



UNIVERSIDAD NACIONAL AUTÓNOMA DE MÉXICO
PROGRAMA DE MAESTRÍA Y DOCTORADO EN INGENIERÍA
AMBIENTAL-AGUA

PROPUESTA DE CONTROL AUTOMÁTICO PARA MAXIMIZAR
LA PRODUCCIÓN DE BIOGÁS EN UN DIGESTOR ANAEROBIO

TESIS
QUE PARA OPTAR POR EL GRADO DE:
MAESTRO EN INGENIERÍA

PRESENTA:
I.Q Yara Dalia Bustillo Castillo

TUTOR PRINCIPAL
Dr. Alejandro Vargas Casillas, Instituto de Ingeniería

COMITÉ TUTOR
Dr. Adalberto Noyola Robles, Instituto de Ingeniería
Dr. Hugo Oscar Mendez Acosta, Universidad de Guadalajara

Santiago de Querétaro, Querétaro. Diciembre 2019



Universidad Nacional
Autónoma de México

Dirección General de Bibliotecas de la UNAM

Biblioteca Central



UNAM – Dirección General de Bibliotecas
Tesis Digitales
Restricciones de uso

DERECHOS RESERVADOS ©
PROHIBIDA SU REPRODUCCIÓN TOTAL O PARCIAL

Todo el material contenido en esta tesis esta protegido por la Ley Federal del Derecho de Autor (LFDA) de los Estados Unidos Mexicanos (México).

El uso de imágenes, fragmentos de videos, y demás material que sea objeto de protección de los derechos de autor, será exclusivamente para fines educativos e informativos y deberá citar la fuente donde la obtuvo mencionando el autor o autores. Cualquier uso distinto como el lucro, reproducción, edición o modificación, será perseguido y sancionado por el respectivo titular de los Derechos de Autor.

Jurado asignado:

Presidente: Dr. Noyola Robles Adalberto
Secretario: Dr. Moreno Pérez Jaime Alberto
1 er. Vocal: Dr. Torres Zúñiga Jesús Ixbalank
2 do. Vocal: Dr. Médez Acosta Hugo Oscar
3 er. Vocal: Dr. Vargas Casillas Alejandro

Lugar donde se realizó la tesis:

Laboratorio de Investigación en Procesos Avanzados de Tratamiento de Aguas (LIPATA)
Unidad Académica Juriquilla-Querétaro.
Insitituto de Ingeniería.
Universidad Nacional Autónoma de México.

TUTOR DE TESIS:

Dr. Alejandro Vargas Casillas

Dedicatoria

A mis papás, sin ellos este logro no sería posible.

A papá, debido a su legado yo elegí este camino de ingeniería enfocado en agua, y por ser mi mejor ejemplo de ingeniero.

A mamá, por su desmedido amor, comprensión y soporte.

A Ángel, por sumar en mi vida, alegrar mis días, creer y extraer lo mejor de mi y acompañarme en esta travesía llamada vida.

A mis hermanas, Rosy y Deysi por su apoyo y amor incondicional, además por darme luz a través de mis sobrinos Eyden, Mateo, Dania y Jannely.

A Mateo, por ser inspiración para culminar esta etapa.

Agradecimientos

Al Consejo Nacional de Ciencia y Tecnología (CONACyT) por la beca otorgada para la realización de los estudios de maestría en el período 2017-2019.

Se agradece el apoyo del Fondo de Sustentabilidad Energética SENER – CONACYT a través del proyecto 247006 Clúster de Biocombustibles Gaseosos.

A mi asesor, Dr. Alejandro Vargas Casillas, por brindarme confianza para el desarrollo de este proyecto, por guiarme, compartir su tiempo y sus conocimientos.

A los miembros de mi comité tutor Dr. Adalberto Noyola Robles y Dr. Hugo Oscar Méndez Acosta, por su tiempo y retroalimentación acertada durante toda la maestría.

A los doctores Jaime Alberto Moreno Pérez y Jesús Ixbalank Torres Zúñiga, por los comentarios y retroalimentación que me dieron para enriquecer este trabajo.

Al maestro Jaime Pérez Treviña por la asesoría técnica, y por su disposición en los laboratorios.

Finalmente, a mis compañeros de LIPATA, por compartir sus conocimientos.

Contenido

Dedictoria	III
Agradecimientos	IV
Contenido	VI
Índice de figuras	VII
Nomenclatura	VIII
Resumen	IX
Abstract	x
1. Introducción	1
1.1. Presentación del problema	1
1.2. Estructura de la tesis	2
2. Marco teórico	4
2.1. Digestión Anaerobia	4
2.1.1. Etapas en DA	5
2.2. Fundamentos de control de procesos	7
2.2.1. Aspectos de diseño de un sistema de control	8
2.3. Modelos para sistemas dinámicos no lineales	9
2.3.1. Puntos de equilibrio	10
2.3.2. Estabilidad en los puntos de equilibrio	10
2.4. Modelos para DA	11
3. Antecedentes	13
3.1. Modelo simplificado de un bioreactor	13
3.1.1. Puntos de equilibrio	14
3.1.2. Estabilidad de los puntos de equilibrio	16
3.2. Modelo AM2	17
3.2.1. Puntos de equilibrio del AM2 desacoplado	19
3.3. Controlador Fast Extremum Seeking	23
4. Justificación y Objetivos	26
4.1. Justificación	26
4.2. Hipótesis	27
4.3. Objetivos	27

5. Materiales y métodos	28
5.1. Materiales y métodos	28
5.1.1. Instrumentación y monitoreo	28
5.1.2. Métodos analíticos	33
5.1.3. Experimentos en el reactor	33
5.2. Implementación de estrategia de control en simulaciones numéricas	34
6. Resultados	37
6.1. Implementación de estrategia de control	37
6.1.1. Discusión	37
6.1.2. Resultados analíticos	40
6.2. Simulaciones numéricas	42
6.2.1. Simulación a lazo abierto	42
6.2.2. Simulaciones numéricas aplicando estrategia FES	44
7. Conclusiones	55
Bibliografía	57

Índice de figuras

2.1. Desglose del proceso de digestión anaerobia. Adaptado de Gujer y Zehnder (1983)	5
3.1. Tasas de reacción	14
3.2. PE para cinética tipo Monod. Con $\mu_0=1.2 \text{ d}^{-1}$, $K_S=80 \text{ gL}^{-1}$, $\alpha=0.5$	15
3.3. PE para cinética tipo Haldane. Con $\mu_{in}=1.1 \text{ d}^{-1}$, $K_S=10 \text{ gL}^{-1}$, $K_I=10 \text{ mmolL}^{-1}$ $\alpha=0.9$	16
3.4. Estabilidad para cinéticas	17
3.5. Puntos de equilibrio y puntos estables para modelo AM2. Parámetros del sistema: $\alpha=0.5$, $\mu_1=1.2 \text{ d}^{-1}$, $k_{S1}=2 \text{ gL}^{-1}$, $\mu_2=1.1 \text{ d}^{-1}$, $K_{S2}=10 \text{ gL}^{-1}$, $K_{I2}=40 \text{ mmolL}^{-1}$, $k_1=25$, $k_2=250$, $k_3=268$, $k_4=450$	22
3.6. Diagrama de controlador. Tomado de Ramírez Carmona (2018)	23
3.7. Plano de fases de conmutación de los dos sistemas, se muestra X contra S , y q_m	24
3.8. Aplicación de conmutación entre los sistemas Σ , estados y variable de salida vs tiempo	25
5.1. Entradas y Salidas de reactor	29
5.2. Reactor montado	30
5.3. Pantallas en PLC	31
5.4. Diagrama de flujo del algoritmo de detección de mínimos y máximos	36
6.1. Flujo de biogás para las 4 fases experimentales	39
6.2. Resultados de laboratorio: DQO y azúcares totales	41
6.3. Resultados de laboratorio: Ácidos Grasos Volátiles	41
6.4. Control a lazo abierto: análisis de estados y variable de salida	43
6.5. Comparación de datos experimentales con datos de simulación numérica	44
6.6. Aplicación de estrategia FES en lazo cerrado	45
6.7. Análisis de variable de salida y estados con variación en S_1^{in} en t	47
6.8. Análisis de variable de salida y estados con variación en S_1^{in} en t	48
6.9. Lavado de biomasa, análisis de estados y variable de salida.	49
6.10. Simulación numérica fuera de estado estacionario, análisis de estados y variable de salida.	51
6.11. Parámetros de Hassam et al. (2015) aplicados a estrategia FES	52
6.12. Parámetros de Aceves-Lara et al. (2005) aplicados a estrategia FES	53
6.13. Parámetros de Zaráte Navarro (2018) aplicados a estrategia FES	54

Nomenclatura

Abreviaturas

- ADM1* — Anaerobic Digestion Model 1
AGV — Ácidos Grasos Volátiles.
AM2 — Modelo propuesto por Bernard et al. (2001a)
CSTR — Tanque agitado continuo.
DA — Digestión anaerobia.
DQO — Demanda Química de Oxígeno.
FES — Fast Extremum Seeking.
IWA — The International Water Association.
PE — Punto de equilibrio.
PID — Controlador proporcional integral derivativo.
PLC — Programmable Logical Controller

Letras latinas

- D* — Tasa de dilución.
D_{high} — Tasa de dilución alta.
D_{low} — Tasa de dilución baja.
K_I — Constante de inhibición.
k_j — Constante de rendimiento *j*.
K_S — Constante de saturación media asociada al sustrato *S_j*
Q — Producción de biogás.
q_C — Flujo de salida de CO₂.
q_m — Flujo de salida de CH₄.
S_j — Concentración de sustrato.
X — Concentración de biomasa.
Z — Alcalinidad o suma de iones fuertes.

Letras griegas

- α — Fracción de microorganismos suspendidas en el reactor
 μ_j — Cinética de crecimiento para la población microbiana *j*

Resumen

El tratamiento aguas residuales por medio de digestores anaerobios ha sido empleado exitosamente desde hace algunas décadas y en la actualidad existe un aumento en el número de plantas instaladas alrededor del mundo. Esto es principalmente por varias ventajas que presenta esta tecnología con respecto al proceso aerobio, como son: la aplicación de altas cargas orgánicas, la reducción del lodo generado, la posibilidad energética a través del biogás que se genera, entre otras. A pesar de los avances y la aplicación de la digestión anaerobia, aún existe un área de oportunidad en el desarrollo de instrumentos, sistemas de control y automatización que resulten asequibles para esta tecnología.

En este trabajo se evalúa el desempeño de la estrategia de control *Fast Extremum Seeking* (FES) en un sistema de digestión anaerobia con el objetivo de maximizar la producción de biogás sin comprometer la estabilidad del sistema. Esta estrategia es una ley de control que conmuta entre dos valores de entrada (dos tasas de dilución diferentes, o su inverso, dos tiempos de residencia hidráulica), la cual conduce a las trayectorias del sistema al punto de operación óptimo, empleando únicamente la información de la variable de salida (flujo de biogás). Para sintonizar la ley de control no es necesario el conocimiento profundo de los parámetros del sistema, lo cual la hace sumamente interesante; además, desde el punto de vista de accesibilidad, hoy en día se cuenta con instrumentos que pueden ser aplicados para la medición y control de estas variables.

Este proyecto se dividió en dos etapas. La primera etapa fue experimental; se construyó un reactor que se automatizó por medio de la programación de un PLC y se operó aplicando la estrategia de control *Fast Extremum Seeking*. Con base en los resultados experimentales se pudo observar que al hacer cambios en la tasa de dilución, como señala la estrategia FES, sí suceden transitorios en el caudal de biogás, pero en su mayoría no marcan una tendencia; tampoco convergen hacia el óptimo como se esperaba.

En la segunda etapa se creó el algoritmo de control con un modelo matemático más descriptivo para la digestión anaerobia (el modelo AM2) que el propuesto originalmente, para que así se hiciera más compatible con la implementación futura en biorreactores. Finalmente, con el algoritmo creado se generaron simulaciones numéricas que se sometieron a diferentes perturbaciones.

Los resultados obtenidos mostraron que al implementar la estrategia FES original se pueden observar transitorios, pero no se observa la tendencia esperada y los resultados no convergen al óptimo. Sin embargo, al realizar una modificación a la estrategia FES y realizar su implementación numérica usando el modelo matemático AM2, se muestra que bajo distintas condiciones la estrategia mantiene robustez y de se alcanza una operación alrededor del óptimo donde se maximiza la producción de biogás.

Abstract

Wastewater treatment through anaerobic digestion (AD) has been successfully applied during the last decades, and currently there has been an increase in the number of AD process installed around the world. The growth of this technology is due to the advantages that it offers over aerobic process, such as: application of high loading rates, reduction of the sludge generated, and biogas production that can be used as source of energy, among others. In spite of the AD benefits, there still exists an area of possible improvements by developing affordable instruments and automation systems.

Therefore, this project aims to evaluate the *Fast Extremum Seeking (FES)* control strategy in an anaerobic digestion system with the goal of maximizing the *biogas production* without compromising the AD stability. The principle of this control law is the switching between two input values (*dilution rates* or their inverse, the *hydraulic retention times*), which makes the trajectories of the system converge to the optimum operating point by using just the output signal information (the *biogas flow rate*). In order to set the control law, it is not necessary to have a detailed knowledge of the parameters of the system, which makes it very attractive. Besides, nowadays there exist several manageable instruments in the industry that can be implemented straightforwardly.

This project was divided in two stages. The first stage consisted in evaluating the performance of the FES strategy experimentally; a bioreactor was automated by programming a PLC and operated with the *Fast Extremum Seeking* control strategy. Based on the experimental results, it was observed that the changes in the dilution rate, as dictated by the FES strategy, did induce transient responses in the biogas flow rate, but they neither showed the expected tendency, nor converged to the optimum as expected.

For the second stage the control algorithm was adapted for a more descriptive mathematical model (the AM2 model), so that it could be compatible with its future implementation in bioreactors. Finally, with the new algorithm, numeric simulations were subjected to different perturbations.

Results showed that implementing the original FES strategy lead to the expected transients in the biogas flow rate, but the expected tendency was not observed and the results did not converge to the optimum. However, with the proposed modification of the FES strategy, the numeric implementation using the AM2 model showed that under different operating conditions, the strategy maintains robustness and the optimum where biogas production is maximized is practically reached.

Capítulo 1

Introducción

1.1. Presentación del problema

Actualmente, el tratamiento de aguas residuales continúa siendo una de las preocupaciones y retos de la humanidad, puesto que el no tratar estas aguas tiene efectos dañinos en el medio ambiente y sobre la salud humana (Lopez Vazquez et al., 2017; Metcalf and Eddy., 1998). El tratamiento de las aguas residuales se logra mediante la combinación de diferentes procesos físicos, químicos, térmicos, y biológicos de modo que se pueda reducir al mínimo el impacto potencial de las descargas de estas aguas (Lopez Vazquez et al., 2017).

Particularmente, los tratamientos biológicos se basan en la función natural de las bacterias para cerrar ciclos elementales en la Tierra (como el del carbono) (Lopez Vazquez et al., 2017). En este trabajo, el tratamiento biológico de interés es la *digestión anaerobia*, que se ha empleado exitosamente en las últimas décadas para remediar aguas residuales de diferentes fuentes, como residuos orgánicos diluidos, vinazas, desechos sólidos municipales, entre otros (Nguyen et al., 2015).

De forma general, la digestión anaerobia (DA) es un proceso biológico de degradación en el que la materia orgánica se descompone mediante la actividad de microorganismos en ausencia de oxígeno, y donde se produce biogás (compuesto principalmente por metano y dióxido de carbono) (Cortés Romero, 2016; Nguyen et al., 2015; Metcalf and Eddy., 1998).

El metano del biogás producido, es una fuente de energía que se puede valorizar como electricidad, calor, biocombustible o se puede inyectar en la red de gas natural. En el entorno actual, donde se divisa una crisis energética y climática, la DA se ha convertido en una alternativa muy interesante para la eliminación de residuos orgánicos (Jimenez et al., 2015).

No obstante, a pesar de su rentabilidad y de los avances realizados en la tecnología, hoy en día mantener una operación óptima de un digestor anaerobio puede ser una tarea difícil por varias razones: el desconocimiento de los parámetros del sistema, la variedad de tipos de aguas residuales industriales y la complejidad del sistema, ya que involucra muchas reacciones paralelas de diversas comunidades microbianas y durante el proceso los microorganismos pueden ser inhibidos por la producción de sus propios intermediarios tales como ácidos grasos volátiles, amoníaco o hidrógeno (Vargas et al., 2016; Nguyen et al., 2015). Además, las aguas residuales cuentan con algunas características particulares: diferentes concentraciones, diferente composición, diferentes caudales y el hecho de que toda la *materia prima* tiene que ser aceptada y tratada (Lopez Vazquez et al., 2017).

Es por eso que, a través de los años, en la literatura ya se han propuesto diferentes esquemas de

control que tienen como objetivos principales mantener una operación óptima y estable en el digestor anaerobio, al mismo tiempo que han buscado mejorar la producción de energía a partir de la maximización de la producción de metano y/o la máxima remoción de materia orgánica del sustrato (Sbarciog et al., 2012; Jimenez et al., 2015; Steyer et al., 2006).

Algunos ejemplos del control que ya se han propuesto son: los PID, on/off, tipo cascada, robusto, adaptivo, difuso, de red neuronal, entre otros (Jimenez et al., 2015; Sbarciog et al., 2012; Steyer et al., 2006), donde de forma recurrente la variable manipulada es la tasa de dilución y las variables de control pueden ser el caudal de biogás, la DQO, los AGV, y la alcalinidad (Jimenez et al., 2015).

En general, para alcanzar un buen rendimiento del sistema de control, es fundamental un modelo matemático que describa el comportamiento de las variables fundamentales del proceso, puesto que entre mejor sea la descripción matemática mejor será el desempeño del controlador (Bernard et al., 2001b).

En las últimas décadas, se han propuesto diversos modelos dinámicos para describir la DA de la forma más precisa y cercana a la realidad, se han presentado desde modelos muy simples, como el modelo propuesto por Andrews (1968) que solo considera dos variables de estado (el sustrato y la biomasa), hasta modelos muy complejos, como el Modelo No. 1 de Digestión Anaerobia (ADM1 por sus siglas en inglés) propuesto por un grupo de especialistas de la IWA el cual describe al proceso mediante un sistema de ecuaciones diferenciales ordinarias compuesto por 32 variables de estado y algunas ecuaciones algebraicas (Batstone et al., 2002), de modo que se ha convertido en un modelo de referencia para la validación de los demás (Jimenez et al., 2015; Batstone et al., 2002).

Un modelo de interés para este trabajo es el propuesto por Bernard et al. (2001a), quienes desarrollaron un modelo matemático cuyo propósito principal era el monitoreo y el control de la digestión anaerobia, y que es conocido como el modelo AM2. Este es más complejo que el propuesto por Andrews (1968) pero menos que el ADM1. El modelo AM2 esta basado en una variedad de esquemas de balances de masa y consta de seis ecuaciones diferenciales y un número reducido de parámetros a estimar, el cual fue validado en un proceso de DA para el tratamiento de aguas residuales de una industria francesa de vino tinto (Bernard et al., 2001a) y el cual ya se ha utilizado para proponer algunas estrategias de control como se muestra en el Cuadro 1.1.

Como se puede observar en la literatura, ya existe un avance realizado, pero todavía hay progresos por lograr. En el Cuadro 1.1 se puede observar que pocas propuestas han sido aplicadas a un proceso experimental, por lo cual, en el presente trabajo se pretende aplicar una propuesta ya realizada a un proceso físico, en la cual se toma como variable de control la producción de biogás (Q) y como variable manipulada la tasa de dilución (D). Ambas variables tienen como característica que son relativamente sencillas de medir y manipular, respectivamente.

1.2. Estructura de la tesis

En el Capítulo 1 se aborda la introducción de la tesis, donde se comienza a sumergir al lector en el tema a tratar en la tesis, que es el tratamiento aguas residuales con alta carga orgánica aplicando una nueva estrategia de control a la digestión anaerobia; además se explica la estructura de este trabajo.

En el Capítulo 2 se plantea el marco teórico del proyecto, donde se esclarece más a fondo la digestión anaerobia, los fundamentos del control de procesos, y se hace una explicación breve de los modelos para sistemas dinámicos no lineales y un resumen de modelos para la DA.

Propuestas de estrategias control para DA por medio de modelo AM2				
Referencia	Sustrato	Variable de control	Variable manipulada	Tipo de controlador
Grognard and Bernard (2006)	Simulación	Medición de DQO en efluente	Tasa de dilución	Control proporcional saturado. Asegura que la carga orgánica se mantenga entre un valor mínimo y máximo mientras que la tasa de dilución también se fija entre un valor mínimo y un máximo.
Angulo et al. (2007)	Simulación	Medición de DQO en efluente	Tasa de dilución	Control retroalimentado lineal.
Méndez-Acosta et al. (2008)	Destilado de efluente de industria vitivinícola	Ácidos Grasos Volátiles medidos en línea	Tasa de dilución	Control retroalimentado lineal de salida basado en un observador Luenberger extendido
Méndez-Acosta et al. (2010)	Vinazas tequileras	DQO en efluente	Tasa de dilución	Control retardado, datos discretos.
Sbarciog et al. (2012)	Simulación	Biogás	Tasa de dilución	Super-twisting
Attar and Haugen (2017)	Simulación	Biogás metano	Tasa de dilución	Control predictivo por modelo (MPC)

Cuadro 1.1: Controladores en DA

En el Capítulo 3 se exponen los antecedentes donde se explican las bases del proyecto, se especifica analíticamente el modelo matemático utilizado por Ramírez Carmona (2018), el modelo AM2 y se explica el controlador Fast Extremum Seeking.

En el Capítulo 4 se presenta la justificación, la hipótesis, y los objetivos. En el Capítulo 5 se presenta la metodología empleada en este trabajo, donde se detalla desde la implementación de los instrumentos para control y monitoreo hasta cómo se llevó a cabo la obtención de los datos experimentales, mientras que en el Capítulo 6 se concentran los resultados obtenidos. Finalmente, se cierra este trabajo con algunas conclusiones en el Capítulo 7.

Capítulo 2

Marco teórico

Este capítulo se divide en cuatro partes principales: fundamentos teóricos de la digestión anaerobia, se continúa con los fundamentos teóricos del control de procesos, para después explicar los fundamentos de los modelos matemáticos para sistemas dinámicos no lineales y se finaliza con una breve reseña de los modelos matemáticos para la digestión anaerobia.

2.1. Digestión Anaerobia

Como se mencionó en el primer capítulo, la digestión anaerobia (DA) es un proceso biológico fermentativo en el que gracias a la actividad de microorganismos, el carbono orgánico se convierte a su estado más oxidado (CO_2) y su forma más reducida (CH_4) mediante reacciones de oxidación-reducción y en ausencia de oxígeno (Jimenez et al., 2015; Lopez Vazquez et al., 2017).

La digestión anaerobia ha sido empleada exitosamente para remediar desechos que van desde aguas residuales industriales, lodos de alcantarillado, residuos orgánicos diluidos, desechos sólidos municipales y agrícolas, hasta estiércoles de animales (Nguyen et al., 2015; Metcalf and Eddy., 1998).

Entre las ventajas que presenta este proceso respecto a los tratamientos aerobios están las siguientes (Lopez Vazquez et al., 2017):

- Reduce hasta 90 % de la producción de lodo en exceso.
- Es aplicable para altas tasas de carga orgánica alcanzando rangos de 2 a 35 kgDQO por m^3 de reactor por día, por lo que se requiere un volumen menor del reactor.
- No se necesita el uso de combustibles fósiles para el tratamiento, ahorrando alrededor de 1 kWh por kgDQO removida, dependiente de la eficiencia de aereación.
- Producción energética de alrededor de 13.5 MJ- CH_4 por kgDQO removida, generando 1.5 kWh de electricidad (asumiendo una eficiencia de conversión eléctrica del 40 %).
- Es posible ponerlo en marcha rápidamente (<1 semana), utilizando lodo granular anaerobio como inóculo.
- El lodo anaerobio puede ser almacenado sin alimentar, lo que permite que los reactores puedan ser operados durante períodos cortos (por ej., 4 meses por año en la industria azucarera).

- El lodo en exceso tiene un valor en el mercado.

A pesar de estas ventajas, en términos de estabilidad, la DA aún está rezagada con respecto al tratamiento biológico aerobio o los procesos fisicoquímico (Mailleret et al., 2003), dado que se vuelve fácilmente inestables bajo algunas circunstancias, como las variaciones de las condiciones de operación del proceso y porque necesitan un alto nivel de experiencia para ser operadas (Mailleret et al., 2003).

2.1.1. Etapas en DA

La degradación anaerobia del material orgánico es un proceso de varias etapas tanto en serie como en paralelo (Lopez Vazquez et al., 2017). Las reacciones implicadas se dividen generalmente en cuatro etapas sucesivas conocidas como: hidrólisis, acidogénesis, acetogénesis y metanogénesis. La Figura 2.1 presenta un esquema con la descripción general del proceso DA.

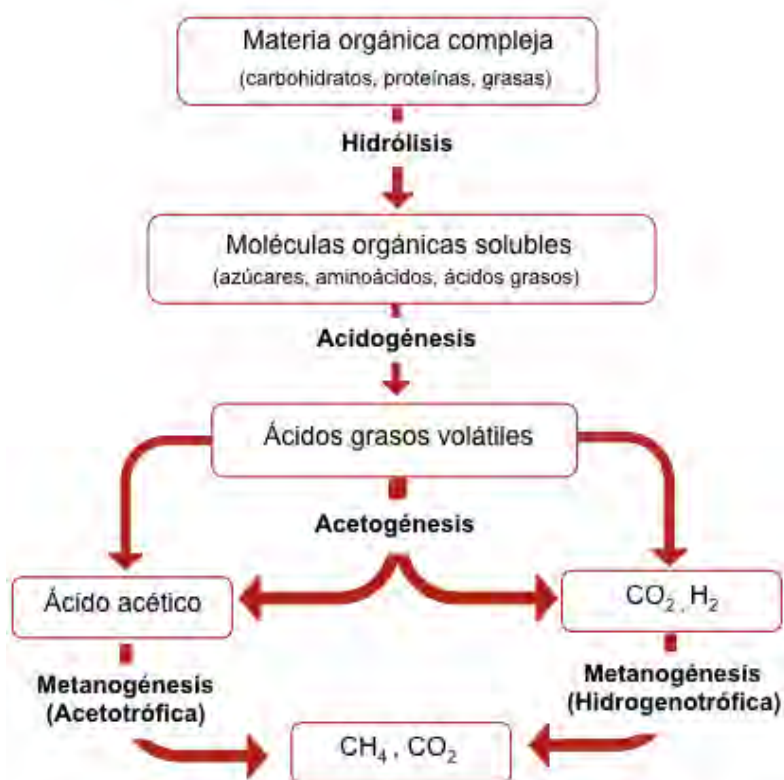


Figura 2.1: Desglose del proceso de digestión anaerobia. Adaptado de Gujer y Zehnder (1983)

Hidrólisis

Se refiere al grupo de reacciones en donde las enzimas excretadas por las bacterias fermentativas degradan sustratos poliméricos complejos, disueltos o particulados (como carbohidratos complejos, proteínas y lípidos) en moléculas de menor tamaño (aminoácidos disueltos, azúcares, ácidos grasos de cadena larga y materia orgánica inerte), que pueden pasar a través de

las paredes y membranas celulares de las bacterias fermentativas (Zaráte Navarro, 2018; Lopez Vazquez et al., 2017).

Este proceso se puede dividir en hidrólisis biológica o química (Zaráte Navarro, 2018):

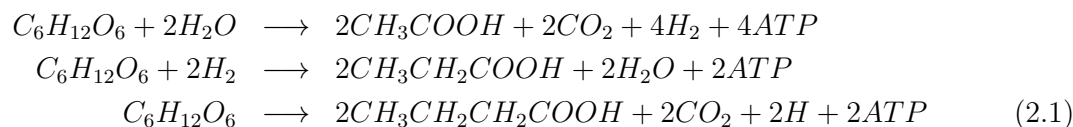
- *La hidrólisis biológica* ocurre cuando las bacterias fermentativas excretan enzimas tales como la lipasa, proteasa y sucrasa, que atacan al sustrato.
- *La hidrólisis química* ocurre normalmente por la acción de ácidos o bases débiles, que pueden ser añadidas al proceso para aumentar la acción de ácidos o bases débiles y así aumentar su tasa de reacción.

Normalmente la hidrólisis es una **etapa limitante** cuando la materia orgánica granulada no está lista para ser degradada o también en sistemas con altas cargas volumétricas aplicadas (Zaráte Navarro, 2018).

Acidogénesis

Es la fermentación de los azúcares disueltos, aminoácidos y ácidos grasos de cadena larga a ácidos grasos volátiles de cadena corta (e.g., ácido butírico, propiónico, fórmico), alcoholes, cetonas (e.g. metanol, etanol, glicerol, acetona), ácido láctico, amoniaco, ácido sulfhídrico, dióxido de carbono e hidrógeno (Lopez Vazquez et al., 2017); este proceso no suele ser limitante debido a que es energéticamente favorable para los microorganismos (Zaráte Navarro, 2018). Estas conversiones pueden llevarse a cabo por diferentes rutas bioquímicas, como la fermentación y la β -oxidación.

Los ácidos acético y propiónico son los principales intermediarios de esta etapa, como se muestra en las ecuaciones (2.1). Los productos de esta etapa dependen de las condiciones del medio (temperatura, pH, potencial redox, concentración de materia orgánica y micronutrientes) (Zaráte Navarro, 2018) y no deben acumularse porque, siendo la acidogénesis una etapa de conversión más rápida que las metanogénesis (hasta cinco veces más rápida), los reactores anaerobios son susceptibles a acumulación de AGV y caídas repentinas de pH que genera una inhibición de los microorganismos metanógenos (Lopez Vazquez et al., 2017). En esta etapa hay muy poca estabilización de materia orgánica en términos de remoción de demanda química de oxígeno (DQO), ya que los productos intermediarios, como por ejemplo los ácidos grasos volátiles, también contribuyen a la DQO total (Campos Rodríguez, 2013).

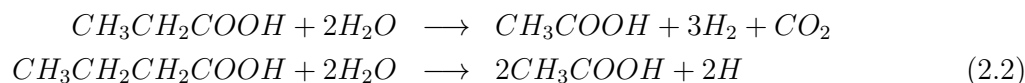


Acetogénesis

Los ácidos grasos volátiles (AGV) y alcoholes producidos durante la etapa de acidogénesis son transformados por las bacterias acetogénicas en precursores metanogénicos directos como acetato, dióxido de carbono e hidrógeno para que puedan ser consumidos por las arqueas metanogénicas (Lopez Vazquez et al., 2017). Los rendimientos energéticos de estas conversiones son negativos, por lo que los microorganismos de esta etapa tienen que co-metabolizar junto con los productores de metano para que sea un proceso energéticamente favorable (Zaráte Navarro, 2018).

Cuando se tiene un proceso de digestión anaerobia funcionando adecuadamente, la mayor parte de la materia orgánica es transformada directamente a sustratos que son consumidos por los metanógenos. No obstante, una parte significativa (aproximadamente 30 %) es transformada en otros ácidos grasos de cadena corta y alcoholes cuya fracción aumenta si el hidrógeno formado no es consumido con la velocidad necesaria (Campos Rodríguez, 2013), por lo que es importante que la digestión se maneje bajo condiciones estables, dado que las bacterias acetogénicas son productoras obligadas H_2 y su metabolismo se ve inhibido por este gas (Lopez Vazquez et al., 2017).

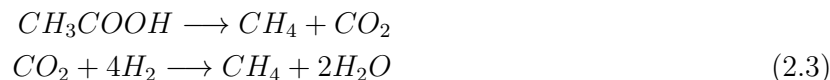
Las reacciones más representativas de esta etapa pueden verse en las ecuaciones (2.2).



Metanogénesis

En esta etapa se lleva a cabo la degradación completa de la materia orgánica al ser transformada finalmente en un gas compuesto principalmente por metano y dióxido de carbono. Es realizada por dos grupos especializados de microorganismos llamados metanógenos acetotróficos e hidrogenotróficos, que son arqueas, cuyos sustratos son principalmente: acetato (CH_3COOH), dióxido de carbono (CO_2), monóxido de carbono (CO), ácido fórmico ($HCOOH$), hidrógeno (H_2), metanol (CH_3OH) y metilamida (CH_3NH_2).

Los acetotróficos producen metano y dióxido de carbono a partir del ácido acético principalmente, mientras que los hidrogenotróficos producen metano a partir del hidrógeno y dióxido de carbono (Campos Rodríguez, 2013; Zaráte Navarro, 2018). Esta etapa tiene mejores producciones de metano si el pH es cercano al neutro. La solubilidad del metano a las condiciones de operación termofílicas y a bajas presiones es descartable, por lo que puede considerarse que se expulsa del sistema al mismo tiempo que es producido.



2.2. Fundamentos de control de procesos

El control de procesos se refiere al conjunto de técnicas de la ingeniería empleadas para garantizar que un proceso funciona como se desea a pesar de las perturbaciones, e incertidumbres a las que se expone. Para ello, hace uso de la retroalimentación de la información del proceso obtenida en la línea, para manipular variables operacionales de forma automática. En general diseñar para un sistema de control se requieren identificar los objetivos de control, seleccionar las variables a medir y manipular, determinar de los lazos que conectan estas y diseñar las leyes de control apropiadas. Lo anterior requiere el monitoreo continuo de la operación de una planta y la intervención externa para garantizar la satisfacción de los objetivos operacionales (Stephanopoulos, 1984). Esto se puede lograr a través de una configuración adecuada del equipo (aparatos de medición, válvulas, controladores, computadoras) y la intervención humana (diseñadores de plantas, operadores), que en conjunto forman el sistema de control.

Existen tres necesidades generales que un sistema de control es llamado a satisfacer (Stephanopoulos, 1984):

- La eliminación o reducción de perturbaciones externas.
- El aseguramiento de la estabilidad de un proceso.
- La optimización del desempeño de un proceso.

2.2.1. Aspectos de diseño de un sistema de control

Al momento de diseñar un sistema de control se debe tener en consideración varios aspectos como son las variables en el proceso, y el hardware con el que se cuenta, ya que ambos son necesarias para llevar a cabo el control. A continuación se explica cada una, ya que se considera que es relevante para las siguientes explicaciones del proyecto.

Variables

Las variables están divididas en dos grupos:

- **Variables de entrada**, que denotan el efecto del entorno sobre el proceso.
 - *Variables manipulables*, cuando sus valores pueden ser manipulados libremente por el operador o un mecanismo de control.
 - *Perturbaciones*, si los valores no son ajustados por parte de un operador o un sistema de control.
- **Variables de salida**, que denotan el efecto en el entorno.
 - *Variables medidas*, si su valor es conocido midiéndolo directamente.
 - *Variables no medidas*, si los valores no pueden ser medidos directamente.

Componentes de un sistema de control

- **El proceso:** representa el equipo con las operaciones físicas y/o químicas donde ocurren las operaciones. En este caso es el reactor de DA.
- **Los instrumentos de medición o sensores:** son los instrumentos que son usados para medir las variables y son la principal fuente de información acerca de lo que está ocurriendo en el sistema. En este caso se utiliza: termómetro, medidor de flujo de biogás, potenciómetros, y medidor de conductividad.
- **Transductores:** son los equipos para convertir las mediciones que no se pueden utilizar directamente para el control a mediciones físicas (como un voltaje o corriente eléctrica). En este proyecto se utilizan transductores en la temperatura, el pH y la conductividad.
- **El controlador:** es el hardware, el cual tiene “inteligencia”, recibe la información desde los equipos de medición y decide qué acciones tomar. En este proyecto es un PLC (un controlador lógico programable, por sus siglas en inglés).
- **El elemento final de control:** es el hardware que implementa en la vida real la decisión adoptada por el controlador (las bombas peristálticas).
- **Elementos de almacenamiento:** estas son usadas para proveer una demostración visual de cómo el proceso se comporta (el PLC).

Todo lo anterior es importante considerar al momento del diseño del controlador, además de tener muy claro el objetivo de control, así como las variables a medir y a manipular.

2.3. Modelos para sistemas dinámicos no lineales

Para analizar el comportamiento de un proceso químico y responder algunas preguntas hechas acerca del control, se necesita una representación matemática del fenómeno físico y químico que tiene lugar dentro de él (Stephanopoulos, 1984). Esta representación matemática es una etapa crítica para el diseño del controlador, ya que, si es buena y tiene suficiente respaldo experimental, el análisis que se derive del mismo será también aplicable a la realidad.

El modelo puede ser desarrollado para diferentes propósitos que tendrán que ser identificados desde el principio (Dochain, 2008), por ejemplo: reproducir y observar un comportamiento, predecir la evolución de un sistema, ayudar en el entendimiento de mecanismos del sistema, estimar las variables que no son medidas, estimar los parámetros del proceso, o **actuar** en el sistema para dirigir y **controlar** sus variables, entre otras (Nguyen et al., 2015; Dochain, 2008).

Por lo tanto, la selección adecuada del modelo para fines de control puede ser acorde a cuatro principios: debe ser lo más simple posible, debe representar las causas–efectos más relevantes, los valores de los parámetros desconocidos deben ser identificables a partir de datos disponibles, y el modelo debe ser válido sobre diversas condiciones de operación (Campos Rodríguez, 2013; Donoso-Bravo et al., 2011).

En el caso de este proyecto se trabajó con modelos matemáticos de procesos biológicos, los cuales son de cierto modo especiales ya que siguen una estructura de un sistema dinámico no lineal, además de que acatan reglas de conservación de masa (Dochain, 2008).

Los modelos que se consideran en este trabajo tienen la forma:

$$\dot{x} = f(t, x, u) \quad (2.4)$$

en donde $x \in \mathbb{R}^n$ representa el vector de estados (la memoria del sistema dinámico), y t es el tiempo (la variable independiente). Por otra parte la variable $u \in \mathbb{R}^p$ denota el vector de entradas (Khalil and Grizzle, 2002). En ocasiones, la ecuación (2.4) es acompañada por:

$$y = h(t, x, u) \quad (2.5)$$

que define un vector de salida y que comprende variables de particular interés en el análisis del sistema dinámico, por ejemplo variables físicamente medibles o variables que deseamos se comporten de alguna forma especial donde $y \in \mathbb{R}^m$ (Seron and Braslavsky, 2000; Khalil and Grizzle, 2002).

Además, el sistema no lineal (2.4) puede ser autónomo si f no depende explícitamente del tiempo y si u es una constante (al menos durante el periodo de tiempo del análisis), por ejemplo, si la ecuación de estado puede ser escrita como (Slotine et al., 1991):

$$\dot{x} = f(x, u) \quad (2.6)$$

de otra manera el sistema es llamado no autónomo o variable en tiempo.

Hablando estrictamente, todos los sistemas físicos son no autónomos porque ninguna de sus características dinámicas son invariantes en el tiempo (Khalil and Grizzle, 2002; Slotine et al., 1991). En la práctica las propiedades cambian lentamente y es por lo que podemos descartar, en ocasiones, la variación de tiempo sin tener repercusiones. El análisis de los sistemas autónomos es más fácil (Slotine et al., 1991) por lo que se utilizará en los modelos a estudiar más adelante.

2.3.1. Puntos de equilibrio

Un punto $x = x^*$ en el espacio de estado es un punto de equilibrio (PE) de (2.4) si tiene la propiedad de que cuando el estado inicial del sistema es x^* , el estado permanece en x^* en todo el tiempo futuro (Khalil and Grizzle, 2002). Para el sistema autónomo (2.6) los puntos de equilibrio dependerían del valor de u y son las raíces reales de la ecuación:

$$f(x, u) = 0 \quad (2.7)$$

Los puntos de equilibrio pueden encontrarse resolviendo la ecuación (2.7).

Los sistemas no lineales pueden tener varios puntos de equilibrio, y la convergencia a uno estable depende del estado inicial. Debido a esto, es importante estudiar la estabilidad de los diferentes puntos de equilibrio de los sistemas no lineales. La no linealidad hace que el sistema pueda exhibir algunos de los siguientes fenómenos (Garza Rubalcava, 2017; Khalil and Grizzle, 2002):

- **Escape en tiempo finito.** El estado de un sistema lineal inestable se va al infinito únicamente cuando el tiempo tiende a infinito. El estado de un sistema no lineal puede irse al infinito en tiempo finito.
- **Multiplicidad de puntos de equilibrio.** Un sistema no lineal puede tener más de un punto de equilibrio aislado.
- **Ciclos límites.** Comportamientos en los que el sistema, independientemente de las condiciones iniciales, comienza a oscilar con una frecuencia y amplitud fija.
- **Oscilaciones subarmónicas, armónicas o cuasi periódicas.** Un sistema lineal bajo una entrada periódica produce siempre una salida periódica con la misma frecuencia. Un sistema no lineal, al tener una entrada oscilante, puede tener salidas con frecuencias que son múltiplos o submúltiplos de la frecuencia de entrada.
- **Caos.** Un sistema no lineal puede exhibir estados estacionarios que no son puntos fijos en el espacio, oscilaciones periódicas o cuasi periódicas. Este comportamiento aleatorio, pese a lo determinístico del modelo, es el que se conoce como caos.
- **Múltiples modos de comportamiento.** Un sistema no lineal puede exhibir distintos modos de comportamiento dependiendo de las condiciones iniciales e incluso de pequeñas variaciones en el valor de los parámetros.

2.3.2. Estabilidad en los puntos de equilibrio

Un punto de equilibrio es *estable* si todas las soluciones que comienzan cerca del PE se mantienen cerca; de otra manera es *inestable*, y es *asintóticamente estable* si todas las soluciones que comienzan cerca de los puntos no solo se mantienen cerca, sino que también tienden al punto de equilibrio cuando el tiempo se acerca a infinito (Khalil and Grizzle, 2002; Slotine et al., 1991).

Como se mencionó previamente, un sistema puede tener múltiples puntos de equilibrio y cada uno puede atraer o alejar de sí a las trayectorias dependiendo de su estabilidad. Aunque la determinación de la estabilidad de un punto de equilibrio es algo que en algunos casos se puede hacer por prueba y error mediante simulaciones que muestren la evolución de las variables en el tiempo y en planos de fase, no siempre es lo más adecuado. Hay métodos más efectivos para determinar directamente la estabilidad de los puntos de equilibrio, entre ellos los métodos de Lyapunov.

Linealización y estabilidad local

El método de linealización de Lyapunov se refiere a la estabilidad local de un sistema no lineal (Slotine et al., 1991). Como todos los sistemas físicos son inherentemente no lineales, este método de linealización sirve como la justificación fundamental de usar técnicas de control lineal en práctica, ya que muestra que un diseño estable de control lineal garantiza la estabilidad local del sistema original (Slotine et al., 1991).

Si consideramos el sistema autónomo (2.6) y asumimos que $f(x)$ es continuamente diferenciable y $f(0) = 0$. Entonces el sistema dinámico puede ser escrito como:

$$\dot{x} = \left(\frac{\partial f}{\partial x} \right)_{x=0} x + f_{t.o.s}(x) \quad (2.8)$$

en donde $f_{t.o.s}$ es por términos de orden superior en x . Como $f(0) = 0$, ya que 0 es un PE, se utiliza una matriz \mathbf{A} para denotar la matriz Jacobiana de \mathbf{f} con respecto a \mathbf{x} a $\mathbf{x}=\mathbf{0}$ (una matriz de $n \times n$ elementos $\partial f_i / \partial x_j$)

$$A = \left(\frac{\partial f}{\partial x} \right)_{x=0}$$

$$\dot{x} = Ax \quad (2.9)$$

Entonces el sistema (2.9) es llamado linealizado o con aproximación lineal del sistema original no lineal al punto de equilibrio 0 (Slotine et al., 1991).

Una vez linealizado el sistema (2.9) y siendo autónomo, la estabilidad del punto de equilibrio puede ser caracterizado localizando los valores propios de A . Esta última ecuación (2.9) es útil al momento de analizar un PE, ya que alrededor de éste se puede hacer una aproximación lineal del sistema y así probar su estabilidad.

Teorema 2.1 *Método de linealización de Lyapunov (Slotine et al., 1991)*

- Si el sistema linealizado es estable (si todos los valores propios de A tienen una parte negativa), entonces el punto de equilibrio es asintóticamente estable.
- Si el sistema linealizado es inestable (si al menos un valor propio tiene parte real positiva), entonces el punto de equilibrio es inestable.
- Si el sistema es marginalmente estable (si todos los valores propios tienen parte real no positiva, pero al menos uno es igual a 0), entonces no se puede concluir nada sobre la aproximación lineal: el PE puede ser estable, asintóticamente estable, o inestable para el sistema no lineal.

2.4. Modelos para DA

En los últimos años, se han propuesto diversos modelos matemáticos para la DA, toda vez que sigue siendo un reto por su alta complejidad y no linealidad, así como por el conflicto para recabar datos experimentales para propósitos del modelado. Es por eso que ha resultado casi imposible describir con exactitud la DA por medio de un modelo matemático para poder ser controlada (Nguyen et al., 2015; Donoso-Bravo et al., 2011).

Los primeros modelos de la digestión anaerobia se enfocaron en describir la etapa limitante del proceso. Puesto que se conoce que la DA es un proceso de varias reacciones, se consideró

la reacción más lenta como la controladora de la tasa global; no obstante, esta reacción limitante era diferente bajo diferentes condiciones de operación (Donoso-Bravo et al., 2011). Estos modelos fueron simples y fáciles de usar, pero no pudieron describir adecuadamente el proceso (Donoso-Bravo et al., 2011).

Una segunda generación de modelos consideró la concentración de AGV como parámetro clave, incorporando la acidogénesis y la metanogénesis por separado. A pesar de que eran simples, no podían reproducir datos experimentales (Donoso-Bravo et al., 2011; Cortés Romero, 2016). Otros estudios microbiológicos llevaron a otra generación de modelos, que incorporaron procesos y especies, una cinética más detallada con inhibición, un procedimiento de estimación de parámetros y la consideración de diferentes sustratos. Estos modelos sobresalieron al ser los primeros en considerar la inhibición por AGV (Donoso-Bravo et al., 2011; Campos Rodríguez, 2013).

El modelo ADM1, desarrollado por especialistas de la International Water Association (IWA), ha presentado un importante auge en los últimos años y se ha utilizado para simulaciones de operaciones a escala industrial, con un buen resultado (Vargas, 2015). El modelo ADM1 describe detalladamente la concentración dinámica de 24 especies con 19 procesos de conversión. Aun así, ignora algunos procesos conocidos para evitar una complejidad extrema, como la formación del lactato, la reducción de nitratos, la competitividad entre H_2 y CO_2 , así como la precipitación química y biológica (Campos Rodríguez, 2013; Jimenez et al., 2015).

Se han realizado muchas publicaciones sobre el modelo ADM1 y se ha adaptado el modelo para aguas residuales con diferentes características. Algunos autores reportan que los modelos dinámicos como el ADM1 son muy útiles para la optimización de la producción de biogás ya que tienen una descripción detallada de la vía, pero poseen la debilidad de que necesita variables de entrada muy detalladas y datos que pueden no estar disponibles para una aplicación específica (Jimenez et al., 2015). La utilidad del modelo ADM1 reside principalmente en el diseño del proceso y simulación, pues es demasiado complejo para utilizarlo con fines de diseño de controladores (Campos Rodríguez, 2013).

Sin embargo, existen modelos más simples que el ADM1, disponibles en la literatura, de fácil identificación, que representan los fenómenos que desestabilizan al sistema y que pueden ser utilizados con objetivos de control. Un ejemplo de esto es el conocido como modelo AM2, propuesto por Bernard et al. (2001a); liga la complejidad del modelo y la información experimental disponible. Este modelo reúne dos etapas y dos poblaciones microbianas como las más representativas y con cinéticas de crecimiento distintas: en la primera etapa del modelo AM2, la acidogénesis (A), las bacterias acidogénicas consumen el sustrato orgánico y producen AGV y CO_2 siguiendo una cinética de crecimiento tipo Monod. En la segunda etapa, la metanogénesis (M), la población metanogénica consume AGV y produce CH_4 y CO_2 con una cinética de tipo Haldane, que toma en cuenta los efectos inhibidores de AGV acumulados (Hassam et al., 2015), (nótese que el 2 en AM2 es por las dos comunidades microbianas). Este modelo ha servido como base para varios estudios y propuestas de controladores automáticos (Vargas and Sepúlveda-Gálvez, 2018). La versión original de AM2 propuesta en Bernard et al. (2001a) reproduce con bastante fidelidad el proceso de DA, simulado por el ADM1, suponiendo que la mayor parte de la materia orgánica es soluble.

Capítulo 3

Antecedentes

En este capítulo se introducen los principios que se utilizaron en el desarrollo del trabajo. En la primera parte se realiza el análisis matemático del modelo simplificado de un biorreactor, mientras que en la segunda parte se hace el mismo análisis al modelo AM2, para finalizar con la explicación del controlador Fast Extremum Seeking.

3.1. Modelo simplificado de un biorreactor

El primer modelo que se analiza es el presentado por Ramírez Carmona (2018), el cual es una simplificación del modelo de un biorreactor propuesto por Andrews (1968) y considera solamente dos estados:

- concentración de biomasa con $X \in \mathbb{R} > 0$
- concentración de sustrato con $S \in \mathbb{R} > 0$

descrito por las siguientes ecuaciones:

$$\dot{X} = (\mu(S) - \alpha D)X, \quad (3.1)$$

$$\dot{S} = D(S_{in} - S) - k_1\mu(S)X, \quad (3.2)$$

$$Q = k_2\mu(S)X, \quad (3.3)$$

donde $\mu \in \mathbb{R} > 0$ es una función diferenciable que representa la tasa de reacción; $D \in \mathbb{R} > 0$ es la tasa de dilución (entrada), α es un parámetro de retención de biomasa nos permite pasar de una configuración de biorreactor de lecho fijo ideal con $\alpha = 0$ a un biorreactor continuo de tanque agitado (CSTR) ideal con $\alpha = 1$, k_1 y k_2 son coeficientes estequiométrico (constantes), S_{in} es la concentración de sustrato en el flujo de entrada del biorreactor, y q_m es el caudal de gas producido en el biorreactor, que es la única variable de salida.

Es común que los biorreactores se operen con valores constantes de D , y con esto, son obtenidos distintos puntos de operación para valores diferentes de D . Partiendo de la suposición donde la tasa de reacción $\mu(S)$ es tal que:

$$\frac{d\mu(\bar{S})}{d\bar{S}}(S_{in} - \bar{S}) - \mu(\bar{S}) = 0 \quad (3.4)$$

tiene sólo una solución S^* en $\bar{S} \in [0, S_{in}]$ la cual es una condición necesaria y suficiente para la existencia de un solo y único punto de operación óptimo. Modelos de la tasa de reacción que

satisfacen la suposición son muy comunes, por ejemplo los de tipo Monod y Haldane (lo cual, en modelos más complejos describen muy acertadamente la etapa acidogénica, con Monod en (3.5), y metanogénica, con Haldane en (3.6) (Vargas and Sepúlveda-Gálvez, 2018):

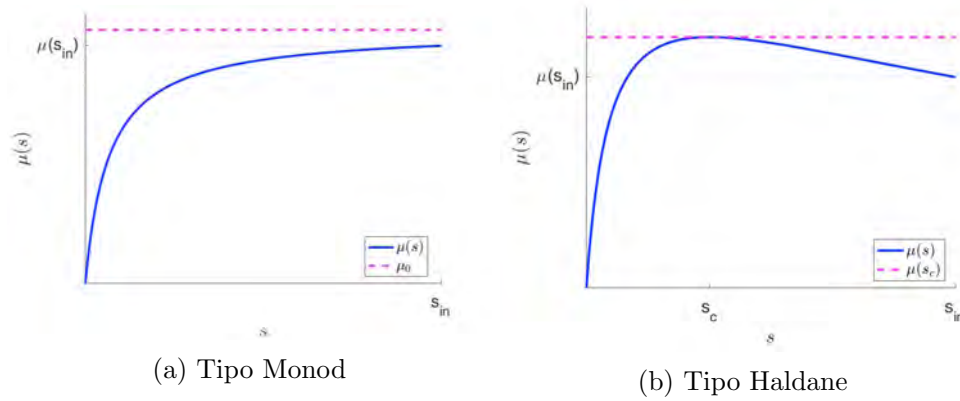


Figura 3.1: Tasas de reacción

- Modelo de Monod: esta es una función de crecimiento monótono dada por la expresión

$$\mu(S) = \frac{\mu_0 S}{K_S + S}, \quad (3.5)$$

donde μ_0 es la tasa máxima de crecimiento y K_S es la constante de saturación media asociada con el sustrato S , su comportamiento se puede apreciar en la Figura 3.1a

- Modelo Haldane: este corresponde a un sustrato inhibitorio y es comunmente descrito por la expresión:

$$\mu(S) = \frac{\mu_0 S}{K_S + S + \frac{S^2}{K_I}} \quad (3.6)$$

donde μ_0 es la tasa máxima en ausencia de inhibición, K_S es la contante de saturación asociada con el sustrato S y K_I es la constante de inhibición también asociada al sustrato S . Su comportamiento se puede apreciar en la Figura 3.1b

3.1.1. Puntos de equilibrio

Para determinar los puntos de equilibrio del sistema (3.1), (3.2), y (3.3) se hace el análisis algebraico como lo explica Ramírez Carmona (2018):

$$0 = (\mu(\bar{S}) - \alpha\bar{D})\bar{X}, \quad (3.7)$$

$$0 = D(S_{in} - S) - k_1\mu(\bar{S})\bar{X}, \quad (3.8)$$

$$Q = k_2\mu(\bar{S})\bar{X}, \quad (3.9)$$

donde \bar{z} indica el valor estacionario de la variable correspondiente. Como se ve en las Figuras 3.2 y 3.3, dependiendo el valor de \bar{D} , existen diferentes PE posibles. Entonces:

Región de PE 1

Si $\bar{D} = 0$, entonces el conjunto de puntos de operación está dado por $\bar{S} = 0$ y cualquier valor positivo de \bar{X} ; debido a que no hay producción de biogás en ese estado estacionario, corresponde a un modo de operación indeseable. Otro PE indeseable es el lavado de la biomasa en el reactor con $\bar{X} = 0$ y $\bar{S} = S_{in}$ y por lo tanto $\bar{Q} = 0$

Región de PE 2

Satisface las siguientes relaciones:

$$\bar{D} = \frac{\mu(\bar{S})}{\alpha}, \quad (3.10)$$

$$\bar{X} = \frac{S_{in} - \bar{S}}{k_1 \alpha} \quad (3.11)$$

- *Monod*: si $0 < \bar{D} < \frac{\mu(S_{in})}{\alpha}$ existe un PE.
- *Haldane* si $0 < \bar{D} < \frac{\mu(S_{in})}{\alpha}$ existe un PE y si $\frac{\mu(S_{in})}{\alpha} \leq \bar{D} < \frac{\mu(S_c)}{\alpha}$, existen dos PE.

Región de PE 3

Si $\bar{D} \geq \frac{\mu_{max}}{\alpha}$, donde:

- *Monod*: $\bar{D} \geq \frac{\mu_{max}}{\alpha} = \frac{\mu_{S_{in}}}{\alpha}$
- *Haldane*: $\bar{D} \geq \frac{\mu_{max}}{\alpha} = \frac{\mu_{S_c}}{\alpha}$

entonces se tiene que $\bar{X} = 0$ y $\bar{S} = S_{in}$, la cual corresponde a la condición de lavado.

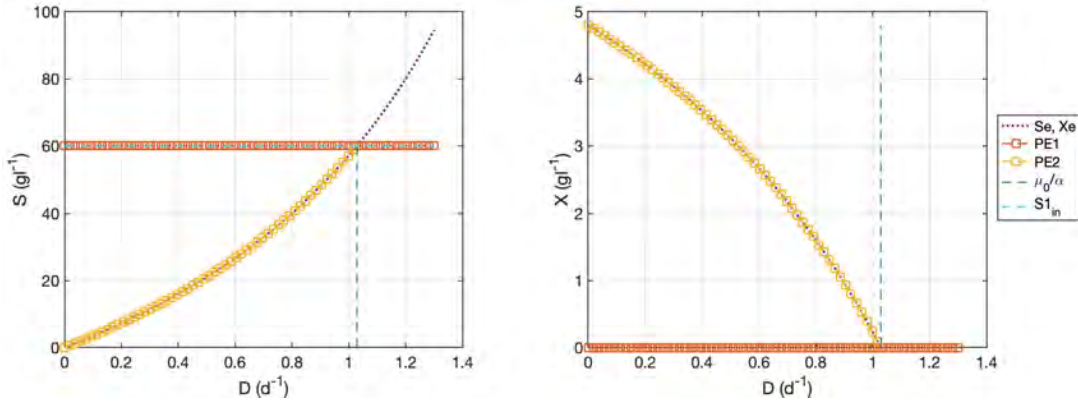


Figura 3.2: PE para cinética tipo Monod. Con $\mu_0=1.2 \text{ d}^{-1}$, $K_S=80 \text{ gL}^{-1}$, $\alpha=0.5$

A manera de ejemplo, las Figuras 3.2 y 3.3 muestran los puntos de equilibrio para las cinéticas tipo Monod y Haldane respectivamente. Se muestran las posibles trayectorias de S y X para cada tasa de dilución constante.

Analizando los puntos de equilibrio (PE), en la Figura 3.2 podemos ver la región descrita como PE 1 con la línea con cuadros naranjados en el intervalo de $0 < \bar{D} < \frac{\mu_0}{\alpha}$ y que corresponde a una situación donde no existe biomasa, $\bar{X} = 0$ y $\bar{S} = S_{in}$. La región del PE 2 la podemos encontrar en el dominio $0 < \bar{D} < \frac{\mu_0}{\alpha}$ y se muestra en la línea con cuadros en color amarillo, y corresponde a la existencia de biomasa. La región del PE 3 esta indicada con la línea de cuadros color anaranjado y ocurre en $\frac{\mu_0}{\alpha} < D$, en el intervalo $0 < D < \frac{\mu_0}{\alpha}$.

Del mismo modo en la Figura 3.3 se muestra el PE 1 con la línea anaranjada en la región $0 < D < \frac{\mu_{in}}{\alpha}$ que corresponde al una condición de lavado de biomasa. El PE2 se puede observar con la línea de cuadros color morado y amarillo, en el primer intervalo, $0 < D < \frac{\mu(S_{in})}{\alpha}$ solo

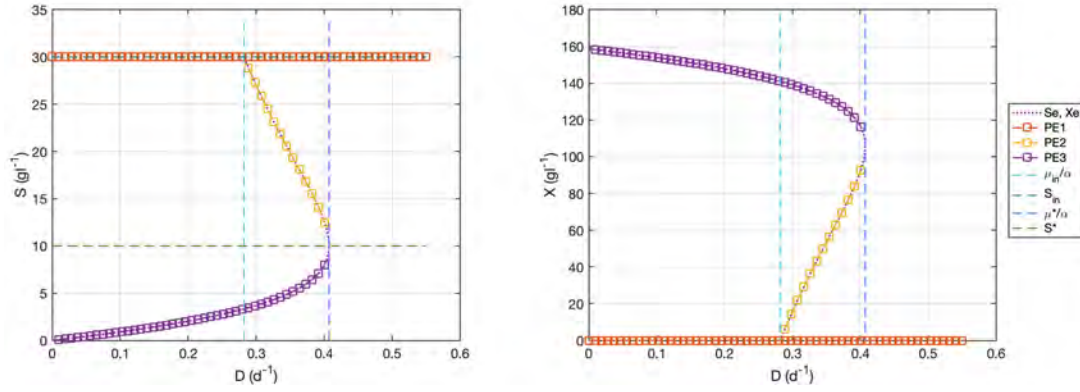


Figura 3.3: PE para cinética tipo Haldane. Con $\mu_{in}=1.1 \text{ d}^{-1}$, $K_S=10 \text{ gL}^{-1}$, $K_I=10 \text{ mmolL}^{-1}$ $\alpha=0.9$

se refiere a un PE (cuadros morados), pero en el intervalo $D < \frac{\mu(S_{in})}{\alpha} < D < \frac{\mu^*}{\alpha}$ se observa la presencia de dos PE. Finalmente en la figura podemos observar la región del PE 3 el cual se señala en $D > \frac{\mu^*}{\alpha}$, el cual corresponde al lavado de biomasa.

3.1.2. Estabilidad de los puntos de equilibrio

Para determinar la estabilidad de un punto de equilibrio, primero se evalúa el Jacobiano del sistema y posteriormente, a partir de la ubicación de sus valores propios en el plano complejo, se establece si el punto es estable o inestable.

El punto de operación se puede definir como un punto de equilibrio asociado a una entrada constante. Si $\bar{D} = 0$ o $\bar{D} \geq \frac{\mu_{max}}{\alpha}$ no hay producción de biogás. Por lo tanto existe un equilibrio en el cual la producción de biogás es maximizado, el cual debe satisfacer las condiciones de operación (Ver Figura 3.4a).

$$\bar{q}_m = k_2\mu(\bar{S})\bar{X} = k_2\mu(\bar{S})\frac{S_{in} - \bar{S}}{D\alpha}, \quad (3.12)$$

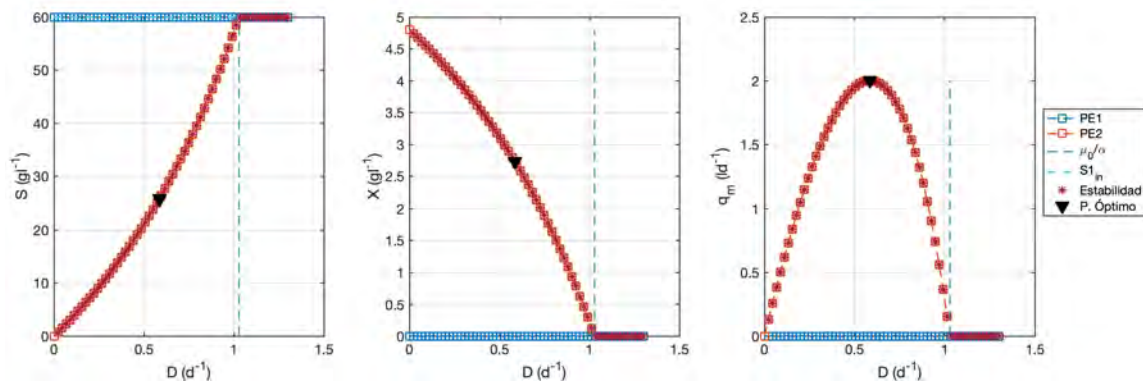
$$\bar{q}_m = \frac{k_2}{D\alpha}\mu(\bar{S})(S_{in} - \bar{S}), \quad (3.13)$$

y el valor máximo que satisface el valor de $q_m(\bar{S})$ es aquel donde su derivada es igual a cero:

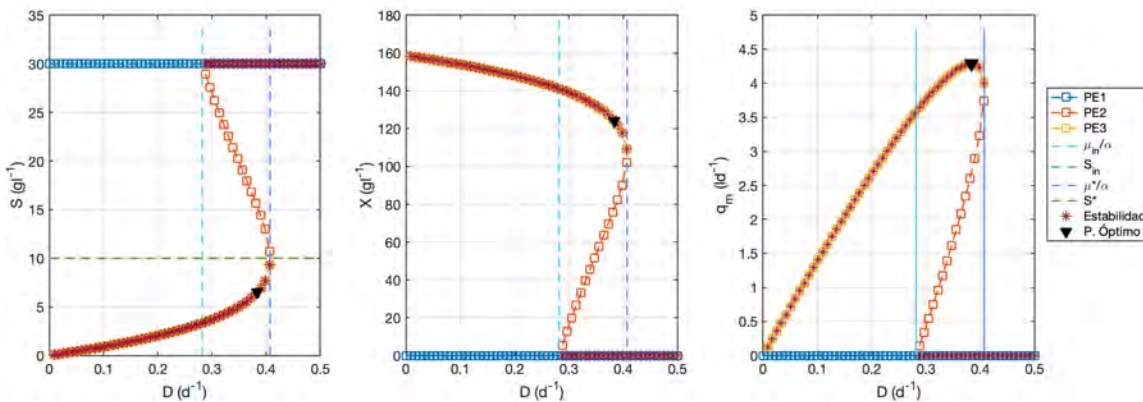
$$\frac{d\bar{q}_m}{d\bar{S}} = 0 \quad (3.14)$$

En la Figura 3.4 se muestran los puntos de estabilidad para (3.1) (3.2) y (3.3) para ambas cinéticas, Monod y Haldane. Los puntos de equilibrio se muestran en la línea discontinúa con cuadros, los puntos estables se señalan con la línea con asteriscos. Por otra parte, el triángulo negro muestra el punto de operación óptimo en el cual la producción de biogás es maximizada.

Se puede ver en la Figura 3.4a que a pesar de tener dos puntos de equilibrio en la región $0 < D < \frac{\mu_0}{\alpha}$ solo uno es estable, con lo cual siempre tenderá al funcionamiento deseado del reactor. Por otra parte en la región de $\frac{\mu_0}{\alpha} < D$, el punto estable es el que implica el lavado de la biomasa.



(a) Cinética Monod. Con $\mu_0=1.2 \text{ d}^{-1}$, $K_S=80 \text{ gL}^{-1}$, $\alpha=0.5$



(b) Cinética Haldane. Con $\mu_{max}=1.1 \text{ d}^{-1}$, $K_S=10 \text{ gL}^{-1}$, $K_I=10 \text{ mmolL}^{-1}$, $\alpha=0.5$

Figura 3.4: Estabilidad para cinéticas

Del mismo modo, en la Figura 3.4b se pueden distinguir tres zonas para una cinética tipo Haldane, la primera en el intervalo $0 < D < \frac{\mu_{in}}{\alpha}$ en la cual existen dos puntos de equilibrio pero solo uno es estable y el de interés para el funcionamiento correcto del reactor. La segunda es una región que comprende el rango de $\frac{\mu_{in}}{\alpha} < D < \frac{\mu^*}{\alpha}$ (las dos líneas discontinuas azules) y en la cual se puede observar la posibilidad de tres puntos de equilibrio, de los cuales dos son estables, uno que implica el lavado de biomasa y el otro donde existe la presencia de la misma, por lo cual operar el reactor en estos valores puede llegar a ser inseguro ya que bajo alguna perturbación el sistema puede presentar el lavado de la biomasa. Finalmente, en la tercera zona, que abarca $\frac{\mu^*}{\alpha} < D$ donde el único PE estable el lavado de biomasa.

3.2. Modelo AM2

Teniendo la base del modelo utilizado por Ramírez Carmona (2018), la siguiente etapa en este proyecto es comprobar si los resultados se pueden aplicar en un modelo más complejo que describa de una manera más cercana la digestión anaerobia.

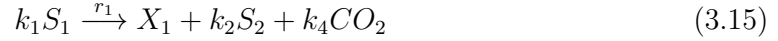
El modelo consta de seis ecuaciones diferenciales y un número reducido de parámetros a estimar, el cual fue validado en un proceso de DA para el tratamiento de aguas residuales de una industria de vino tinto en Francia (Bernard et al., 2001a).

Como se mencionó anteriormente, en la primera etapa las bacterias acidogénicas (X_1) consumen el sustrato orgánico (S_1) y producen CO_2 y AGV. La población metanogénica (X_2) en

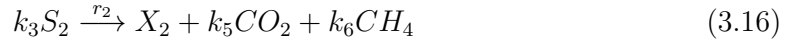
una segunda etapa usan a los AGV para producir CO_2 y metano CH_4 .

Las reacciones biológicas consideradas son (Bernard et al., 2001a):

- Acidogénesis (con tasa de reacción $r_1 = \mu_1 X_1$)



- Metanogénesis (con tasa de reacción $r_2 = \mu_2 X_2$)



El modelo dinámico AM2 es:

$$\dot{X}_1 = \mu_1(S_1)X_1 - \alpha D X_1 \quad (3.17)$$

$$\dot{X}_2 = \mu_2(S_2)X_2 - \alpha D X_2 \quad (3.18)$$

$$\dot{Z} = D(Z_{in} - Z) \quad (3.19)$$

$$\dot{S}_1 = D(S_1^{in} - S_1) - k_1 \mu_1(S_1)X_1 \quad (3.20)$$

$$\dot{S}_2 = D(S_2^{in} - S_2) + k_2 \mu_1(S_1)X_1 - k_3 \mu_2(S_2)X_2 \quad (3.21)$$

$$\dot{C} = D(C^{in} - C) - q_C + k_4 \mu_1(S_1)X_1 + k_5 \mu_2(S_2)X_2 \quad (3.22)$$

con:

$$q_c = k_L a [C + S_2 - Z - K_H P_C], \quad (3.23)$$

$$q_M = k_6 \mu_2(S_2)X_2 \quad (3.24)$$

donde

- X_1 es la biomasa acidogénica,
- X_2 es biomasa metanogénica,
- Z representa la suma de todos los iones fuertes en el medio; cuando los valores de pH son cercanos a la neutralidad el comportamiento de Z es similar a la alcalinidad,
- S_1 es la concentración de sustrato soluble,
- S_2 es la concentración de ácidos grasos volátiles (AGV),
- C representa el carbón inorgánico total,
- D representa la tasa de dilución,
- k_n son los coeficientes pseudo-estequiométricos¹ del sistema.
- α es la fracción de biomasa que están suspendidas en el reactor en fase líquida y nos permite simular desde una configuración de biorreactor de lecho fijo ideal cuando $\alpha = 0$ hasta un biorreactor continuo de tanque agitado (CSTR) ideal cuando $\alpha = 1$,
- $\mu_1(S_1)$ representa la cinética de crecimiento de los microorganismos acidogénicos (tipo Monod, (3.5)),

¹Se les llama pseudo-estequiométricos porque se obtienen a partir de calibrar los parámetros del modelo usando dtos experimentales

- $\mu_2(S_2)$ representa la cinética de crecimiento de los microorganismos metanogénicos (tipo Haldane, (3.6)),
- q_C representa el flujo de salida de CO_2 , donde la $k_L a$ es el coeficiente de transferencia de masa líquido-gas, K_H es la constante de Henry y P_C es la presión parcial de CO_2 en la fase gaseosa,
- q_M se refiere al balance de materia para metano; por la baja solubilidad del metano en la fase líquida a las condiciones de operación, se hace la suposición de que todo el metano generado pasa directamente a la fase gaseosa, siendo k_6 un coeficiente de rendimiento y es directamente proporcional a la tasa de crecimiento de los microorganismos metanogénicos y a su concentración en el medio.

El modelo AM2 asume la hidrólisis como irrelevante, ya que fue desarrollado para efluentes que contienen principalmente materia orgánica soluble con base en carbohidratos.

Siguiendo el análisis que realiza Garza Rubalcava (2017), se llega a que si Z y C no afectan la estabilidad del sistema del modelo, pueden ser desacopladas para la elaboración del análisis de estabilidad y así simplificarlo a 4 ecuaciones de estado.

En la ecuación de la alcalinidad (3.19), se puede observar que el lado derecho de la ecuación únicamente depende de sí misma como estado y tiene signo negativo, así que directamente se puede afirmar que la EDO es estable y por lo tanto siempre tenderá a un punto de equilibrio en el que $Z = Z_{in}$. Por lo tanto, esta ecuación no afecta a la estabilidad general del modelo.

La siguiente ecuación que analiza Garza Rubalcava (2017) es la (3.22) que hace el balance para el carbón inorgánico total, donde se observa que el valor de C depende de los valores que los demás estados hayan alcanzado y por consecuencia no afectará a la estabilidad del sistema Bernard et al. (2001a).

De modo que el modelo desacoplado queda como (Garza Rubalcava, 2017):

$$\dot{X}_1 = \mu_1(S_1)X_1 - \alpha DX_1 \quad (3.25)$$

$$\dot{X}_2 = \mu_2(S_2)X_2 - \alpha DX_2 \quad (3.26)$$

$$\dot{S}_1 = D(S_1^{in} - S_1) - k_1\mu_1(S_1)X_1 \quad (3.27)$$

$$\dot{S}_2 = D(S_2^{in} - S_2) + k_2\mu_1(S_1)X_1 - k_3\mu_2(S_2)X_2 \quad (3.28)$$

3.2.1. Puntos de equilibrio del AM2 desacoplado

Los dominios de cada punto de equilibrio se determinan con base en las cinéticas de crecimiento, así que se toman en cuenta las siguientes propiedades (Garza Rubalcava, 2017):

- Propiedades de la cinética de Monod: La función tiende a un máximo, μ_{1max} , cuando $S_1 \rightarrow \infty$. Se obtiene con la primera derivada de μ_1 respecto a S_1 , con $\mu_1' > 0$ para cualquier S_1 .
- Propiedades cinéticas de Haldane: Se obtiene de la primera derivada de μ_2 respecto a S_2 : $\mu_2' > 0$ para todos los valores $S_2 < \tilde{S}_2$, con $\mu_2'(\tilde{S}_2) = 0$ y $\mu_2 < 0$ para todos los valores en $S_2 > \tilde{S}_2$.

Donde:

$$\tilde{S}_2 = \sqrt{K_I K_{S_2}}, \quad (3.29)$$

$$\mu_2(\tilde{S}_2) = \frac{\mu_{max} \sqrt{K_I K_{S_2}}}{\sqrt{K_I K_{S_2}} + 2K_{S_2}}, \quad (3.30)$$

y de acuerdo a la experiencia con la DA, se sabe que la tasa de crecimiento de los organismos acidogénicos es mayor que la de los metanogénicos: $\mu_1 > \mu_2(\tilde{S}_i)$

Entonces, para este sistema desacoplado se pueden encontrar los siguientes puntos de equilibrio:

Lavado de ambas biomasas

Es la solución trivial y puede existir en todo el dominio de D

$$X_1 = 0, \quad (3.31)$$

$$X_2 = 0, \quad (3.32)$$

$$S_1 = S_1^{in}, \quad (3.33)$$

$$S_2 = S_2^{in}. \quad (3.34)$$

En la Figura 3.5 se observa que el punto de equilibrio donde se lavan ambas biomasas es inestable en la rango de $0 < D < D_1$. Esto indica que mientras haya biomasa en el reactor, el lavado de ellas no es posible bajo estas condiciones de operación siempre y cuando el flujo volumétrico no cause tasas de dilución mayores a D_1 .

Lavado de biomasa acidogénica

Este punto de equilibrio supone que la biomasa acidogénica no está presente. Puesto que $X_2 \neq 0$, entonces $\mu_2(S_2) = \alpha D$ y por lo tanto los valores de los estados en el PE son los siguientes.

$$X_1 = 0, \quad (3.35)$$

$$S_1 = S_1^{in}, \quad (3.36)$$

$$S_2 = \frac{K_{I_2}(\mu_2 - \alpha D) \pm \sqrt{K_{I_1}^2(\alpha D - \mu_2)^2 - 4\alpha^2 D^2 K_{I_2} K_{S_2}}}{2\alpha D}, \quad (3.37)$$

$$X_2 = \frac{1}{k_3 \alpha} (S_2^{in} - S_2). \quad (3.38)$$

Se puede ver que S_2 y por lo tanto X_2 en el PE pueden presentar dos valores distintos debido al término cuadrático de la cinética de Haldane. Así que aquí hay dos posibilidades dependiendo de la concentración de entrada de S_2^{in} :

- Si $S_2^{in} \leq \tilde{S}_2$ hay un único PE que existe mientras $0 < \alpha D < \mu_2(S_2^{in})$.
- Si $S_2^{in} > \tilde{S}_2$ hay una región con dos PE mientras $\mu_2 < \alpha D < \mu_2(\tilde{S}_2)$ y una región con un único PE cuando $0 < \alpha D \leq \mu_2(S_2^{in})$

Para este caso se puede observar en la Figura 3.5 que ninguna de las dos posibilidades es un punto de equilibrio estable si ambas biomasas están dentro del reactor.

Lavado de biomasa metanogénica

En este caso $X_2 = 0$. Puesto que $X_1 \neq 0$, entonces en el punto de equilibrio $\alpha D = \mu_1 S_1$. Así que el valor de los estados es:

$$X_2 = 0 \quad (3.39)$$

$$S_1 = \frac{K_{S1} \alpha D}{\mu_1 - \alpha D} \quad (3.40)$$

$$X_1 = \frac{1}{k_1} \frac{S_1^{in} - S_1}{\alpha} \quad (3.41)$$

$$S_2 = S_2^{in} + k_2 \alpha X_1 \quad (3.42)$$

Este caso es similar a la operación normal de un reactor acidogénico. El punto de equilibrio existe mientras $S_1 < S_1^{in}$. Así es que es posible en tasas de dilución con valores menores a $\alpha D = \mu_1(S_1^{in})$, es decir:

$$0 < \alpha D < \frac{\mu_1 S_1^{in}}{S_1^{in} + K_{S1}} \quad (3.43)$$

Se puede ver en la Figura 3.5 que si la tasa de dilución se encuentra en la región $D_4 < D < D_2$, este punto de equilibrio se vuelve estable aunque exista la posibilidad de que estén ambas biombras. En tasas de dilución en el intervalo $D_2 < D < D_1$, este punto de equilibrio es el único estable y por tanto el sistema en estado transitorio tenderá a él.

Ambas biombras presentes

Esta es la operación normal del reactor. Puesto que $X_1 \neq 0$ y $X_2 \neq 0$, entonces $\alpha D = \mu_1(S_1) = \mu_2(S_2)$. Así que el valor de los estados en los puntos de equilibrio son:

$$S_1 = \frac{K_{S1} \alpha D}{\mu_1 - \alpha D}, \quad (3.44)$$

$$S_2 = \frac{K_I(\mu_2 - \alpha D) \pm \sqrt{K_I^2(\alpha D - \mu_2)^2 - 4\alpha^2 D^2 K_I K_{S2}}}{2\alpha D}, \quad (3.45)$$

$$X_1 = \frac{1}{k_1} \frac{S_1^{in} - S_1}{\alpha}, \quad (3.46)$$

$$X_2 = \frac{1}{k_3} \frac{S_2^{in} - S_2}{\alpha} + \frac{k_2 S_1^{in} - S_1}{k_3 \alpha D} \quad (3.47)$$

Como se puede ver en la Figura 3.5 para tener el PE de coexistencia de ambas biombras se puede tener bajo dos posibilidades, de las cuales únicamente la que implica mayor concentración de X_2 es la estable (Figura (d)). Para la coexistencia de ambas se debe tener cuidado cuando las tasas de dilución se encuentran en el intervalo $D_4 < D < D_2$ porque existen en él dos posibles puntos de equilibrio estables. Si el sistema está dentro del intervalo puede suceder lo siguiente:

- Que se encuentra en el estado estacionario pero que exista alguna perturbación que alejen al sistema hacia la región de atracción del punto de equilibrio que implica lavado de la biomasa metanogénica y el cual se observa que también es estable.
- Que se comience la operación bajo unas condiciones iniciales que puedan hacer que el sistema tienda hacia el punto de equilibrio de lavado de biomasa metanogénica.

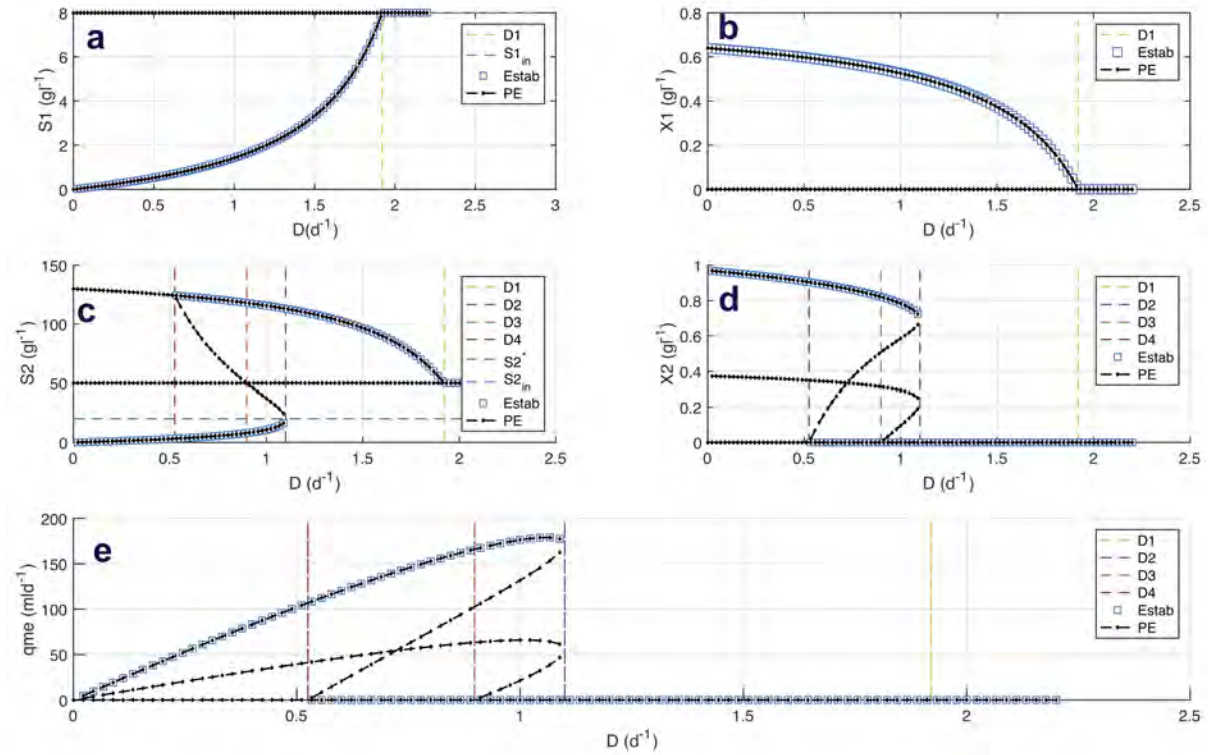


Figura 3.5: Puntos de equilibrio y puntos estables para modelo AM2. Parámetros del sistema: $\alpha=0.5$, $\mu_1=1.2 \text{ d}^{-1}$, $k_{S1}=2 \text{ gL}^{-1}$, $\mu_2=1.1 \text{ d}^{-1}$, $K_{S2}=10 \text{ gL}^{-1}$, $K_{I2}=40 \text{ mmolL}^{-1}$, $k_1=25$, $k_2=250$, $k_3=268$, $k_4=450$

La Figura 3.5 muestra los puntos de equilibrio y la estabilidad de los estados (en (a), (b), (c) y (d)) y la variable de salida (en (e)) del modelo AM2 respecto a la tasa de dilución. En ella se pueden ver la cantidad de puntos de equilibrio y su estabilidad. Las líneas verticales indican los puntos de bifurcación respecto a la tasa de dilución, los puntos de equilibrio están representados con la línea discontinua negra mientras que los valores estables se puede ver con los cuadros azules (Benyahia et al., 2012). Los valores de bifurcación que aparecen en la Figura 3.5 están definidos por:

$$\begin{aligned}
 D_1 &= \frac{\mu_1(S_1^{in})}{\alpha}, \\
 D_2 &= \frac{\mu_{2max}}{\alpha}, \\
 D_3 &= \frac{\mu_2(S_2^{in})}{\alpha}, \\
 S_2^{2in}(D_4) &= S_2^{in}(D_4),
 \end{aligned}$$

3.3. Controlador Fast Extremum Seeking

Ramírez Carmona (2018) propone un controlador al cual llama *Fast Extremum Seeking*, ya que es capaz de alcanzar el objetivo más rápido que un controlador de tipo Extremum Seeking tradicional². La idea básica consiste en conmutar entre dos valores constantes de entrada (D_{baja} o D_{low} y D_{alta} o D_{high}) cada que el caudal de biogás, Q , alcanza un máximo transitorio (Ver Figura 3.6).

Para esto se define el controlador y se presentan sus propiedades principales empezando por definir los siguientes sistemas con entrada constante \bar{D} (que se obtienen a partir del modelo descrito en la sección 3.1):

$$\Sigma_1 \begin{cases} \dot{X} = \mu(S)X, \\ \dot{S} = -k\mu(S)X, \end{cases}$$

y

$$\Sigma_2 \begin{cases} \dot{X} = -(D_{alta} - \mu(S))X \\ \dot{S} = -k\mu(S)X + D_{alta}(S_{in} - S), \end{cases} .$$

los cuales fueron obtenidos haciendo $D = D_{baja} = 0$ y $D = D_{alta}$ en las ecuaciones (3.1), (3.2). Para tasa de reacción Monod se tiene que $D_{alta} > \mu(S_{in})$ y para Haldane se tiene que $D_{alta} > \mu_{S_c}$.

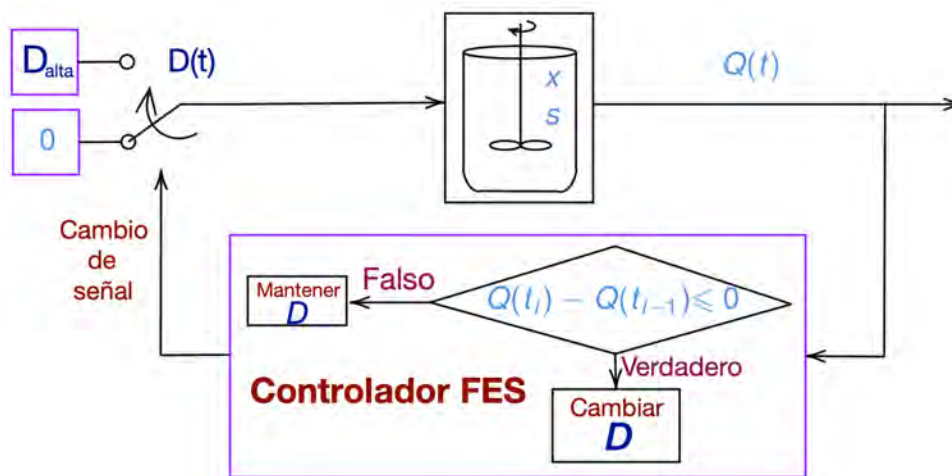


Figura 3.6: Diagrama de controlador. Tomado de Ramírez Carmona (2018)

La ley de control propuesta se define como un sistema conmutado que alterna entre los sistemas Σ_1 y Σ_2 , el cual tiene como curvas de conmutación las superficies $S_1 = \{(X, S) | \eta(X, S, D_{baja}) = 0\}$ y $S_2 = \{(X, S) | \eta(X, S, D_{alta}) = 0\}$. Se puede probar que la intersección de las curvas S_1 y S_2 siempre ocurre en el punto de operación óptimo independientemente del valor de D_{baja} y de D_{alta} (Figura 3.7)

²Los controladores Extremum Seeking buscan el punto de operación óptimo de un sistema midiendo la salida que se busca optimizar (maximizar o minimizar) manipulando adecuadamente la entrada. Muchas de estas técnicas varían lentamente la entrada para alcanzar puntos de operación cuasi-estacionarios, a fin de evaluar el gradiente del mapa entrada-salida estacionario del sistema. Por lo tanto su convergencia es muy lenta.

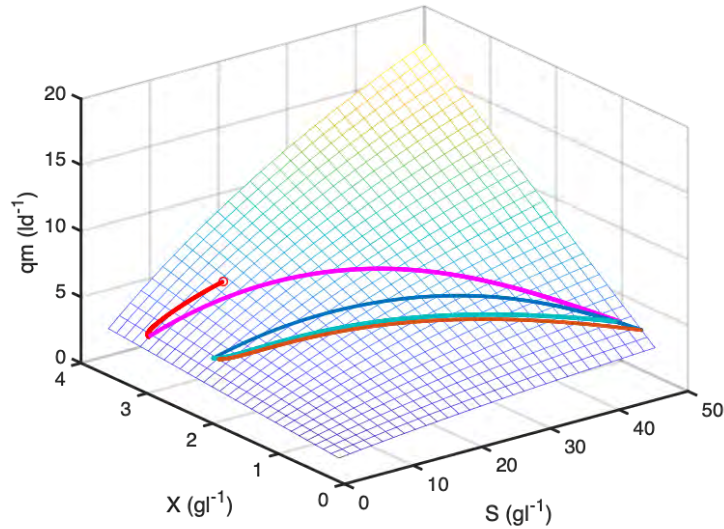


Figura 3.7: Plano de fases de conmutación de los dos sistemas, se muestra X contra S , y q_m

Controlador

A continuación se presenta la definición del controlador, la cual es citada de textual la tesis de Ramírez Carmona (2018)

Definición 3.1

Controlador Defina las regiones $\Omega_1 = \eta(X, S, D_{baja}) > 0$, $\Omega_2 = \eta(X, S, D_{alta}) > 0$, e introduzca el estado discreto σ , cuyo rol es especificar en cada instante $t \geq 0$, el índice $\sigma \in \{1, 2\}$ del sistema activo. Al principio, se asigna $\sigma(0) = 1$, es decir que Σ_1 es el sistema inicial. Para cada tiempo $t > 0$, si $\sigma(t^-) = i \in \{1, 2\}$ y $(X(t), S(t)) \in \Omega_i$, se mantiene $\sigma(t) = i$. Por otra parte, si $\sigma(t^-) = 1$ pero $(X(t), S(t)) \notin \Omega_1$, se asigna $\sigma(t) = 2$. De la misma forma, si $\sigma(t^-) = 2$ pero $(X(t), S(t)) \notin \Omega_2$, se asigna $\sigma(t) = 1$. Se dice que ocurrió un evento de conmutación cuando σ cambia su valor.

La definición 3.1 se puede entender de la siguiente manera. Al principio se encuentra activo Σ_1 y este permanece hasta que la producción de biogás alcance un máximo transitorio (ahí se alcanza la superficie de conmutación S_1), posteriormente se activa Σ_2 hasta que nuevamente se alcance un nuevo máximo transitorio (cuando se alcanza S_2) (Ver Figuras 3.7 y 3.8). Y así sucesivamente hasta que llegue al punto de operación óptimo.

Sus propiedades se enuncian en el Teorema 3.1, que corresponde al Teorema 2 de Ramírez-Carmona et al. (2018)

Teorema 3.1 Asuma que se tiene una partición del tiempo $t_0 < t_1 < t_2 \dots$, y que la conmutación sólo puede realizarse en esos instantes, los cuales pueden entenderse como tiempos de muestreo. Considere el controlador de la Definición 3.1, que se tiene el modelo del biorreactor (3.1) y (3.2) con parámetros desconocidos constantes, y además que la tasa de reacción es del tipo Monod o Haldane.

Para cualquier condición inicial $(X(0), S(0)) \in \mathbb{R}^2 > 0$ se alcanza una vecindad del punto de operación óptimo (acotamiento final), y el radio de dicha vecindad depende de la separación máxima en los tiempos de conmutación.

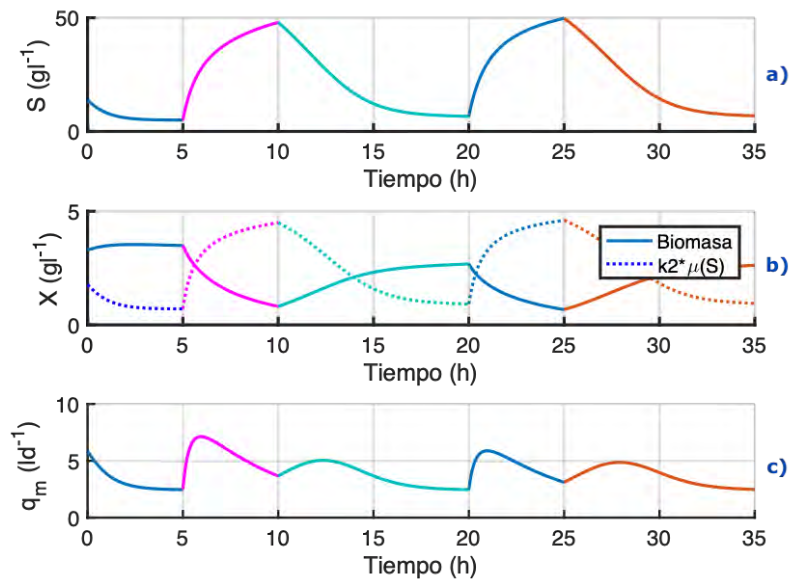


Figura 3.8: Aplicación de conmutación entre los sistemas Σ , estados y variable de salida vs tiempo

Note que para la convergencia de las trayectorias al punto de operación óptimo, el controlador no requiere del conocimiento ni de la tasa de reacción ni de los parámetros de la planta. Sólo se requiere que el modelo del biorreactor sea (3.1), (3.2), y (3.3) y fijar apropiadamente el valor de D_{alta} (con un conocimiento mínimo de μ_{max}). Esta propiedad es muy útil para la implementación práctica del controlador.

La razón de que sucedan los máximos en la variable de salida se puede observar en la Figura 3.8. Cuando existe un cambio de sistema Σ (se puede observar con diferentes colores) el sustrato aumenta mientras que la biomasa disminuye (o viceversa), esto provoca que la tasa específica de crecimiento, μ_S , también aumente; entonces hay un punto en el que justamente se alcanza el máximo. Matemáticamente hablando, la salida de caudal (q_m) se obtiene a partir del producto de la biomasa (X) y la tasa específica de crecimiento ($\mu(S)$), esto se puede observar en el gráfico de (X) donde están las variables representadas con la línea sólida y punteada respectivamente; como se puede apreciar, siempre en algún momento las dos variables están en el punto máximo que se refleja en el producto y que es donde se alcanza el máximo para q_m .

Capítulo 4

Justificación y Objetivos

En este capítulo se presenta el propósito de este trabajo, además del objetivo general y de los particulares.

4.1. Justificación

Como se ha visto en los capítulos anteriores, hoy en día, el área de control para la DA continúa en crecimiento, y existe una variedad esquemas de control propuestos, algunos validados experimentalmente y otros no. No obstante, estos esquemas no han logrado superar todas las dificultades que surgen en la operación eficiente de estos, por lo que aún se pueden derivar leyes de control más eficientes y menos complejas a partir del análisis dinámico del sistema (Sbarciog et al., 2012).

Una estrategia de control propuesta para la DA es la reportada en la tesis de maestría de Ramírez Carmona (2018), donde se realiza un análisis interesante de una nueva técnica de control extremum-seeking para la maximización de la producción de biogás en un reactor de segundo orden, la cual es llamada *Fast Extremum Seeking*, (*FES*). Esta estrategia es una ley de control conmutada con dos valores de entrada (dos tasas de dilución), la cual conduce a las trayectorias del sistema al punto de operación óptimo, empleando únicamente la información de salida (la producción de biogás). Para sintonizar la ley de control no es necesario el conocimiento profundo de los parámetros del sistema, y sin embargo se maximiza la producción de biogás al alcanzar valores alrededor de su óptimo estacionario, por lo cual se toma como inspiración para este proyecto.

El trabajo de Ramírez Carmona (2018), al igual que muchos otros, solo reporta resultados numéricos. Por ello, lo primero que se realiza es la aplicación en laboratorio de esta estrategia. Aparentemente simple, solo es necesario conmutar entre dos valores de tasa de dilución (por debajo y por arriba del óptimo: D_{low} y D_{high} , respectivamente), lo que debería conducir las trayectorias del sistema al punto de operación óptimo, utilizando como variable de salida únicamente la producción de biogás.

En una segunda etapa, sería interesante aplicar un modelo matemático mas complejo a la FES, ya que a pesar de ser una estrategia atractiva, el modelo dinámico utilizado por Ramírez Carmona (2018) es muy simple y no describe adecuadamente la DA, al solo tener dos variables de estado y en éstas una sola tasa de reacción, con lo que puede ser poco robusto al momento de reproducirse experimentalmente. Por lo tanto, en este trabajo se propone probar la estrategia FES en un modelo dinámico más complejo, que es el AM2, el cual ya ha sido validado y

utilizado en otras propuestas de control.

Se busca que el resultado de este trabajo sea una aportación al área de control de bioprocesos, tanto en la validación experimental como en la extensión a una estrategia más robusta con la aplicación del modelo AM2.

4.2. Hipótesis

La estrategia de control Fast Extremum Seeking (FES) aplicada a un sistema de digestión anaerobia aumenta la productividad de biogás con respecto a la operación normal sin comprometer la estabilidad del proceso.

4.3. Objetivos

Objetivo General

Evaluar el desempeño de una estrategia de control automático para maximizar la producción de biogás en un sistema de digestión anaerobia, a través de la estrategia Fast Extremum Seeking.

Objetivos Particulares

- Evaluar el desempeño de la estrategia de control FES experimentalmente en un biorreactor CSTR.
- Evaluar la estrategia de control FES en un modelo matemático más complejo que el propuesto en la tesis de Ramírez Carmona (2018) mediante simulaciones numéricas.
- Realizar una propuesta de implementación pragmática el controlador FES.

Capítulo 5

Materiales y métodos

En este capítulo se detalla el proceso experimental físico y analítico.

La estrategia experimental que se siguió se divide en dos fases principales descritas en las secciones 7.1 y 7.2. En la primera se realizó la parte de experimentación en laboratorio, que incluye el montaje y arranque de un biorreactor así como la operación del mismo con la estrategia sugerida en la tesis de Ramírez Carmona (2018).

En la segunda fase se enfocó en simulaciones numéricas en el software Matlab, donde se propone aplicar la misma estrategia FES con el modelo AM2. Se realizó el análisis del modelo matemático, así como la comparación con los resultados obtenidos en el laboratorio. Finalmente se realizó la propuesta de control.

La teoría presentada en los capítulos previos fundamenta los procedimientos aquí descritos para llevar a cabo la propuesta de control.

5.1. Materiales y métodos

Partiendo del principal objetivo, que es la optimización de la producción de biogás por medio de control automático sin comprometer la estabilidad del proceso a través de la estrategia FES, la primera etapa consistió en reunir todo lo necesario para montar un reactor y aplicar la estrategia FES experimentalmente a un proceso de digestión anaerobia.

Lo primero que se hizo fue la adaptación de un recipiente pequeño para que funcionara como un reactor continuo de tanque agitado (Figura 5.1). El reactor se diseñó con una configuración de múltiples-entradas, múltiples-salida, donde se buscó que las variables a regular y monitorear fueran las siguientes: caudal del influente, temperatura, pH, volumen del reactor y tasa de producción de biogás.

5.1.1. Instrumentación y monitoreo

Como se mencionó anteriormente, la instrumentación y el monitoreo de variables en línea son clave en el control de procesos; es por eso que en el reactor se implementaron diferentes instrumentos como se muestra en las Figuras (5.1) y (5.2). A continuación se detalla la instrumentación aplicada en el reactor.

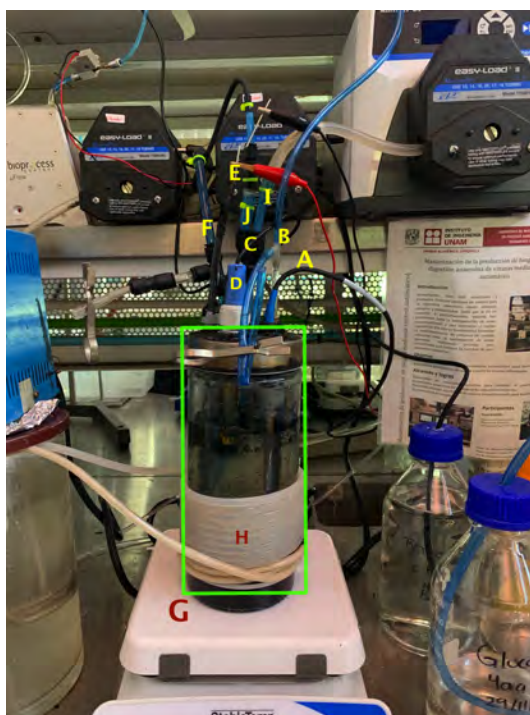


Figura 5.1: Entradas y Salidas de reactor

En la Figura 5.1 se puede observar el reactor (cuadro verde) y los instrumentos asociados (marcados con letras):

ENTRADAS

- Mangueras de entradas (C) de:
 - Influyente (I)
 - Ácido/base(J)
- Parrilla de agitación (G)
- Baño térmico (H)

SALIDAS

- Sensor de conductividad y de temperatura (A)
- Salida para biogás producido (B)
- Potenciómetro (D) (medición de pH)
- Sensor de nivel (E)
- Salida, manguera de efluente (F)

En la figura 5.2 se puede observar los componentes que conformaron el sistema y se detalla brevemente cada uno:

1. **Reactor:** hecho en casa, cuerpo de vidrio, tapa en aluminio, volumen 1.3 L, volumen operacional de 1 L.
2. **Solución base:** se empleó una solución de NaOH 3 N.
3. **Sustrato simple:** se utilizaron dos distintos: primero efluente vitivinícola, y el segundo fue un sustrato sintético simple (glucosa y nutrientes).
4. **Solución ácido:** se empleó una solución de HCl 3 N.
5. **Parrilla para agitación:** modelo SP-131325 marca StableTemp.
6. **PLC:** marca INVT, modelo IVC1- 1006MAR.
7. **Transmisor de conductividad/temperatura:** modelo CON350 marca Cole-Parmer.

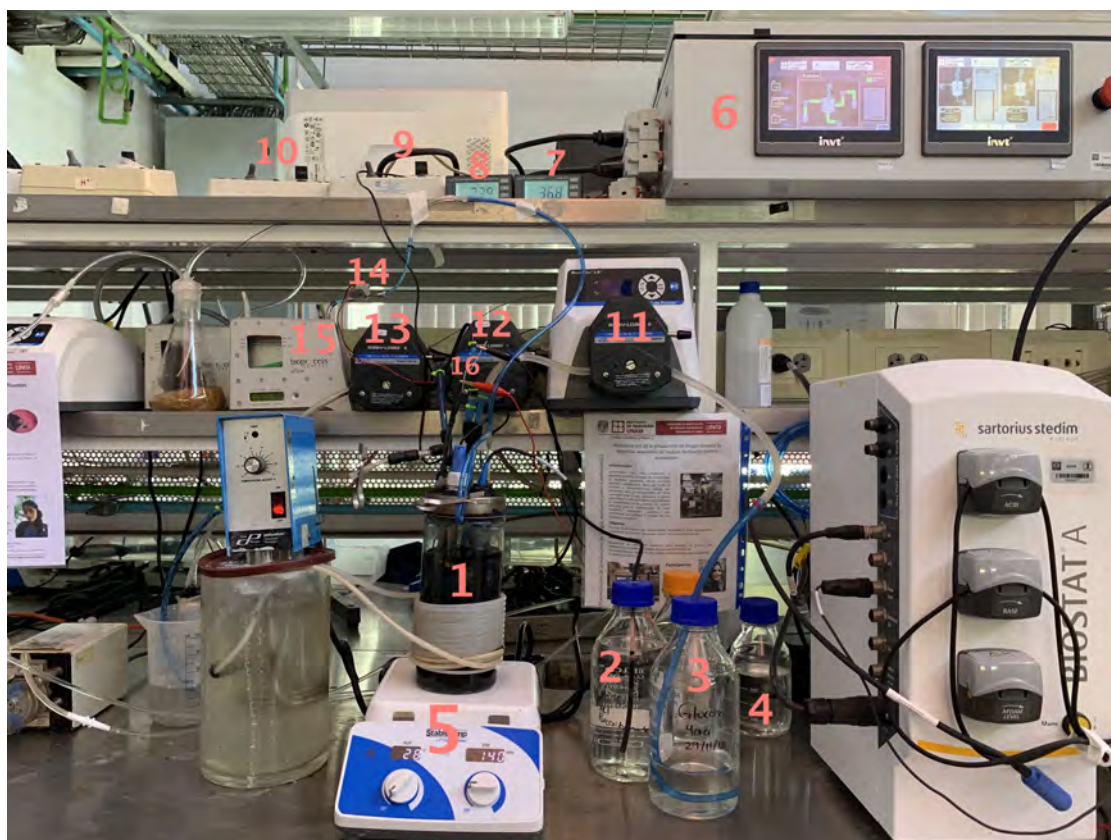


Figura 5.2: Reactor montado

8. **Transmisor de pH/ORP:** modelo pH/ORP 350, marca: Cole-Parmer.
9. **Bomba peristáltica para ácido/base:** modelo 7553-70, marca Masterflex, de 6-600 rpm y de 115 VCA.
10. **Bomba peristáltica de efluente:** modelo 7553-80, marca Masterflex, de 1-100 rpm y de 115 VCA.
11. **Bomba digital peristáltica para sustrato de entrada:** Masterflex L/S con cabezal modelo 77200-50.
12. **Motor de bomba para ácido/base:** modelo 7553-70, marca masterflex, de 6-600 rpm y de 115 VCA.
13. **Motor de bomba para efluente:** modelo 7553-80, marca masterflex, de 1-100 rpm y de 115 VCA.
14. **Válvula solenoide:** modelo SY124-5G-M3, marca SMC.
15. **Medidor de biogás:** modelo μ Flow, marca Bioprocess Control, con rango de medición de 20 a 4000 mL h⁻¹normalizados, proporciona una salida de 4-20 mA.
16. **Control de nivel:** hecho en casa, mediante cierre de un circuito eléctrico y dos electrodos.

PLC

En este apartado se busca resaltar la importancia del PLC (programmable logic controller) utilizado en el reactor, ya que fue la primera vez que se utilizó íntegramente en el Laboratorio de Investigación en Procesos Avanzados de Tratamiento de Aguas (LIPATA).

Desde la planeación de la parte experimental se planteó como objetivo conseguir la autonomía del sistema por medio de la programación de un PLC para así lograr la automatización del sistema. Sobre la marcha se hicieron mejoras y con los resultados obtenidos al final, se puede decir que se logró este objetivo, porque el PLC fue prácticamente el corazón del reactor.

Al mismo tiempo que se terminaba de confeccionar el bioreactor, se estuvo trabajando en conjunto con el equipo de electrónica de LIPATA para la elaboración de la programación del PLC, para que así, se lograra, en un primer término, la adquisición de datos en línea arrojada por sensores y, en un segundo término, se pudieran regular las variables para el objetivo de control. El PLC utilizado es un INVT IVC1 con capacidad para 10 entradas y salidas digitales y un módulo para procesar 6 señales analógicas.



Figura 5.3: Pantallas en PLC

A continuación se explica *grosso modo* cada programa diseñado (referencia Figura (5.3))

- (a) **Menú principal:** el objetivo de esta pantalla es que el usuario pueda seleccionar un sub-menú en el que desee trabajar.
- (b) **Pantalla principal de reactor:** su función es la visualización general del reactor.

En el apartado izquierdo se pueden observar en tiempo real el valor del pH, conductividad y la tasa de producción de biogás. En el apartado central, se puede observar las bombas que están encendidas y/o apagadas. En el apartado derecho se puede ver el volumen acumulado y el indicador de nivel (verde: el nivel esta en el deseado, rojo: el nivel esta por arriba del deseado).

El control de nivel, como se mencionó anteriormente, se logra a través de un circuito eléctrico; cuando se cierra el circuito se acciona la bomba de salida (comienza a extraer efluente del reactor). Se utilizó una entrada digital.

- (c) **Pantalla conductividad:** el programa permite la calibración del PLC con el sensor a través de soluciones referencia de conductividad conocida (inferior y superior). Una vez realizada la calibración, se puede ver el monitoreo de la señal en una gráfica del lado derecho, así como el valor puntual. Se programó el PLC para que guardara los datos cada minuto. Se utiliza una entrada analógica.
- (d) **Pantalla de biogás:** al igual que el programa de la conductividad, este programa permite la calibración en el PLC respecto al flujo de biogás, por medio de dos valores: uno superior que equivale a la mayor cantidad captada por el medidor de gas (μ flow) y uno inferior que es cuando el caudal es igual a cero. Del lado derecho de la pantalla se puede observar el volumen acumulado y el flujo en tiempo real. Se utilizó una entrada analógica.
- (e) **Pantalla de control de pH:** en esta sección, del lado izquierdo de la pantalla, se puede calibrar el PLC con el potenciómetro a partir de dos soluciones conocidas (generalmente una neutra a 7 y una ácida a 4). En la parte inferior del lado izquierdo se puede elegir el punto de ajuste o “set point” que es el valor de pH en el cual se quiere que se mantenga el sistema. Requiere ajustar el parámetro k_p , que es una constante de proporcionalidad, que tendrá el efecto de reducir el tiempo que se mantendrá encendida la bomba (es necesaria ya que el pH no cambia inmediatamente, por lo cual necesita un tiempo de respuesta para saber el valor “real” de pH); y la diferencia de error donde se manejarán los límites en los cuales se puede mantener el pH (en nuestro caso era ± 0.2). Se utilizó una entrada analógica para la programación y una salida digital para la bomba de ácido/base.

Del lado derecho de la pantalla se puede ver en tiempo real el pH; también se encuentra la opción *manual* para que se pueda hacer el ajuste manualmente.

- (f) **Pantalla de bombas efluente y pH:** para cada una de las bombas peristálticas se realizó un programa para que por medio de este se pueda elegir el período de encendido y apagado. Se utilizaron entradas digitales.
- (g) **Pantalla de influente:** este programa se diseñó para se pudieran manejar dos diferentes tiempos de residencia hidráulicos. En cada TRH se puede controlar su período de encendido y apagado. De esta manera, cuando termina el ciclo del Σ_1 , entra el ciclo del TRH Σ_2 y así sucesivamente. Cabe destacar que este programa se hizo a partir de los resultados obtenidos al final del proyecto y durante la parte experimental estos cambios se realizaron manualmente.

5.1.2. Métodos analíticos

Demanda Química de Oxígeno (DQO)

Para cuantificar la DQO se utilizó el método Hach 435. Este consiste en tubos de ensayos ya preparados con una solución estándar (dicromato de potasio, ácido sulfúrico, plata y mercurio), para determinar la DQO en un rango de 0 a 1500 mgDQOL⁻¹. La lectura del valor de DQO se realizó en un espectrofotómetro portátil Hach DR/2010 a una longitud de onda de 620 nm.

Cuantificación de azúcares totales (fenol-ácido sulfúrico)

La cuantificación de carbohidratos se realizó por el método colorimétrico fenol-ácido sulfúrico por Dubois et al. (1956), para el cual se utilizó una curva de calibración hecha con glucosa. Este método consiste en poner 0.5 mL de la muestra, 0.5 mL de fenol 5%(v/v) y finalmente 2.5 mL de ácido sulfúrico 98%(v/v) en un tubo, y dejar que la reacción se lleve a cabo durante 20 minutos. Finalmente, la concentración se determinó en un espectrofotómetro portátil Hach DR/2010 a una longitud de onda de 490nm.

Ácidos Grasos Volátiles

Los AGV se determinaron tomando 1 mL de una muestra centrifugada y posteriormente filtrada a 0.45 μ m. Para su cuantificación se utilizó un cromatógrafo de gases con detector de ionización de flama (FID) marca Agilent Tech 6890N VARIAN 330°C, equipado con una columna capilar de sílice Zebram ZB-FFPA de 0.53 mm de diámetro, 15 metros de largo y 1 μ m de espesor de película. La temperatura inicial del horno fue de 55°C durante tres minutos y posteriormente se incrementa a una tasa de 45°C por minuto hasta llegar a 135°C. La temperatura del inyector fue de 190°C, la temperatura del detector fue de 210°C, y como gas portador se utilizó nitrógeno.

5.1.3. Experimentos en el reactor

Experimento reactor fase acidogénica

A la par que se realizó la programación del PLC, se aclimataron los microorganismos acidogénicos endógenos presentes en el efluente vitivinícola, para lo cual se utilizó el procedimiento reportado por Ojeda González (2018), el cual consiste en agregar al reactor efluente vitivinícola, manteniendo agitación por un día y sin cubrir. Una vez transcurrido el tiempo, se decanta e intercambia un volumen de 250 mL. Esto se repitió por 14 días, pero no se observó la producción significativa de ácidos grasos volátiles.

Experimento reactor: digestión anaerobia

En el siguiente experimento, se operó un reactor de digestión anaerobia con las cuatro etapas para producir biogás (en este caso CH₄ y CO₂), pero alimentando con un sustrato simple para que de esta manera fuera lo más semejante al modelo simple utilizado en la tesis de Ramírez Carmona (2018) y así probar el controlador FES. Por esa razón, se utilizó como sustrato glucosa a una concentración de 5 gL⁻¹ y como inóculo lodo anaerobio granular proveniente de una planta harinera.

El reactor se inoculó utilizando 20 % del volumen operacional, el pH se mantuvo alrededor de 7.5 ± 0.3 , la agitación se realizó por medio de un agitador magnético conservando una velocidad de $120 \text{ rpm} \pm 20$, y el calentamiento se realizó por medio de un baño térmico a $35^\circ\text{C} \pm 2^\circ\text{C}$. Al inicio, para aumentar la capacidad de amortiguamiento, se agregó 5 gL^{-1} de bicarbonato de sodio y nutrientes en la alimentación de acuerdo a la metodología sugerida por Angelidaki and Sanders (2004). Así, se realizó la aclimatación de los microorganismos con glucosa a una concentración de 5 gL^{-1} , y se operó en lote durante 55 horas. Cuando terminó el ciclo, se dejó decantar la biomasa y se extrajo el sobrenadante (con un volumen de intercambio de 700 mL). Este procedimiento en lote se repitió tres veces.

Al terminar el tercer lote, se comenzó a alimentar el influente de manera continua, con un TRH de 2.3 días, alimentando con sustrato sintético con concentración de 5 gL^{-1} de glucosa. Después de las 55 horas se empezó a operar como CSTR probando diferentes TRH, oscilando entre valores de 2.5 días a 1.3 días

Las condiciones de operación fueron las siguientes: temperatura 35°C , pH 7.5, agitación de 110-140 rpm.

5.2. Implementación de estrategia de control en simulaciones numéricas

En esta fase de la metodología se realizaron simulaciones numéricas aplicando la estrategia FES (Ramírez Carmona, 2018) en el modelo AM2 desacoplado (Bernard et al., 2001a; Garza Rubalcava, 2017).

Para realizar las simulaciones numéricas se utilizó el software Matlab y en él se realizó la programación para simular los estados del modelo AM2, los puntos de equilibrio y varias versiones del controlador aplicado a este modelo.

Como se explicó en la definición 3.1, el controlador depende de dos sistemas, donde al principio se encuentra activo el sistema Σ_1 y este permanece hasta que la producción de biogás alcance un máximo transitorio; posteriormente se activa el sistema Σ_2 hasta que nuevamente se alcance un nuevo máximo transitorio y así sucesivamente hasta que se llegue al punto de operación óptimo.

Entonces, el objetivo fue crear un algoritmo que realizara estos cambios entre los sistemas Σ de manera automática. Se diseñaron varios controladores, algunos a lazo abierto los cuales se cambiaron manualmente del sistema Σ_1 al Σ_2 , sin tener un detector de transitorios, hasta algunos más complejos donde se buscó un máximo y un mínimo pero manteniendo el mismo periodo de búsqueda para Σ_1 y Σ_2 .

A continuación se describe a grandes rasgos cómo funciona el controlador final propuesto, y se muestra el diagrama de flujo del algoritmo en la Figura 5.4.

Antes de ejecutar el controlador, se eligen los parámetros para los sistemas Σ_1 y para Σ_2 (tasa de dilución baja y alta, respectivamente) Los parámetros que se deben declarar antes de correr el programa son los mostrados en el Cuadro 5.1:

Asimismo, se decidió el intervalo en que se toma el muestreo del biogás (en las simulaciones realizadas se propusieron diferentes valores, desde cada 5 minutos hasta cada 15 minutos); por lo tanto, cada muestreo se aplica el algoritmo de control.

Cuadro 5.1: Parámetros declarados inicialmente

Sistema Σ_1 : Tasa de dilución baja (D_{low})	Sistema Σ_2 : Tasa de dilución alta (D_{high})
Diferencia inferior (dif_{inf})	Diferencia inferior (dif_{inf})
Diferencia superior (dif_{sup})	Diferencia superior (dif_{sup})
Tiempo de búsqueda de máximo (ct_{max})	Tiempo de búsqueda de máximo (ct_{max})
Tiempo de búsqueda de mínimo (ct_{min})	Tiempo de búsqueda de mínimo (ct_{min})
Tiempo de muestreo (ct)	

Esta estrategia debe comenzar una vez que el sistema ha alcanzado el estado estacionario y con condiciones de operación “seguras”. Bajo las condiciones con las que siempre se inicia son: con tasa de dilución baja y buscando un mínimo.

Una vez que se definen las condiciones y los parámetros iniciales, el funcionamiento del controlador se basa en dos enunciados condicionales:

1. Depende de si se cumple el transitorio descrito por la estrategia FES. Para ver si se cumple el transitorio, en un principio se determina un valor de diferencia (dif_{xxx}); el algoritmo va a estar comparando este valor contra el caudal de salida inferior o superior, y si cumple la condición, entonces cambiará el sistema Σ .
2. Depende del tiempo en el cual se ha operado bajo una condición el sistema. Esto es importante sobretodo para el caso de la tasa de dilución alta, ya que esta se opera por arriba del valor óptimo, y un tiempo prolongado de esta puede conllevar al lavado de la biomasa.

La simulación numérica completa depende de varios algoritmos, los cuales siguen el siguiente orden:

1. Se corre una simulación numérica para que esta de la dilución óptima, D_{opt} y las condiciones iniciales óptimas, $[S_1^{opt}, X_1^{opt}, S_2^{opt}, X_2^{opt}]$.
2. Se toman estas condiciones iniciales y una tasa de dilución (D) por debajo de la D_{opt} (D_{baja}) para realizar una simulación por 100 días, y así obtener el valor de $[S_1, X_1, S_2, X_2]$ en estado estacionario. Estos resultados se toman para comenzar la simulación de control.
3. La simulación del controlador se inicia en estado estacionario, y comienza a realizarse las pruebas; la tasa de D_{baja} se mantuvo en valores de de 0 a 0.2 d^{-1} por un lapso máximo de 35.5 h, con esto nos cercioramos que no exista el lavado de la biomasa. La tasa de D_{alta} se mantiene por arriba de la D_{opt} , de 0.60 a 1.20 días^{-1} por un período máximo de 17 h.

Una vez que se corrieron suficientes simulaciones y que corroboramos el funcionamiento del controlador, se introdujo una perturbación donde, se varía la concentración de entrada, presentando una variación desde un 10 % a un 50 %.

Capítulo 6

Resultados

En este capítulo se analizan los resultados obtenidos en este proyecto. Primero se muestran los resultados adquiridos en laboratorio, posteriormente los primeros resultados de las simulaciones numéricas, después la combinación de ambos, para finalizar con la aplicación de la estrategia de control bajo diferentes condiciones.

6.1. Implementación de estrategia de control

Como se explicó en el capítulo de metodología, la primera parte de los resultados consta de la fase experimental, donde, una vez realizado el arranque del reactor, se obtuvieron los resultados que se reportan a continuación.

El instrumento μ flow que es utilizado para medir el flujo de biogás (la variable de salida) funciona a partir del desplazamiento de volumen y por lo mismo proporciona una señal continua que se mantiene constante hasta que se desplaza el volumen, por lo que cada vez que se desplaza el medidor produce una señal diferente. En la Figura 6.1 se muestran los resultados adquiridos por el PLC (línea azul). Cabe resaltar que para realizar el análisis se eliminó ruido de los datos por medio de un filtro digital unidimensional de ventana móvil, el cual filtra los datos en el punto fijo del vector Q_{biogas} , usando el filtro por cada 60 elementos (equivalente a una hora).

6.1.1. Discusión

En la Figura 6.1-Fase I se puede observar el comienzo de la operación del reactor en continuo, de 0 a 115 h en el eje de las abscisas. Después de operarlo durante 4 días con un TRH de 2 días se observó que el flujo de biogás se mantuvo entre 20 y 40 mL h⁻¹ (en la figura se puede apreciar a partir de las horas 90 hasta 115 h aproximadamente) con lo cual a partir de ese momento se comenzó a oscilar entre diferentes valores de TRH.

Como no se tenían antecedentes en el equipo de trabajo con este sustrato, se tomó como referencia el tiempo que tardaron los primeros lotes en consumir toda la DQO para elegir el $THR_{D_{baja}}$, con un valor de 2.5 días, y a partir de este valor se fueron reduciendo los TRH hasta 1.3 días (Ver Figura 6.1-Fase I, línea sólida color vino).

Al realizar la variación de diferentes TRH se puede observar que en algunos de los cambios más drásticos se observa un transitorio (Ver Figura 6.1-Fase I, el cambio de 1.8 a 1.3 días y

		μ_{2max} (d ⁻¹)	TRH $_{\mu_{2max}}$ (d)		
Otros trabajos	Bernard et al. (2001a)	.74	1.34		
	Aceves Lara et al. (2012)	0.92	1.09		
	Zaráte Navarro (2018)	0.57	1.75		
		D_{baja} (d ⁻¹)	D_{alta} (d ⁻¹)	TRH $_{D_{baja}}$ (d)	TRH $_{D_{alta}}$ (d)
Fases experimentales	Fase I	0.40	0.77	2.5	1.3
	Fase II	0.40	0.59	2.5	1.7
	Fase III	0.50	0.67	2	1.5
	Fase IV	0.25	0.77	4	1.3

Cuadro 6.1: Referencias de diferentes tasas de dilución

de 1.75 a 2.5 días línea sólida color vino). Sin embargo, no se observó claramente que existiera una tendencia marcada alrededor de un punto como se esperaba.

Otro hecho que se observó fue que físicamente la biomasa disminuía, o sea que la biomasa del reactor se estaba *lavando*; esto podía ser debido a la velocidad de agitación combinada con TRH muy “rápidos” para el sistema y se ve reflejado en la Figura 6.1 de la Fase I entre los TRH 1.8 y 1.95 con la caída de la producción de biogás. Cuando se observó esto, se cambió por un TRH más largo, 2.5 días, con lo cual se empezó a ver como se volvía a producir biogás y se restablecía la biomasa.

En su momento no se realizó el análisis correspondiente, pero tomando como referencia el valor de μ_{2max} de otros trabajos (Ver Cuadro 6.1) se puede observar que las tasas de dilución altas (D_{alta}) elegidas para la Fase I estuvieron por arriba en los sistemas de Bernard et al. (2001a) y Zaráte Navarro (2018), con lo cual se estaría operando en un área crítica. Por otra parte, ambas referencias están validadas con vinazas (vitivinícolas y tequileras, respectivamente) y nuestro sustrato era más simple, con lo cual estos tiempos podrían ser diferentes ya en teoría se consume más rápido. Para más información de μ_{2max} referirse a la Sección 3.2.1

En esta Fase I, los cambios se realizaron con base en una decisión tomada al momento, por lo que para las siguientes fases se optó por hacerlo de una manera sistemática. A partir de la Fase II se comenzó a variar entre dos TRH de manera sistemática. Se puede observar en la Figura 6.1-Fase II, la variación de TRH entre 1.7 y 2.5 días. Si embargo no se observa una oscilación alrededor de un valor (el óptimo), esto probablemente a que los TRH en los que se operó no eran los adecuados, por lo que se decidió hacer unas pruebas con TRH más rápidos, como se puede mostrar en la Fase III (Figura 6.1-Fase III). En este caso, en los primeros cuatro ciclos se pudo observar una tendencia como la esperada, donde se mantuvo la variable de salida alrededor de un valor aproximadamente constante; sin embargo a partir del quinto ciclo se ve cómo la producción del biogás disminuye drásticamente, aunque en el siguiente ciclo se recupera. Se puede observar en los resultados que sí existen transitorios como propone Ramírez Carmona (2018).

Finalmente, en la Fase IV, se propone un último cambio en los TRH, utilizando un rango más amplio, donde el $TRH_{D_{baja}}$ es de 4 días y el $TRH_{D_{alta}}$ de 1.3 días. La tendencia que se observa en la Figura 6.1-Fase IV nuevamente no es como la predice el modelo ya que la señal de la producción del biogás no tiene una tendencia ni se mantiene alrededor del caudal óptimo, como se esperaba. Sin embargo, hacia el final del experimento, se logra observar que cuando se cambia de un $TRH_{D_{baja}}$ (4 d) a uno $TRH_{D_{alta}}$ (1.3 d) efectivamente hay un incremento en la producción de biogás que luego disminuye. Cuando se regresa al TRH alto, la producción de biogás se estabiliza. Desafortunadamente no se pudieron continuar estos experimentos por limitaciones de tiempo y recursos y por lo tanto no se tiene una conclusión definitiva.

El hecho de que los experimentos no hayan representado lo predicho en las simulaciones de Ramírez Carmona (2018) se puede atribuir a una serie de razones:

- El modelo matemático utilizado en el trabajo de Ramírez Carmona (2018) es muy simple, y por experiencia se sabe que la digestión anaerobia es más compleja como para solo considerar dos reacciones. Por lo tanto el modelo empleado podría no ser el mejor para describir la DA real.
- El instrumento de medición por su naturaleza da una señal muy ruidosa¹, con lo cual se detectan muchas fluctuaciones.
- El reactor fue una adaptación, con lo cual se presentaron muchos problemas operacionales y técnicos que pudieron influir en la operación del mismo; principalmente se presentaron fugas de biogás, problemas con la programación de los instrumentos a través del PLC, entre otros.
- Considerando que el rango detectable de velocidad de flujo del instrumento μ Flow es de 20 a 4000 NmL h⁻¹ y que las velocidades fuera de este rango no son fiables, se pueden observar datos con incertidumbre y se puede concluir que volumen del reactor era poco o la carga orgánica era baja por lo cual en ocasiones se tenía una producción de biogás por debajo del detectable en el μ Flow.

Por otra parte, la producción de metano se podía comparar de otros trabajos, se puede ver el trabajo de Ojeda González (2018) donde la producción es de $6.9 L_{CH_4} L_{reactor}^{-1} d^{-1}$ con una carga orgánica de $30 \text{ kgDQO m}^{-3} d^{-1}$ contra la producción de este trabajo de 0.712 (media) $L_{CH_4} L_{reactor}^{-1} d^{-1}$ (Ver Cuadro 6.2) y una carga orgánica máxima de $4.10 \text{ kgDQO m}^{-3} d^{-1}$, donde extrapolando a la carga orgánica del trabajo comparado se tendría una producción de $5.21 L_{CH_4} L_{reactor}^{-1} d^{-1}$

6.1.2. Resultados analíticos

Durante la experimentación, se obtuvieron de manera puntual muestras que se procesaron para observar que funcionamiento del reactor fuera correcto, como la medición de DQO y los azúcares totales (ver Figura 6.2). En las Figuras 6.2a y 6.2b se puede ver que durante la primera semana

¹Usualmente pensamos en el ruido de medición como ruido eléctrico o electrónico: las variaciones pequeñas de alta frecuencia que tiene una señal eléctrica por “contaminación” eléctrica del ambiente. Eso existe en la señal del μ Flow, pero este “ruido” del que hablamos se debe más bien a cómo mide, que ocasiona variaciones de baja frecuencia en los datos recabados.

El medidor de flujo de biogás uFlow determina el caudal midiendo el tiempo requerido para generar un volumen fijo de biogás, por lo cual cada vez que se desplaza este volumen fijo, cambia el resultado de la medición. Dado que la producción de biogás en un biorreactor no se mantiene perfectamente constante, esto ocasiona que la señal recabada del uFlow tenga variaciones considerables cada vez que su valor cambia, como si fuera un ruido de medición de baja frecuencia.

Fase	Productividad de metano ($L_{CH_4} L_{reactor}^{-1} d^{-1}$)	% CH ₄
1	0.6851	60
2	0.7671	58
3	0.7533	61
4	0.6416	58

Cuadro 6.2: Productividad volumétrica de CH₄

se consumió la glucosa en cada lote realizado, y a partir del día ocho, se puede observar el sistema operado en continuo, se puede apreciar como efectivamente se consumía la glucosa, cabe resaltar que las muestras en lote se tomaron al final del mismo.

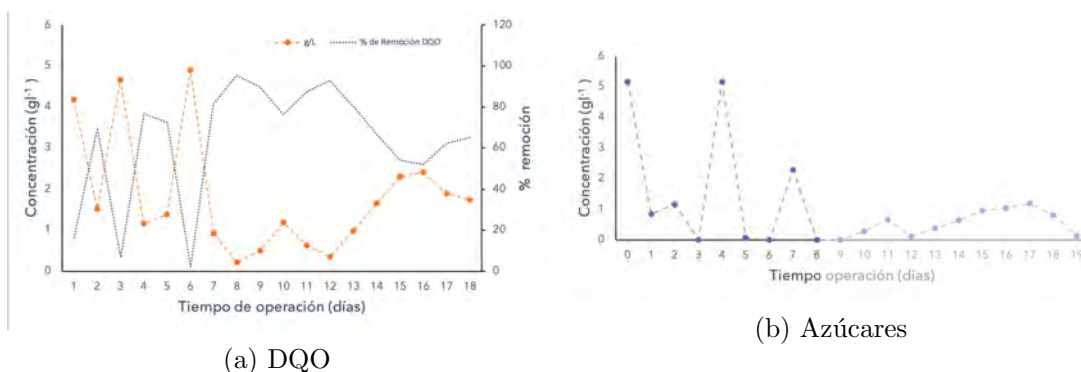


Figura 6.2: Resultados de laboratorio: DQO y azúcares totales

En la Figura 6.3 se puede observar la producción de AGV. Al principio, al operar en lote, se tenía una alta producción de butirato, pero al cambiar el reactor en continuo cambió el predominio a etanol y acetato. Además se observan concentraciones menores que en lote, esto debido a que efectivamente estos AGV son precursores tanto de metano como de dióxido de carbono.

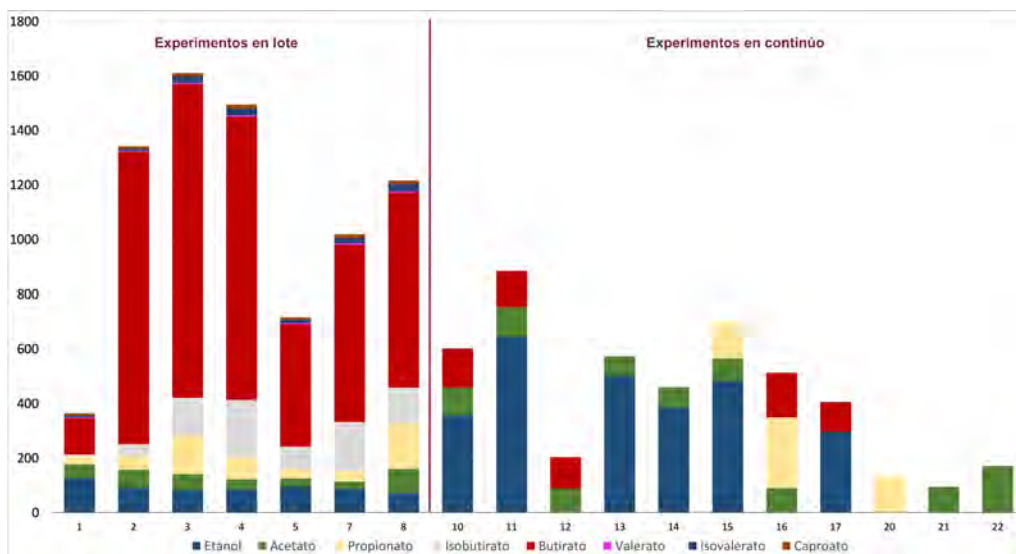


Figura 6.3: Resultados de laboratorio: Ácidos Grasos Volátiles

6.2. Simulaciones numéricas

Al analizar los resultados experimentales y no obtener lo que la estrategia de control FES describía, se propuso probar la estrategia Fast Extremum Seeking en un modelo más representativo y robusto; para lo cual se eligió el AM2. De esta manera, se comenzó a trabajar en simulaciones numéricas en el software Matlab, donde primero se realizó la programación del modelo para después, a partir de estas simulaciones, aplicar varias versiones del controlador.

6.2.1. Simulación a lazo abierto

Una vez implementado el modelo matemático, se programaron simulaciones a lazo abierto utilizando los parámetros mostrados en el Cuadro 6.3.

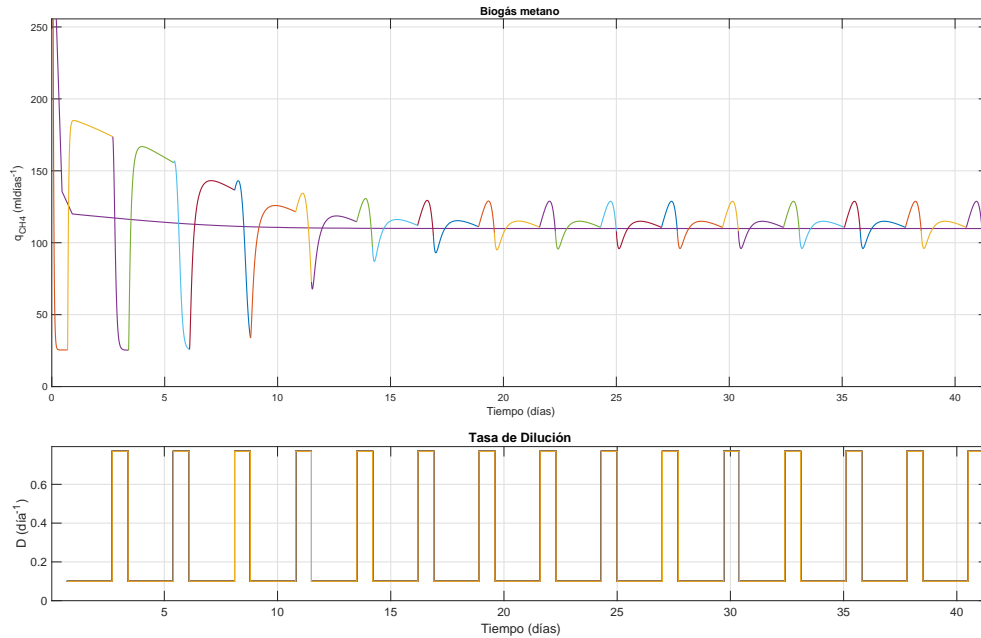
Símbolo	Valor	SD	Símbolo	Valor	SD
k_1	42.14	18.94	k_2	116.5 mmol g ⁻¹	113.6
k_3	268.5 mmol g ⁻¹	52.31	k_4	453 mmol g ⁻¹	90.9
μ_{1max}	1.2 d ⁻¹		K_{S1}	7.1 gL ⁻¹	5.0
μ_{2max}	0.74 d ⁻¹	0.9	K_{S2}	9.28 mmol L ⁻¹	13.7
K_{I2}	256 mmol L ⁻¹	3.5			

Cuadro 6.3: Parámetros reportados por (Bernard et al., 2001a)

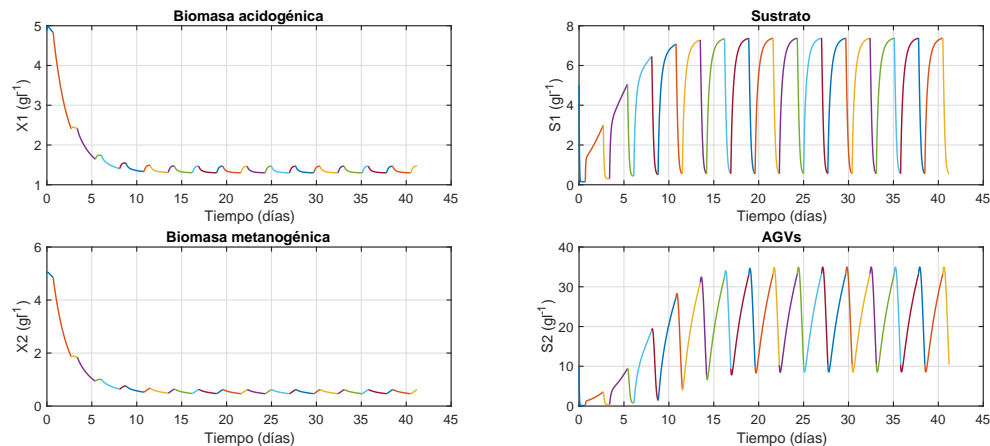
En las Figuras 6.4a y 6.4b se aplica una estrategia sin retroalimentación, y se cambia manualmente la D cada periodo determinado. Algo importante de resaltar es que al utilizar el modelo AM2 en la estrategia FES se observan transitorios y una tasa de producción de biogás alrededor de la D óptima. En las Figuras 6.4a y 6.4b, se observan 2 líneas solidas: la de color morado es la tasa de dilución óptima calculada, mientras que la línea con diferentes colores muestra el comportamiento tras cada cambio de los sistemas $\Sigma_{1,2}$. Las condiciones que se utilizaron para esta primera simulación son las reportadas en el Cuadro 6.4.

Símbolo	Valor	Símbolo	Valor	Símbolo	Valor	Símbolo	Valor
S_1^{in}	50 gL ⁻¹	S_2^{in}	10 gL ⁻¹	α	0.8	X_2^0	3
S_1^0	15	S_2^0	5	X_1^0	2.5	t en D_{low}	2 d
Σ_1	D_{low}		0.1 d ⁻¹	$THR_{D_{low}}$	10 d	t en D_{high}	0.7 d
Σ_2	D_{high}		0.77 d ⁻¹	$THR_{D_{high}}$	1.29 d		

Cuadro 6.4: Condiciones iniciales



(a) Control a lazo abierto. Simulación de variable de salida (Q_{biogas})



(b) Control a lazo abierto. Simulación de estados X_1 , S_1 , X_2 , S_2

Figura 6.4: Control a lazo abierto: análisis de estados y variable de salida

Una vez que se obtuvieron simulaciones bajo diferentes condiciones, se corroboraron los datos de estas con los datos adquiridos experimentalmente, realizando en simulación los cambios de sistema tal y como se realizó en el laboratorio. La respuesta que se obtuvo es la mostrada en la Figura 6.5. Cabe resaltar que el modelo AM2 fue calibrado con un sustrato de la industria vitivinícola, y que los parámetros cambian dependiendo del sustrato.

Se puede observar en la Figura 6.5 cómo los valores de la variable de salida simulados siguen la tendencia a los experimentales a pesar de ser una señal con ruido, esto podría mejorar si conociéramos los parámetros del sistema

Con esto se concluyen dos cosas, el modelo AM2 puede llegar a describir adecuadamente el proceso (como ya se ha reportado anteriormente), y la estrategia FES es aplicable a este modelo, él cual es más complejo y describe mejor la DA que el de Andrews (1968).

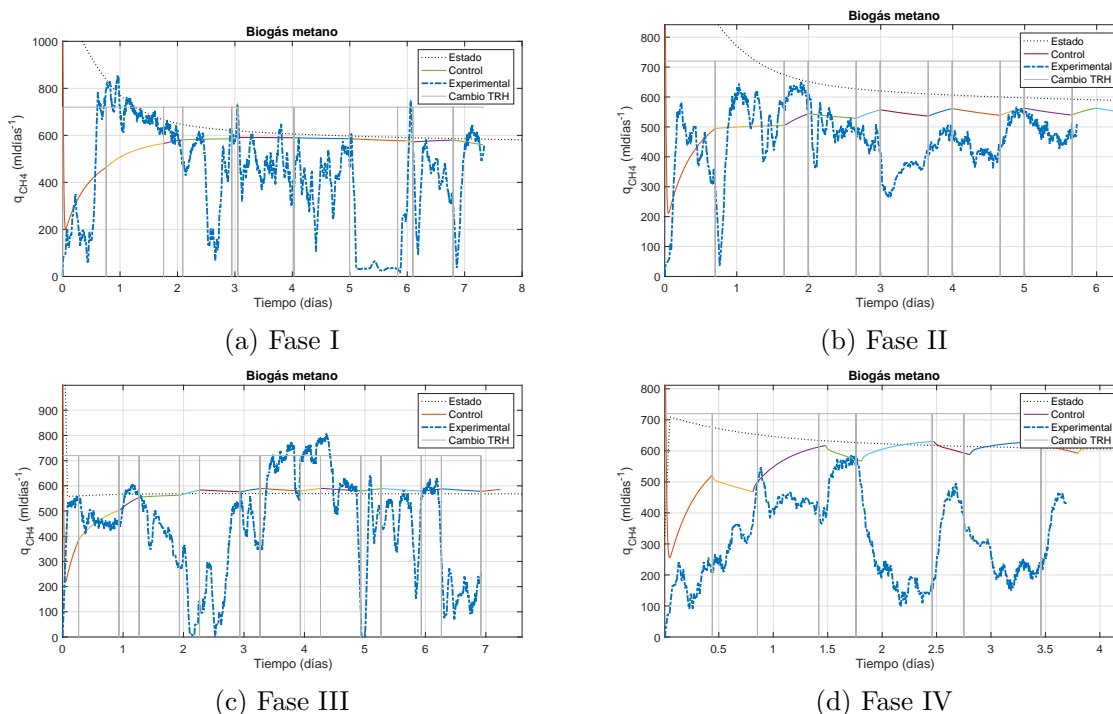


Figura 6.5: Comparación de datos experimentales con datos de simulación numérica

6.2.2. Simulaciones numéricas aplicando estrategia FES

A partir de los resultados anteriores, se creó un algoritmo que detectara los transitorios en la variable de salida. En la Figura 6.6a se presentan dos gráficas: una con el comportamiento del metano (1) y la otra con el funcionamiento del controlador (2):

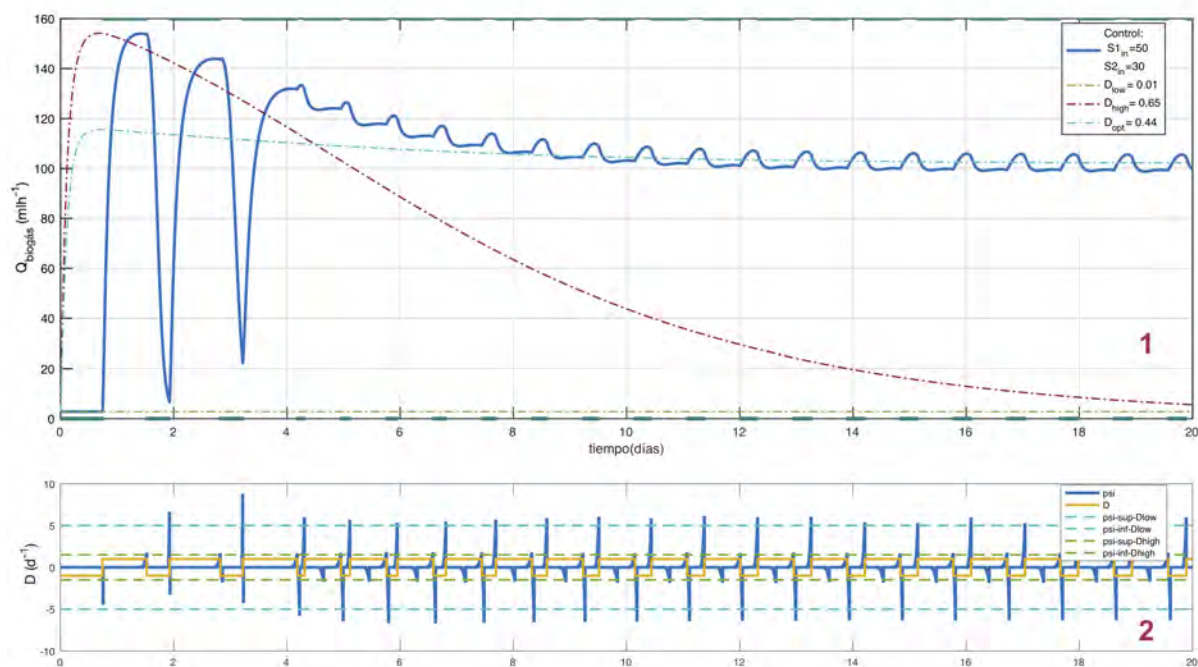
- En la gráfica (1) podemos observar cómo es que la variable de salida oscila hasta alcanzar valores alrededor del óptimo. Se puede notar que tiende a estabilizarse y que se pueden alcanzar valores alrededor del óptimo rápidamente (en esta simulación toma dos días).
- En la gráfica (2) se muestra el funcionamiento del controlador. Señalado con la línea amarilla se indican los cambios que se realizan de D_{baja} a D_{alta} , la línea azul señala si se alcanza un máximo o mínimo o si el cambio en la D se realiza porque se alcanzó el tiempo máximo. Esta gráfica es importante porque dice mucho del funcionamiento del controlador. Se puede ver cómo en los primeros 4 días no se alcanzan a detectar ni máximos ni mínimos en D_{baja} , a partir del cuarto día tanto en la D_{baja} como en la D_{alta} se observan estos extremos. Otra observación para notar es como éstos se alzan rápidamente en D_{baja} y en D_{alta} toma más tiempo para ser observados.

En la figura 6.6b se puede observar el comportamiento de los estados X_1 , S_1 , X_2 , y S_2 ; de igual manera como en el caso del metano, se mantienen los estados alrededor del estado óptimo.

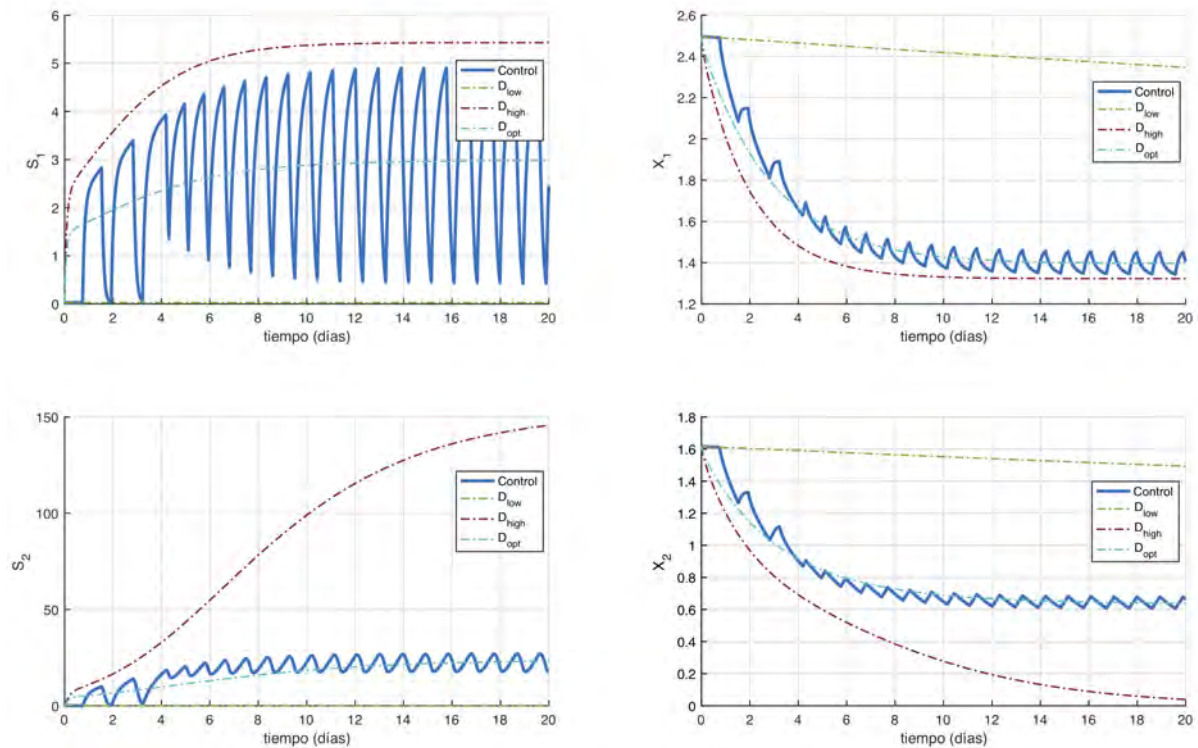
Al aplicar esta estrategia se puede observar que existe una relación entre el caudal de CH_4 y la D , que se debe al efecto que tiene aumentar el flujo de alimentación y causa que se incremente el sustrato que puede degradar la biomasa; esto a su vez provoca una mayor producción en los ácidos grasos volátiles que son los precursores del CH_4 . Sin embargo, comúnmente los reactores son operados en tasas de dilución por debajo del óptimo, seguras para la estabilidad del proceso. No obstante, no se está generando la cantidad de CH_4 que se podría (Ver Figura 3.5). Y así todo lo anterior es una de las razones por la cual esta estrategia FES es atractiva, ya que no se

necesita conocer el sistema a fondo para aplicarla y tener buenos resultados.

Las condiciones utilizadas en las Figuras 6.6a y 6.6b son las mostradas en el Cuadro 6.5



(a) Comportamiento de biogás aplicando estrategia FES



(b) Comportamiento de variables de estado aplicando estrategia FES

Figura 6.6: Aplicación de estrategia FES en lazo cerrado

Símbolo	Valor	Símbolo	Valor	Símbolo	Valor
S_1^{in}	50 gL ⁻¹	S_2^{in}	30 gL ⁻¹	α	0.8
S_1^0	0.028	S_2^0	0.069	$t_{muestreo}$	7.10 min
X_1^0	2.497	X_2^0	1.617		
D_{low}	0.010 d ⁻¹	$THR_{D_{low}}$	100 días	t_{max} en D_{low}	17.75 h
D_{high}	0.65 d ⁻¹	$THR_{D_{high}}$	1.538 días	t_{max} en D_{high}	23.66 h

Cuadro 6.5: Condiciones iniciales y parámetros simulaciones numéricas

Símbolo	Valor	Símbolo	Valor	Símbolo	Valor
S_1^{in}	100 gL ⁻¹	S_2^{in}	20 gL ⁻¹	α	0.8
S_1^0	0.234	S_2^0	0.731	$t_{muestreo}$	7.10 min
X_1^0	3.091	X_2^0	1.425		
D_{low}	0.050 d ⁻¹	$THR_{D_{low}}$	20 días	t_{max} en D_{low}	17.75 h
D_{high}	1.80 d ⁻¹	$THR_{D_{high}}$	0.556 días	t_{max} en D_{high}	11.833 h

Cuadro 6.6: Condiciones utilizadas para simulación numérica de lavado de biomasa

Concentración de entrada variante en el tiempo

Una vez que se analizaron las simulaciones anteriores, se realizó un nuevo script con la concentración de S_1^{in} variante en el tiempo (más real para las operaciones habituales de la DA), los resultados de la simulación se muestran en las Figuras 6.7a, 6.7b, 6.8a, y 6.8b. Se puede observar que a pesar del ruido de la entrada, el controlador tiene la robustez para mantener estable el proceso. Además, a pesar del ruido metido tanto en la variable de salida como en los estados se puede ver un buen desempeño del proceso comparado con las simulaciones en las que no se variaba la concentración de S_1^{in} en el tiempo. La producción de la salida se mantuvo en un valor cercano al óptimo estacionario.

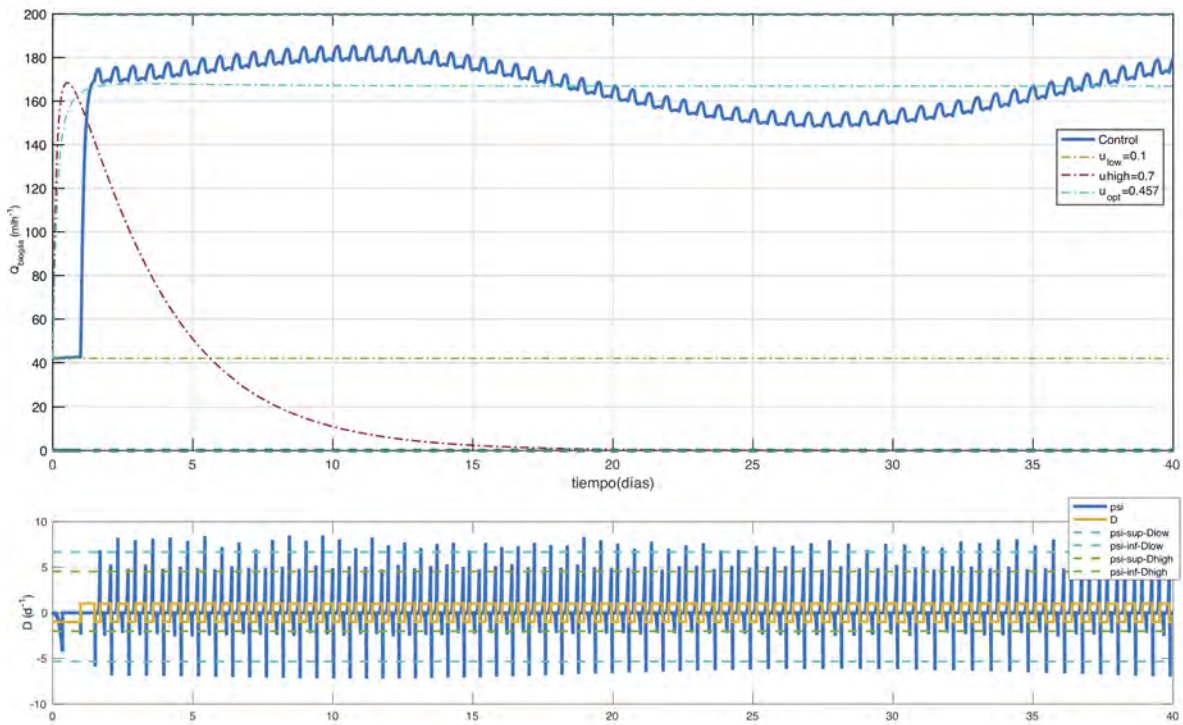
Lavado de biomasa

En la figura 6.9a, se probaron condiciones de operación más extremas; la D_{low} muy por debajo del óptimo (9 veces menor) y la D_{high} muy por arriba del óptimo (casi 4 veces mayor) y más del el doble de μ_{2max} . Aplicando estas condiciones podemos observar que el proceso no las soporta y que a pesar de cambiar a tasas de dilución seguras no es suficiente para que se recupere, y se termina lavando la biomasa metanogénica (X_2), como se puede observar en la Figura 6.9b. La razón de que esto suceda es porque estados durante la tasa de dilución alta llegan a la región de convergencia para el punto de equilibrio indeseado, que es el de lavado de biomasa metanogénica y cuando regresan a la tasa de dilución baja ya no convergen al punto deseado, si no queda en el punto de equilibrio lavado, como se explicó en la Sección 3.2.1.

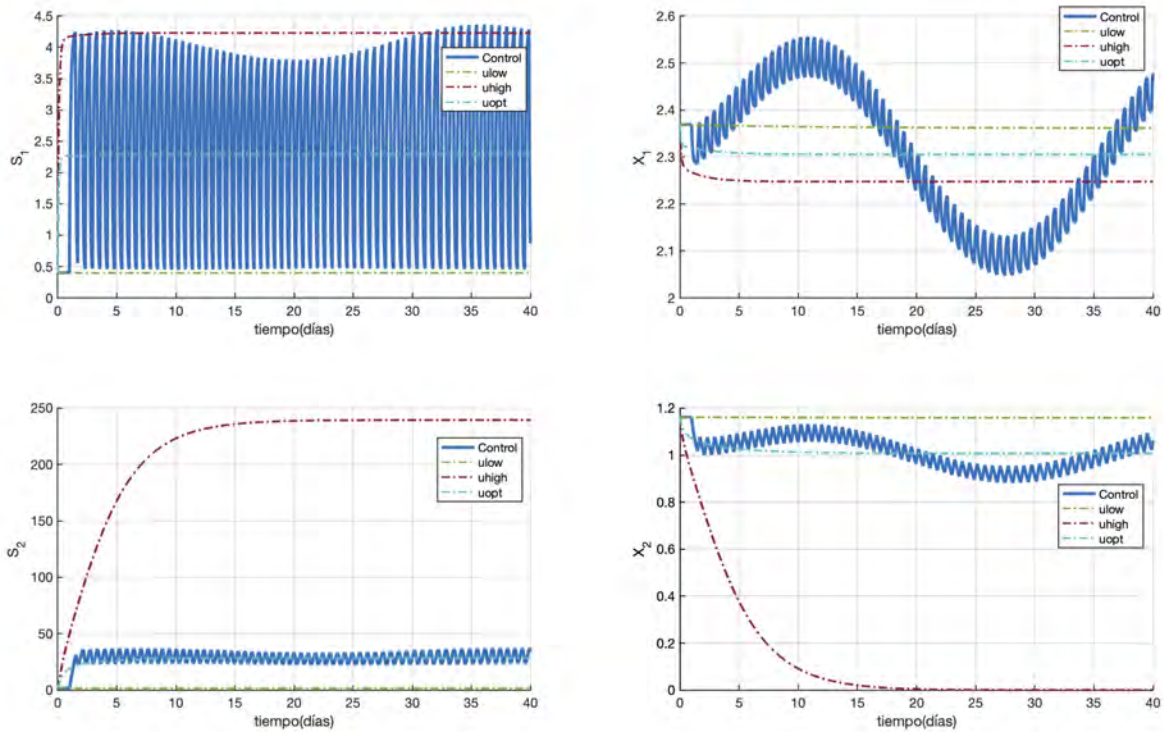
Comienzo lejos del estado estacionario

Otra prueba que se realizó para analizar la robustez del controlador fue comenzar fuera del estado estacionario, las Figuras 6.10a y 6.10b presentan el comportamiento de la variable de salida y de los estados respectivamente. En un principio no se alcanza la operación alrededor del estado óptimo. Cuando se opera con D_{baja} no se observan ni máximos ni mínimos y se realiza la conmutación por alcanzar el tiempo de búsqueda máximo en D_{baja} . A pesar de esto, conforme avanza el tiempo se alcanza la operación alrededor del óptimo y los cambios comienzan a realizarse por alcanzar los máximos y mínimos.

Cabe resaltar que si esto sucede en una simulación, en una operación real podría ser inseguro operar bajo estas condiciones por lo cual siempre se recomienda comenzar esta estrategia cuando

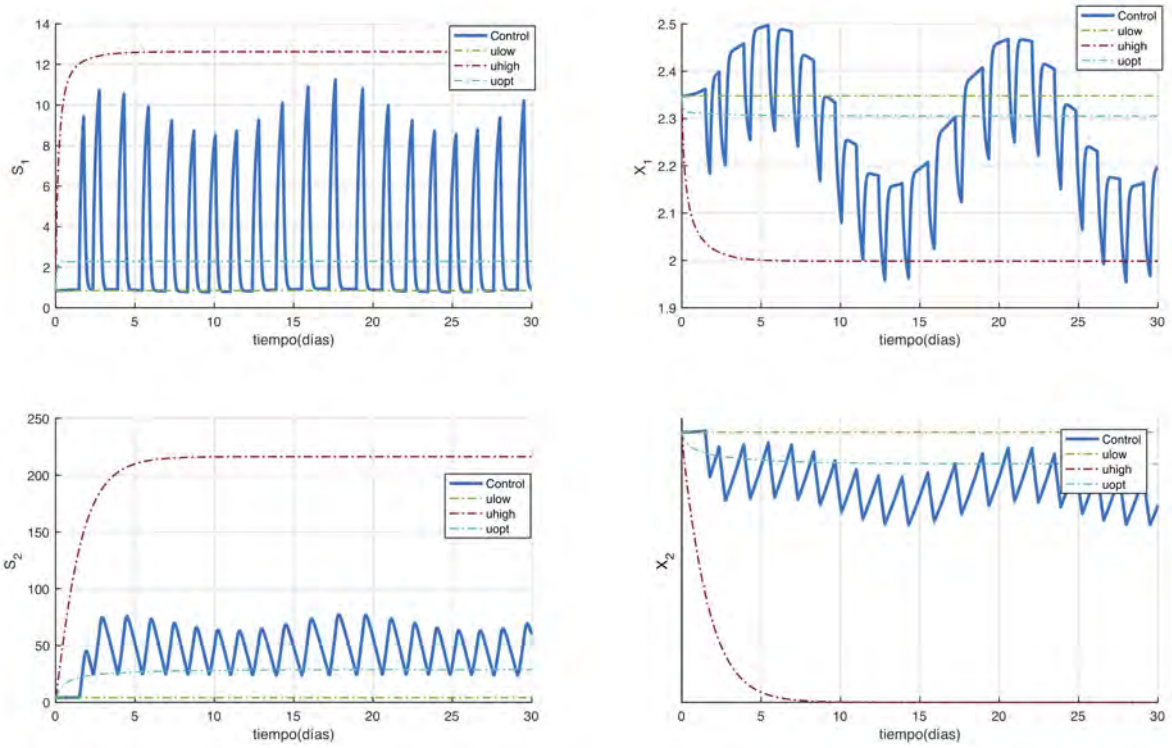


(a) Comportamiento de flujo biogás aplicando estrategia FES con variación S_1^{in} en t

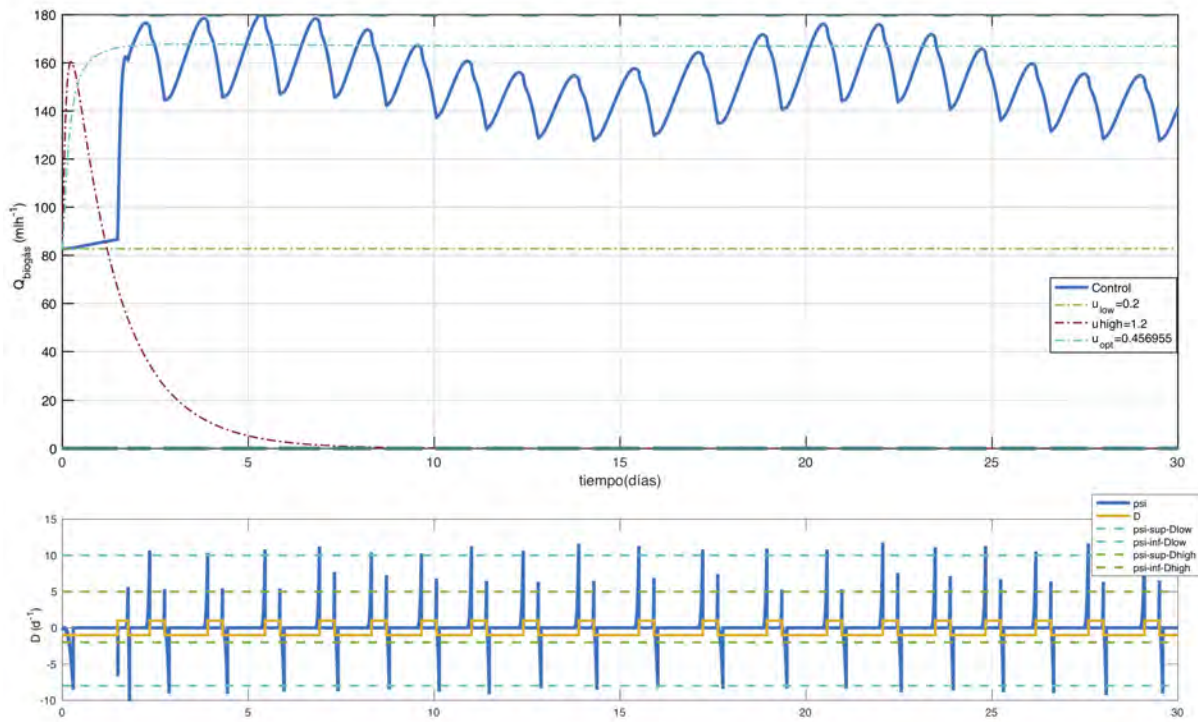


(b) Comportamiento de estados aplicando estrategia FES con variación S_1^{in} en t

Figura 6.7: Análisis de variable de salida y estados con variación en S_1^{in} en t

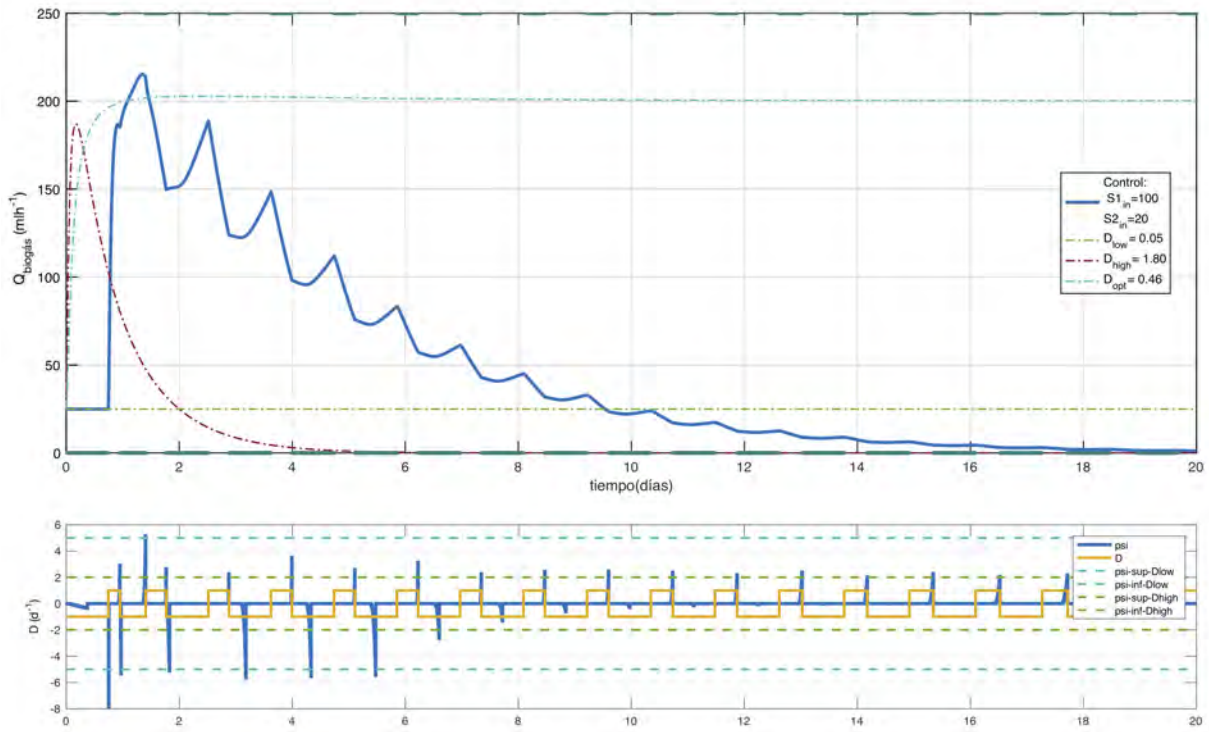


(a) Comportamiento de estados aplicando estrategia FES con variación S_1^{in} en t

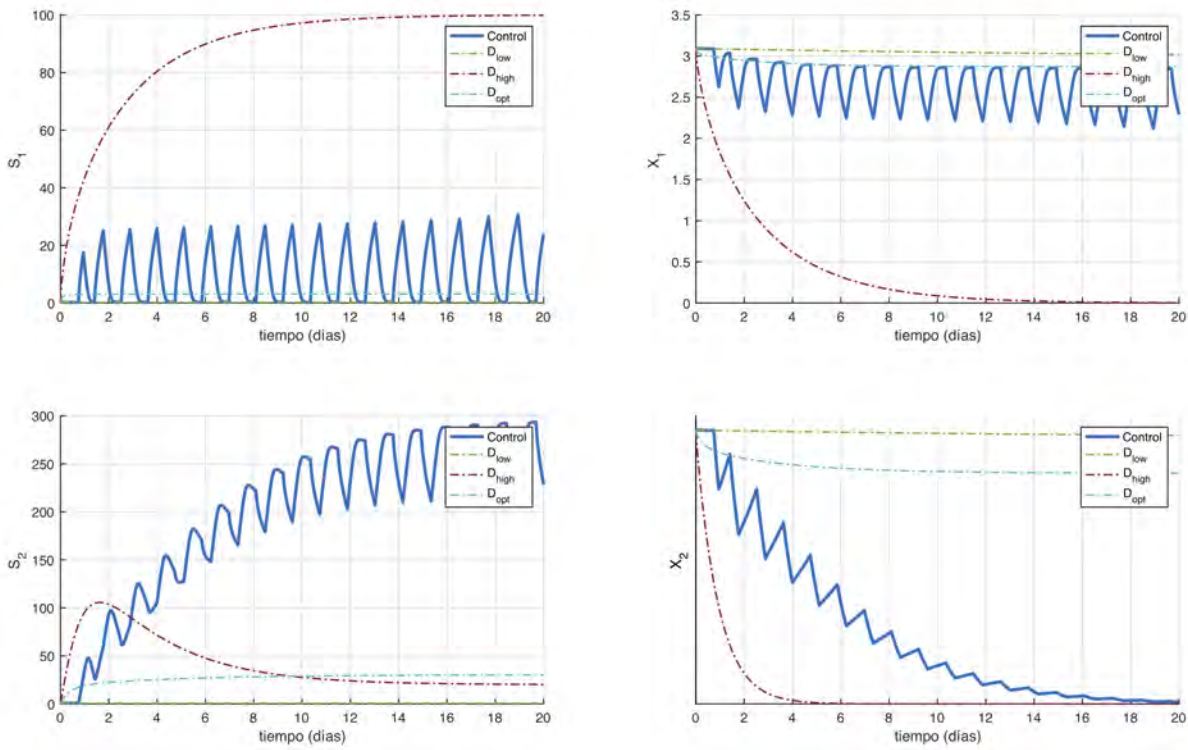


(b) Comportamiento de flujo biogás aplicando estrategia FES con variación S_1^{in} en t

Figura 6.8: Análisis de variable de salida y estados con variación en S_1^{in} en t



(a) Lavado de biomasa, comportamiento de flujo de biogás con FES



(b) Lavado de biomasa X_2 , comportamiento de estados con FES se observa

Figura 6.9: Lavado de biomasa, análisis de estados y variable de salida.

Símbolo	Valor	Símbolo	Valor	Símbolo	Valor
S_1^{in}	80 gL ⁻¹	S_2^{in}	30 mmol l ⁻¹	α	0.8
S_1^0	60	S_2^0	50 mmol l ⁻¹	$t_{muestreo}$	14.20 min
X_1^0	5	X_2^0	5	t_{max} en D_{low}	47.33 h
D_{low}	0.10 d ⁻¹	$THR_{D_{low}}$	10 d	t_{max} en D_{high}	23.667 h
D_{high}	0.80 d ⁻¹	$THR_{D_{high}}$	1.25 días		

Cuadro 6.7: Condiciones iniciales para simulación numérica lejos de estado estacionario

ya haya alcanzado el estado estacionario.

Otro conjunto de parámetros

Por último se presentan los resultados de las simulaciones hechas bajo diferentes parámetros cinéticos que se tomaron de autores que utilizaron como base el modelo AM2 para sus proyectos. Además, en estas simulaciones se hizo el supuesto donde la S_1^{in} es variante en el tiempo. En todos los casos se puede observar que la estrategia FES mantiene la producción del CH₄ cerca del óptimo, y que el comportamiento es muy similar a las simulaciones realizadas con los parámetros utilizados anteriormente (Ver Cuadro 6.3).

En esta sección, aprovechando que se presentan los parámetros de diferentes autores, se comparan las tasas de dilución óptimas para cada conjunto de parámetros. En el Cuadro 6.8 se pueden apreciar los parámetros reportados.

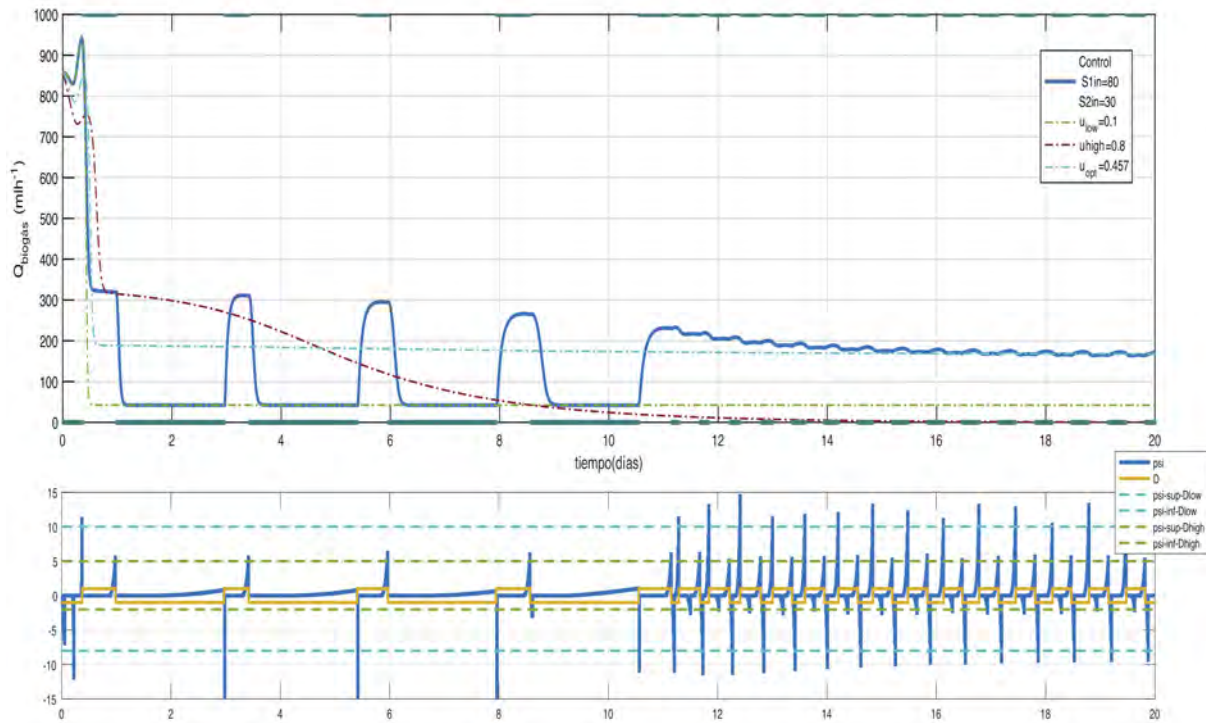
Para todos los casos podemos ver que en la D_{low} se eligen valores por debajo de la D_{optima} .

Lo interesante se presenta al momento de elegir la D_{high} , ya que en Hassam et al. (2015) y en Aceves-Lara et al. (2005) la tasa de dilución que se elige esta por arriba de μ_{2max} y con un valor casi doble de D_{optima} pero es inferior a μ_{1max} . Por otra parte, en los valores reportados por Zaráte Navarro (2018) observamos que la D_{high} esta por arriba de la D_{optima} , pero por abajo de μ_{1max} y μ_{2max} . Aquí cabe resaltar que la D_{optima} es menos de la mitad de μ_{2max} , por lo cual operarlo por arriba μ_{2max} sería operar en un valor muy alejado a su valor óptimo lo cual repercute directamente en el funcionamiento del controlador.

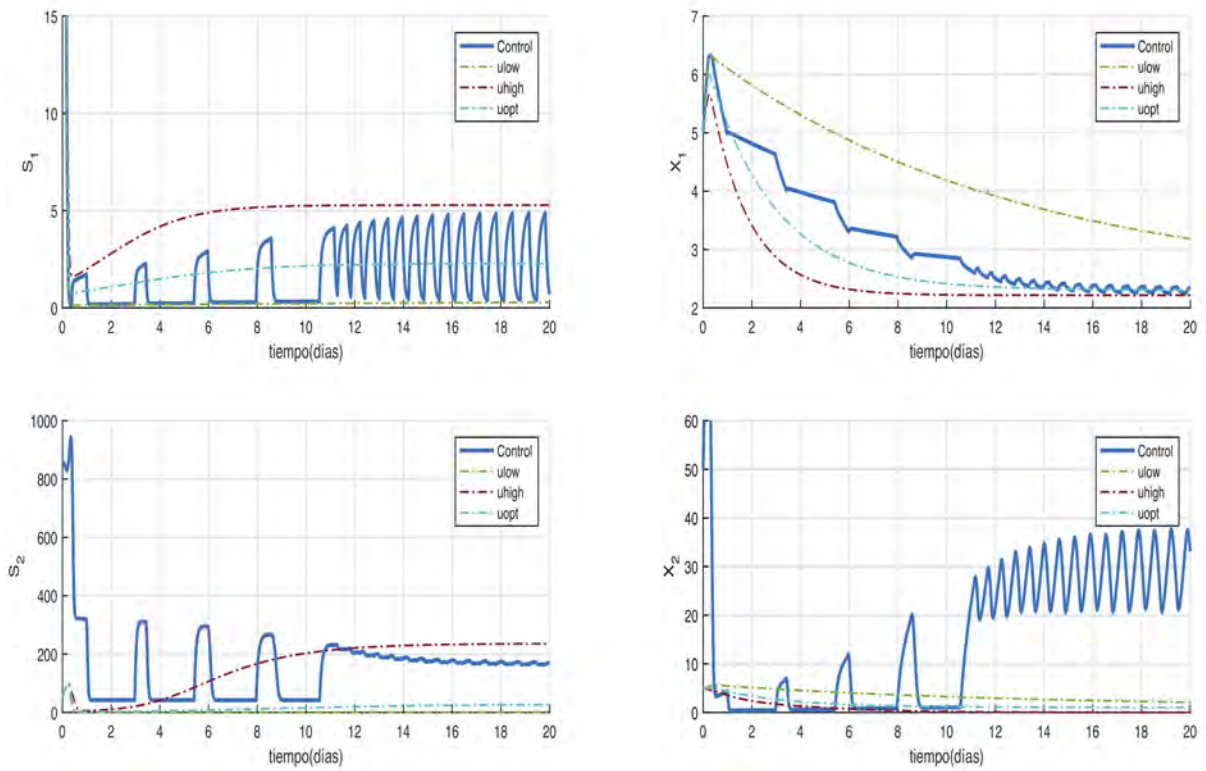
Finalmente, en las simulaciones presentadas en este capítulo, donde se utilizaron los parámetros reportados por Bernard et al. (2001a) se puede observar que siempre se eligió operar por arriba de D_{optima} , y con valores alrededor de μ_{2max} . En el caso de la simulación de la Figura 6.8b (dónde la $D_{alta} = \mu_{1max} = 1.20$) se puede notar que no se alcanzan a detectar los extremos en algunas ocasiones; esto puede ser debido a que se está operando en el límite permisible, el cual sería μ_{1max} .

Símbolo	Unidad	Referencia de parámetros			
		Hassam et al. (2015)	Aceves-Lara et al. (2005)	Zaráte Navarro (2018)	Bernard et al. (2001a)
μ_{1max}	d ⁻¹	0.25 ± 0.10	1.0723	0.96	1.2
K_{S1}	gCOD L ⁻¹	0.22 ± 0.08	5.099	7.52	7.1
μ_{2max}	d ⁻¹	0.13 ± 0.13	0.9172	0.571	0.74
K_{S2}	mmol L ⁻¹	2.93 ± 3.62	6.757	27.19	9.28
K_{I2}	mmol L ⁻¹	207 ± 76.14	7.65 ²	16,773 ²	256
Tasas de dilución					
D_{optima}	d ⁻¹	0.105	0.405	0.258	0.44 / 0.46 / 0.46 / 0.45
D_{alta}	d ⁻¹	0.20	0.95	0.45	0.65 / 0.70 / 1.20 / 0.80
D_{baja}	d ⁻¹	0.05	0.05	0.08	0.01 / 0.10 / 0.20 / 0.10

Cuadro 6.8: Parámetros de otros autores

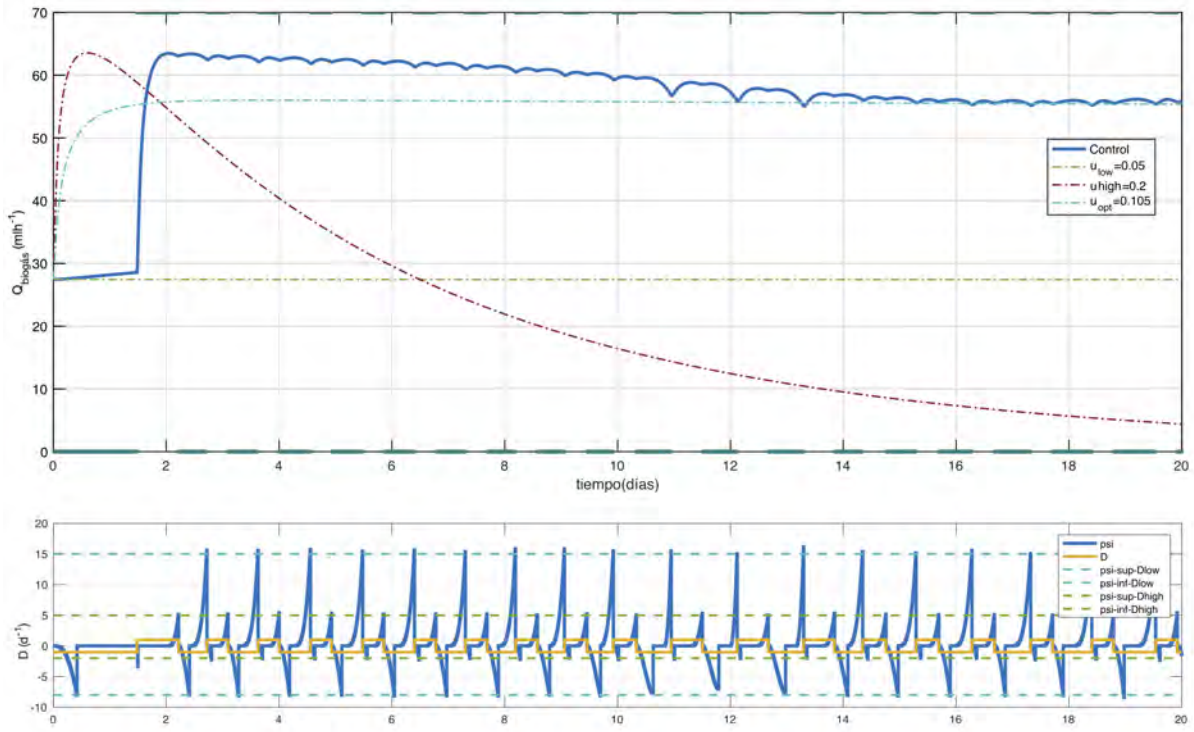


(a) Comienzo fuera de estado estacionario. Comportamiento de flujo biogás aplicando con FES

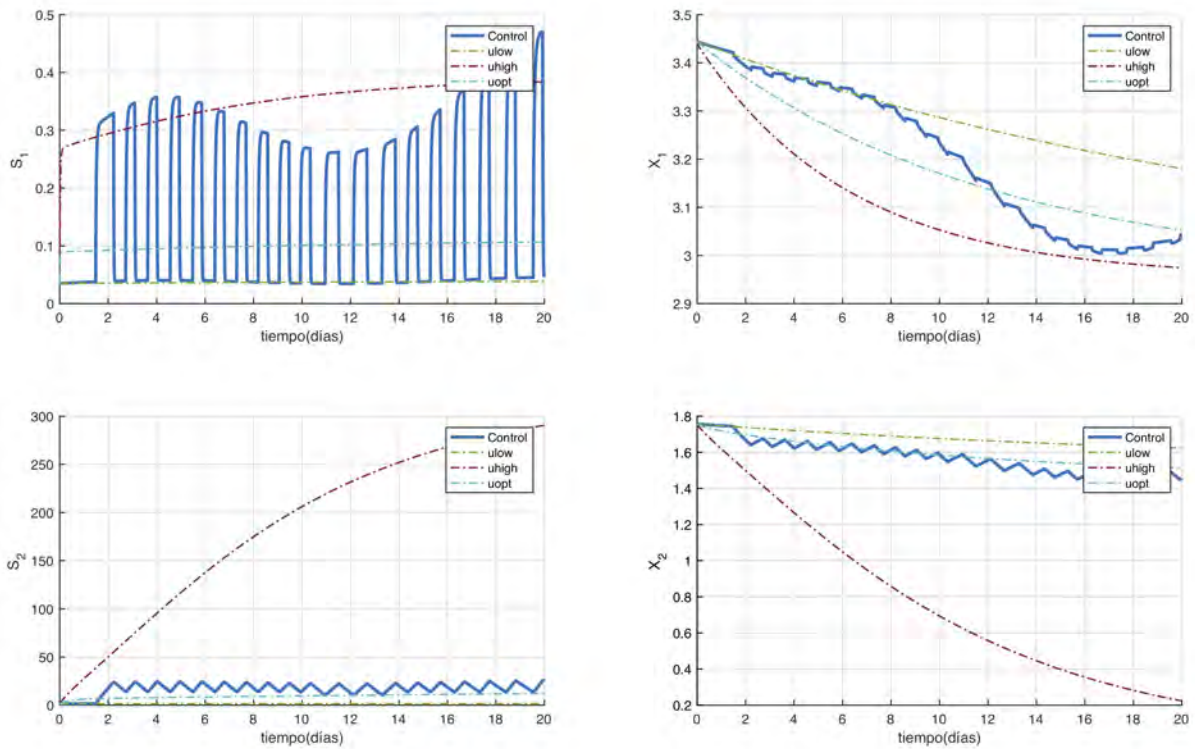


(b) Comienzo fuera de estado estacionario. Comportamiento de estados con FES

Figura 6.10: Simulación numérica fuera de estado estacionario, análisis de estados y variable de salida.

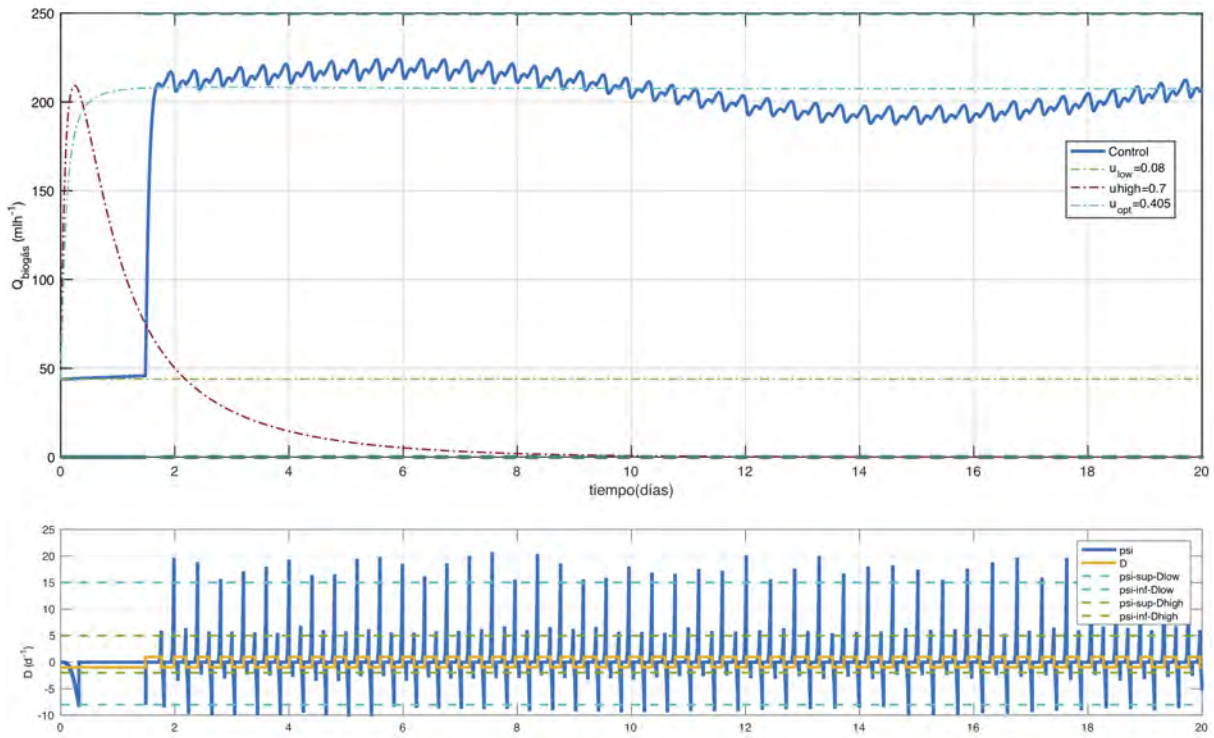


(a) Variable de salida con parámetros de Hassam et al. (2015)

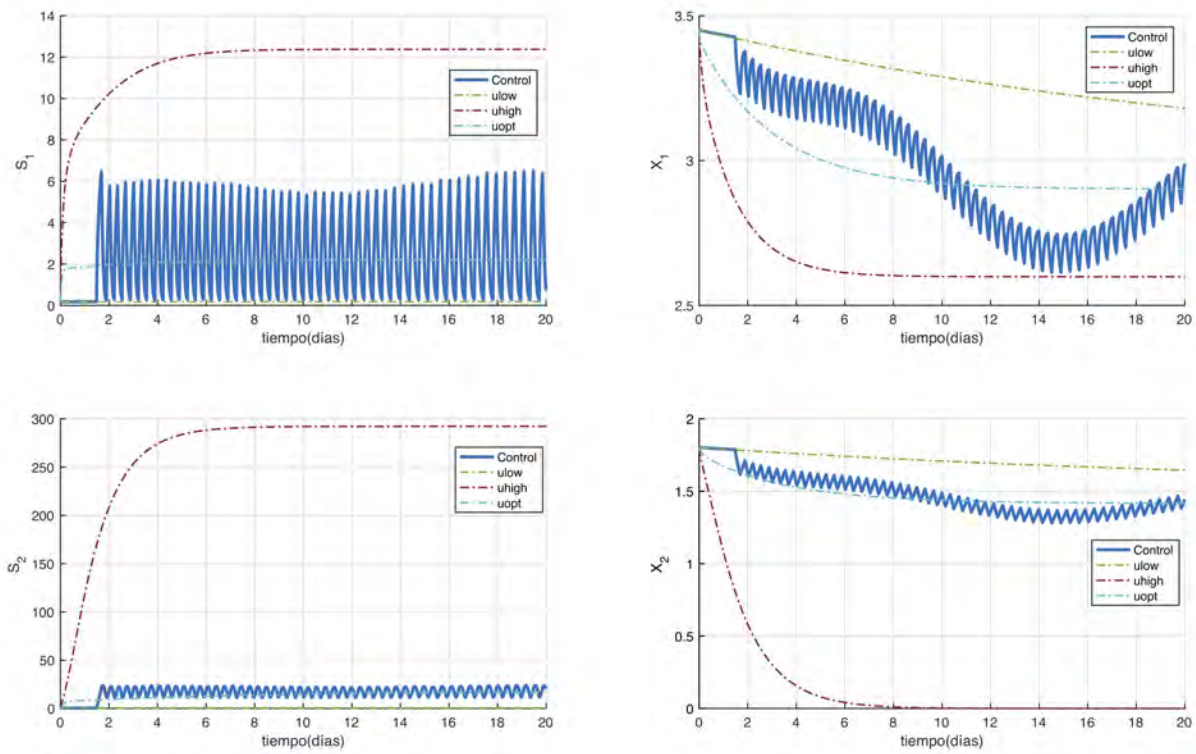


(b) Estados con parámetros de Hassam et al. (2015)

Figura 6.11: Parámetros de Hassam et al. (2015) aplicados a estrategia FES

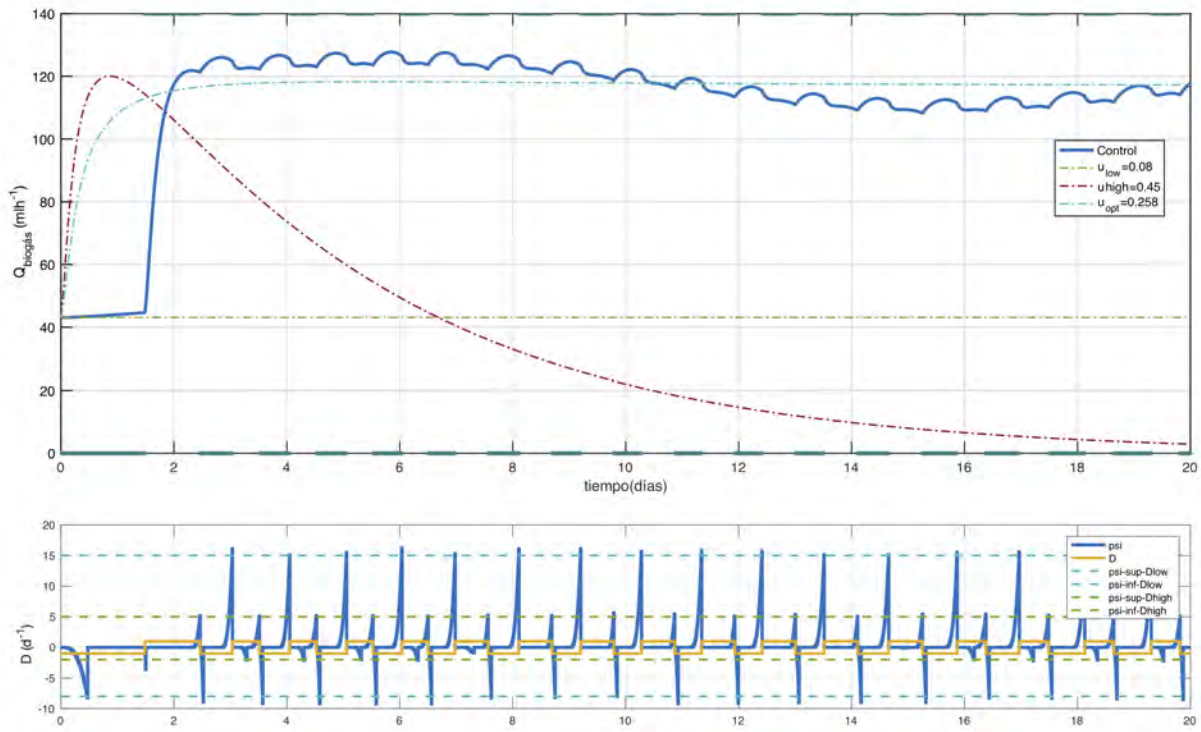


(a) Variable de salida con parámetros de Aceves-Lara et al. (2005)

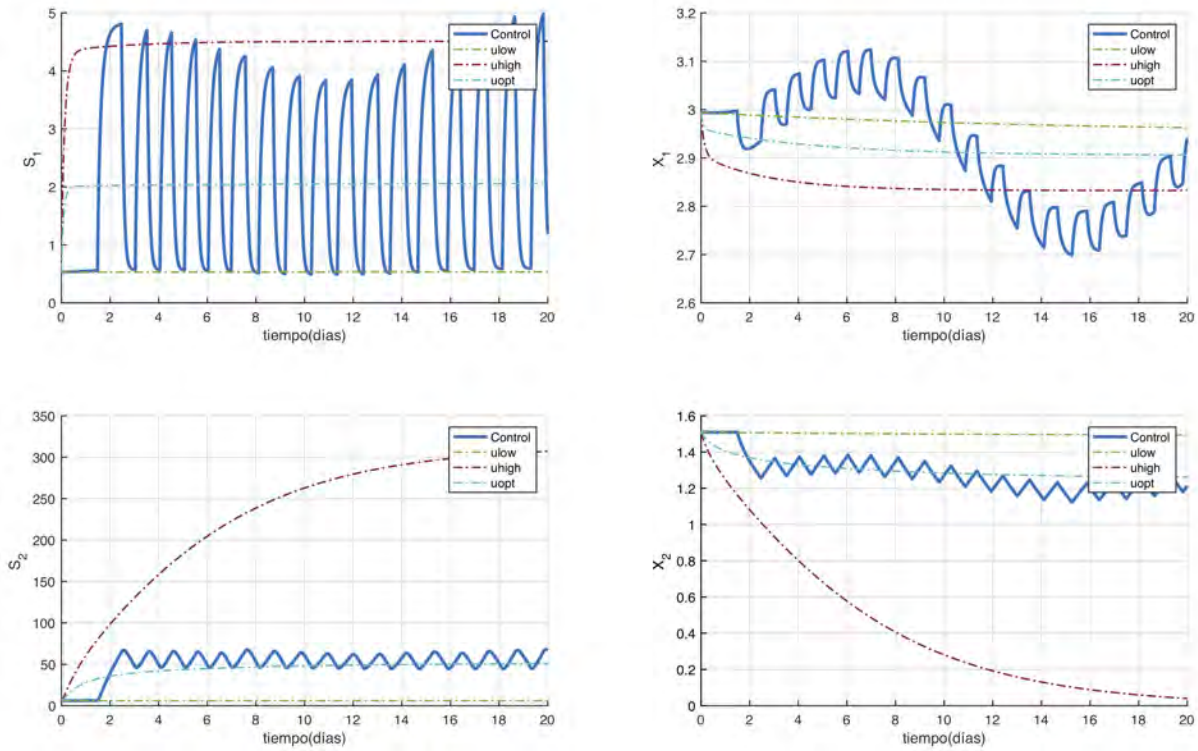


(b) Estados con parámetros de Aceves-Lara et al. (2005))

Figura 6.12: Parámetros de Aceves-Lara et al. (2005) aplicados a estrategia FES



(a) Variable de salida con parámetros de Zaráte Navarro (2018)



(b) Estados con parámetros de Zaráte Navarro (2018)

Figura 6.13: Parámetros de Zaráte Navarro (2018) aplicados a estrategia FES

Capítulo 7

Conclusiones

Este trabajo tuvo como objetivo principal evaluar el desempeño de una estrategia de control automático para maximizar la producción de biogás en un digestor anaerobio a través del modelo AM2. El proyecto se dividió en dos etapas: la etapa experimental, en la cual se construyó un reactor que se automatizó por medio de la programación de un PLC y que se operó en una fase aplicando la estrategia de control *Fast Extremum Seeking*. Este controlador tuvo como objetivo maximizar la producción de biogás a través de la conmutación entre dos tasas de dilución (o su inversa, el tiempo de retención hidráulica). En la segunda etapa, se modificó la estrategia FES original para adecuarla a un modelo más complejo como el AM2. Se realizaron simulaciones numéricas usando este modelo matemático sometido a diferentes perturbaciones para verificar la pertinencia de la nueva estrategia de control. Las principales conclusiones son:

- En los resultados experimentales se puede observar cómo al hacer cambios en la tasa de dilución, como señala la estrategia FES, se pueden observar transitorios en el caudal de biogás, los cuales en su mayoría no siguen la tendencia esperada; tampoco convergen hacia el óptimo como se esperaba. Esto puede deberse a varios motivos:
 1. El instrumento de medición de la variable de salida (medidor de biogás) proporciona una señal con oscilaciones de baja frecuencia, y además el biogás cuantificado en varias ocasiones estaba fuera del rango detectable.
 2. El modelo utilizado en el trabajo donde se propone la FES original (Ramírez Carmona, 2018) es demasiado simple para describir la DA.
 3. El biorreactor empelado tuvo muchos problemas operacionales y técnicos que pudieron influir en la operación del mismo, además de que se utilizó una carga orgánica baja ($4.10 \text{ kgDQO m}^{-3} \text{ d}^{-1}$) a comparación de otros trabajos.
- Se realizó exitosamente la modificación de la estrategia FES para adaptarla al modelo matemático AM2, que representa mejor la digestión anaerobia. Su implementación numérica se probó bajo distintas condiciones operacionales y se deduce que:
 1. La elección de D_{alta} y D_{baja} se hace de la siguiente manera: D_{baja} es un valor con el cual se puede garantizar la estabilidad del proceso; puede elegirse la D con la cual se suele trabajar o una más pequeña. La D_{alta} es un valor mayor μ_{2max} y menor que μ_{1max} . Esta información podría obtenerse a través de los ingenieros administradores de la planta.
 2. La modificación a la estrategia FES consiste en cambiar de tasa de dilución cuando se ha detectado un máximo transitorio, pero tiempo después de que ha sucedido, no

inmediatamente después de ocurrido.

3. A pesar de haber sometido el proceso a perturbaciones, el controlador muestra tener la robustez para estabilizarse y operar alrededor del óptimo.
4. Emplear la estrategia lleva la producción del biogás a un valor cercano a su máximo en estado estacionario de una forma rápida sin comprometer la estabilidad.

Perspectivas

Se sugiere que en una etapa posterior de este proyecto se aplique esta estrategia de control en un reactor que ya esté puesto en marcha. Aplicar esta estrategia podría llevar a la maximización de la producción del biogás de una forma rápida sin comprometer la estabilidad, a comparación de la operación normal de los reactores.

Bibliografía

- Aceves-Lara, C., Aguilar-Garnica, E., Alcaraz-Gonzalez, V., Gonzalez-Reynoso, O., Steyer, J., Dominguez-Beltran, J., and Gonzalez-Alvarez, V. (2005). Kinetic parameters estimation in an anaerobic digestion process using successive quadratic programming. *Water Science and Technology*, 52(1-2):419–426.
- Aceves Lara, C. A., Latrille, E., Conte, T., and Steyer, J. P. (2012). Online estimation of VFA, alkalinity and bicarbonate concentrations by electrical conductivity measurement during anaerobic fermentation. *Water Science and Technology*, 65(7):1281–1289.
- Andrews, J. F. (1968). A mathematical model for the continuous culture of microorganisms utilizing inhibitory substrates. *Biotechnology and Bioengineering*, 10(6):707–723.
- Angelidaki, I. and Sanders, W. (2004). Assessment of the anaerobic biodegradability of macropollutants. *Reviews in Environmental Science and Biotechnology*, 3:117–129.
- Angulo, F., Olivar, G., and Rincón, A. (2007). Control of an anaerobic upflow fixed bed bioreactor. In *2007 Mediterranean Conference on Control & Automation*, pages 1–6. IEEE.
- Attar, S. and Haugen, F. A. (2017). Simulation of a model-based predictive control system to optimize the methane production of a biogas reactor. In *11th Asian Control Conference (ASCC)*, pages 1590–1595. IEEE.
- Bacciotti, A. (2014). Stability of switched systems: An introduction. In *International Conference on Large-Scale Scientific Computing*, pages 74–80.
- Batstone, D. J., Keller, J., Angelidaki, I., Kalyuzhnyi, S. V., Pavlostathis, S. G., Rozzi, A., Sanders, W. T. M., Siegrist, H., and Vavilin, V. A. (2002). The IWA anaerobic digestion model No 1 (ADM1). *Water Science and Technology*, 45(10):65–73.
- Benyahia, B., Sari, T., Cherki, B., and Harmand, J. (2012). Bifurcation and stability analysis of a two step model for monitoring anaerobic digestion processes. *Journal of Process Control*, 22(6):1008–1019.
- Bernard, O., Hadj-Sadok, Z., Dochain, D., Genovesi, A., and Steyer, J.-P. (2001a). Dynamical model development and parameter identification for an anaerobic wastewater treatment process. *Biotechnology and Bioengineering*, 75(4):424–438.
- Bernard, O., Polit, M., Hadj-Sadok, Z., Pengov, M., Dochain, D., Establen, M., and Labat, P. (2001b). Advanced monitoring and control of anaerobic wastewater treatment plants: Software sensors and controllers for an anaerobic digester. *Water Science and Technology*, 43:175–82.
- Buitrón, G. and Carvajal, C. (2009). Producción de hidrógeno a partir de aguas residuales. *Revista Digital Universitaria*, 10(6).

- Campos Rodríguez, A. (2013). Diseño e implementación de un esquema de control en cascada aplicado a un proceso de digestión anaerobia en dos etapas. Master's thesis, Universidad de Guadalajara.
- Cortés Romero, R. (2016). Propuesta de control retroalimentado y estrategia de operación para un biorreactor productor de hidrógeno. Master's thesis, Universidad Nacional Autónoma de México.
- Dochain, D. (2008). *Automatic bioprocess control*. Wiley Online Library, Londres: Iste.
- Donoso-Bravo, A., Mailier, J., Martin, C., Rodríguez, J., Aceves-Lara, C. A., and Wouwer, A. V. (2011). Model selection, identification and validation in anaerobic digestion: a review. *Water Research*, 45(17):5347–5364.
- Donoso-Bravo, A., Pérez-Elvira, S., and Fdz-Polanco, F. (2015). Simplified mechanistic model for the two-stage anaerobic degradation of sewage sludge. *Environmental Technology*, 36(10):1334–1346.
- Dubois, M., Gilles, K. A., Hamilton, J. K., Rebers, P. t., and Smith, F. (1956). Colorimetric method for determination of sugars and related substances. *Analytical Chemistry*, 28(3):350–356.
- España-Gamboa, E., Mijangos-Cortes, J., Barahona-Perez, L., Dominguez-Maldonado, J., Hernández-Zarate, G., and Alzate-Gaviria, L. (2011). Vinasses: characterization and treatments. *Waste Management & Research*, 29(12):1235–1250.
- Garza Rubalcava, U. d. J. (2017). Análisis de estabilidad y bifurcación en modelos de digestión anaerobia para biorreactores con diferentes configuraciones. Master's thesis, Universidad de Guadalajara.
- Grognard, F. and Bernard, O. (2006). Stability analysis of a wastewater treatment plant with saturated control. *Water Science and Technology*, 53(1):149–157.
- Hassam, S., Ficara, E., Leva, A., and Harmand, J. (2015). A generic and systematic procedure to derive a simplified model from the anaerobic digestion model No. 1 (ADM1). *Biochemical Engineering Journal*, 99:193–203.
- Jimenez, J., Latrille, E., Harmand, J., Robles, A., Ferrer, J., Gaida, D., Wolf, C., Mairet, F., Bernard, O., Alcaraz-Gonzalez, V., et al. (2015). Instrumentation and control of anaerobic digestion processes: a review and some research challenges. *Reviews in Environmental Science and Bio/Technology*, 14(4):615–648.
- Khalil, H. K. and Grizzle, J. W. (2002). *Nonlinear systems*, volume 3. Prentice Hall Upper Saddle River, NJ.
- Lara-Cisneros, G., Aguilar-Lopez, R., Dochain, D., and Femat, R. (2016). On-line estimation of VFA concentration in anaerobic digestion via methane outflow rate measurements. *Computers & Chemical Engineering*, 94:250 – 256.
- Liu, D. H. F. and Liptak, B. G. (1997). *Environmental engineers' handbook*. CRC press.
- López-López, A., Davila-Vazquez, G., León-Becerril, E., Villegas-García, E., and Gallardo-Valdez, J. (2010). Tequila vinasses: generation and full scale treatment processes. *Reviews in Environmental Science and Bio/Technology*, 9(2):109–116.
- Lopez Vazquez, C., Méndez, G. B., Carrillo, F. C., and García, H. H. (2017). *Tratamiento biológico de aguas residuales: principios, modelación y diseño*. IWA Publishing.

- Mailleret, L., Bernard, O., and Steyer, J.-P. (2003). Robust regulation of anaerobic digestion processes. *Water Science and Technology*, 48(6):87–94.
- Mata Ledesma, J. L. (2005). Control de modos deslizantes en un motor de corriente directa. Master's thesis, Universidad Nacional Autónoma de México.
- Méndez-Acosta, H., García-Sandoval, J., González-Álvarez, V., Alcaraz-González, V., and Jáuregui-Jáuregui, J. (2011). Regulation of the organic pollution level in anaerobic digesters by using off-line cod measurements. *Bioresource technology*, 102(17):7666–7672.
- Méndez-Acosta, H., Palacios-Ruiz, B., Alcaraz-González, V., González-Álvarez, V., and García-Sandoval, J. (2010). A robust control scheme to improve the stability of anaerobic digestion processes. *Journal of Process Control*, 20(4):375–383.
- Méndez-Acosta, H. O., Palacios-Ruiz, B., Alcaraz-González, V., Steyer, J.-P., González-Álvarez, V., and Ladrille, E. (2008). Robust control of volatile fatty acids in anaerobic digestion processes. *Industrial & Engineering Chemistry Research*, 47(20):7715–7720.
- Metcalf and Eddy. (1998). *Ingeniería de aguas residuales: tratamiento, vertido y reutilización*. McGraw Hill. 3ª Ed.(castellano).
- Mogens, H., Willi, G., Takashi, M., and Mark, v. L. (2000). *Activated sludge models ASM1, ASM2, ASM2d and ASM3*. International Water Association Publishing in its Scientific and Technical Report series.
- Nguyen, D., Gadhamshetty, V., Nitayavardhana, S., and Khanal, S. K. (2015). Automatic process control in anaerobic digestion technology: A critical review. *Bioresource Technology*, 193:513–522.
- Ojeda González, F. A. (2018). Evaluación de un proceso anaerobio en dos etapas para la producción de metano a partir de efluentes vitivinícolas. Master's thesis, Universidad Nacional Autónoma de México.
- Ramírez Carmona, U. (2018). Fast extremum seeking for biorreactors using a variable structure control approach. Master's thesis, Universidad Nacional Autónoma de México.
- Ramírez-Carmona, U., Moreno A., J., and Vargas, A. (2018). Fast Extremum Seeking para un biorreactor tipo CSTR. *Memorias del Congreso Nacional de Control Automático*.
- Sbarciog, M., Moreno, J. A., and Wouwer, A. V. (2012). A biogas-based switching control policy for anaerobic digestion systems. *IFAC Proceedings Volumes*, 45(15):603–608.
- Seron, M. M. and Braslavsky, J. H. (2000). Sistemas no lineales. *Departamento de Electrónica, Universidad Nacional de Rosario, Primer Cuatrimestre*.
- Skoog, D. A., Holler, F. J., and Nieman, T. A. (2001). *Principios de Análisis Instrumental*. Number 543.4-. 5. McGraw-Hill Interamericana de España,.
- Slotine, J.-J. E., Li, W., et al. (1991). *Applied nonlinear control*, volume 199. Prentice Hall Englewood Cliffs, NJ.
- Stephanopoulos, G. (1984). Chemical process control: An introduction to theory and practice. *PTR Prentice Hall, Inc*, 3(9015).
- Steyer, J., Bernard, O., Batstone, D. J., and Angelidaki, I. (2006). Lessons learnt from 15 years of ICA in anaerobic digesters. *Water Science and Technology*, 53(4-5):25–33.
- van Loosdrecht, M. C. M., Nielsen, P. H., Lopez-Vazquez, C. M., and Brdjanovic, D. (2016). *Experimental Methods in Wastewater Treatment*. IWA publishing.

- Vargas, A. (2015). Transient Analysis of a Two-Level Controller for an Anaerobic Bioreactor. *Congreso Nacional de Control Automático 2017 Monterrey, Nuevo León, México, Octubre 4-6*.
- Vargas, A. and Sepúlveda-Gálvez, A. M. (2018). Análisis de un sistema anaerobio de producción de biogás en dos fases. *Congreso Latinoamericano de Control Automático*.
- Vargas, G., Vargas, A., and Donoso-Bravo, A. (2016). Propuesta de una estrategia de control para la aplicación de pulsos en un digester de lodos. *II Taller y Simposio Latinoamericano en Digestión Anaerobia (XII DAAL)*.
- Zaráte Navarro, M. A. (2018). Estimación de parámetros y validación del modelo AM2 para un proceso de digestión anaerobia a escala piloto. Master's thesis, Universidad de Guadalajara.