ocurre la desnitrificación, sin embargo todas los procesos donde está involucrado el oxígeno son llevados precipitadamente a cero. En la Figura 2-6 se muestran los resultados para una simulación de diez horas en fase anóxica.

Los aspectos importantes a destacar son:

- 1. La población bacteriana general representada por  $X_{BH}$  y  $X_{BA}$  es disminuida considerablemente debido a la falta de oxìgeno.
- 2. El sustrato altamente biodegradable aumenta debido a la disminución de consumo por partes de las bacterias y a la biomasa muerta como consecuencia de la fase.
- 3. No se produce Nitrato.

14

4. El amonio no es reducido debido a que no se da la nitrificación.



Figura 2-6.: Modelo ASM1 en fase Anóxica

El comportamiento del sistema alternando entre las fases aeróbica y anóxica se puede observar en la Figura 2-7, el tiempo de simulación es de treinta y ocho días y la conmutación entre fases es de un día.

### 2.1.7. Validación de Modelo alternado de lodos activados con proceso dinámico de decantación

El proceso de validación del modelo resultante es uno de los pasos mas importantes, ya que permite establecer la exactitud y la cercanía con la que se están simulando las condiciones reales del sistema. Para este caso en partícular, el modelo no se fue obtenido a través de identificación mediante datos de una planta real, sino a través de herramientas teóricas y algunas referencias por lo que no es posible realizar la comparación directamente. Sin embargo, se han dispuesto dos alternativas para esta etapa, en primer lugar, se realiza la comparación con un modelo no lineal propuesta por el autor [Queinnec and Gómez, 2009] y como segunda instancia, se acude a un software de simulación de plantas de tratamiento de agua residuales llamado GPSX, recurso facilitado por el laboratorio de Automatización de *la Universidad de Mons, Bélgica.* Las dos alternativas son descritas a continuación:

• Modelo no lineal propuesto por [Queinnec and Gómez, 2009]: las autoras de este artículo realizan una revisión exhaustiva con el fin de encontrar un modelo no lineal reducido que describa la dinámica principal del sistema. Como resultado obtienen las ecuaciones 2-10 para la fase aeróbica, aplicables también para la fase anóxica con excepción de algunos cambios debido a la supresión del oxígeno para las cuatro variables principales  $S_s$ ,  $S_{NO}$ ,  $S_{NH}$  y  $S_{O_2}$ . Las constantes son definidas como,  $D_c$  tasa de dilución de suministro de carbono externo,  $D_s$  tasa de dilución de entrada, $Y_h$  coeficiente de eficiencia de la biomasa heterotrófica, Masa de nitrógeno contenida en la biomasa y  $S_{sin}$  y  $S_{NHin}$ la carga de susutrato altamente biodegradable y de amonio en el influente.



16

Figura 2-7.: Biorreactor Alternado entre fases aeróbica y anóxica

$$\begin{cases} \frac{dS}{dt} = D_s S_{sin} + D_c S_c - (D_s + D_c) S_s - \frac{(\rho_1 + \rho_2)}{Y_h} + \rho_7 \\ \frac{dS_{NO}}{dt} = (D_s + D_c) S_{NO} - \frac{(1 - Y_h)}{(2,86Y_h\rho_2)} + \rho_3 \\ \frac{dS_{NH}}{dt} = D_S S_{NHin} - (D_s + D_c) * S_{NH} - i_n bm(\rho_1 + \rho_2) - \rho_3 + \rho_6 \\ \frac{dSO_2}{dt} = -(D_s + D_c) S_{O_2} + k_{la} (SO_{sat} - S_{O_2}) - \frac{1 - Y_h}{Y_h\rho_1} - 4,57\rho_3 \end{cases}$$
(2-10)

Los resultados de la comparación entre los dos modelos, el propuesto en este trabajo y el presentado en [Queinnec and Gómez, 2009] son mostrados en la Figura **2-8**. Como se puede observar el comportamiento para cada una de las fases es similar, no obstante, existen diferencias relevantes en magnitud para tres de las cuatro variables, en este caso puntual estas se deben a las aproximaciones y simplificaciones realizadas por las autoras del "Modelo 1" con el fin de reducir la complejidad del modelo para linealizarlo posteriormente.

 GPSX: este software desarollado por *Hydromantis: Environmental Sotware Solutions Inc*, es una plataforma robusta que ofrece modelos matemáticos calibrados para gestión de tratamiento de aguas residuales, permitiendo realizar control y optimización. Puesto que es una herramienta dinámica y personalizable, es posible realizar varios tipos de configuraciones entre biorreactores y tanques de sedimentación, de este modo se puede



Figura 2-8.: Comparación Gráfica: Modelo Propuesto vs. Modelo 1

obtener una simulación del modelo propuesto con la alternancia entre fases aeróbica y anóxica.

En la Figura 2-9 se muestra la configuración básica para la simulación, A corresponde a la entrada del influente, B representa la fase aeróbica, C la fase anóxica, D y E la etapa de sedimentación que se explica en el siguiente capítulo y finalmente F la salida del sistema o efluente. La razón de las fases separadas radica en que dentro de los biorreactores incluidos en el software, no existe ninguno que permita la alternancia integral de las fases, por consiguiente, las fases son representadas de forma independiente controladas por un conector que intercambia la entrada del influente según la fase que se encuentre en funcionamiento.

Los resultados comparativos son mostrados en la Figura **2-10**, al igual que el *Modelo* 1 explicado con anterioridad, el comportamiento para las cuatro variables coincide de forma general, a pesar de esto, existen diferencias en magnitudes debidas principalmente a la parametrización del software ya que este requiere en detalle todos los coeficientes involucrados en las reacciones y esa información no se encuentra explícita en el modelo propuesto.



Figura 2-9.: Configuración de Modelo alternado de lodos activados con proceso dinámico de decantación



Figura 2-10.: Conparación Gráfica: Modelo Propuesto vs. GSP-X

#### 2.1.8. Variaciones en el influente

18

La recopilación de datos para caracterizar el influente fue inicialmente propuesta por los autores [Spanjers et al., 1998] como respuesta a la falta de comprensión en los métodos respirométricos y la mala implementación de técnicas de control en plantas con lodos activados, la idea principal descrita en su trabajo era brindar un respaldo a través de simulación para el desarollo e implementación de nuevas estrategias de control. Como se expone en [Alex et al., 2008] los datos experimentales del influente pueden ser descargados directamente de (http://www.benchmarkWWTP.org/), estos mismos fueron tomados para tres

condiciones climáticas diferentes: tiempo seco, tiempo de lluvias y tiempo de tormenta. Las fluctuaciones de concentraciones en el influente para tiempo seco en un intervalo de catorce días se muestran en la Figura 2-11, es importante resaltar que para cualquier influente las concentraciones iniciales de  $S_O$ ,  $X_{A,H}$ ,  $S_{NO}$  y  $X_P$  son nulas, es decir iguales a cero. De forma análoga, se muestra el comportamiento en tiempo de lluvia y de tormenta en las Figuras 2-12 y2-13.



Figura 2-11.: Variación en el influente para tiempo seco

# 2.1.9. Modelo alternado de lodos activados con variaciones en el influente

Las variaciones en el influente mostradas con anterioridad, se incluyen en el modelo propuesto con el fin de evaluar su comportamiento. Para realizar esta simulación se toma un tiempo de alternancia entre fases de siete días, de acuerdo a los datos tomados de [Alex et al., 2008]. En la Figura 2-14 se observa el comportamiento de las doce variables propuestas cuando se incluyen los cambios en el influente, en este caso específicamente para tiempo seco. A simple vista se puede apreciar que existen fluctuaciones importantes en el oxígeno  $S_O$  y por ende en el nitrato  $S_{NO}$  y Amonio  $S_{NH}$ . Estas variaciones son de gran utilidad para comprobar el funcionamiento adecuado de los controladores bajo condiciones reales de las plantas de lodos activados y su rerpuesta ante perturbaciones en la entrada del sistema.



Figura 2-12.: Variación en el influente para tiempo de lluvia

### 2.2. Decantación

20

La sedimentación o decantación es la segunda etapa del proceso en donde como se indica se separan sólidos y líquidos. Esta fase del ciclo de tratamiento de aguas residuales es muy importante debido a que la mezcla resultante saliente del biorreactor tiene una concentración de sólidos muy alta compuesta principalmente por biomasa, es decir, población bacteriana y microorganismos involucrados en el proceso, que no son adecuados para el consumo y que pueden afectar la vida acuática que tiene contacto con el efluente. De esta forma, los sólidos son agrupados en el fondo del tanque y un gran porcentaje de ellos es enviado nuevamente al biorreactor en pro de mantener la población constante, mientras que el porcentaje restante es desechado. De igual manera, el agua clarificada localizada en la parte superior del tanque es considerada el efluente y en consecuencia es enviada a la salida del sistema.

La importancia de este proceso radica en que la eficiencia del sistema en general depende del acople de las dos fases que lo componen, el biorreactor con los lodos activados y el proceso sedimentación. Particularmente cuando no existe o no se presenta un tanque sedimentador en el proceso pueden existir problemas ampliamente relatados por el autor [Jenkins et al., 2003] donde se destacan: efluente turbio y aparición de espuma viscosa y en mal como consecuencia de la deshidratación de los lodos, entre otros.

Varios modelos de sistemas de decantación han sido encontrados a lo largo de la revisión documental, por ejemplo, en [Ramin et al., 2014] se parte de un caso experimental para la construcción de un nuevo modelo de velocidad de asentamiento concepto explicado posteriormente que describa de manera más eficiente las observaciones encontradas en los datos



Figura 2-13.: Variación en el influente para tiempo de tormentas

obtenidos, de la misma forma, el autor [Somogyi et al., 2010] centra su investigación en la relación de los parámetros incluidos en la Ecuación de velocidad de asentamiento explicada a continuación y cómo puede afectar la calidad del efluente. Finalmente, en artículos como [David et al., 2009b] los autores realizan la estimación de parámetros de asentamiento, de dispersión y acoplan el modelo dinámico de decantación a su procesos con los lodos activados.

### 2.3. Modelo dinámico de decantación

Como se menciona anteriormente el buen desempeño del tratamiento con lodos activados y la obtención de resultados dentro de los parámetros establecidos depende en gran medida del proceso de decantación o sedimentación en donde se separa el efluente del lodo mediante gravedad como se observa en la Figura 2.15(b) donde A es el área del tanque,  $v_s$  es la velocidad de sedimentación,  $Q_f$  corresponde a la entrada después del proceso en el biorreactor,  $Q_e$  hace referencia al efluente o el agua tratada y  $Q_r$  al lodo activado resultante.

El modelo dinámico de sedimentación presentado por [Takács et al., 1991] divide el tanque en 10 diferentes capas cada una con un espesor constante en donde realiza un balance de masas,teniendo en cuenta dos premisas importantes:

• Los sólidos entrantes se distribuyen instantáneamente en toda la sección transversal.



Figura 2-14.: Respuesta de Modelo propuesto con variaciones en el influente

• El flujo considerado para el modelo es completamente vertical.

22

• No se considera reacciones bioquímicas en el proceso de sedimentación.

El flujo de los sólidos debido al proceso de sedimentación se debe a la velocidad de asentamiento  $v_s$  representada por la Ecuación (2-11):

$$v_s = \max[0, \min\{v'_0, v_0 e^{-r_h X_f^*} - v_0 e^{-r_p X_f^*}\}]$$
(2-11)

Donde  $v'_0$  la velocidad máxima de asentamiento en  $(m/d), v_0$  es la velocidad de asentamiento máxima de Vesilind,  $r_h$  es el parámetro de asentamiento obstaculizado,  $r_p$  es el parámetro característico de baja concentración de sólidos,  $X_f^* = X_j - X_{min} \operatorname{con} X_j$  como la concentración de sólidos para la capa j y  $X_{min} = f_{ns}X_in$ ,  $X_in$  es la concentración de sólidos que entran al tanque y  $f_{ns}$  es la fracción no sedimentable de  $X_{in}$ .

La Ecuación de balance de masas depende del caudal entrante y saliente del sistema, por ejemplo la Ecuación (2-12) tomada de [Rojas Fernández, 2011] muestra el caso puntual para la capa de alimentación donde llega la mezcla proveniente del biorreactor:

$$\frac{dX_n}{dt} * h = \frac{(Q_i + Q_r)X_{in}}{A_c} - \frac{Q_i X_n}{A_c} - \frac{Q_r X_n}{A_c} + J_{s,n-1} - Js, n$$
(2-12)

Donde  $Q_i$  es el caudal del efluente y  $Q_r$  es el caudal correspondiente a la suma del reciclo y desperdicio, h es la altura del tanque,  $A_c$  el área de la capa en estudio,  $X_n$  la concentración en la capa n y  $J_{s,n}$  es la velocidad de asentamiento.


(b) Balance de Masas por capas

Figura 2-15.: Proceso de Sedimentación



24

Figura 2-16.: Progreso de concentración de Sólidos en el tanque de sedimentador

Ahora bien, el comportamiento del progreso de las primeras horas en la concentración de sólidos para el sedimentador se muestra en la Figura 2-16. Para un tiempo cero, la mezcla ingresa por la entrada dispuesta que en este caso es In = 1,8m, a medida que transcurre el tiempo los sólidos se van desplazando al fondo del tanque mediante la velocidad de asentamiento para cada capa como se explicó anteriormente, el resultado de la distribución de la concentración se puede observar en la Figura 2-17, en donde el color azul representa el agua clarificada o efluente y el color verde la mezcla entre biomasa, agua y algunos sólidos inórganicos.

Finalmente la variación en la concentración de sólidos suspendidos en el efluente  $C_e$  es mostrada en la Figura junto con la concentración al fondo del tanque  $C_{sat}$  y la concentración de lodos activados total  $C_f$ .

#### 2.3.1. Validación del modelo dinámico de decantación

Al igual que en la sección anterior, se debe realizar una validación del modelo dinámico de sedimentación o decantación a través de la comparación con herramientas existentes. En este caso se utiliza el software GPS-X para este propósito. La Figura 2-19 proveniente del software muestra la concentración en barras por capas presentada en el tanque sedimentador, de la misma que la Figura 2-17 la distribución de los sólidos se presenta en las capas inferiores



Figura 2-17.: Distribución de la concentración de sólidos en treinta y ocho días



Figura 2-18.: Concentración de sólidos resultantes para un periodo de 14 días

a la entrada del tanque que para este modelo propuesto se encuentra a los 1.8m.

26

Como se puede observar la distribución de sólidos adquirida mediante software y el modelo en evaluación reflejan bastante similitud, mostrando que la concentración de sólidos se acentúa en las capas inferiores a la entrada del tanque, por lo que se puede afirmar que el modelo implementado representa adecuadamente y de forma general el comportamiento de la concentración de sólidos en el tanque sedimentador en el tiempo de simulación propuesto.



Figura 2-19.: Concentración del tanque sedimentador por capas

Como último paso posterior a la validación del sistema dinámico de decantación, se realiza el acople al biorreactor alternado en donde se encuentran los lodos activados, de esta forma se adquiere un simulador completo de todo el proceso que puede ser utilizado para la extracción de datos de salida a partir de la manipulación de entrada, que en términos generales permite versatilidad en las condiciones iniciales, las perturbaciones y la elaboración del controlador a partir de datos.

# 3.Diseño de un controlador para una planta de tratamiento de aguas residuales con lodos activados y sistema dinámico de decantación

La microbiología es hoy en día un campo de investigación en desarrollo, ya que cada vez y con más frecuencia se incluyen procesos biológicos en sectores como la industria alimenticia, química, medio ambiental e incluso farmacéutica. Diversos ejemplos pueden ser encontrados, tales como Los iniciadores malolácticos en la vinificación, la eliminación de iones de plomo e hidrocarburos, tecnologías de bioencapsulación en carne, tratamiento de aguas residuales domésticas, entre otros.

El desafío en términos de control al que se enfrenta hoy en día la comunidad científica enfocada en este tipo de procesos, se resume en que no es posible encontrar un modelo que describa de forma contundente todas las dinámicas y variaciones que se presentan debido a los cambios en el medio. El autor [Hausmann et al., 2017] realiza una clasificación interesante de las metodologías de control implementadas hasta el momento en los bioprocesos, mostrada a continuación:

- Controladores fundamentales: la metodología más sencilla de utilizar en controles de lazo cerrado de este tipo, es control encendido-apagado. En bioprocesos se pueden encontrar ejemplos como, el control de temperatura. Si el actual el valor de la temperatura es más alto que un valor predefinido, el agua de refrigeración se bombea a través de la carcasa del biorreactor. Si el valor real de la temperatura es más bajo, no se realiza el bombeo. Por otro lado, el controlador PID (Proporcional Integral derivativo) también es ampliamente usado cuando los procesos son de naturaleza fluctuante.
- Automatización basada en la reducción del modelo: debido a las no linealidades y la complejidad presentadas en los bioprocesos, en ocasiones es posible trabajar a partir de modelos reducidos que describan las dinámicas principales del sistema dependiendo del objetivo de control. A modo de ejemplo, Los autores de [Renard et al., 2006] propusieron un esquema control basado en mínimo conocimiento del proceso e información mínima de medición con parametrización de Youla. Su objetivo principal era controlar el cultivo de levadura de cerveza que regula la concentración de etanol, asumiendo que las variaciones en el sustrato eran casi nulas y estables. De esta forma, obtuvieron una función de transferencia discreta que relacionaba directamente la alimentación del sistema y la concentración de etanol, y que en un principio usaron para diseñar el

# 3 Diseño de un controlador para una planta de tratamiento de aguas 28 residuales con lodos activados y sistema dinámico de decantación

controlador, modificado posteriormente teniendo en cuenta algunos enfoques de linealización para procesos macroscópicos. Asimismo, quedó demostrado que trabajar con modelos sencillos que tengan en cuenta dinámicas puntuales de las variables de estudio, pueden dar como resultado controladores adecuados para la aplicación en sistemas más complejos.

- Automatización basada en control predictivo: la teoría de control predictivo del modelo (MPC), puede usarse en diferentes escenarios como modelos empíricos lineales basados en identificación, sistemas no lineales, modelos derivados de balance de energía y modelos de procesos combinados con reguladores bioquímicos. En muchos casos, los modelos lineales no proporcionan la precisión requerida para representar la no linealidad de sistemas biológicos complejos. En un modelo adecuado, esto puede ser superado Transformando las variables de mediante linealización para obtener un modelo para MPC lineal o para derivar un filtro de Kalman. En otros casos, es necesario utilizar directamente el modelo no lineal (control predictivo de modelo no lineal (NMPC)). En general, la principal ventaja de los enfoques MPC es la capacidad de anticipar y reaccionar a eventos en el futuro, una característica que no se puede obtener mediante el uso de sistemas cuadráticos lineales convencionales regulador (LQR) o controladores basados en PID. MPC se ha utilizado para la optimización de bioprocesos como se muestra en [Santos et al., 2012] maximizando la oxidación de la glucosa, mientras se controla el proceso de fermentación.
- Automatización basada en control difuso: la lógica difusa utiliza expresiones lingüísticas para manejar las incertidumbres, por lo tanto la acción de control se ejecuta a partir de una base de reglas utilizando expresiones lingüísticas imprecisas. Usualmente el número de reglas no es alto, el autor [Ruano et al., 2012] propone un controlador difuso para el proceso de nitrificación y desnitrificación en una planta piloto de tratamientos de aguas residuales implementando nueve reglas con el objetivo de reemplazar el sensor de nitrógeno, minimizando el consumo de energía y adaptando sensores de bajo costo. Otro ejemplo que se puede citar es el control de pH durante la producción del proceso, el controlador PID no puede ser Comparado equitativamente con el controlador difuso. Finalmente, en el atrículo [Belchior et al., 2012] el autor implementa un algoritmo difuso para el control de oxígeno en plantas de tratamiento de aguas residuales con sintonización en línea, como resultado principal se demuestra mediante simulaciones que el error obtenido mediante la técnica de control difuso fue inferior al 2% mientras que en un PID tradicional su valor alcanzó 10%.
- Automatización basada en redes neuronales artificiales: mediante el uso de un modelo matemático las redes neuronales artificiales pretenden copiar la estructura y funcionalidad de las redes neuronales biológicas. Estas, deben ser entrenadas para la toma

de decisiones mediante el reconocimiento de parámetros, que son llamados factores de ponderación y que se calculan en el proceso de optimización durante el entrenamiento, en donde es necesario una extensa cantidad de datos que permitan con mayor facilidad la predicción de escenarios desconocidos. En el artículo [Karakuzu et al., 2006] se desarrolla una aplicación de redes neuronales con control difuso para fermentación de lotes de levadura en un proceso de elaboración de pan, la red para este caso se compone de 5 neuronas entrantes definidas como: el escape de oxígeno  $O_2$ , la concentración de dióxido de carbono  $CO_2$ , la tasa de alimentación, la temperatura y el PH, 6 neuronas en la capa oculta y una neurona de salida para estimar la tasa de crecimiento específica. Los resultados fueron comparados con un controlador predictivo concluyendo con una estimación satisfactoria para la tasa de crecimiento específica, pero solo en tamaños de inóculo fijos.

• Automatización basada en procedimientos empíricos: básicamente los autores de varios artículos relacionados con este tipo de control, sostienen que se realizan varias suposiciones del sistema acorde a las observaciones en campo, y de la misma forma, se ejecutan procedimientos en sitio con el objetivo de verificar los resultados y calibrar el controlador. Este es el caso expuesto en el artículo [Schenk et al., 2007] para la fermentación de Pichia pastoris (especie de levadura metilotrófica), en donde los autores asumen que la absorbancia es proporcional a la concentración de sustrato y que la misma solo cambiará durante la etapa de cultivo, para este proceso fue propuesto un controlador PI (Integral Proporcional).

Como se puede observar, existen muchos ejemplos en la literatura en donde se incluyen diversas tecnologías para el control de bioprocesos, sin embargo, la mayoría de ellos solo se encuentra en la etapa de simulación y no han sido implementados en las plantas reales, esto se debe en gran medida a que los recursos para estas aplicaciones se ven reducidos debido a los costos de ejecución.

En este capítulo presenta en primera instancia el planteamiento del problema de control, seguido por síntesis de las estrategias de control establecidas para el tratamiento de aguas residuales domésticas, en tercer lugar una explicación puntual de las metodologías de control enfocadas principalmente al diseño de control basado en datos y finalmente el diseño de controladores mediante el ajuste de retroalimentación de referencia virtual, método escogido para el diseño del controlador.

#### 3.1. Planteamiento del problema de control

El tratamiento de aguas residuales ha sido un tema ampliamente estudiado por diversas ramas de la Ingeniería, esto se debe principalmente a que no existe un método 100% aplicable

a todos los casos ya que siempre se presentan variaciones en el influente, en los elementos que componen la planta e inclusive en la reglamentación. A través de los años, los lodos activados han representado gran parte de estas plantas de tratamiento, siendo usados en diferentes modelos con condiciones específicas pero bajo la misma finalidad.

Existen muchas propuestas de control centradas en la dinámica de las fases ánoxica y aeróbica del biorreactor, la mayoría intentando optimizar los procesos de nitrificación y denitrificación y con modelos reducidos según criterios particulares. En [Nejjari et al., 1999b] el objetivo principal desarrollado por el autor es seguir una referencia dada mediante el control de oxígeno disuelto y sustrato inyectado de forma artificial, de tal forma que se obtenga un nivel aceptable de contaminación en el efluente y se provea a la biomasa el oxígeno necesario para realizar la oxidación, análogamente, el autor [Ostace et al., 2011] también plantea el control sobre el oxígeno pero además establece como su segundo objetivo el nivel de nitrato y nitrito  $S_{NO}$  en los tanques anóxicos de su modelo que afectan directamente a la población heterotrófica  $X_{BH}$ , un análisis semejante es realizado por [Stare et al., 2006] cuya finalidad es mantener los niveles de amonio  $S_{NH}$  a un valor determinado controlando la aireación del biorreactor, otros autores, en cambio optaron por trabajar con modelos reducidos del sistema en donde se controlan las variables principales oxígeno  $S_O$  y Sustrato soluble altamente biodegradable  $S_S$  como es el caso de [Nejjari et al., 1999a], [Li and Yamamoto, 2017] y [Rojas et al., 2011a].

Como se puede observar y partiendo del analísis realizado a los objetivos de control planteados por diferentes autores, se evidencia que el oxígeno en el sistema es la variable mas importante a controlar, asimismo, variables como el amonio, la concentración de nitrito y nitrato e inclusive la concentración de sólidos suspendidos en el efluente son comúnmente controladas a cierto nivel para cumplir reglamentaciones y evitar sanciones a la hora del descargue. Desde otra perspectiva, los modelos de la planta pueden variar de acuerdo a la configuración propuesta para cada caso manteniendo una sinergia entre fases aeróbica y anóxica, sin embargo, ninguno de las configuraciones estudiadas se refiere a un sistema de alternancia como el propuesto en este trabajo. Adicionalmente, el modelo del tanque sedimentador en algunas ocasiones, se considera como ideal y en otras los autores realizan una reducción sin tener en cuenta las concentraciones en cada capa ni la velocidad de sedimentación de los sólidos al detalle.

De esta forma, se hace primordial que el modelo que pueda trabajar directamente con la alternancia de las fases, sin necesidad de disponer un tanque para cada fase y sus respectivos controles de oxígeno, alternativa que dentro de un marco económico puede reducir costos de implementación. Como complemento, se debe acoplar un modelo dinámico de decantación que describa el proceso de dentro del tanque sedimentador detalladamente en pro de simular el proceso en las condiciones mas cercanas a la realidad.

## 3.2. Estrategias de control para plantas de tratamiento de agua residual doméstica

El control sobre los sistemas de tratamiento de aguas residuales con lodos activados ha sido ampliamente estudiado a lo largo de la literatura, en la búsqueda de nuevas metodologías que se ajusten de forma más eficiente a las dinámicas biológicas presentadas en la biomasa que compone los lodos y en pro de reducir el consumo de energía y el porcentaje de sólidos suspendidos en el efluente como se ha comentado antes.

Como se mencionó en el capítulo anterior, los objetivos de control para este tipo de plantas suelen ser similares, principalmente se busca optimizar el consumo de oxígeno para brindar a los microrganismos involucrados la energía necesaria para realizar sus funciones biológicas y por añadidura se controlan variables adicionales que generalmente tienen influencia directa en la calidad del agua tratada o en la disminución de algún compuesto detectado en el influente.

En las próximas subsecciones se sintetizan algunas técnicas de control aplicadas por diferentes autores incluyendo sus objetivos y resultados.

# 3.2.1. Estimación y control óptimo para una planta de tratamiento biológico de aguas residuales

Como lo indica su autor en [Nejjari et al., 1999a], su objetivo principal es realizar una estimación en línea y un control óptimo de una planta de tratamiento biológico de aguas residuales, a través de la manipulación del oxígeno y del sustrato residual. La estrategia planteada es acoplar un estimador asintótico en línea que permita seguir los estados no disponibles y los parámetros variantes en el tiempo.

El autor trabaja toda la implementación del sistema basado en un modelo reducido que se va retomar en el siguiente capítulo, el estimador asintótico consiste en un observador adaptativo que combina el conocimiento a priori del proceso biológico con los datos experimentales.

Posteriormente, el autor propone un controlador predictivo donde el oxígeno y la concentración de sustrato residual deben seguir una referencia sin importar las perturbaciones que afecten al sistema, para llevar a esto a cabo debe discretiza las variables mediante la fórmula de Euler. Las referencias para ambas variables están definidas en las variables 3-1 y 3-2:

$$S^{mdr}(k+1) = S^* + (1-g_s)[\hat{S}(k) - S^*]$$
(3-1)

$$C^{mdr}(k+1) = C^* + (1-g_c)[\hat{C}(k) - C^*]$$
(3-2)

Donde  $S^{mdr}$  y  $C^{mdr}$  son las referencias establecidas,  $\hat{S}(k)$ ,  $\hat{C}(k)$  son los valores para S que corresponde a sustrato y C a oxígeno,  $S^*$  y  $C^*$  son los puntos de ajuste y  $g_c$ ,  $g_s$  los parámetros de ganancia de control.

Por lo tanto, el controlador se calcula mediante la minimización de la función cuadrática descrita en la Ecuación (3-3):

$$\min_{D(k),W(k)} \left\{ J = \left\| \begin{bmatrix} S^{p}(k+1) \\ C^{p}(k+1) \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} S^{mdr}(k+1) \\ C^{mdr}(k+1) \end{bmatrix} \right\|_{\pi}^{2} + \left\| \begin{bmatrix} D(k) - D(K-1) \\ W(k) - W(K-1) \end{bmatrix} \right\|_{\Lambda}^{2} \right\}$$
(3-3)

Las señales de control son la dilución de sustrato D y el caudal de aire W.

Los resultados obtenidos por el autor son mostrados a continuación en la Figura 3-1:

Como conclusión del artículo, se puede observar la eficiencia del controlador predictivo



**Figura 3-1**.: Comportamiento de las variables de proceso implementado el controlador predictivo tomado de [Nejjari et al., 1999a]

al seguir adecuadamente las señales de referencia fijadas y la obtención de información de variables directamente no medidas a través de lo que se puede llamar un sensor implementado en software.

#### 3.2.2. Estrategia de Control robusto para el proceso de lodos activados

Al igual que la estrategia anterior, los autores del artículo [David et al., 2009a] plantean un controlador para mantener la concentración de oxígeno en el tanque aeróbico a un nivel determinado y controlar el flujo recirculante en el sistema. En este caso la configuración de la planta mostrada en la Figura **3-2** está compuesta principalmente por dos tanques en donde ocurren las fases aeróbica y anóxica separadamente, seguido por un tanque en donde se realiza el proceso de sedimentación.

 $Q_{in}$  corresponde al caudal del influente,  $Q_a$  al caudal recirculante interno entre los tanques anóxico y aeróbico,  $Q_r$  al caudal recirculante externo entre el tanque sedimentador y la entrada del sistema,  $Q_w$  es caudal que se desecha del sistema, las demás variables nombradas son explicadas en la Tabla **2-2**.



Figura 3-2.: Configuración de planta [David et al., 2009a]

Para diseñar el controlador los autores proponen una reducción del modelo basado en simplificaciones biológicas y posteriormente una linealización que realizan a través de la implementación a través de la función *numjac* de MATLAB. El modelo se enuncia en la Ecuación (3-4):

$$f(x) = \begin{cases} \dot{x} = Ax + B_u u + B_w w\\ z = C_z x + D_{zu} u \end{cases}$$
(3-4)

Donde  $x \in \Re^n$  son los estados,  $u \in \Re^m$  las entradas manipuladas,  $w \in \Re^p$  las entradas de pertubación,  $z \in \Re^q$  el desempeño de las salidas y  $A, B_u, B_w$  y  $C_z$  son el conjunto de matrices proporcionales del sistema.

Las entradas y las perturbaciones son definidas como se muestra a continuación:

$$u = [kla, Q_a] w = [S_{S,in}, X_{S,in}, X_{BH,in}, S_{NH,in}, S_{ND,in}, X_{ND,in}, X_{I,in}, Q_{in}]$$
(3-5)

Desde ese punto de vista se formula el problema de control como una estrategia para atenuar las perturbaciones recibidas durante los cambios de estación, a partir de esto, se debe reducir el efecto de las perturbaciones w sobre salida controlada z.

En la Figura **3-3** se muestran los resultados obtenidos al aplicar el controlador para dos tipos de escenarios, tiempo de tormenta 3.3(a) y tiempo de lluvias 3.3(b). En conclusión, el controlador propuesto regula favorablemente el nivel de oxígeno disuelto en el tanque aeróbico y ajusta los niveles de amonio y nitrato para reducir las violaciones y aumentar la calidad del efluente a pesar de las perturbaciones presentadas en las concentraciones iniciales w.

#### 3.3. Metodologías de control

Una de las etapas más importantes durante el diseño es la exploración de diferentes metodologías de control, ya que permite conocer las debilidades y fortalezas de cada una de ellas y

# 3 Diseño de un controlador para una planta de tratamiento de aguas 34 residuales con lodos activados y sistema dinámico de decantación



(a) Evolución de  $S_{NO}, S_{NH}, S_{O_2}$  para tiempo de tor- (b) Evolución de  $S_{NO}, S_{NH}, S_{O_2}$  para tiempo lluviomenta, lazo abierto (negro), retroalimentación de es- so, lazo abierto (negro), retroalimentación de estado tado (verde) (verde)

Figura 3-3.: Resultados [David et al., 2009a]

de esta forma proporcionar un análisis sustentado para la escogencia de la que más se adecue a las condiciones de la planta y a las necesidades identificadas en el sistema.

Hablando puntualmente de la teoría de control moderno desarrollada en alrededor de los años 60 del siglo XX, el principal desafío del campo científico se centró en encontrar modelos que representaran adecuadamente las condiciones reales y las dinámicas de cada sistema, de esta condición nacen dos corrientes para el diseño de controladores:controladores basados en el modelo de la planta y controladores basados en los datos experimentales.

La finalidad de esta sección es presentar las consideraciones generales de las dos corriente brindando un enfoque representativo a los controladores basados en datos y algunas de sus metodologías de aplicación.

#### 3.3.1. Control basado en el modelo

En aplicaciones de control MBC (Model-Based Control en inglés) el primer paso es obtener el modelo que represente la planta, para posteriormente diseñar el controlador en función de este, asumiendo que el modelo obtenido contiene todas las caracteristicas de la planta a controlar. La identificación es una herramienta que se puede usar en el modelado de la planta para resumir los procesos ocurridos en un sistema, sin embargo, siempre existe algún error a efecto de una dinámica no representada adecuadamente. Esto se debe en gran parte a que los modelos encontrados no son consistentes para abordar ciertos tipo de complejidad tales como plantas en donde existen parámetros que varían rapidamente o cuyas estructuras son cambiantes en el tiempo, y aunque en ocasiones el modelo logra una representación dentro de rangos de aceptación, los controladores resultantes son de un orden muy alto imprácticos para la implementación. De este modo, el diseño de un controlador depende crucialmente de la exactitud del modelo obtenido, ya que si este no representa adecuadamente la planta, todo el sistema podría manifestar un mal rendimiento o incluso entrar en un ciclo inestable. Por otra parte, aun así el modelo represente adecuadamente la dinámica,los análisis de estabilidad, convergencia y robustez pueden ser incorrectos si las susposiciones adicionales sobre el sistema no son apropiadas. En la Figura **3-4** del autor [Hou and Wang, 2013] se puede observar una diagrama que expone la arquitectura de diseño para esta teoría, el modelo y las suposiciones sobre el sistema son en este caso las entradas para el controlador y los elementos principales, comprometiendo así el buen desempeño del mismo.



Figura 3-4.: Arquitectura de diseño para un controlador basado en el modelo

#### 3.3.2. Control basado en datos

La complejidad impuesta por los procesos de modelado trajo consigo la necesidad de implementar nuevas técnicas que pudieran analizar los datos almacenados y en línea, para diseñar controladores con la facultad de evaluar y predecir directamente el desempeño del sistema. De esta forma, nace la teoría de control basada en datos (Data-driven control en inglés), como estrategia para resolver la imprecisión de los modelos y la dificultad para obtenerlos. De forma general se puede definir el control basado en datos como lo resume el autor [Hou and Wang, 2013]:

Control basado en datos.Incluye todas las teorías y métodos de control en los que el controlador está diseñado directamente a través del uso de datos de Entrada / Salida en línea o fuera de línea del sistema controlado o mediante el conocimiento del procesamiento de datos, pero no explícitamente de la información del modelo matemático del proceso y cuya estabilidad, convergencia y robustez pueden ser garantizadas por un riguroso análisis matemático bajo ciertas suposiciones razonables.

Al igual que para el control basado en el modelo, el funcionamiento del control basado en datos se puede explicar mediante el diagrama mostrado en la Figura **3-5** en donde el punto de partida y de cierre del lazo de control son los datos obtenidos. Adicionalmente, considerando que este tipo de control se encuentra en auge y desarollo, sus principales características se resumen a continuación :

 Para los métodos que usan indirectamente el modelo como los adaptativos o predictivos basados en la identificación del subespacio, el diseño de la etapa de control, el análisis de estabilidad y de convergencia son los mismos que en la teoría de control basado en el modelo, de manera que la precisión del modelo sigue afectando la robustez del controlador.

- La variación de parámetros y/o de estructuras en los sistemas a controlar suponen un reto para los métodos basados en el modelo, sin embargo, este problema desaparece utilizando control basado en datos ya que el controlador es diseñado directamente de los datos obtenidos de Entrada/Salida.
- A través de los datos obtenidos no es posible clasificar fácilmente entre sistemas lineales y no lineales por lo que los métodos basados en datos deberían tener la capacidad de responder a ambos tipos de sistemas.
- La definición clásica de robustez no existe para los controladores basados en datos, salvo en casos donde se usa implícitamente el modelo de la planta. Sin embargo, debido a la importancia de este concepto se hace necesario encontrar una definición que adapte a esta rama del control.
- Se espera que no existan mayores diferencias entre los resultados de simulación y los obtenidos en la vida real ya que el controlador fue diseñado basado en los datos reales.
- Lo métodos basados en datos ofrecen una ventana abierta a la investigación en donde es posible la inclusión de procesos de modelado de forma modular ya que el principal objetivo es obtener la mayor cantidad de información exacta sobre la planta en pro de diseñar adecuadamente el controlador.
- Para aplicar los métodos de control basados en datos siempre se deben tener en cuenta criterios de robustez, estabilidad y convergencia dependiendo de la clase de planta con que se esté trabajando.
- Los métodos de control basados en datos se deben considerar bajo los siguientes casos:
  - 1. El modelo no está disponible.
  - 2. La incertidumbre y la variación de la estructura no son posibles de representar mediante modelos matemáticos.
  - 3. El desempeño del controlador obtenido a partir del modelado no está dentro del rango de aceptación.
  - 4. El modelo matemático es de un orden muy elevado o es muy complejo para diseñar el controlador.

En este capítulo se presentan las metodologías mas relevantes dentro de la rama de la teoría de control basado en datos, haciendo un enfásis especial en ajuste de retroalimentación por referencia virtual VRFT (Virtual Reference Feedback tuning).



Figura 3-5.: Arquitectura de diseño para un controlador basado en datos

#### 3.3.3. Ajuste de retroalimentación iterativa IFT

Como lo menciona en [Pozzato et al., 2018] el método por ajuste de retroalimentación iterativa IFT (Iterative feedback tuning) pertenece a la rama de control basado en datos, en donde el controlador es obtenido directamente mediante un procedimiento de optimización iterativo. De esta manera, los parámetros del controlador son actualizados teniendo en cuenta la información que proviene de la experimentación en lazo cerrado con la planta en tiempo real.

Aunque este método fue propuesto inicialmente en [Hjalmarsson et al., 1994], el algoritmo que resume su aplicación se precisa en [Hjalmarsson, 1998]. Las características principales del criterio de control se agrupan a continuación:

1. Se considera el sistema presentado en la Figura **3-6** de caracter discreto y desconocido descrito como:

$$y_t = G_0 u_t + v_t \tag{3-6}$$



Figura 3-6.: Diagrama de bloque de un sistema en lazo cerrado [Hjalmarsson, 1998]

Donde  $G_0$  es un operador lineal invariante en el tiempo,  $v_t$  la perturbación del sistema y t representa el tiempo discreto

2. Se propone un controlador de dos grados del libertad para el sistema de la siguiente forma:

$$u_t = C_r(p)r_t - C_y(p)y_t \tag{3-7}$$

Con  $C_r(p)$  y  $C_y(p)$  lineales e invariantes en el tiempo dependientes del vector de parámetros  $p \in \mathbf{R}^{n_P}$ 

3. La señal de respuesta deseada se define como:

$$y^d = T_d r \tag{3-8}$$

4. El error corresponde a:

$$\tilde{y}(\rho) \triangleq y(\rho) - y^{d} = \left(\frac{C_{r}(\rho)G_{0}}{1 + C_{y}(\rho)G_{0}}r - y^{d}\right) + \left(\frac{1}{1 + C_{y}(\rho)G_{0}}v\right)$$
(3-9)

Teniendo en cuenta la Ecuación (3-8) el error también se puede escribir:

$$\tilde{y}(\rho) = \left(\frac{C_r(\rho)G_0}{1 + C_y(\rho)G_0} - T_d\right)r + \left(\frac{1}{1 + C_y(\rho)G_0}v\right)$$
(3-10)

5. El criterio cuadrático para el diseño del controlador se basa en la minimización de la Ecuación mostrada a continuación, en donde el objetivo principal es ajustar una respuesta determinista de longitud finita N, teniendo en cuenta dos filtros  $L_y$  y  $L_u$  que le brindan flexibilidad al diseño:

$$J(p) = \frac{1}{2N} E\left[\sum_{t=1}^{N} (L_y \tilde{y}_t(p))^2 + \lambda \sum_{t=1}^{N} (L_y u_t(\rho))^2\right]$$
(3-11)

De esta manera, el controlador óptimo  $\rho$  se define como:

$$\rho^* = \arg\min_{\rho} J(\rho) \tag{3-12}$$

6. En pro de realizar la minimización es necesario tener una expresión para el gradiente de este criterio en términos del controlador. De esta forma y asumiendo que  $L_y = L_u = 1$ , J(p) se obtiene encontrando la solución para p de la siguiente Ecuación:

$$0 = \frac{\delta J}{\delta \rho} = \frac{1}{N} E \left[ \sum_{t=1}^{N} \tilde{y}_t(\rho) \frac{\delta \tilde{y}}{\delta \rho}(\rho) + \lambda \sum_{t=1}^{N} u_t(\rho) \frac{\delta u_t}{\delta \rho}(\rho) \right]$$
(3-13)

7. Finalmente para resolver esta Ecuación es necesario un algoritmo iterativo. En conclusión los parámetros del controlador son computados con la siguiente expresión:

$$\rho_{i+1} = \rho_i - \gamma_i R_i^{-1} \frac{\delta J}{\delta \rho}(\rho_i) \tag{3-14}$$

Donde  $R_i$  es una matriz semidefinida positiva y  $\gamma_i$  se refiere a las restricciones de convergencia del algoritmo. Generalmente se requieren tres experimentos en lazo cerrado para encontrar el gradiente en cada iteración *i*, considerando que  $T_0(p)$  es la respuesta obtenida en lazo cerrado y  $S_0(\rho)$  es la función de sensibilidad como se observa en 3-15,

$$T_0(\rho) = \frac{C_r(\rho)G_0}{1 + C_y(\rho)G_0} \qquad \qquad S_0(\rho) = \frac{1}{1 + C_y(\rho)G_0} \qquad (3-15)$$

Con señales de referencia  $r_i^j$  de longitud N y las respectivas salidas  $y^j(\rho_i)$  con j = 1, 2, 3 se tiene:

$$r_i^1 = r, y^1(\rho_i) = T_0(\rho_i)r + S_0(\rho_i)v_i^1$$
(3-16)

$$r_i^2 = T_0(\rho_i) \qquad \qquad y^2(\rho_i) = T_0(\rho_i)(r - y^1(\rho_i)) + S_0(\rho_i)v_i^2 \qquad (3-17)$$

$$r_i^3 = r, y^3(\rho_i) = T_0(\rho_i)r + S_0(\rho_i)v_i^3$$
(3-18)

Con las respectivas señales de entrada dadas por:

$$u^{1}(\rho_{i}) = S_{0}(\rho_{i})[C_{r}(\rho_{i})r - C_{y}(\rho_{i})v_{i}^{1}]$$
  

$$u^{2}(\rho_{i}) = S_{0}(\rho_{i})[C_{r}(\rho_{i})(r - y^{1}(\rho_{i})) - C_{y}(\rho_{i})v_{i}^{2}]$$
  

$$u^{3}(\rho_{i}) = S_{0}(\rho_{i})[C_{r}(\rho_{i})r - C_{y}(\rho_{i})v_{i}^{3}]$$
(3-19)

Con  $v_i^j$  representando la perturbación que actúa sobre el sistema durante el experimento *j* en una iteración *i*. Con estas señales se puede encontrar el gradiente según la siguiente Ecuación acorde a lo presentado por [Rojas Fernández, 2011].

$$\frac{\widehat{\delta J(\rho_i)}}{\delta \rho} = \frac{1}{N} E\left[\sum_{t=1}^N e(\rho_i) \frac{\widehat{\delta y(\rho_i)}}{\delta \rho} + \lambda \sum_{t=1}^N u(\rho) \frac{\widehat{\delta u(\rho_i)}}{\delta \rho}\right]$$
(3-20)

Con

$$\begin{aligned}
e(\rho_i) &= y^1(\rho_i) - y^d(t) \\
u(\rho_i) &= u^1(\rho_i) \\
\underbrace{\delta y(\rho_i)}_{\delta \rho} &\triangleq \frac{1}{C_r(\rho_i)} \left[ \left( \frac{\delta C_r(\rho_i)}{\delta \rho} - \frac{\delta C_y(\rho_i)}{\delta \rho} \right) y^3(\rho_i) + \frac{\delta C_y(\rho_i)}{\delta \rho} y^2(\rho_i) \right] \\
\underbrace{\delta u(\rho_i)}_{\delta \rho} &\triangleq \frac{1}{C_r(\rho_i)} \left[ \left( \frac{\delta C_r(\rho_i)}{\delta \rho} - \frac{\delta C_y(\rho_i)}{\delta \rho} \right) u^3(\rho_i) + \frac{\delta C_y(\rho_i)}{\delta \rho} u^2(\rho_i) \right] 
\end{aligned} \tag{3-21}$$

Por último, el controlador es calculado bajo la siguiente expresión:

$$\rho_{i+1} = \rho_i - \gamma_i R_i^{-1} \frac{\widehat{\delta J}}{\delta \rho}(\rho_i)$$
(3-22)

#### 3.3.4. Ajuste de retroalimentación basado en referencia ficticia FRIT

Esta metodología ha sido propuesta como recurso para diseñar diferentes controladores en su mayoría PID de forma más práctica y eficiente. Sus objetivos en procesos químicos presentados por el autor [Kano et al., 2011] se resumen en: reducir la influencia de las perturbaciones, descubrir problemas de sensores y actuadores, optimizar la operación económica de la planta y realizar la transición automática de condiciones de operación a diferentes tasas de producción.

El método propuesto por los autores en [Soma et al., 2004], explica los conceptos teóricos y el algoritmo que se presentan a continuación.

Se considera el sistema mostrado en la Figura 3-7 donde G(q) representa una planta con dinámica desconocida, r la señal de referencia, un controlador parametrizado por  $\rho = [\rho^1, \rho^2, ..., \rho^n] \in \mathbb{R}^n$  y  $u(\rho_i)$  y  $y(\rho_i)$  datos de entrada y salida respectivamente.



Figura 3-7.: Sistema en lazo cerrado

La función de transferencia  $T(\rho_i, q)$  que representa el sistema y la salida deseada  $y^d$  se describen como:

$$T(\rho_{i},q) = \frac{G(q)C(\rho_{i},q)}{1+G(q)C(\rho_{i},q)}$$

$$y^{d} = T(\rho_{i},q)r$$
(3-23)

Similarmente a IFT, el problema se centra en encontrar el parámetro óptimo del controlador tal que:

$$\rho^* = \arg\min_{\rho} \sum_{t=1}^{N} ||y(\rho)_t - (T_d(q)r)_t||^2$$
(3-24)

En este caso para la solución se supone que el grado relativo del controlador  $C(\rho_i, )$  es cero y estrictamente propio. Como primer experimento se plantea el uso del parámetro inicial  $\rho_0$ en lazo cerrado para obtener los primeros datos  $(u(\rho_0), y(\rho_0))$ . Seguidamente, se calcula la señal de referencia ficticia  $\tilde{r}$  en el escalón *i*-th mediante la siguiente Ecuación:

$$\tilde{r}(\rho_i) = C(\rho_i, q)^{-1} u(\rho_0) + y(\rho_0)$$
(3-25)

Y se computa el error  $\tilde{e}(\rho_i)$  de forma semejante:

$$\tilde{e}(\rho_i) = y(\rho_0) + T_d(q)\tilde{r}(\rho_i)$$
(3-26)

Al igual que el método anterior, se considera el índice de desempeño en el dominio ficticio

$$J_{\tilde{e}(\rho_i)} = \sum_{t=1}^{N} \tilde{e}(\rho_i)_t^2$$
(3-27)

Que a través de su gradiente actualiza la Ecuación para encontrar el parámetro  $\rho_{i+1}$ 

$$\rho_{i+1} = \rho_i - \gamma R_i^{-1} \frac{\delta \tilde{e}(\rho)}{\delta \rho} \bigg|_{\rho = \rho_i}$$
(3-28)

Donde $\gamma$  es el parámetro que sintoniza la velocidad de convergencia y  $R_i$  se puede calcular con la Ecuación mostrada a continuación:

$$R_{i} = \left( \left. \frac{\delta \tilde{e}(\rho)}{\delta \rho} \right|_{\rho = \rho_{i}} \right)^{T} \left( \left. \frac{\delta \tilde{e}(\rho)}{\delta \rho} \right|_{\rho = \rho_{i}} \right)$$
(3-29)

Finalmente, en la Ecuación (3-30) se prueba como se puede computar el error  $\tilde{e}(\rho_i)$  y su respectivo gradiente  $\frac{\delta \tilde{e}(\rho_i)}{\delta \rho_i}$  fuera de línea sin necesidad de realizar una iteración para cada experimento:

$$\frac{\delta \tilde{e}(\rho)}{\delta \rho} \bigg|_{\rho = \rho_i} = T_d(q) \frac{1}{(C_{\rho_i}, q)^2} \frac{\delta C(\rho, q)}{\delta \rho} \bigg|_{\rho = \rho_i} u(\rho_0)$$
(3-30)

El algoritmo elaborado por el autor [Soma et al., 2004] para la aplicación de este método se presente a continuación:

- 1. Establecer una función de transferencia deseada  $T_d$  basada en la referencia r, la salida y y el controlador inicial  $C(\rho_0, q)$ .
- 2. Realizar el primer experimento para obtener una cantidad de datos finitos de entrada y salida  $u(\rho_0)$  y  $y(\rho_0)$ .
- 3. Computar el gradiente fuera de línea

$$\frac{\delta J\tilde{e}(\rho)}{\delta\rho}\bigg|_{\rho=\rho_i} = \sum_{t=1}^N \tilde{e}(\rho)t \left.\frac{\delta\tilde{e}(\rho)}{\delta\rho}\right|_{\rho=\rho_i}$$
(3-31)

Teniendo en cuenta las siguiente consideraciones:

a) i=0

- b) Calcular la referencia ficticia  $\tilde{r}_i$
- c) Computar la Ecuación (3-28).
- d) Revisar si  $||\rho_{i+1} \rho_i||^2 < \epsilon$  donde  $\epsilon$  representa un número real positivo suficientemente pequeño. Si el criterio no se cumple, se asume que i = i + 1 y se calcula nuevamente la referencia ficticia  $\tilde{r}_i$ .
- e) Finalmente, se implementa el controlador  $C(\tilde{\rho}^*, q)$  en lazo cerrado como segundo experimento



Figura 3-8.: Diagrama de Ajuste de retroalimentación por referencia VRFT

#### 3.3.5. Ajuste de retroalimentación por referencia virtual VRFT

El ajuste por retroalimentación conocido por sus siglas en inglés como VRFT, es un método similar a los explicados anteriormente, basado en los datos obtenidos durante el funcionamiento de la planta en lazo abierto. Su creador [Campi et al., 2002], elabora una metodología fundamentada en optimización para encontrar el controlador que permita obtener la respuesta deseada.

A continuación, se presentan los conceptos preliminares y el algoritmo de aplicación para hallar el controlador para dos casos SISO (Una entrada, una salida) y MIMO (múltiples entradas, múltiples salidas).

• Sistemas SISO (Single-Input, Single-Output)

42

En principio esta metodología fue diseñada para plantas lineales SISO como se muestra en la Figura **3-8** (una entrada, una salida). En términos generales se considera una planta descrita por una función de transferencia desconocida P(z) de donde se pueden recolectar datos de entrada y salida, una función de referencia M(z) escogida por el diseñador que simula el comportamiento deseado en la salida y un controlador con estructura  $C(z; \theta) = \beta^T(z)\theta$  para el cual  $\beta(z) = [\beta_1(z), \beta_2(z)...\beta_n(z)]^T$  es un vector de funciones de transferencia discretas conocidas y  $\theta = [\nu_1, \nu_2...\nu_z]$  un vector de parámetros que se obtiene a partir de la minimización del siguiente criterio:

$$J_{MR}(\theta) = \left\| \left( \frac{P(z)C(z;\theta)}{1 + P(z)C(z;\theta)} - M(z) \right) W(z) \right\|_{2}^{2}$$
(3-32)

Donde W(z) es una función de peso seleccionada por también por el diseñador. El algoritmo para la aplicación de este método teniendo en cuenta las consideraciones y suposiciones expuestas se puede resumir de la siguiente manera:

1. Se obtiene un set de datos de entrada y salida del proceso  $u(t), y(t)_{t=1,\dots,N}$ 

- 2. Se define una función de transferencia M(z) que represente el funcionamiento deseado de la planta en lazo cerrado.
- 3. Se calcula una referencia virtual  $\tilde{r}(t)$  tal que  $y(t) = M(z)\tilde{r}(t)$  y por ende el correspondiente error  $\tilde{e}(t) = \tilde{r}(t) y(t)$ .
- 4. Filtrar las señales de entrada u(t) y el error e(t) con un filtro adecuado L(z)

$$e_L(t) = L(z)e(t)$$
  

$$u_L(t) = L(z)u(t)$$
(3-33)

5. Seleccionar el vector de parámetros del controlador  $\hat{\theta}_N$  que minimice el siguiente criterio.

$$J_{VR}^{N}(\theta) = \sum_{t=1}^{N} (u_{L}(t) - C(z;\theta)e_{L}(t))^{2}$$
(3-34)

Que también puede ser escrito como se muestra seguidamente, teniendo en cuenta que  $C(z; \theta) = \beta^T(z)\theta$ 

$$J_{VR}^{N}(\theta) = \sum_{t=1}^{N} (u_{L}(t) - \varphi_{L}^{T}(t)\theta)^{2}, \qquad (3-35)$$

$$\varphi_L(t) = \beta(z)e_L(t) \tag{3-36}$$

Y el vector de parámetros  $\hat{\theta}_N$  está dado por:

$$\hat{\theta}_N = \left[\sum_{t=1}^N \varphi_L(t) \varphi_L^T(t)\right]^{-1} \left[\sum_{t=1}^N \varphi_L(t) u_L(t)\right]$$
(3-37)

La selección del filtro es muy importante ya que reduce las posibilidades de encontrar controladores inadecuados que no representen la función de transferencia M escogida. En principio, se introduce una función racional  $C_0$  que resuelve la siguiente Ecuación (Siempre y cuando  $M(z) \neq 1$ ):

$$\frac{P(z)C_0(z)}{1+P(z)C_0(z)} = M(z)$$
(3-38)

Usando esta definición se puede reescribir  $J_{MR}(\theta)$  de la siguiente forma:

$$J_{MR}(\theta) = \frac{1}{2\pi} \int_{-\pi}^{\pi} \frac{|P|^2 |W|^2}{|1 + PC(\theta)|^2} \frac{|C(\theta) - C_0|^2}{|1 + PC(\theta)|^2} dw$$
(3-39)

Ahora, considerando el criterio  $J_{VR}^{N}(\theta)$ , acorde a la definición de  $C_0$ ,  $e_L$  y  $u_L$ , se puede representar en el dominio de la frecuencia así:

$$J_{VR}^{N}(\theta) = \frac{1}{2\pi} \int_{-\pi}^{\pi} |P|^{2} |C(\theta) - C_{0}|^{2} |I - M|^{2} \frac{|L|^{2}}{|M|^{2}} \phi_{u} dw$$
(3-40)

Donde  $\phi_u$  corresponde a la densidad espectral de u(t). Finalmente el filtro se debe escoger tal que:

$$|L|^{2} = |1 - M|^{2} |M|^{2} |W|^{2} \frac{1}{\phi_{u}}$$
(3-41)

O bien,

$$|L|^{2} = \frac{|M|^{2}|W|^{2}}{|1 + PC_{0}|^{2}} \frac{1}{\phi_{u}}$$
(3-42)

• Sistemas MIMO (Multiple-input Multiple-output)

Algunas aplicaciones en sistemas de múltiples entradas y salidas han sido desarrolladas a partir de la integración de VRFT (Ajuste de retroalimentación por sus siglas en inglés) como lo presentan diferentes autores en [da Silva et al., 2016], [Nakano et al., 2009] y [Ichihara and Kiyotani, 2015].Si bien, en esencia la teoría sigue siendo semejante, el algoritmo tomado de [Nakamoto, 2005] que se presenta a continuación contiene algunas modificaciones y recomendaciones.

Se asume al igual que para los sistemas SISO, una planta P(z) con el mismo número de entradas y salidas, una matriz diagonal  $T = [T_1, \ldots, T_n(z)]$  que contiene las funciones deseadas escogidas por el diseñador con el comportamiento deseado en lazo cerrado, vectores de entrada u(t) y salida del sistema y(t) respectivamente y un controlador con la estructura C(z, x), de esta forma:

- 1. Se define una referencia  $\tilde{r}$  que satisfaga  $y(t) = T\tilde{r}(t)$ .
- 2. El controlador C(x) es encontrado cumpliendo con el siguiente criterio teniendo en cuenta que u(t),  $y(t) \ge T(z)$  son conocidos:

$$J(x) = \sum_{t=1}^{N} |u(t) - C(x)(T^{-1} - I)y(t)|_{2}^{2}$$
(3-43)

3. Incluyendo los filtros para reducir el ruido y evitar malas estimaciones, el criterio se puede expresar:

$$J(x) = \sum_{t=1}^{N} |Lu(t) - C(x)(T^{-1} - I)Ly(t)|_{2}^{2}$$
(3-44)

Para el caso MIMO es requerido que la estructura del filtro permita PL = LP. Si se supone que existe  $C_0$  como se explica en el algoritmo anterior,  $P^{-1}$ ,  $C^{-1}$  y se cumple PL = LP, como  $T = (I + PC_0)^{-1}PC_0$  y y(t) = Pu(t)5 la Ecuación anterior se convierte en:

$$J(x) = \sum_{t=1}^{N} |C_0 - C(x)C_0^{-1}Lu(t)|_2^2$$
(3-45)

Existen alternativas para satisfacer la condición PL = LP, descritas a continuación:

- Escoger  $T = diag[T_1, T_2, ..., T_m]$ .
- Calcular el mínimo común múltiplo M de T.
- Definir  $H = diag[M/T_1, M/T_2, ..., M/T_m].$
- Establecer L = TH.

De esta forma se puede modificar nuevamente el criterio de minimización asi:

$$J(x) = \sum_{t=1}^{N} |THu(t) - C(x)(I - T)Hy(t)|_{2}^{2}$$
(3-46)

Donde H = I ó  $H = diag[M/T_1, M/T_2, ..., M/T_m].$ 

#### 3.3.6. Comparación entre las metodologías de Control Basado en Datos

Después de haber presentado de forma general cada una de las metodologías basadas en datos, es necesario realizar una comparación que oriente adecuadamente la escogencia del método que mejor se ajuste al tipo de planta con la que se está trabajando. Como expone [Rojas Fernández, 2011] en su tesis doctoral todos estos métodos tienen un factor común y es que son definidos a partir de un problema de optimización, con algunas diferencias en la aplicación, por ejemplo en IFT donde el proceso es iterativo cada uno de los experimentos es propuesto en el algoritmo a diferencia de FRIT en donde se realiza un cálculo computacional para encontrar los datos, en contraste con VRFT en donde los datos de entrada del sistema se conocen y el criterio de minimización se reduce a la diferencia entre la referencia virtual y los datos reales.

Desde otra perspectiva, las tres metodologías presentan flexibilidad para la utilización de diferentes estructuras de control, para el caso de IFT se encuentran distintas aplicaciones en diversas ramas que emplean estructuras tradicionales como el controlador PID (Proporcional Integral Derivativo) como se muestra en [Ren et al., 2015] en donde debido a la complejidad de la hidrodinámica no es posible encontrar un modelo que represente efectivamente las condiciones del sistema, adicionalmente IFT también se ha aplicado con estructuras más complejas como lo son los sistemas lineales de parámetros variables (LPV por sus siglas en inglés) como lo muestran los autores [Navalkar and van Wingerden, 2015] en su artículo, en donde se usa para diseñar y sintonizar un controlador de avance para aliviar la carga en los aerogeneradores a través de matrices de salida. Correlativamente, se presenta el mismo caso para Ajuste de retroalimentación basado en referencia ficticia FRIT con variedad de ejemplos dentro de los que se pueden destacar el aporte realizado por los autores en [Kaneko et al., 2010] explicando como el método se acopla perfectamente con Modelo Interno de Control (IMC por sus siglas en inglés) en donde el objetivo es reflejar la dinámica del sistema para lograr una respuesta deseada, adicionalmente también fue utilizada por los autores en [Kaneko et al., 2005] para diseñar una metodología específica que dé como resultado un controlador con dos grados de libertad y la identificación de la planta. Por último, ajuste de retroalimentación por referencia virtual VRFT es quizás la metodología que más presenta aplicaciones en distintos campos de la ciencia, tal como se evidencia en donde se puede encontrar extensión del método para sistemas de múltiples entradas múltiples salidas (MIMO) y la obtención de un controlador PID para un sistema de tanques interconectados, en adición concretamente en los procesos de tratamientos de agua residuales son varias las aplicaciones encontradas como: [Rojas et al., 2011b] para el control de  $S_{NH}$  amonio a niveles determinados y [Qiao et al., 2018] que mantiene valores para oxígeno  $S_{O_2}$  y nitrato  $S_{NO}$  a través de un algoritmo definido por los autores.

No obstante, es importante aclarar que este tipo de metodologías traen consigo ciertas condiciones no deseadas por los diseñadores dependiendo del caso, en primer lugar el ajuste de retroalimentación iterativa IFT requiere mayor recurso informático debido a los 15 experimentos que se deben realizar correspondiente a las 5 iteraciones de la metodología, en FRIT todo se debe realizar con el proceso desconectado interrumpiendo la operación lo que lo hace impráctico en ocasiones y finalmente en ajuste de retroalimentación por referencia virtual VRFT los datos pueden ser sujetos a ruido provocando que el controlador obtenido no sea adecuado para la respuesta deseada.

Como conclusión y teniendo en cuenta esta exploración bibliográfica por los diferentes métodos, asumiendo que el modelo solo es una fuente de datos para obtener el controlador, la metodología escogida para desarrollar el objetivo de este trabajo es el ajuste de retroalimentación por referencia virtual VRFT, basado en la trayectoria del autor, todas las referencias que respaldan su utilización y las aplicaciones en procesos similares al que se está analizando.

### 3.4. Objetivo de control

Partiendo del análisis realizado en la sección 2 de este capítulo sobre los objetivos de control más habituales para este tipo de plantas y tomando en cuenta el modelo obtenido en el capítulo 2 surgen dos premisas importantes:

- Existen variables dentro del sistema que no tienen mayor impacto en los resultados y en las acciones de control que se puedan aplicar ya que su evolución es lenta tanto que se puede considerar constante en algunos procesos, de hecho algunas de estas no es posible controlarlas directamente ya que no tienen relación inmediata con las entradas manipulables, ejemplo de esto son  $X_I$ ,  $S_I$ ,  $S_{ALK}$ .
- Las variables normalmente controladas corresponden a las que se relacionan en la mayoría de las dinámicas estequiométricas y que tienen un impacto inmediato sobre la población bacteriana que compone los lodos activados, tales como  $S_{O_2}$ ,  $S_S$  y  $S_{NH}$ .

Generalmente, estas variables son controladas de primera mano por las entradas manipulables que en este caso corresponden a la dilución del oxígeno W(t), o la constante de aireación  $K_{La}$ , la dilución de materia orgánica D(t), materia orgánica altamente soluble  $S_{SC}$  inyectada al sistema. Adicionalmente, existen otras variables del sistema que pueden ser controladas mediantes estas entradas como  $S_{NH}$ ,  $S_{NO}$ ,  $X_{BH}$  y  $X_{BA}$ .

47

De esta manera y tomando en cuenta las premisas expuestas, las variables a controlar en este proceso son  $S_{O_2}$  Concentración de oxígeno y  $S_S$  Sustrato Soluble altamente biodegradable. Estas variables serán controladas mediante dos diferentes entradas la dilución del oxígeno W(t) y la dilución de materia orgánica D(t).

El objetivo principal de control es que estas dos variables sigan una referencia determinada en pro de disminuir el consumo de oxígeno y manipular el consumo de materia orgánica.

## 3.5. Diseño del Controlador a partir de la metodología Ajuste de Retroalimentación por Referencia Virtual (VFRT)

Después de haber definido la metodología de control a utilizar y el objetivo del controlador, el último paso es el diseño del mismo. En primera instancia se debe tener en cuenta la estructura de la planta, en la Figura **3-9** se observa un diagrama que explica cómo se distribuyen las entradas y salidas del sistema:



Figura 3-9.: Entradas y Salidas de la Planta

Así mismo el diagrama en lazo cerrado que representa la planta y la integración del controlador se presenta a continuación en la Figura 3-10

Para este caso es importante señalar que se está refiriendo a un sistema MIMO (acrónimo en inglés de Multiple-input Multiple-output) ya que se cuenta con dos entradas que componen a R(t) y dos salidas a Y(t), la estructura del controlador ( $C_S$ ,  $C_DO$ ) es definida de forma independiente para las dos variables involucradas que en este caso son el Sustrato S junto al Oxígeno disuelto DO y la planta se representa mediante G.

3 Diseño de un controlador para una planta de tratamiento de aguas residuales con lodos activados y sistema dinámico de decantación



48

Figura 3-10.: Diagrama en lazo cerrado de control para la planta de Lodos activados con modelo dinámico de decantación

Seguidamente, se enuncia de forma general el proceso especifico que se lleva a cabo durante la implementación del algoritmo y sus resultados.

1. El primer paso es obtener un set de datos de las señales de entrada y salida  $u(t), y(t)_{t=1,\dots,N}$ .

Las entradas son definidas como D(t) Dilución de materia orgánica y W(t) flujo de oxígeno disuelto. Similarmente se obtienen los datos de las salidas S(t) Sustrato y DO(T) Oxígeno Disuelto. Se debe tener en cuenta que el sistema fue sometido a dos condiciones diferentes para cada una de las entradas, es decir los límites de la función aleatoria son distintos para cada uno de los casos, esto se realiza con el objetivo de encontrar si existe algún tipo de restricción a la hora de disponer de entradas para este sistema y que valores son más convenientes para mantener la estabilidad del sistema teniendo en cuenta la dinámica de la biomasa. Como se puede observar para el Sustrato S(t) cuando la dilución de materia orgánica D(t) es mayor (color morado en Figura 3.11(a) ) se mantiene bajo un valor constante, preservando la condición de la biomasa mientras que si esta entrada disminuye esta variable va decreciendo al paso del tiempo lo que puede indicar varias situaciones, en este caso es necesario tener en cuenta que también el oxígeno juega un papel crucial para las funciones metabólicas de la biomasa, cuando existe mucho más oxígeno DO(t) (Color azul en la Figura 3.11(b) ) y más alimento S(t) la población de los lodos activados se reproduce más rápidamente hasta cierto punto, en un principio se pensaría que esta situación es buena para las condiciones generales del sistema, sin embargo, se ha demostrado que el exceso de oxígeno y sustrato trae consigo efectos colaterales sobre el funcionamiento óptimo de la planta, entre los que se encuentra el aumento en los costos de mantenimiento, la poca efectividad en la biodegradación de elementos más complejos que ingresan al sistema

a través del influente, entre otros. De tal manera, a partir del análisis anterior, se establece que las condiciones de la entrada de la planta D(t) y W(t) deben ser similares a las representadas por los colores morado para el sustrato y el color naranja para el oxígeno, ya que simbolizan un proceso más cercano a lo real y brindan unas condiciones normales de trabajo de la planta sobre las que un controlador puede intervenir sin llevar la planta a condiciones indeseadas para el operador.

49



(a) Variación de entrada de Dilución de materia (b) Variación de entrada de flujo de oxígeno disuelorgánica D(t) to W(t)

Figura 3-11.: Entradas Aleatorias  $D(t) \ge W(t)$ 





2. El segundo paso es definir una función de transferencia M(z) que represente el funcionamiento deseado de la planta en lazo cerrado.

En este caso las funciones  $M_S$  y  $M_{DO}$  fueron tomadas de [Rojas Fernández, 2011], tal como se observa en la Figura **3-13** su comportamiento en lazo cerrado es adecuado y deseado para este tipo de plantas ya que en primer lugar no se detecta ningún sobrepaso del nivel de estabilidad alcanzado y la respuesta al estímulo de referencia no es tan rápida, característica que es muy importante ya que debido a las condiciones del sistema y teniendo en cuenta la biomasa, no es prudente que ocurran cambios abruptos que puedan alterar negativamente al sistema.

$$M_S = \frac{0.01382}{z - 0.9862} \tag{3-47}$$

$$M_{DO} = \frac{0.02357}{z - 0.9764} \tag{3-48}$$



Figura 3-13.: Respuesta en Lazo cerrado  $M_S$  y  $M_{DO}$ 

3. Se calcula una referencia virtual  $\tilde{r}(t)$  tal que  $y(t) = M(z)\tilde{r}(t)$  y por ende el correspondiente error  $\tilde{e}(t) = \tilde{r}(t) - y(t)$ .

A partir de los datos obtenidos en el primer paso y de las funciones definidas se calculan las referencias virtuales y el error correspondiente a las dos variables. Los resultados se muestran en la Figura **3-14**.



(b) Respuesta en lazo cerrado DO(t)

**Figura 3-14**.: Referencia Virtual y Error para las variables S(t) y DO(t)

- 4. Filtrar las señales de entrada u(t) y el error e(t) con un filtro adecuado L(z)Para el cálculo del filtro L(z) en primer lugar se realiza el procedimiento planteado para sistemas MIMO explicado en subsección 3.3.5. Los detalles a continuación:
  - Se define una matriz T que comprende las funciones  $M_S$  y  $M_{DO}$  tal que:

$$T = \begin{bmatrix} \frac{0,01382}{z - 0,9862} & 0\\ 0 & \frac{0,02357}{z - 0,9764} \end{bmatrix}$$
(3-49)

51

- Se calcula el Mínimo Común Múltiplo de  ${\cal T}$ 

$$M = \frac{1,629e06z^{-1}}{10} \tag{3-50}$$

- se obtiene  ${\cal H}$ 

$$H = \begin{bmatrix} \frac{1,629e06 - 1,606 \times 10^6 z^{-1}}{0,1382} & 0\\ 0 & \frac{1,629e06 - 1,59 \times 10^6 z^{-1}}{0,2357} \end{bmatrix}$$
(3-51)

• Finalmente se cálcula el filtro L

$$L = \begin{bmatrix} \frac{2,251 \times 10^4 z^{-1} - 2,22 \times 10^4 z^{-2}}{0,1382 - 0,1363 z^{-1}} & 0\\ 0 & \frac{3,839 \times 10^4 z^{-1} - 3,748e04z^{-2}}{0,2357 - 0,2301z^{-1}} \end{bmatrix}$$
(3-52)

Revisando la señal  $e_L$  producto del error con el filtro aplicado se concluye que no está adecuadamente calculado ya que los márgenes del error se maximizan. Como solución a este inconveniente se plantea calcular el filtro por el método original que propone el autor del método en la Ecuación (3-41). De su aplicación se derivan los siguiente filtros:

$$L_{S} = \frac{0.01382z^{-1} - 0.02075z^{-2} + 0.00008184z^{-3} + 0.006846z^{-4}}{1 - 1.972z^{-1} + 0.9726z^{-2}}$$
(3-53)

$$L_{DO} = \frac{0.02357z^{-1} - 0.02823z^{-2} + 8.311 \times 10^{-5}z^{-3} + 0.0001844z^{-4}}{1 - 1.953z^{-1} + 0.9534z^{-2}} + \frac{-2.543 \times 10^{-5}z^{-5} + 16.38 \times 10^{-5}z^{-6} + 0.004627z^{-7}}{1 - 1.953z^{-1} + 0.9534z^{-2}}$$
(3-54)

5. Seleccionar la estructura de controlador y el vector de parámetros  $\theta_N$ . El controlador está dado por  $C(z;\theta) = \beta^T(z)\theta$ , la estructura se define como el siguiente controlador PID (Proporcional Integral Derivativo):

$$\beta(z) = C_{PID} = [K_P, \frac{K_i}{z - 1}, \frac{k_D(100z - 100)}{z - 4,54^{-5}}]$$
(3-55)

De este modo, el vector de parámetros  $\theta_N$  se puede expresar como:

$$\theta_3 = [K_p, K_i, K_d] \tag{3-56}$$

6. Para la minimización del criterio mostrado a continuación, es necesario acudir a técnicas de optimización que permitan encontrar los valores del parámetro  $\theta_3$ .

$$J(x) = \sum_{t=1}^{N} |Lu(t) - C(x)(T^{-1} - I)Ly(t)|_{2}^{2}$$
(3-57)

El autor [Hreiz et al., 2015b] realiza un estado del arte enfocado a la optimización en procesos de lodos activados para plantas de tratamientos de agua, aquí se presentan las premisas más relevantes y un resumen de las diferentes técnicas.

Un problema de optimización de un solo objetivo generalmente es expresado de la forma

$$\min_{u,t_f} J(x, u, t_f) = 0$$
(3-58)

Sujeto a:

- Ecuaciones del proceso f(x, x, u, t) = 0
- Condiciones Iniciales  $x(t_0) = x_0$
- Restricciones de igualdad h(x, u) = 0
- Restricciones de desigual dad  $g(x,u) \leq 0$
- Los límites de las variables de decisión  $u_L \leq u \leq u_U$

Donde además t es el tiempo,  $t_f$  el horizonte temporal y x las variables de estado del proceso.

Los algoritmos que resuelven los problemas de optimización pueden ser clasificados dependiendo de la técnica asociada. En primer lugar se encuentran las **técnicas de-terminísticas locales** definidas como métodos iterativos que definen la solución a partir de las características del vecindario local de la solución actual. Estos métodos no son recomendados cuando se habla de problemas multimodales (numerosos óptimos locales) y no garantizan la localización del óptimo global. Por otro lado, también existen **técnicas determinísticas globales** diseñadas para converger en el óptimo global dentro de una tolerancia deseada, no obstante estas técnicas requieren del cumplimiento de muchos requisitos y un esfuerzo computacional notable. Finalmente, se

habla de técnicas de aproximación estocásticas/meta heurísticas que introducen aleatoriedad en el proceso de búsqueda e intentan emular las características de procesos químicos, físicos y biológicos para encontrar una solución, a grandes rasgos son métodos fácilmente implementables aunque no garantizan optimalidad global en tiempo finito.

Hablando puntualmente de técnicas de optimización en procesos de lodos activados, como ya se evidencia en el modelo mostrado en el capítulo 2 este tipo de sistemas es altamente no lineal y en algunos caso no diferenciable, por lo que si se implementa una técnica determinística se requiere un procedimiento de inicio múltiple para encontrar una solución aceptable, en contraste a esta situación, las técnicas estocásticas son más eficientes para este tipo de procesos ya que tienen un tiempo de cálculo moderado y pueden identificar soluciones que satisfagan al diseñador sin necesidad de cumplir requisitos que en algunas ocasiones no se encuentran al alcance.

7. Finalmente se obtienen los controladores  $C_{DO}$  y  $C_S$  a partir de la técnica de optimización planteada por el autor del método VRFT *Marco Campi* y la utilización de la herramienta [Campi and Savaresi, 2017]. Los resultados son mostrados seguidamente:

$$PID_s$$
  
 $K_p = 0.013$   
 $K_i = 0.001$   
 $K_d = 0$   
(3-59)

$$PID_{do} 
K_p = 38,4991 
K_i = 8,5830 
K_d = 0,0001$$
(3-60)

$$C_S = \frac{0.01288z^2 - 0.01266z - 0.0001127}{z^2 - z + 4.54^{-5}}$$
(3-61)

$$C_{DO} = \frac{38,51z^2 - 37,66z + 0,01162}{z^2 - z + 4,54^{-5}}$$
(3-62)

Tomando como referencia los resultados obtenidos y la presentación de la aplicación del algoritmo de esta metodología, se puede resaltar que su enfoque permite flexibilidad dentro del diseño y ajuste de algunas condiciones específicas como la presencia de ruido en las señales, atributos que se pueden considerar importantes y positivos a la hora de escoger una técnica para el diseño de controladores a partir de datos. En el siguiente Capítulo se evaluará su eficiencia y desempeño.

## 4. Simulaciones y casos de estudio

#### 4.1. Planta de menor escala

El primer paso para comprobar el funcionamiento adecuado del controlador es implementarlo en el modelo a menor escala de donde se tomaron los datos para el diseño del mismo. Este modelo está compuesto por 4 variables principales, y ha sido implementado por algunos autores entre los que se destacan [Rojas et al., 2011a] y [Nejjari et al., 1999a] quienes lo emplean como base para aplicar para diversas técnicas de control.

Las ecuaciones del sistema se describen a continuación en (4-1), (4-2), (4-3) y (4-4) y el diagrama de control se muestra en la Figura **4-1**:

$$\frac{dX(t)}{dt} = \mu(t)X(t) - D(t)(1+r)X(t) + rD(t)X_r(t)$$
(4-1)

$$\frac{dS(t)}{dt} = -\frac{\mu(t)}{Y} - D(t)(1+r)S(t) + D(t)S_{in}$$
(4-2)

$$\frac{dS_{O_2}}{dt} = -\frac{K_0\mu(t)}{Y}X(t) - D(t)(1+r)S_{O_2}(t) + K_{La}(S_{O_2S} - S_{O_2}) + D(t)S_{O_2in}$$
(4-3)

$$\frac{dX_r(t)}{dt} = D(t)(1+r)X(t) - D(t)(\beta+r)X_r(t)$$
(4-4)

$$\mu(t) = \mu_{max} \frac{S(t)}{K_S + S(t)} \frac{S_{O_2}(t)}{K_{S_{O_2}} + S_{O_2}(t)}$$
(4-5)

$$K_{La} = \alpha W(t) \tag{4-6}$$



Figura 4-1.: Diagrama en lazo cerrado para la planta a menor escala

Donde X(t) corresponde la biomasa o la población bacteriana general, S(t) el contenido de sustrato o materia orgánica disponible,  $S_{O_2}$  el oxígeno disuelto,  $X_r(t)$  la biomasa reciclada,  $\mu(t)$  es el crecimiento específico,  $K_{La}$  coeficiente de transferencia de oxígeno y W(t) es el flujo de aire. Adicionalmente, los coeficientes estequiométricos y las condiciones iniciales son enunciadas en la Tabla 4.1:

Biomasa población bacteriana	X(0)	217  mg/l
Sustrato disponible	$\mathbf{S}(0)$	41 mg/l
Oxígeno disuelto	$S_{O_2}(0)$	6.11  mg/l
Biomasa reciclada	$X_r(0)$	435  mg/l
Sustrato de entrada en el influente	$S_i n(0)$	200 mg/l
Oxígeno disuelto en el influente	$S_{O_2in}(0)$	0.50  mg/l
$\beta = 0.2$	r=0.6	$\alpha = 0.018$
Y=0.65	$S_{O_2S} = 0.5 \text{ mg/l}$	$K_{S_{O_2}} = 0.5$
$\mu_{max} = 0.15 h^{-1}$	$K_0 = 10 \text{mg/l}$	$K_s = 100 \text{ mg/l}$

Tabla 4-1.: Condiciones Iniciales y coeficientes estequiométricos para modelo reducido

#### 4.2. Resultados

#### 4.2.1. Modelo a pequeña escala

Las respuestas en lazo cerrado del sistema completo sin perturbaciones se muestran en la Figuras 4.2(b) y 4.2(a):



(b) Respuesta en lazo cerrado  $S_{O_2}(t)$ 

**Figura 4-2**.: Respuesta en lazo cerrado S(t) y  $S_{O_2}(t)$ 

Como se puede observar para la primera Figura correspondiente al Sustrato S(t), la respuesta en lazo cerrado del sistema implementando el controlador sigue constantemente a la referencia escogida como la entrada de la planta, a pesar de que los cambios en este tipo de procesos se reflejan en periodos de horas, cuando la referencia aumenta o disminuye el sistema la sigue rápidamente alcanzando su valor máximo en un tiempo aproximado de 20 horas. Análogamente, el oxígeno disuelto  $S_{O_2}(t)$  también sigue la referencia propuesta como entrada del sistema, sin embargo en la Figura 4.2(b) se puede apreciar que cuando se produce un cambio en la referencia del Sustrato S(t) aparece un pico negativo o positivo en la respuesta del sistema en lazo cerrado de  $S_{O_2}(t)$  indicando que se consume más o menos dependiendo de la situación.

Posteriormente, el sistema es sometido a una perturbación en el Sustrato Entrante en el influente  $S_{in}$ , en donde la señal representada en el Figura **4-3** puede tomar valores aleatorios



**Figura 4-3**.: Perturbación de Sustrato en el influente S(t)

entre 180 mg/l y 280 mg/l cambiando cada hora. El comportamiento del sistema incluyendo la perturbación asociada a la Figura anterior se evidencia en las Figuras **4-4** y **4-5** presentadas a continuación:



**Figura 4-4**.: Respuesta en lazo cerrado S(t) con perturbación  $S_{in}$ 

Examinando la respuesta del sistema ante esta perturbación se puede destacar que el Sustrato S(t) se ve considerablemente afectado, condición que es normal ya que la perturbación corresponde a la mimsma variable medida, adicionalmente, la respuesta del oxígeno disuelto  $S_{O_2}(t)$  también presenta afectación a lo largo del tiempo evaluado, como resultado a los cambios en la materia orgánica disponible.



**Figura 4-5**.: Respuesta en lazo cerrado  $S_{O_2}(t)$  con perturbación  $S_{in}$ 

#### 4.2.2. Resultados de controlador aplicado a Modelo Alternado de Lodos Activados con proceso dinámico de decantación: Simulaciones

La siguiente etapa para comprobar el funcionamiento adecuado del controlador es aplicarlo al modelo desarrollado en el capítulo 3, que incluye las dinámicas detalladas del sistema y la alternancia entre fases. Para incluir este controlador en el simulador del sistema es necesario tener en cuenta las siguientes premisas

• El sistema directamente no tiene una entrada llamada dilución D(t), de tal forma que es necesario realizar una modificación que permita obtenerla y aplicar el controlador. Teniendo en cuenta la naturaleza del proceso D(t) se puede definir como:

$$D(t) = \frac{Q_{in}}{V} \tag{4-7}$$

Donde  $Q_i n$  es el caudal de sustrato diluido que entra al sistema y V es el volumen del tanque.

- Al igual que la Dilución explicada en el punto anterior, el sistema tampoco cuenta con una entrada directa del caudal de aire W(t), para este caso se usa la expresión de la Ecuación (4-6) descrita con anterioridad.
- Por último y tomando en cuenta la alternancia del sistema es necesario que la dinámica de la acción de control proceda similarmente. Analizando el proceso, la acción del controlador para el oxígeno disuelto  $S_{O_2}(t)$  solo debe ser tomada en cuenta en la fase aeróbica que cuenta con ese recurso. Por otro lado, el sustrato se encuentra presente en mayores cantidades en el sistema durante la fase anóxica por lo que el control sobre la dilución se debe realizar en esta etapa.


**Figura 4-6**.: Respuesta en lazo cerrado  $S_{O_2}$  modelo completo



**Figura 4-7**.: Respuesta en lazo cerrado  $S_s$  modelo completo

Los resultados para una simulación de 20 horas son apreciados en las Figuras 4-7 y 4-6 Para ambas variables, la respuesta del sistema sigue la referencia escogida como entrada, no obstante para el caso del oxígeno  $S_{O_2}$  el sistema se toma alrededor de las 10 horas que dura la fase aeróbica para alcanzar la referencia, lo que indica que la acción de control debe ser constantemente creciente como se ve en la Figura 4-8.



**Figura 4-8**.: Señal de Control  $K_{la}$  para el Oxígeno  $S_{O_2}$ 

Las otras variables involucradas en el modelo propuesto en este trabajo fueron analizadas a profundidad para verificar la acción que tenía el controlador y que tan afectadas se podrían ver con los cambios planteados en el Sustrato  $S_S$  y el oxígeno  $S_{O_2}$ . El cambio más relevante detectado ocurre en el Amonio  $S_{NH}$ , en donde la disminución es aproximadamente el 80 % para el sistema que tiene el controlador. Como se puede revisar en la Figura 4-9, cuando el controlador no se encuentra presente, el Amonio tiene un valor mucho más alto y constante, pero si se implementa ese valor disminuye notablemente. La disminución porcen-



**Figura 4-9**.: Comparación Comportamiento  $S_{NH}$ : Modelo Original Vs. Modelo con controladores aplicados

tual es expuesta en la Figura **4-10**, en donde como se aprecia durante las primeras horas del funcionamiento del sistema, el valor p es negativo lo que indica que el controlador realiza una acción sobre la variable aumentando la cantidad de  $S_{NH}$  presente, contrastando con lo que ocurre en la siguiente fase comprendida entre las 10 y las 20 horas de funcionamiento en donde es reducido hasta el 80 %.



**Figura 4-10**.: Disminución % de  $S_{NH}$  Con los Controladores Implementados

Esta disminución supone un cambio positivo en todo el sistema ya que el Amonio  $S_{NH}$  es uno de los compuestos químicos que se desean reducir en el biorreactor, de esta forma las bacterias nitrificantes tienen alimento suficiente para la población presente y pueden convertirlo fácilmente a  $NO_2^-$  en el medio aeróbico. Finalmente para concluir, se puede decir que el desempeño de los dos controladores se encuentra dentro de lo esperado según los criterios de diseño, ya que tanto para la planta de menor escala como para el modelo completo las señales de salida responden adecuadamente al cambio de referencia en la entrada. Adicionalmente, se puede percibir que el comportamiento en general de la planta mejora parcialmente debido a que otras variables son involucradas y afectadas de forma positiva mostrando reducciones en sus niveles de concentración.

## 5. Conclusiones y recomendaciones

#### 5.1. Conclusiones

En este trabajo fue propuesta una metodología para el diseño del controlador por ajuste de retroalimentación por referencia virtual (VFRT), basado en los datos obtenidos de un simulador desarrollado para una planta de tratamiento de aguas residuales con un sistema dinámico de decantación compuesto por un biorreactor alternado y un decantador. A continuación se presentan las deducciones y comentarios obtenidos durante el desarrollo de los objetivos presentados.

- El modelo de las plantas con lodos activados se caracteriza por su complejidad y no linealidad, de ahí que el desarrollo de un simulador debe tratar de contener la mayor cantidad de dinámicas y variables presentes durante el proceso, con el fin de evitar resultados inadecuados que disminuyan la veracidad del controlador y pongan en peligro la estabilidad del sistema.
- El desarrollo del simulador para el sistema dinámico de decantación debe estar completamente ligado al proceso del biorreactor y los lodos activados, teniendo en cuenta la capacidad de la planta a modo general, la duración de cada una de las fases y el reciclo al biorreactor. De no ser así, la biomasa puede estar expuesta a condiciones críticas de supervivencia, disminuyendo la calidad del efluente e incumpliendo la normatividad vigente.
- Para ambos casos de estudio, la implementación del controlador en el lazo cerrado dio resultados satisfactorios. Donde las variables de salida siguieron adecuadamente la referencia propuesta, alcanzando los valores en un tiempo determinado, una característica normal, ya que por la naturaleza de la planta no es posible alcanzar las referencias propuestas inmediatamente. Lo anterior, debido a que todas las variables se encuentran entrelazadas y conforman un medio donde la biomasa está interactuando. Es importante resaltar que esa referencia debe conservar ciertos niveles mínimos y que sus cambios no pueden realizarse abruptamente para evitar que la biomasa se exponga a condiciones inadecuadas que pueda afectar sus dinámicas biológicas y su desarrollo.
- Para los sistemas donde existe una cantidad considerable de dinámicas complejas y no lineales, es conveniente usar técnicas que permitan elaborar el controlador a través de los datos de salida obtenidos directamente de la planta. Ya que en algunos casos, los modelos no logran describir los procesos en su totalidad, especialmente si se habla de sistemas vivos en donde las alteraciones del ambiente pueden representar un rango considerable de incertidumbre en las respuestas del sistema.

#### 5.2. Recomendaciones

Aunque el tratamiento de aguas residuales con lodos activados es un tema ampliamente estudiado por muchas ramas de la ciencia, todavía quedan muchos aspectos por desarrollar. Para futuros estudios en esta rama se recomienda, en primer lugar, implementar el controlador resultante en una planta real teniendo en cuenta que las variables utilizadas como entrada son comúnmente encontradas en este tipo de sistema. Además se propone incluir esta metodología de diseño de controlador para futuros trabajos en donde se pueda acceder a datos reales de una planta. Por otro lado, sería interesante incluir los procesos bioquímicos de los lodos activados durante la sedimentación en el decantador para complementar las dinámicas presentadas en el sistema. Finalmente, se recomienda hacer una revisión exhaustiva de la duración de las fases aeróbica y anóxica en compañía de un profesional de Ingeniería Química para identificar el tiempo óptimo de duración para cada una de ellas en pro de mejorar la eficiencia de la planta.

# A.Anexo:Condiciones Generales de simulación

En las Tablas **A-2** y **A-1** se muestran las condiciones usadas para la simulación del sistema, estas fueron tomadas de [Alex et al., 2008].

Variable	Descripción	Valor	
Parámetros de sedimentación			
$v'_0$	Velocidad máxima de asentamiento $m.d^{-1}$	250	
$v_0$	velocidad de asentamiento máxima de Vesilind $m.d^{-}1$	474	
$r_h$	Parámetro de asentamiento obstaculizado $m^3.(gSS)^{-1}$	0.000576	
$r_p$	Parámetro característico de baja concentración de sólidos $m^3.(gSS)^{-1}$	0.00286	
$f_{ns}$	Fracción no sedimentable (adimensional)	0.00228	
L	Longitud del tanque de sedimentación $m$	4	
$A_c$	Área del tanque de sedimentación $m^2$	1500	
In	Alimentación del tanque proveniente del biorreactor $m$	1.8	
$Q_{waste}$	Caudal de desperdicio $m^3/día$	385	

Tabla A-1.: Condiciones de operación para el proceso de sedimentación

Variable	Descripción	IC	
Biorreactor			
V	Volumen del Biorreactor $(m^3)$	6000	
SO <sub>sat</sub>	Saturación de concentración de oxígeno g (-COD). $m-^3$	8	
$X_S$	Sustrato particulado biodegradable lento inicial g (-COD). $m^{-3}$	100	
$S_S$	Sustrato soluble altamente biodegradable inicial g (-COD). $m-^3$	3	
$X_I$	Sólido Inerte inicial g (-COD). $m^{-3}$	2500	
$S_I$	Materia Inórganica soluble inicial g (-COD). $m^{-3}$	30	
$X_{B,H}$	Biomasa Heterotrófica inicial g (-COD). $m-^3$	2000	
$X_{A,H}$	Biomasa Autotrófica inicial g (-COD). $m^{-3}$	200	
$X_P$	Material sólido inerte producido por la biomasa inicial g (-COD). $m^{-3}$	1600	
$S_{NH}$	Amonio inicial g (-COD). $m^{-3}$	12	
$S_{NO}$	Nitrito y Nitrato inicial g (-COD). $m^{-3}$	3	
$S_{ND}$	Nitrógeno Orgánico soluble inicial g (-COD). $m-^3$	0.5	
$X_{ND}$	Nitrógeno Orgánico particulado inicial g (-COD). $m-^3$	7	
$S_{O_2}$	Concentración de oxígeno inicial g (-COD). $m^{-3}$	0.01	

 Tabla A-2.: Condiciones Iniciales de concentraciones en el Biorreactor

### Bibliografía

- [Alex et al., 2008] Alex, J., Benedetti, L., Copp, J., Gernaey, K., Jeppsson, U., Nopens, I., Pons, M.-N., Steyer, J.-P., and Vanrolleghem, P. (2008). Benchmark simulation model no. 1 (bsm1). Technical report, Lund University.
- [Anjos, 1998] Anjos, N. D. F. R. D. (1998). Source book of alternative technologies for freshwater augmentation in latin america and the caribbean. *International Journal of Water Resources Development*, 14(3):365–398.
- [Belchior et al., 2012] Belchior, C. A., Araújo, R., and Landeck, J. A. C. (2012). Dissolved oxygen control of the activated sludge wastewater treatment process using stable adaptive fuzzy control. *Computers and Chemical Engineering*, 37:152–162.
- [Bertomeu and Serebrisky, 2018] Bertomeu, S. and Serebrisky, T. (2018). Water and sanitation in latin america and the caribbean: An update on the state of the sector.
- [Campi et al., 2002] Campi, M., Lecchini, A., and Savaresi, S. (2002). Virtual reference feedback tuning: a direct method for the design of feedback controllers. *Automatica*, 38(8):1337 – 1346.
- [Campi and Savaresi, 2017] Campi, M. and Savaresi, S. (2017). VRFT: Matlab software for virtual reference feedback tuning. http://marco-campi.unibs.it/VRFTwebsite/index.html.
- [da Silva et al., 2016] da Silva, G. R. G., Campestrini, L., and Bazanella, A. S. (2016). Multivariable vrft: an approach for systems with non-minimum phase transmission zeros. In 2016 IEEE Conference on Control Applications (CCA), pages 1324–1329.
- [David et al., 2009a] David, R., Vande Wouwer, A., Vasel, J.-L., and Queinnec, I. (2009a). Robust control of the activated sludge process. *Biotechnology Progress*, 25(3):701–708.
- [David et al., 2009b] David, R., Vasel, J.-L., and Wouwer, A. V. (2009b). Settler dynamic modeling and matlab simulation of the activated sludge process. *Chemical Engineering Journal*, 146(2):174 – 183.
- [Delgado and de Potabilización y Depuración del Agua, 2003] Delgado, C. and de Potabilización y Depuración del Agua, R. I. (2003). Agua potable para comunidades rurales, reuso y tratamientos avanzados de aguas residuales domésticas/. RIPDA-CYTED.
- [Eckenfelder, 1989] Eckenfelder, W. W. (1989). Industrial water pollution control / W. Wesley Eckenfelder, Jr. McGraw-Hill New York, 2nd ed. edition.
- [Gerardi, 2003] Gerardi, M. H. (2003). Nitrification and denitrification in the activated sludge process.

- [Hausmann et al., 2017] Hausmann, R., Henkel, M., Hecker, F., and Hitzmann, B. (2017). 25 - present status of automation for industrial bioprocesses. In Larroche, C., Ángeles Sanromán, M., Du, G., and Pandey, A., editors, *Current Developments in Biotechnology* and Bioengineering, pages 725 – 757. Elsevier.
- [Henze et al., 1987] Henze, M., Grady Jr, L., Gujer, W., V. R Marais, G., and Matsuo, T. (1987). Activated sludge model no 1. 29.
- [Hjalmarsson, 1998] Hjalmarsson, H. (1998). Iterative feedback tuning. IFAC Proceedings Volumes, 31(22):101 – 108. IFAC Workshop on Adaptive Systems in Control and Signal Processing 1998, Glasgow, Scotland, 26-28 August 1998.
- [Hjalmarsson et al., 1994] Hjalmarsson, H., Gunnarsson, S., and Gevers, M. (1994). Convergent iterative restricted complexity control design scheme. In Proceedings of the IEEE Conference on Decision and Control, volume 2 of Proceedings of the 33rd IEEE Conference on Decision and Control. Part 1 (of 4), pages 1735–1740. Sponsors: IEEE NR 20140805.
- [Hodges, 2017] Hodges, A. J. (2017). Alternative treatment technologies for low-cost industrial and municipal wastewater management.
- [Hou and Wang, 2013] Hou, Z.-S. and Wang, Z. (2013). From model-based control to datadriven control: Survey, classification and perspective. *Information Sciences*, 235:3 – 35. Data-based Control, Decision, Scheduling and Fault Diagnostics.
- [Hreiz et al., 2015a] Hreiz, R., Latifi, M., and Roche, N. (2015a). Optimal design and operation of activated sludge processes: State-of-the-art. *Chemical Engineering Journal*, 281:900 – 920.
- [Hreiz et al., 2015b] Hreiz, R., Latifi, M., and Roche, N. (2015b). Optimal design and operation of activated sludge processes: State-of-the-art. *Chemical Engineering Journal*, 281:900 – 920.
- [Ichihara and Kiyotani, 2015] Ichihara, H. and Kiyotani, A. (2015). Virtual reference feedback tuning for mimo plants by subspace identification. In 2015 European Control Conference (ECC), pages 830–835.
- [Jenkins et al., 2003] Jenkins, D., Richard, M., and Daigger, G. (2003). Manual on the Causes and Control of Activated Sludge Bulking, Foaming, and Other Solids Separation Problems, 3rd Edition. Taylor & Francis.
- [Kaneko et al., 2005] Kaneko, O., Soma, S., and Fujii, T. (2005). A fictitious reference iterative tuning (frit) in the two-degree of freedom control scheme and its application to closed loop system identification. *IFAC Proceedings Volumes*, 38(1):626 – 631. 16th IFAC World Congress.

- [Kaneko et al., 2010] Kaneko, O., Wadagaki, Y., and Yamamoto, S. (2010). Fictitious reference iterative tuning for internal model controller. *IFAC Proceedings Volumes*, 43(10):133 138. 10th IFAC Workshop on the Adaptation and Learning in Control and Signal Processing.
- [Kano et al., 2011] Kano, M., Tasaka, K., Ogawa, M., Takinami, A., Takahashi, S., and Yoshii, S. (2011). Extended fictitious reference iterative tuning and its application to chemical processes. In 2011 International Symposium on Advanced Control of Industrial Processes (ADCONIP), pages 379–384.
- [Karakuzu et al., 2006] Karakuzu, C., Türker, M., and Öztürk, S. (2006). Modelling, on-line state estimation and fuzzy control of production scale fed-batch baker's yeast fermentation. *Control Engineering Practice - CONTROL ENG PRACTICE*, 14:959–974.
- [Kesari et al., 2011] Kesari, K., Verma, H., and Behari, J. (2011). Physical methods in wastewater treatment. Int. J. of Environmental Technology and Management, 14:43 66.
- [Li and Yamamoto, 2017] Li, H. and Yamamoto, S. (2017). Multi-input multi-output modelfree predictive control and its application to wastewater treatment. *IEEJ Transactions on Electrical and Electronic Engineering*, 12(5):753–758.
- [Mannan et al., 2005] Mannan, S., Fakhru'l-Razi, A., and Alam, M. Z. (2005). Use of fungi to improve bioconversion of activated sludge. *Water Research*, 39(13):2935 2943.
- [Mohammadi et al., 2019] Mohammadi, P., Karami, N., Zinatizadeh, A. A., Falahi, F., Aghamohammadi, N., and Almasi, A. (2019). Using high frequency and low-intensity ultrasound to enhance activated sludge characteristics. *Ultrasonics Sonochemistry*.
- [Mojica-Nava et al., 2018] Mojica-Nava, E., Feudjio Letchindjio, C. G., and Vande Wouwer, A. (2018). Switching control of an activated sludge process.
- [Nakamoto, 2005] Nakamoto, M. (2005). An application of the virtual reference feedback tuning method to a multivariable process control. *IFAC Proceedings Volumes*, 38(1):237 – 242. 16th IFAC World Congress.
- [Nakano et al., 2009] Nakano, M., Matsunaga, N., Okajima, H., and Kawaji, S. (2009). Tuning of feedback type decoupling controller for two-dimensional thermal process based on vrft method. In 2009 ICCAS-SICE, pages 925–930.
- [Navalkar and van Wingerden, 2015] Navalkar, S. T. and van Wingerden, J.-W. (2015). Iterative feedback tuning of an lpv feedforward controller for wind turbine load alleviation\*\*this work was supported by the innwind.eu project, an eu consortium with academic and industrial partnership for innova-tions in wind energy. *IFAC-PapersOnLine*, 48(26):207 212. 1st IFAC Workshop on Linear Parameter Varying Systems LPVS 2015.

- [Nejjari et al., 1999a] Nejjari, F., Dahhou, B., Benhammou, A., and Roux, G. (1999a). Nonlinear multivariable adaptive control of an activated sludge wastewater treatment process. 13:347 – 365.
- [Nejjari et al., 1999b] Nejjari, F., Roux, G., Dahhou, B., and Benhammou, A. (1999b). Estimation and optimal control design of a biological wastewater treatment process. *Mathematics and Computers in Simulation*, 48(3):269 – 280.
- [Orhon, 2009] Orhon, D. (2009). Industrial Wastewater Treatment by Activated Sludge, volume 8.
- [Ostace et al., 2011] Ostace, G. S., Cristea, V. M., and Şerban Agachi, P. (2011). Cost reduction of the wastewater treatment plant operation by mpc based on modified asm1 with two-step nitrification/denitrification model. *Computers and Chemical Engineering*, 35(11):2469 – 2479.
- [Pozzato et al., 2018] Pozzato, G., Panzani, G., and Savaresi, S. M. (2018). Iterative tuning of engine speed controller for launch control applications in sport motorcycles. *IFAC-PapersOnLine*, 51(15):461 – 466. 18th IFAC Symposium on System Identification SYSID 2018.
- [Qiao et al., 2018] Qiao, J.-F., Hou, Y., Zhang, L., and Han, H.-G. (2018). Adaptive fuzzy neural network control of wastewater treatment process with multiobjective operation. *Neurocomputing*, 275:383 – 393.
- [Queinnec and Gómez, 2009] Queinnec, I. and Gómez, C. (2009). Reduced modeling and state observation of an activated sludge process. 25:654–66.
- [Ramin et al., 2014] Ramin, E., Wágner, D. S., Yde, L., Binning, P. J., Rasmussen, M. R., Mikkelsen, P. S., and Plósz, B. G. (2014). A new settling velocity model to describe secondary sedimentation. *Water Research*, 66:447 – 458.
- [Reijken et al., 2018] Reijken, C., Giorgi, S., Hurkmans, C., Pérez, J., and van Loosdrecht, M. C. (2018). Incorporating the influent cellulose fraction in activated sludge modelling. *Water Research*, 144:104 – 111.
- [Ren et al., 2015] Ren, Q., Xu, J., and Li, X. (2015). A data-driven motion control approach for a robotic fish. *Journal of Bionic Engineering*, 12(3):382 – 394.
- [Renard et al., 2006] Renard, F., Vande Wouwer, A., Valentinotti, S., and Dumur, D. (2006). A practical robust control scheme for yeast fed-batch cultures - an experimental validation. *Journal of Process Control*, 16:855–864.
- [Rojas et al., 2011a] Rojas, J. D., Alfaro, V. M., and Vilanova, R. (2011a). Control of an activated sludge process using the virtual reference approach.

- [Rojas et al., 2011b] Rojas, J. D., Baeza, J. A., and Vilanova, R. (2011b). Three degrees of freedom virtual reference feedback tuning design and its application to wastewater treatment plant control. *IFAC Proceedings Volumes*, 44(1):7144 – 7149. 18th IFAC World Congress.
- [Rojas Fernández, 2011] Rojas Fernández, D. (2011). Extensions and applications of the virtual reference feedback tuning.
- [Ruano et al., 2012] Ruano, M., Ribes, J., Seco, A., and Ferrer, J. (2012). An advanced control strategy for biological nutrient removal in continuous systems based on ph and orp sensors. *Chemical Engineering Journal*, 183:212 221.
- [Salgot and Folch, 2018] Salgot, M. and Folch, M. (2018). Wastewater treatment and water reuse. Current Opinion in Environmental Science and Health, 2:64 – 74.
- [Santos et al., 2012] Santos, L., Dewasme, L., Coutinho, D., and Wouwer, A. V. (2012). Nonlinear model predictive control of fed-batch cultures of micro-organisms exhibiting overflow metabolism: Assessment and robustness. *Computers and Chemical Engineering*, 39:143 – 151.
- [Schenk et al., 2007] Schenk, J., Marison, I. W., and von Stockar, U. (2007). A simple method to monitor and control methanol feeding of pichia pastoris fermentations using mid-ir spectroscopy. *Journal of biotechnology*, 128(2):344—353.
- [Seviour and Blackall, 1999] Seviour, R. J. and Blackall, L. L. (1999). The microbiology of activated sludge / edited by R.J. Seviour, L.L. Blackall. Kluwer Boston.
- [Smets et al., 2003] Smets, I. Y., Haegebaert, J. V., Carrette, R., and Impe, J. F. V. (2003). Linearization of the activated sludge model asm1 for fast and reliable predictions. Water Research, 37(8):1831 – 1851.
- [Sánchez C, 2017] Sánchez C, Gaviria A., M. L. G. M. L. F. M. J. M. (2017). Informe de gestion 2017.
- [Soma et al., 2004] Soma, S., Kaneko, O., and Fujii, T. (2004). A new method of controller parameter tuning based on input-output data – fictitious reference iterative tuning (frit) –. *IFAC Proceedings Volumes*, 37(12):789 – 794. IFAC Workshop on Adaptation and Learning in Control and Signal Processing (ALCOSP 04) and IFAC Workshop on Periodic Control Systems (PSYCO 04), Yokohama, Japan, 30 August - 1 September, 2004.
- [Somogyi et al., 2010] Somogyi, V., Domokos, E., and Rédey, . (2010). Simulation of a secondary settler based on sedimentation curves. *Hungarian Journal of Industry and Chemistry*, 38(2).

- [Spanjers et al., 1998] Spanjers, H., Vanrolleghem, P., Nguyen, K., Vanhooren, H., and Patry, G. G. (1998). Towards a simulation-benchmark for evaluating respirometry-based control strategies. *Water Science and Technology*, 37(12):219 – 226. Instrumentation, Control and Automation of Water and Wastewater Treatment and Transport Systems 1997.
- [Stare et al., 2006] Stare, A., Hvala, N., and Vrečko, D. (2006). Modeling, identification, and validation of models for predictive ammonia control in a wastewater treatment plant—a case study. *ISA Transactions*, 45(2):159 174.
- [Takács et al., 1991] Takács, I., Patry, G., and Nolasco, D. (1991). A dynamic model of the clarification-thickening process. *Water Research*, 25(10):1263 1271.
- [Von Sperling, 2007] Von Sperling, M. (2007). Basic Principles of Wastewater Treatment.
- [WHO, 2018] WHO, W. H. O. (2018). Who water, sanitation and hygiene strategy 2018-2025.
- [WHO Organización Mundial de la Salud, 2018] WHO Organización Mundial de la Salud, UN Water, O. H. (2018). Progresos en el tratamiento y el uso de las aguas residuales de manera adecuada.
- [Yargeau, 2012] Yargeau, V. (2012). 17 water and wastewater treatment: chemical processes. In Zeman, F., editor, *Metropolitan Sustainability*, Woodhead Publishing Series in Energy, pages 390 - 405. Woodhead Publishing.
- [Zheng et al., 2019] Zheng, M., Li, Y., Ping, Q., and Wang, L. (2019). Mp-uv/cao2 as a pretreatment method for the removal of carbamazepine and primidone in waste activated sludge and improving the solubilization of sludge. *Water Research*, 151:158 169.