



Universidad de Guanajuato

Campus Irapuato-Salamanca

División de Ingenierías

“Diseño de estrategias de control robusto para un proceso biológico de producción de hidrógeno”

TESIS

PARA OBTENER EL GRADO DE:

MAESTRO EN INGENIERÍA ELÉCTRICA

Instrumentación y Sistemas Digitales

Presenta:

Ing. Karen Julieth Uribe Murcia

Director:

Dr. Ixbalank Torres Zúñiga

Salamanca, Gto.

Diciembre, 2017.

Salamanca, Gto., a 23 de Noviembre del 2017.

DR. DONATO HERNÁNDEZ FUSILIER
COORDINADOR DE ASUNTOS ESCOLARES
PRESENTE.-

Por medio de la presente, se otorga autorización para proceder a los trámites de impresión, empastado de tesis y titulación al alumno(a) Karen Julieth Uribe Murcia del Programa de Maestría en Ingeniería Eléctrica (Instrumentación y sistemas digitales) de NUA es: 195223 del cual soy director. El título de la tesis es: Diseño de estrategias de control robusto para procesos biológicos de producción de hidrógeno

Hago constar que he revisado dicho trabajo y he tenido comunicación con los sinodales asignados para la revisión de la tesis, por lo que no hay impedimento alguno para fijar la fecha de examen de titulación.

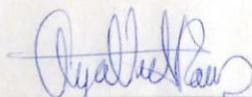
ATENTAMENTE



Donato Fusilier

NOBRE Y FIRMA
DIRECTOR DE TESIS
SECRETARIO

NOBRE Y FIRMA
DIRECTOR DE TESIS

X 

NOBRE Y FIRMA
PRESIDENTE



Instituto J. Esteban García

NOBRE Y FIRMA
VOCAL

Agradecimientos

A Dios y mi familia por el apoyo personal para lograr que mis sueños se cumplieran a pesar de estar lejos del hogar.

A mis compañeros y amigos por acompañarme en estos dos años en el desarrollo de una nueva etapa en mi vida, especialmente a Tomas García por el apoyo moral día a día para seguir adelante con las metas propuestas.

Al Dr. Ixbalank Torres Zúñiga por haber dirigido este trabajo de tesis y darme la experiencia de trabajar por un mejor futuro.

A la Université de Mons y al grupo de control automático por la oportunidad de ampliar mis estudios en la estancia académica en Bélgica.

A CONACyT, la Universidad de Guanajuato y a la dirección de apoyo a la investigación y posgrado, por el apoyo económico brindado para el desarrollo de mis estudios.

Agradecimientos Institucionales

Al Consejo Nacional de Ciencia y Tecnología (CONACyT), por el apoyo que me brindó al otorgarme la beca para posgrado.



A la Universidad de Guanajuato, por el apoyo que me brindó por medio de la rectoría del Campus Irapuato-Salamanca y a la dirección de la División de Ingenierías que me permitió realizar mis estudios de Maestría en Ingeniería Eléctrica (Instrumentación y Sistemas Digitales).



Índice general

Introducción.....	1
1.1 Introducción.....	1
1.2 Antecedentes.....	2
1.2.1 Producción de hidrógeno.....	2
1.2.2 Control aplicado al proceso de producción de hidrógeno.....	3
1.3 Objetivos.....	4
1.4 Planteamiento general.....	5
Fundamento Teórico del Proceso.....	6
2.1 Generalidades del proceso.....	6
2.2 Modelo dinámico del sistema.....	8
2.2.1 Simulación del proceso en lazo abierto.....	13
Métodos de Control.....	19
3.1 Control por modo deslizante de segundo orden (Algoritmo Super-Twisting).....	19
3.2 Linealización Exacta por retorno de estados.....	22
3.2.1 Algoritmo de control.....	22
3.2.2 Técnica de control basado en observador.....	26
3.2.2.1 Observador de Luenberger.....	27
3.2.2.2 Observador super-twisting.....	27
Implementación.....	29
4.1 Implementación del control super-twisting al proceso en estudio.....	29
4.2 Implementación del control por linealización exacta en retorno de estados al proceso en estudio.....	30
4.2.1 Control por linealización exacta en retorno de estados basado en observador.....	32
4.2.1.1 Observador de Luenberger.....	33
4.2.1.2 Observador Super Twisting.....	33
Resultados.....	34
5.1 Metodología de las pruebas.....	34
5.2 Técnica de control por linealización exacta en retorno de estados.....	37
5.2.1. Robustez con respecto a perturbaciones.....	37
5.2.2 Robustez con respecto a incertidumbres.....	43

5.2.3 Robustez con respecto a ruido en las señales medidas.....	46
5.3 Técnica de control super-twisting.	48
5.3.1. Robustez con respecto a perturbaciones.....	48
5.3.2 Robustez con respecto a incertidumbres.....	50
5.3.3 Robustez con respecto a ruido.	51
5.4 Comparación de controladores.....	52
Conclusiones	55
Referencias	57

Capítulo 1

Introducción

1.1 Introducción.

Hoy en día, el suministro de energía en el mundo es realizado principalmente por la combustión de fuentes fósiles, tales como: el petróleo, gas natural, carbono entre otros, que se formaron como consecuencia de la descomposición de plantas y animales hace millones de años. Las principales ventajas de las fuentes fósiles son que poseen una alta tasa de densidad energética, son fácilmente extraíbles y manejables. Sin embargo, el uso de estos compuestos ha infligido un enorme impacto a nivel económico y ambiental convirtiéndose en la principal causa de la contaminación en el mundo, generando severos problemas por la emisión de gases y desechos contaminantes perjudiciales para la salud y para el medio ambiente.

Para mitigar el efecto negativo causado por la combustión de los materiales fósiles, es importante encontrar una alternativa de fuente de energía que sea sostenible económicamente y que cubra el abastecimiento de energía sin generar contaminantes perjudiciales. La producción de energía limpia a partir de fuentes renovables ha recibido un gran interés de investigación durante los últimos años con el fin de aprovechar los recursos naturales y combatir los problemas ocasionados por el uso de fuentes de energía convencionales. Fuentes de energía naturales como: la energía eólica, la energía solar y energía hidráulica son alternativas con un fuerte crecimiento debido a su nivel energético y por ser renovables y amigables con el ambiente. A pesar del crecimiento, estos recursos energéticos aún poseen una baja participación en el conjunto de fuentes de energía que abastecen las industrias y comunidades debido al alto costo para su desarrollo en comparación con los recursos tradicionales.

En los últimos años, el hidrógeno ha sido propuesto como una alternativa interesante como fuente de energía, ya que es el elemento más ligero, simple y abundante de todos los elementos químicos del universo. Este elemento tiene ventajas importantes como ser una fuente renovable, tener un nivel energético superior a las fuentes de energía tradicionales y ser una fuente de energía amigable con el ambiente, ya que su combustión solo produce vapor de agua. A pesar de todas las cualidades del hidrógeno como fuente de energía, hasta el día de hoy, se estima que solo un 2% del abastecimiento de energía es realizado por este elemento, debido a que en el presente su producción es ejecutada principalmente por materiales fósiles.

La producción de hidrógeno a partir de procesos biológicos ha tomado un fuerte crecimiento en los últimos años, ya que es posible obtener una concentración de hidrógeno de forma limpia y natural aprovechando los desechos naturales como los residuos de agricultura, afluentes de aguas urbanas e industriales, entre otros. Sin embargo, la mayor limitante en la aplicación de este tipo de técnicas a nivel industrial consiste en el bajo nivel de eficiencia y rendimiento del proceso.

Con el fin de mejorar y regular la producción del proceso en estudio, en este trabajo se presenta el desarrollo de dos técnicas de control moderno aplicados al sistema de producción de hidrógeno. El desempeño de cada técnica de control será evaluado con su comportamiento ante la presencia de

fenómenos comunes a nivel industrial como perturbaciones, ruido y errores en el modelado de la planta real.

1.2 Antecedentes

1.2.1 Producción de hidrógeno

Con el paso del tiempo el campo de aplicación del hidrógeno se ha expandido, pasando de ser utilizado únicamente como fuente de energía, a ser implementado en mercados de la industria como: el sector automotriz, transporte, farmacéutico, alimenticio, entre otros. Como consecuencia, el nivel de investigación enfocado a la generación o producción de hidrógeno se ha incrementado, permitiendo obtener una amplia gama de trabajos y formas para abastecer la demanda de este producto.

La producción de hidrógeno se puede realizar mediante la aplicación de diversas técnicas, como procesos químicos, bioquímicos y biológicos. Sin embargo, a nivel industrial la producción de hidrógeno ha sido enfocada en la descomposición de materiales fósiles tratados a través de procesos químicos tales como: descomposición, vaporización, oxidación, electrolisis o gasificación, entre otros. Con base en varias investigaciones, de forma general los métodos para la obtención de hidrógeno son clasificados en tres tipos diferentes, de acuerdo con la naturaleza de la fuente usada como: fuentes fósiles (petróleo, carbón, gas natural, etc.), nuclear, y fuentes de energía renovable (energía hidroeléctrica, energía eólica, energía marítima, producción de biomasa, energía foto voltaica y energía solar, etc.). Según estudios realizados en [1] y [2] se estima que las fuentes y métodos para la producción de hidrógeno es distribuida de la siguiente forma:

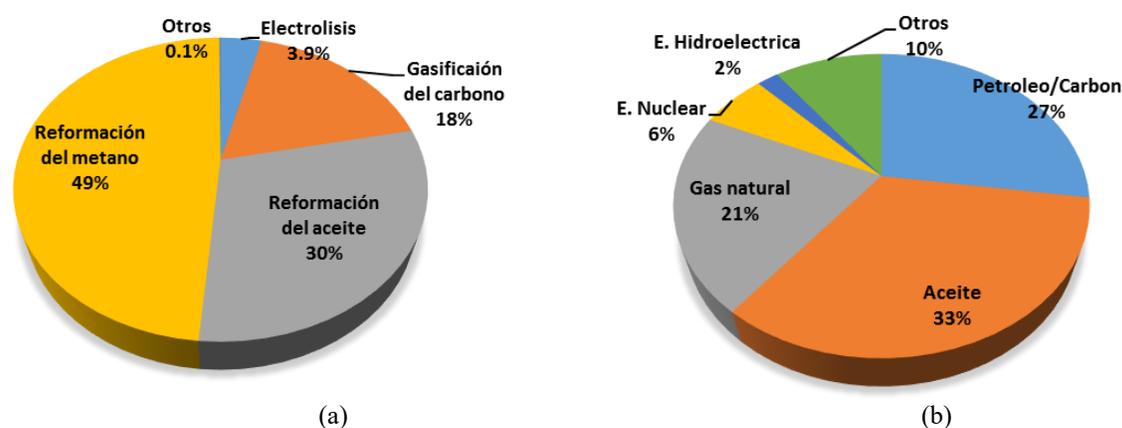


Figura 1.1 (a) Distribución de las principales métodos de producción de hidrógeno, (b) Distribución de las principales fuentes de energía.

En trabajos como [1], [3] y [4] se presentan algunas investigaciones con el objetivo de analizar los desarrollos recientes en las técnicas de producción de hidrógeno a través de métodos convencionales y fuentes de energía renovable o no renovable comparando sus ventajas, desventajas, eficiencia y economía de cada método.

A pesar del bajo impacto en la implementación de las fuentes naturales para la producción de hidrógeno; hoy en día, su nivel de investigación ha incrementado con el fin de compensar el decrecimiento y la demanda del uso de las fuentes fósiles, ayudando al medio ambiente.

El hidrógeno producido a partir de fuentes renovables como los desechos industriales, agrícolas o domésticos cumple un rol importante en el futuro de la energía y tratamiento de aguas residuales. Hoy en día la carga orgánica producida por estos desechos naturales o contaminantes pueden ser aprovechados como alimentación en procesos biológicos para la producción de energía a partir de bio-gases, con el objetivo de reemplazar las fuentes de combustibles fósiles y producir un efecto positivo en la reducción de contaminación [5] y [6].

Según algunos trabajos de investigación enfocados a la producción de hidrógeno de una forma limpia y natural como [7] y [8] se puede conocer que los métodos de producción son agrupados de forma general en dos tipos según el tipo de proceso Figura 1.2.

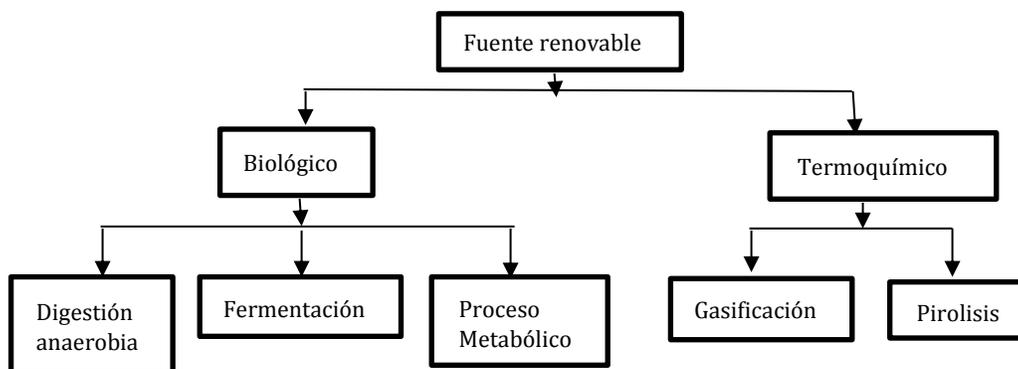


Figura 1.2 Caminos para la transformación de biomasa en hidrógeno.

Así mismo, con el fin de enfocar los resultado obtenidos a través de procesos biológicos, trabajos como [9] identifica la clasificación de las técnicas usadas para la transformación de biomasa con base en las condiciones de luz y oxígeno de cada método; los procesos comúnmente implementados son principalmente la biofotólisis del agua empleando algas y cianobacterias, la foto-fermentación de compuestos orgánicos por bacterias fotosintéticas y la fermentación oscura de compuestos ricos en carbohidratos mediante bacterias anaerobias.

1.2.2 Control aplicado al proceso de producción de hidrógeno.

El control aplicado a procesos es definido como la manipulación de variables dentro de un proceso con el objetivo de influenciar al sistema para cumplir con un comportamiento deseado. La implementación de la teoría de control ha desempeñado un papel importante en la ingeniería y ciencia, ya que hoy en día cualquier operación requiere el manejo y regulación de variables como temperatura, pH, presión, flujo etc. El campo de aplicación del control ha sido expandido a procesos de fabricación, sistemas robóticos, industriales, automotriz entre otros. Las teorías de control pueden variar según la

necesidad o características del sistema a controlar, y se clasifican en: teoría de control clásico, teoría de control moderna y teoría de control robusto [10].

Con el paso del tiempo, la complejidad de los procesos implementados en la industria, han permitido el crecimiento en la ingeniería y el desarrollo de técnicas que faciliten el estudio de los mismos, como es el caso de la teoría en espacio de estados. La representación de modelos en espacio de estados permite constituir de una manera fácil la dinámica de un sistema para un análisis eficiente y correcto [10]. El desarrollo de modelos matemáticos es una tarea difícil ya que su función consiste en describir de la mejor forma el comportamiento dinámico del sistema; en muchas ocasiones no es posible representar exactamente los fenómenos cinéticos, físicos o químicos que describe el sistema introduciendo errores e incertidumbres en la construcción del modelo.

El funcionamiento de algunos procesos químicos como el sistema de producción de hidrógeno puede ser representado a través del balance de sustancias que interactúan en el proceso. La selección de un correcto modelo matemático del sistema permite obtener una mejor representación del comportamiento del proceso real. Trabajos de investigación como [11] y [12] plantean una representación en variables de estado del comportamiento de la dinámica del sistema diseñado a partir de un balance de masas de las sustancias más importantes producidas y consumidas dentro del reactor; el número de estados y los parámetros del modelo pueden variar según los componentes seleccionados y las entradas del sistema.

En los últimos años, investigaciones demuestran que existen factores que afectan el desempeño del proceso como: la configuración del reactor, condiciones de operación, entradas en el reactor, entre otras. Con base en esto, autores han planteado el manejo de diferentes variables dentro del sistema con el objetivo de mejorar la eficiencia del proceso, por ejemplo: [13] plantea optimizar la producción de hidrógeno a través de la manipulación de la tasa de flujo en la entrada del sistema utilizando la técnica de control predictivo basado en modelo (MPC); en [14] el método de lógica difusa es usado para obtener un mejor ambiente de crecimiento de los microorganismos optimizando el pH y temperatura para así lograr una mejor producción de hidrógeno; en [15] y [16] se investiga la influencia que tiene la tasa de la carga orgánica en la entrada del proceso para maximizar la producción de hidrógeno utilizando una estrategia de optimización heurística.

1.3 Objetivos

En este trabajo se establece como objetivo fundamental implementar dos técnicas de control moderno a un proceso de producción de hidrógeno con el objetivo de regular la productividad del proceso a valores deseados. Las dos técnicas de control son seleccionadas con el objetivo de estudiar la importancia del modelo matemático del sistema en el proceso de control.

A lo largo de este trabajo se desempeñarán diferentes tareas tales como:

- Validar el modelo matemático en espacio de estados que representa el comportamiento dinámico de proceso de producción de hidrogeno.
- Diseñar dos algoritmos de control basados en la técnica por linealización exacta en retorno de estados y la técnica de control por modo deslizante de segundo orden super-twisting con el fin de regular y mejorar la productividad del proceso de producción de hidrógeno.

- Simular los algoritmos de control diseñados a través del software Matlab y aplicar pruebas al sistema de control con el fin de observar su desempeño ante situaciones como perturbaciones, ruido e incertidumbres.
- Comparar los resultados de los algoritmos diseñados.

1.4 Planteamiento general

En este trabajo, la regulación de la productividad del biorreactor es estudiada a través de las técnicas de control linealizante por realimentación de estados y los modos deslizantes de segundo orden super twisting. Estas dos metodologías son planteadas para analizar la importancia del modelo matemático del sistema en sistemas de control y comparar la viabilidad de su aplicación en la vida real. En el primer método se propone una ley de control basada en los estados realimentados del sistema, implicando el uso de un modelo matemático lo más aproximado del proceso real, lo cual no es práctico en un sistema real. En el segundo método, es propuesta una ley de control basada en el planteamiento de una superficie deslizante que depende solo del error por regulación.

En el desarrollo de este trabajo análisis de robustez son realizadas considerando situaciones negativas como ruido, perturbaciones o variaciones paramétricas en el desarrollo del proceso. Estas pruebas son realizadas con el fin de evaluar el desempeño de la metodología planteada en un sistema real.

Simulaciones numéricas son realizadas para demostrar la efectividad de los métodos propuestos.

Capítulo 2

Fundamento Teórico del Proceso

2.1 Generalidades del proceso

El hidrógeno producido por biomásas es una fuente de energía renovable sostenible que presenta resultados prometedores con el ambiente, ya que su combustión no genera contaminación y gases dañinos para la salud y la naturaleza. El sistema de producción de hidrógeno planteado como caso de estudio en este trabajo se basa en el proceso biológico de degradación de biomasa llamado fermentación oscura.

La fermentación oscura es una tecnología basada en la digestión anaerobia de biomásas orgánicas, el cual se caracteriza por mantener condiciones ideales de ausencia de oxígeno y luz durante el proceso de digestión para evitar contaminación o muerte de los microorganismos cuando alguno de estos dos factores interactuar en el medio. Esta técnica presenta importantes ventajas para la producción de bio-hidrógeno limpio y renovable debido a que aprovecha el uso de materias orgánicas producidos en el sector agrícola, urbano o industriales como fuente de alimento para el desarrollo de su proceso. Esta tecnología ha demostrado generar una alta tasa de producción en comparación con otros procesos biológicos [17][18].

Desde hace algunos años, la digestión anaerobia ha sido principalmente usada para la producción de metano a partir de residuos orgánicos; estudios recientes demuestra la factibilidad de esta técnica en la producción de ácidos grasos volátiles e hidrógeno. Sin embargo, a pesar de las ventajas de esta técnica para la producción de hidrógeno, todavía no es producido a gran escala a nivel industrial [17] [19].

El proceso de digestión anaerobia consiste en una serie de reacciones bioquímicas que en ausencia de oxígeno un conjunto de bacterias generalmente de especie clostridium, termofílicas o acidogénicas transforman los carbohidratos contenidos en el material orgánico utilizado como entrada del proceso, en una mezcla de metano y dióxido de carbono. Este proceso se realiza a través de tres etapas Figura 2.1.

La etapa inicial en el proceso de digestión anaerobia es llamado hidrólisis; en esta se realiza la transformación de los carbohidratos y proteínas contenido en el material orgánico en aminoácidos y azúcares [19]. La segunda etapa, acidogénesis, es la encargada de transformar los derivados del material orgánico en una serie de compuestos como: ácidos grasos volátiles, hidrógeno, dióxido de carbono, alcoholes y acetatos. La metanogénesis es la etapa final de este proceso, encargada de la producción de dióxido de carbono y metano.

Utilizar esta tecnología para la producción de hidrógeno requiere que el proceso sea detenido en la segunda etapa. De esta forma se asegura la producción de hidrógeno, ácidos grasos volátiles y dióxido de carbono.

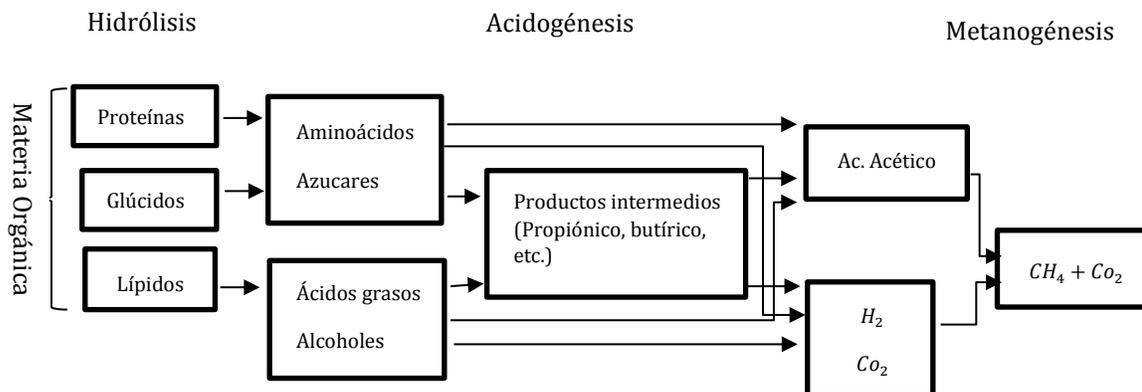


Figura 2.1 Fases de la fermentación anaerobia.

La variedad de los compuestos producidos durante este proceso, depende directamente del tipo de microorganismos y sustratos implementados, los cuales pueden variar la productividad del proceso a un 60-80% [18], [20] y [21].

Para obtener un buen desempeño del sistema, es importante asegurar y mantener a un valor determinado las diferentes variables de operación; tales como: luz, oxígeno, pH, nutrientes, temperatura, presión, volumen y tipo de sustrato, entre otros. En la mayoría de los casos, esta tarea demanda el uso de técnicas de control para asegurar las condiciones óptimas de operación.

El desarrollo de este proceso se lleva a cabo en un biorreactor de mezcla completa, el cual consiste básicamente en un tanque donde ocurren simultáneamente las diversas reacciones químicas y biológicas (digestión anaerobia) que generan los diferentes compuestos. Esta clase de biorreactor se caracteriza principalmente por mantener una mezcla homogénea en todo su volumen, Figura 2.2.

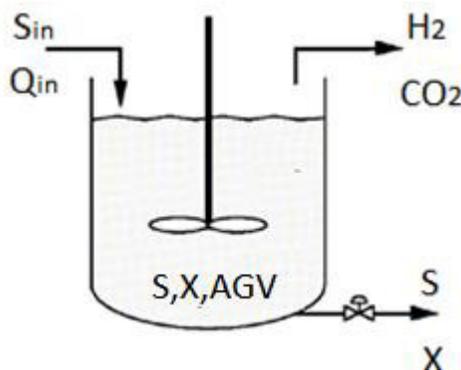


Figura 2.2 Bio-reactor de mezcla completa, describiendo las entradas, salidas y productos durante el proceso de producción de hidrógeno.

En la Figura 2.2, las variables son: S_{in} la concentración de sustrato en la entrada del reactor, Q_{in} el flujo de agua en la entrada del reactor, S la concentración de sustrato, X la concentración microorganismos (biomasa) dentro del reactor; además, de H_2 , CO_2 y AGV que representa la concentración de hidrógeno, dióxido de carbono y ácidos grasos volátiles producidos.

El proceso de producción de hidrógeno está formado por dos variables de entrada provenientes de un afluente de agua residual: flujo de agua y concentración de glucosa. Estas variables de entrada son

denominadas controlada y no controlada respectivamente, ya que la velocidad de flujo de agua puede ser manipulable y controlada, pero la concentración de compuestos o azúcares en el agua no. La salida del sistema está representada por la productividad del proceso, el cual consiste en la relación del flujo de gas de hidrógeno por unidad de volumen en el reactor.

En resumen, el proceso de producción de hidrógeno como caso de estudio es realizado en un biorreactor de mezcla completa a través de la técnica de fermentación oscura, donde un grupo de bacterias (biomasa, X) consume un alimento rico en azúcares como entrada del reactor (Glu_{in}) para producir finalmente un biogás formado por hidrógeno y dióxido de carbono (H_2 y CO_2); además de ácidos grasos volátiles (AGV) como acetato, propionato y butirato y alcoholes como etanol.

2.2 Modelo dinámico del sistema.

El modelo matemático de un sistema es una herramienta que ha redefinido el análisis y control de sistemas, su objetivo es resumir y describir el conocimiento de las dinámicas de todas las variables dentro del proceso a lo largo del tiempo. El diseño de modelos matemáticos se ha caracterizado por ser una tarea difícil de desarrollar ya que en la mayoría de los casos la dinámica real del proceso es representada por aproximaciones que introducen errores en el modelo matemático. Para que un modelo matemático sea útil debe explicar correctamente la dinámica del sistema sin ser excesivamente complejo, representando los aspectos más importantes y esenciales del comportamiento de un sistema con bastante precisión.

Existen tres métodos para el diseño de modelos resaltando el conocimiento que se tenga del proceso, como:

- Leyes físicas que describe las dinámicas del sistema.
- Pruebas experimentales del proceso que se desea modelar
- Combinación de las leyes físicas y la parte experimental para obtener una mejor precisión del proceso.

Hoy en día, debido al enfoque del control moderno, se ha desarrollado la descripción de modelos por medio del método de variables de estado; éste ha mostrado ser una alternativa útil en comparación con el enfoque de control clásico (función de transferencia), ya que permite una descripción completa del sistema tanto para sistemas escalares como multi variables.

Un modelo en variable de estados es una descripción de un sistema en términos de variables fundamentales que, conocido su valor presente y las señales de entrada, permiten predecir el comportamiento futuro del sistema. El modelo matemático en variables de estados de un sistema está representado en términos de n ecuaciones diferenciales de primer orden, donde el modelo puede ser denominado lineal o no lineal según el tipo de ecuaciones que represente.

En procesos bioquímicos como el caso de estudio, el modelo matemático puede ser definido a través de un balance de masas aplicado a cada uno de los componentes del proceso (nutrientes, microorganismos y productos). Las dinámicas de las variables en el proceso de producción de hidrógeno son divididas en dos partes, con el objetivo de representar de forma correcta los productos en fase líquida y fase gaseosa dentro del proceso.

La ecuación de los productos en fase líquida en el biorreactor es definida por el siguiente balance de masas:

$$\begin{array}{cccccc} \text{Tasa de} & & \text{Tasa de} & & \text{Tasa de} & & \text{Tasa de} \\ \text{acumulaci3n del} & = & \text{reactante} & - & \text{reactante} & + & \text{reactante} \\ \text{reactante dentro} & & \text{que} & & \text{que sale} & & \text{consumido} \\ \text{del reactor} & & \text{entra} & & & & \end{array} \quad (2.1)$$

$$\frac{d\chi}{dt} = D(\chi_{in} - \chi) \pm r_v(\chi, t) \quad (2.2)$$

Donde:

- χ es la concentraci3n del reactante en la salida.
- χ_{in} es la concentraci3n del reactante en la entrada
- D es la tasa de diluci3n.
- $r_v(\chi, t)$ es la tasa de reacci3n.

La ecuaci3n de los productos en fase gaseosa en el biorreactor es definida por el siguiente balance de masas considerando la desorci3n del gas:

$$\begin{array}{cccccc} \text{Tasa} & & \text{Tasa} & & \text{Tasa} & & \text{Tasa} & & \text{Tasa} \\ \text{de} & = & \text{del} & - & \text{del} & + & \text{del} & + & \text{de} & - & \text{de} \\ \text{acumula-} & & \text{reactante} & & \text{reactante} & & \text{reactant} & & \text{increment} & & \text{decrement} \\ \text{ci3n del} & & \text{que} & & \text{que sale} & & \text{e} & & \text{o por} & & \text{o por} \\ \text{reactante} & & \text{entra} & & \text{producido} & & \text{consumi} & & \text{absorci3n} & & \text{desorci3n} \\ \text{dentro} & & & & & & \text{do} & & & & \\ \text{del reactor} & & & & & & & & & & \end{array} \quad (2.3)$$

$$\frac{d\chi}{dt} = D(\chi_{in} - \chi) \pm r_v(\chi, t) - r_d(\chi, t) \quad (2.4)$$

Donde:

- $r_d(\chi, t)$ es la tasa de decremento debido a la desorci3n. Usando la ley de Henry y la ley de gases la ecuaci3n se expresa matem3ticamente como:

$$r_d = K_{La}(\chi - k_H RT \chi_{gas}) \quad (2.5)$$

- χ es la concentraci3n del reactante en la salida.
- χ_{gas} concentraci3n del reactante en fase gaseosa
- R constante universal de los gases ideales
- T temperatura
- k_H coeficiente de la ley de Henry
- k_{La} coeficiente de transferencia de masa

El desarrollo de este trabajo se basa en el modelo matemático en variables de estado planteado en [11] que representa las dinámicas de un sistema de producción de hidrógeno. El modelo está formado por el vector de las variables de estado denotado por:

$$\varepsilon = [Glu \ Ace \ Pro \ Bu \ EtoH \ X \ Co_2 \ H_2 \ CO_{2gas} \ H_{2gas}]^T \quad (2.6)$$

Donde *Glu* representa la concentración de glucosa, *Ace* la concentración de acetato, *Pro* la concentración de propionato, *Bu* la concentración de butirato, *EtoH* la concentración de alcohol, *X* la concentración de biomasa todas en *g/L*, *CO₂* la concentración de dióxido de carbono en *mol/L*, *H₂* la concentración de hidrógeno en *g/L*, además de estos dos últimos en estado gaseoso.

Las ecuaciones en variable de estado que representan el comportamiento de las variables en fase líquida son:

$$\frac{d}{dt} \begin{bmatrix} Glu \\ Ace \\ Pro \\ Bu \\ EtoH \\ X \\ Co_2 \\ H_2 \end{bmatrix} = Kr - D \begin{bmatrix} Glu - Glu_{in} \\ Ace \\ Pro \\ Bu \\ EtoH \\ X \\ Co_2 \\ H_2 \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ q_{Co_2gas} \\ q_{H_2gas} \end{bmatrix} \quad (2.7)$$

Además, Las ecuaciones en variable de estado que representan el comportamiento de las variables en fase gaseosa son:

$$\frac{dCo_{2gas}}{dt} = - \frac{Co_{2gas} Q_{gas} + V \rho_{Co_2}}{V_{gas}} \quad (2.8)$$

$$\frac{dH_{2gas}}{dt} = - \frac{H_{2gas} Q_{gas} + V \rho_{H_2}}{V_{gas}} \quad (2.9)$$

Donde:

$$Q_{gas} = q_{H_2gas} + q_{Co_2gas} = \frac{VRT_{amb}}{P_{atm} - P_{vap,H_2O}} \left(\frac{\rho_{H_2}}{M_{H_2}} + \rho_{Co_2} \right) \quad (2.10)$$

$$\rho_{H_2} = k_{LaH_2} \left(H_2 - K_{H,H_2} H_{2gas} RT_{reac} \right) \quad (2.11)$$

$$\rho_{Co_2} = k_{LaCo_2} \left(Co_2 - K_{H,Co_2} Co_{2gas} RT_{reac} \right) \quad (2.12)$$

La salida medida del sistema consiste en la productividad del proceso, el cual se define como el flujo de gas del hidrógeno por unidad de volumen:

$$y(t) = \frac{RT_{amb} k_{LaH_2} (H_2 - K_{H,H_2} H_{2,gas} RT_{reac})}{M_{H_2} (P_{atm} - P_{vap,H_2O})} \quad (2.13)$$

Tal que los parámetros y constantes de reacción son definidos como:

La matriz de parámetros pseudo-estequiométricos es $K \in \mathfrak{R}^{8 \times 2}$ tomada de [11]

$$K = \begin{bmatrix} -1 & -1 \\ 0 & 0.3238 \\ 0.0205 & 0.0174 \\ 0.3028 & 0.2737 \\ 0.0242 & 0.0219 \\ 0.0829 & 0.1068 \\ 0.0049 & 0.0087 \\ 0.0351 & 0 \end{bmatrix} \quad (2.14)$$

La tasa de dilución D en d^{-1} es la velocidad de crecimiento de los microorganismos

$$D = \frac{Q_m}{V} \quad (2.15)$$

La tasa de reacción $r \in \mathfrak{R}^2$ en g/dL es la cinética de las reacciones biológicas en el proceso, representada por la ley de Monod.

$$r_i = \frac{\mu_{max,i} Glu}{K_{glu,i} + Glu} X \quad i = 1, 2 \quad (2.16)$$

La máxima tasa de crecimiento de los microorganismos es $\mu_{max,i}$ en $g(Glu)/g(X)d$ tomada de [11]:

$$\mu_{max,1} = 37.3197 \quad \mu_{max,2} = 27.2416$$

La constante máxima de saturación es $K_{Glu,i}$ en g/L tomada de [11]:

$$K_{Glu,1} = 0.2896 \quad K_{Glu,2} = 0.2596$$

La tasa de flujo de gas de dióxido de carbono es $q_{CO_2, gas}$ en mol/dL y la tasa de flujo de gas del hidrógeno es $q_{H_2, gas}$ en g/dL .

Las constantes físico-químicas utilizadas son:

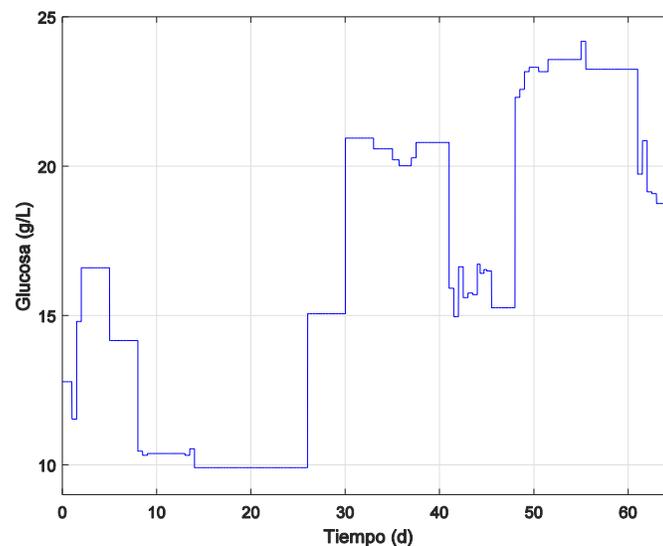
Parámetro	Descripción	valor
V	Volumen de reacción en fase líquida (L)	0.9
V_{gas}	Volumen en fase gaseosa (L)	0.35
T_{amb}	Temperatura (K)	298
P_{atm}	Presión atmosférica (bar)	1.013
P_{vap, H_2O}	Presión de vapor de agua (bar)	0.0557
M_{H_2}	Masa molar del hidrógeno ($mol^{-1}g$)	2.01588
k_{La, H_2}	Coficiente de transferencia de masa para el hidrógeno (d^{-1})	3065
k_{La, CO_2}	Coficiente de transferencia de masa para el dióxido de carbono (d^{-1})	2000
K_{H, H_2}	Coficiente de la ley de Henry para el hidrógeno ($mol L^{-1}bar^{-1}$)	7.38×10^{-4}
K_{H, CO_2}	Coficiente de la ley de Henry para el dióxido de carbono ($mol L^{-1}bar^{-1}$)	0.0271
R	Constante ideal del gas ($bar L K^{-1}mol^{-1}$)	8.314×10^{-2}
T_{reac}	Temperatura del reactor (K)	308

Tabla 1. Constantes de operación.

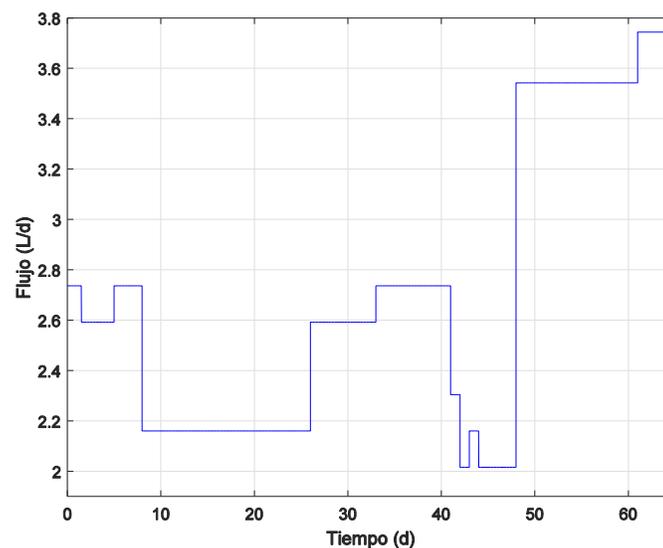
2.2.1 Simulación del proceso en lazo abierto

Con el objetivo de validar el funcionamiento del modelo matemático del sistema de producción de hidrógeno presentado por [11], en esta sección se presenta la simulación del modelo matemático en variable de estado de las Ecuaciones (2.7) a (2.9). La simulación del sistema es realizada en el software Matlab utilizando el solucionador de ecuaciones diferenciales ode15s con un vector de tiempo de 64 días y un periodo de muestreo de 10 minutos.

Las señales de entradas utilizadas para el desarrollo de esta prueba consisten en la concentración de glucosa de entrada y velocidad de flujo de agua como se expone en la Figura 2.3. El comportamiento de estas señales se basa en la prueba experimental realizada por [11]; estas señales se caracterizan por un comportamiento variante en el tiempo representando las diferentes concentraciones de glucosa y velocidad de flujo de agua reales contenidos en un afluente de agua residual.



(a)

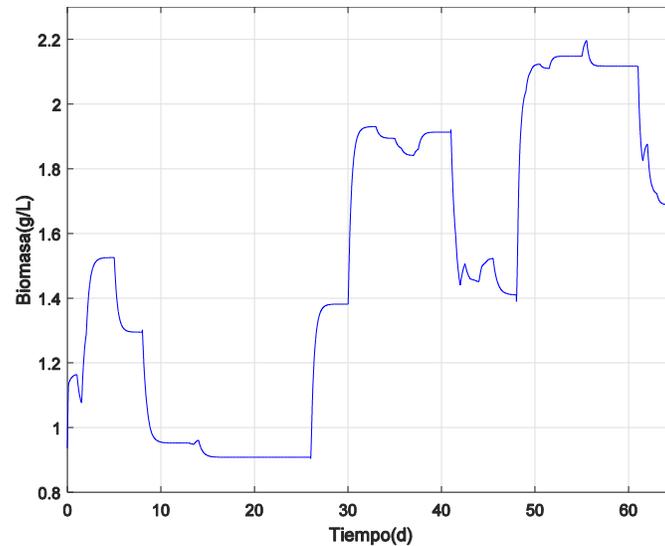


(b)

Figura 2.3 (a) Concentración de Glucosa y (b) flujo de agua en la entrada del reactor.

El funcionamiento básico del sistema de producción de hidrógeno consiste en la degradación del sustrato de entrada en el reactor por un grupo de bacterias (biomasa) para la producción de compuestos tales como: ácidos grasos volátiles (acetato, butirato, propionato), alcohol (etanol) y biogases (hidrogeno y dióxido de carbono). En las Figuras 2.4 a 2.8 se muestra el comportamiento de cada una de las variables dentro del reactor

De forma ideal, el cultivo de bacterias o microorganismos debe consumir en totalidad el alimento (glucosa) que se introduce en el reactor. Sin embargo, en la realidad el cultivo de microorganismo tiene un nivel máximo de crecimiento como se muestra en la Figura 2.4 y no se consume en la totalidad la glucosa de entrada, quedando una concentración de glucosa dentro del biorreactor, ver Figura 2.5.

**Figura 2.4** Concentración de Biomasa dentro del reactor

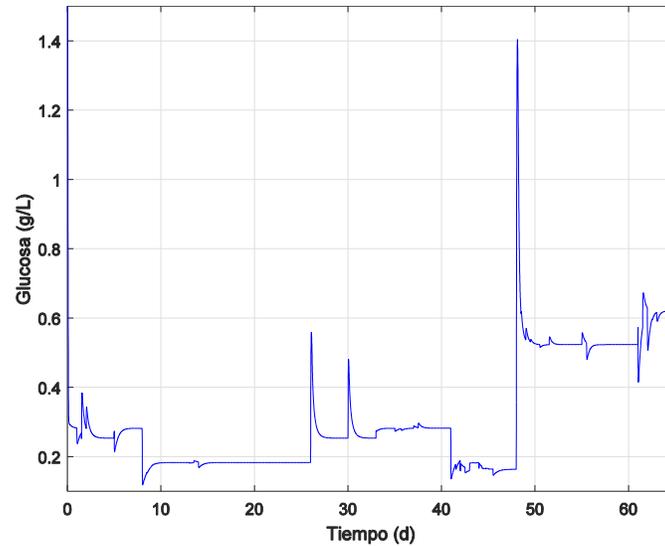
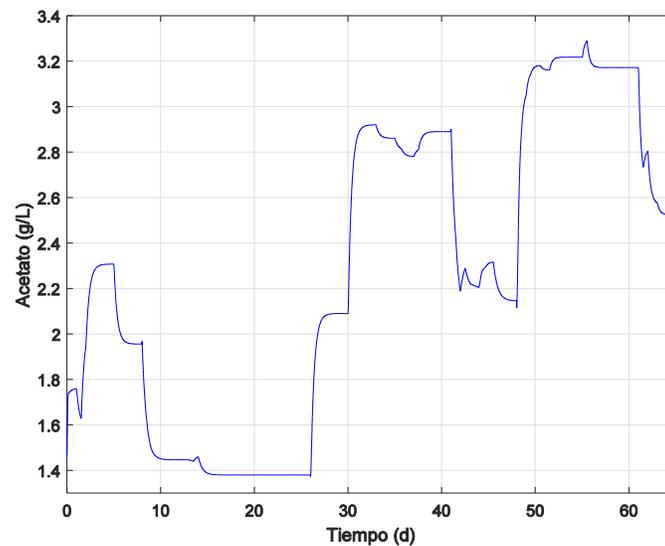
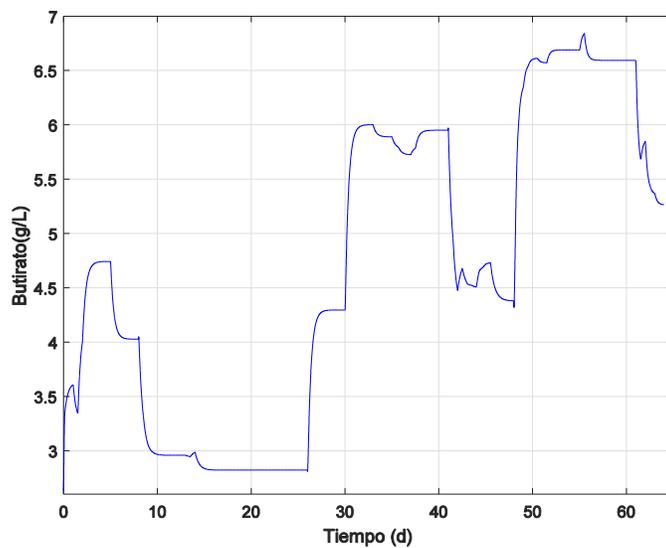


Figura 2.5 Concentración de Glucosa dentro del reactor

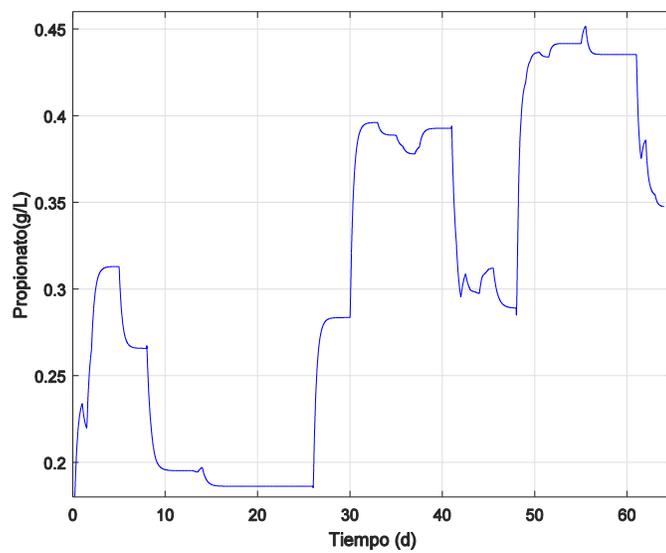
la Figura 2.6 muestra la concentración de ácidos grasos volátiles producidos dentro del biorreactor, en (a) la concentración de acetato, en (b) la concentración de butirato, en (c) la concentración de propionato en g/L . El nivel de concentración de estos compuestos es afectado por la concentración y tipo de biomasa dentro del reactor; una gran concentración de estos compuestos puede disminuir la producción de hidrógeno del biorreactor.



(a)



(b)



(c)

Figura 2.6 Concentración de los ácidos grasos volátiles dentro del reactor: (a) Acetato, (b) Butirato y (c) Propionato

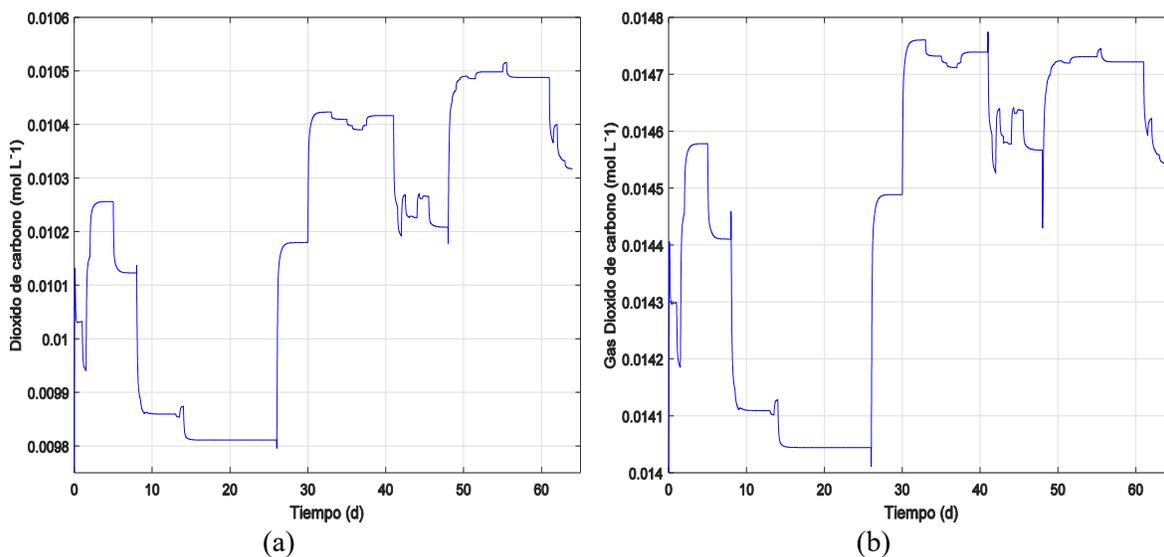


Figura 2.7 Concentración de dióxido de carbono en (a) fase líquida y (b) fase gaseosa dentro del reactor.

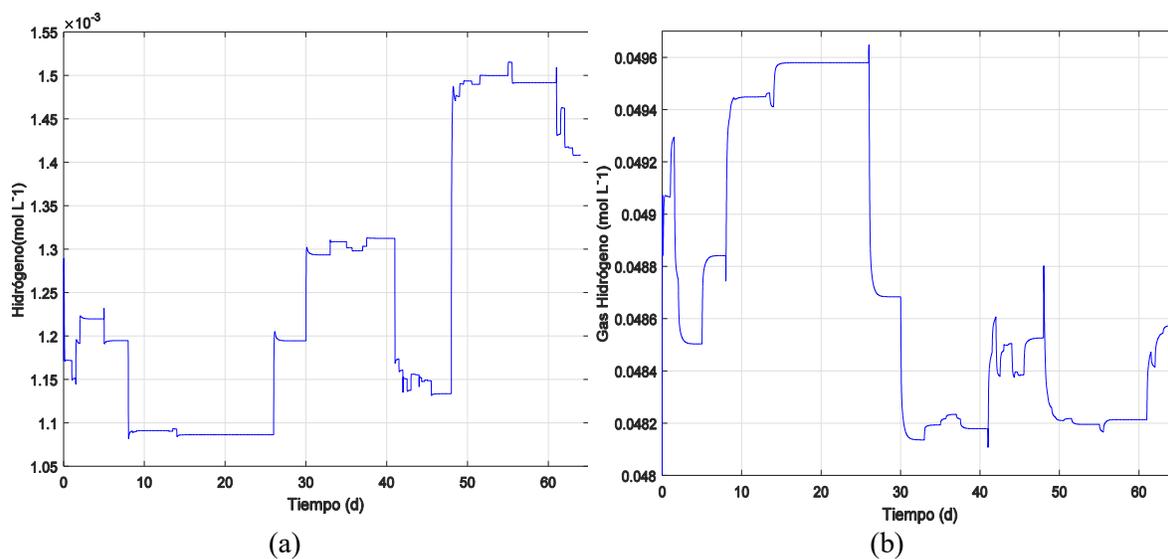


Figura 2.8 Concentración de Hidrógeno en estado líquido (a) y gaseoso (b) dentro del reactor.

La concentración de dióxido de carbono (CO_2) e hidrógeno (H_2) producido a través de la técnica de fermentación oscura, se expone en las Figuras 2.7 y 2.8. En (a) se muestra la concentración del producto en fase líquida y en (b) en fase gaseosa, respectivamente. El resultado obtenido afirma la viabilidad de la técnica como método amigable con el ambiente debido a la baja concentración de dióxido de carbono generado.

El objetivo principal de esta simulación es conocer el nivel de producción de hidrógeno que alcanza el biorreactor implementado, en la Figura 2.9 se expone el flujo de hidrógeno en la salida del proceso

calculada por la Ecuación 2.13. Como se puede observar la señal de producción de hidrógeno mantiene una forma similar a la concentración de glucosa en la entrada del biorreactor, demostrando una dependencia de esta señal en la producción de hidrógeno alcanzada por el proceso.

La Figura 2.10 muestra la productividad del biorreactor en lazo abierto. Esta señal es calculada por la relación entre el flujo de hidrógeno producido y el volumen del reactor. A partir de esta señal se determina la viabilidad de método propuesto para la producción de hidrógeno de una forma natural.

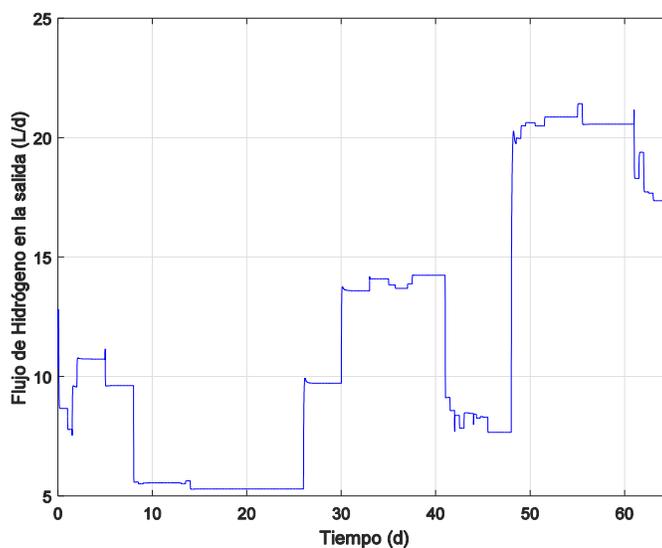


Figura 2.9 Flujo de hidrógeno en la salida del biorreactor.

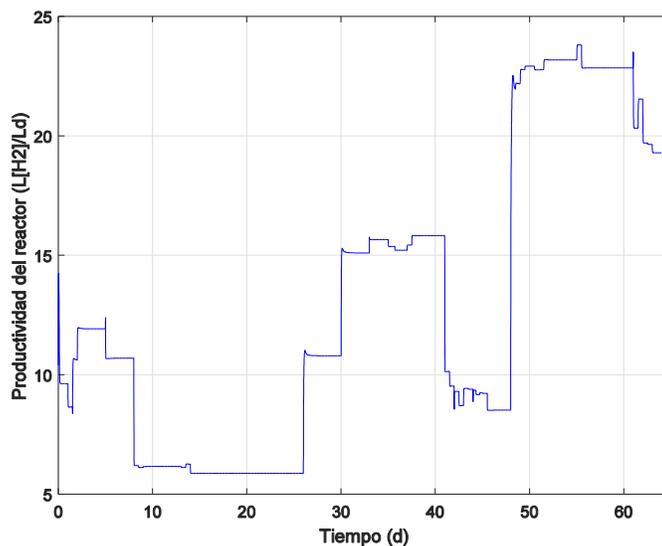


Figura 2.10 Productividad del biorreactor.

Capítulo 3

Métodos de Control

En esta sección se presenta el estudio y diseño de dos técnicas de control basado en el control moderno como son: la técnica linealizante por retorno de estados y la técnica de modo deslizante de según orden super-twisting.

3.1 Control por modo deslizante de segundo orden (Algoritmo Super-Twisting).

La teoría de control robusto es una rama del control ampliamente estudiada debido a su respuesta estable y eficiente en sistemas complejos expuestos a efectos negativos que afectan el desempeño de un proceso como perturbaciones, ruido e incertidumbres de modelado [22].

Hoy en día, el algoritmo de control por modo deslizante resulta ser una de las alternativas más populares y prometedora de la técnica de control robusto. Esto es debido a su fácil diseño e insensibilidad a perturbaciones e incertidumbres en el modelo matemático de sistemas físicos. Los modos deslizantes es un tipo de control con estructura variable obtenido por la introducción de un término no lineal discontinuo que depende del error de salida. Esta técnica de control se basa en la aplicación de una entrada de control discontinua para conducir los estados del sistema a una superficie deslizante deseada [23].

La desventaja de esta técnica de control consiste en un comportamiento indeseado en la salida del sistema llamado chattering, Figura 3.1. Este efecto es producido por la naturaleza discontinua en la ley de control. El resultado de esto puede ocasionar pequeñas oscilaciones en la salida del sistema provocando esfuerzos mecánicos no deseables [24].

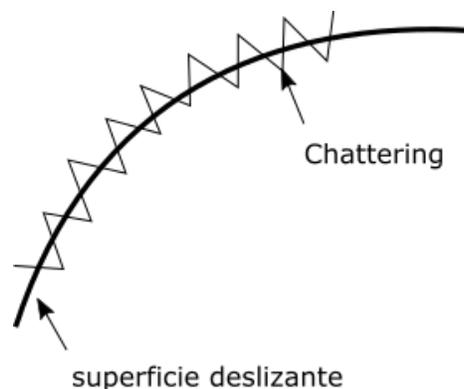


Figura 3.1 Efecto chattering

Diferentes metodologías han sido propuestas para disminuir el efecto chattering, la teoría de modo deslizante de alto orden, es uno de estos [24]. Los modos deslizantes de segundo orden es un algoritmo de control basado en el funcionamiento básico de los modos deslizantes convencionales, pero con la ventaja de disminuir el efecto chattering sin comprometer la robustez y estabilidad de la respuesta de control. Esta técnica se caracteriza por añadir un término suave en la ley de control capaz de limitar el movimiento del sistema sobre la superficie y proporcionar mayor suavidad en la respuesta; diseñado a partir del análisis de estabilidad de Lyapunov [25].

El algoritmo de control super twisting es una técnica especial de los modos deslizantes aplicada en general a sistemas de cualquier orden, donde el control aparece en la primera derivada de la variable deslizante. Este debe asegurar que $\sigma = \dot{\sigma} = 0$ la variable deslizante y su derivada tienden asintóticamente a cero y se mantenga en este valor en un tiempo finito a través de una ley de control $u(t)$ [26].

La Figura 3.2 muestra el diagrama general del sistema de control en lazo cerrado aplicando la técnica de control super-twisting a la planta. A partir del diseño de la nueva entrada controlada es posible exigir un comportamiento deseado en el proceso.

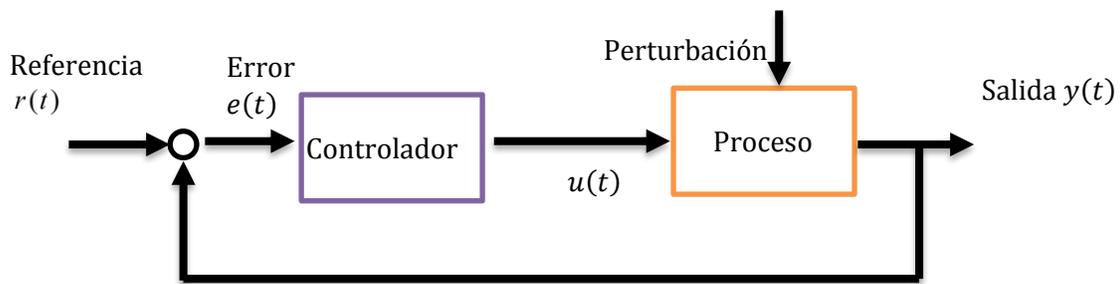


Figura 3.2 Diagrama de bloques de la técnica de control por modo deslizante.

Basándose en la teoría presentada por [22] se considera un sistema no lineal SISO de la forma general:

$$\dot{x}(t) = f(x) + g(x)u(t) \quad (3.1)$$

$$y(t) = h(x)$$

Donde $x(t) \in \mathfrak{R}^n$ es el vector de variables de estados, $u(t) \in \mathfrak{R}$ es la variable de entrada, $y(t) \in \mathfrak{R}$ es el vector de las variables de salida, $f(t) \in \mathfrak{R}^n$ es la matriz de funciones no lineales que forma el modelo, $g(t) \in \mathfrak{R}^n$ es la matriz de funciones no lineales que multiplica a la entrada y $h(x) \in \mathfrak{R}$ es una función suave no lineal que representa la salida del sistema.

Enfocando el diseño de la técnica de control por modo deslizante al problema de regulación de salida, el objetivo es diseñar una ley de control $u = u(x, t)$ que exija que la salida $y(t)$ siga asintóticamente un perfil de referencia dado $r(t)$ en el tiempo; esto quiere decir que la ley de control

es capaz de llevar el error de regulación a cero asintóticamente a pesar de la presencia de perturbaciones.

El diseño de la superficie deslizante debe abordar todas las restricciones y especificaciones requeridas; por lo tanto, debe ser diseñada de manera óptima para satisfacer todos los requisitos [27]. La superficie deslizante $\sigma(t)$ puede ser propuesta como una función suave que depende del error de regulación como:

$$\sigma(t) = \lambda_1 e(t) + \lambda_2 \dot{e}(t) + \dots + \lambda_{\rho-2} e^{(\rho-2)}(t) + e^{(\rho-1)}(t) \quad (3.2)$$

Donde $e(t)$ es el error de regulación definido como la diferencia entre el valor de salida y la señal de referencia dada $e(t) = y(t) - r(t)$ y $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_{\rho-2} > 0$ son las ganancias de la variable deslizante.

La dinámica de la variable deslizante está dada por:

$$\dot{\sigma}(t) = \psi(x, t) - u(t) \quad (3.3)$$

Donde el término de perturbación acumulado $\psi(x, t)$ es asumido como acotado si $|\psi(x, t)| \leq M > 0$.

El control super twisting en comparación con los modos deslizantes convencional considera que durante el desarrollo del proceso la planta puede ser sometida a diferentes cambios, errores y perturbaciones; por lo tanto, con el fin de compensar estos, en el diseño de la entrada de control se plantea que el término de perturbación es diferente de cero $\psi(x, t) \neq 0$. Sin embargo, bajo esta consideración la convergencia a cero no ocurre y la ecuación de la ley de control de los modos deslizante convencional debe ser compensada para eliminar la perturbación. El algoritmo super twisting propone la adición de un término a la función de control que siga a la perturbación $\psi(x, t) \neq 0$ en tiempo finito y compense completamente su valor.

Asumiendo que $\psi(x, t)$ es una función Lipchitz es decir su derivada existe en el dominio de interés y es acotada $|\dot{\psi}(x, t)| \leq C$, se define la ley de control como:

$$u = -c |\sigma|^{1/2} \text{signo}(\sigma) + w(\sigma) \quad (3.4)$$

$$\dot{w} = \begin{cases} -u(t) & |u| > U_M \\ -b * \text{signo}(\sigma) & |u| \leq U_M \end{cases} \quad (3.5)$$

Donde $c > 0$ y $b > 0$ son ganancias de la ley de control a diseñar.

Es importante observar que el algoritmo super-twisting no necesita ninguna información de la derivada en el tiempo de la superficie deslizante y solo depende de la superficie deslizante planteada.

Además, se define que el algoritmo de control es continuo si $c|\sigma|^{1/2} \text{signo}(\sigma)$ y el término $w = \int -b \text{signo}(\sigma)$ son continuos.

3.2 Linealización Exacta por retorno de estados

3.2.1 Algoritmo de control

Durante muchos años, el desarrollo de los sistemas automáticos ha sido enfocado al análisis de sistemas lineales utilizando principalmente las técnicas clásicas del control. Debido a la naturaleza de los procesos reales; se puede definir que la dinámica de un proceso real no se puede representar exactamente a través de un modelo lineal.

El desempeño y la efectividad de un controlador basado en un modelo lineal es generalmente garantizado solo durante pequeñas desviaciones del punto de operación nominal; por lo tanto, la implementación de técnicas clásicas a sistema complejos puede generar un desempeño deficiente o efectividad limitada [28].

Con el paso de los años, diferentes técnicas de control han sido desarrolladas utilizando la representación no lineal del comportamiento del sistema con el fin de mejorar la respuesta obtenida. El control por linealización exacta es una técnica de control que logra combinar el uso del modelo no lineal del sistema con el control lineal; esto se logra ya que el modelo no lineal puede ser transformado en un sistema lineal a través del diseño de una entrada controlada. Esta técnica de control a tenido un fuerte crecimiento en los últimos años debido a su favorable respuesta en sistemas con características no lineales y complejas como los sistemas químicos y biológicos. Esta técnica se caracteriza por tener una respuesta poco sensible ante factores negativos como perturbaciones y ruido [29].

A pesar de las ventajas de esta técnica de control, el control linealizante por retorno de estados tiene la desventaja de depender de los estados del sistema para la implementación de la ley de control. Lo que permite que esta técnica tenga limitaciones debido a la necesidad de realizar mediciones físicas para conocer dichos estados.

En la Figura 3.3 se presenta un diagrama de bloques del sistema de control. El funcionamiento de este sistema consiste en la aplicación de una entrada controlada a la planta para obtener un comportamiento deseado. La señal de control es generada por el controlador con base en los estados del sistema y el error por seguimiento, calculado a partir de la diferencia de la salida y la señal de referencia.

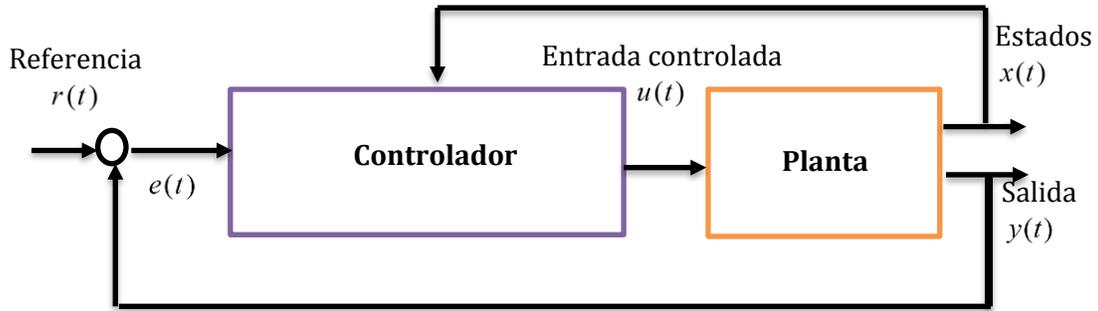


Figura 3.3 Diagrama de bloques del sistema de control bajo la linealización exacta en retorno de estados.

Basándose en la teoría presentada por [29] se considera un sistema no lineal SISO de la forma general:

$$\dot{x}(t) = f(x) + g(x)u(t) \quad (3.6)$$

$$y(t) = h(x)$$

Donde $x(t) \in \mathfrak{R}^n$ es el vector de variables de estados, $u(t) \in \mathfrak{R}$ es la variable de entrada, $y(t) \in \mathfrak{R}$ es la variable de salida, $f(x) \in \mathfrak{R}^n$ es la matriz de funciones no lineales que forma el modelo, $g(x) \in \mathfrak{R}^n$ es la matriz de funciones no lineales que multiplica a la entrada, y $h(x) \in \mathfrak{R}$ es una función suave no lineal que representa la salida del sistema.

El grado relativo de un sistema ρ es definido como el número de veces que la salida del sistema $y(t)$ es derivada con respecto al tiempo hasta obtener una expresión que dependa de la entrada del sistema $u(t)$.

Calculando la primera derivada de la salida del sistema con respecto al tiempo $\dot{y}(t)$:

$$\dot{y}(t) = L_f h(x) + L_g h(x)u(t) \quad (3.7)$$

Donde las derivadas de Lie de h con respecto a f y g para $i=1,2,\dots,\rho$ son:

$$L_f^i h(x) = \frac{\partial^i h(x)}{\partial x^i} f(x) \quad (3.8)$$

$$L_g h(x) = \frac{\partial h(x)}{\partial x} g(x) \quad (3.9)$$

$$L_g L_f^{i-1} h(x) = \frac{\partial^{i-1} L_f h(x)}{\partial x^{i-1}} g(x) \quad (3.10)$$

El grado relativo del sistema es determinado analizando el término $L_g h(x)$ en la ecuación de la dinámica de la salida (Ecuación 3.7); si al calcular la primera derivada de la salida este término es

$L_g h(x) \neq 0$ se concluye la dependencia de la entrada del sistema en la derivada de la salida y como consecuencia el grado relativo es definido como $\rho = 1$; por lo contrario si $L_g h(x) = 0$ se debe continuar calculando las siguientes derivadas de la salida del sistema cuantas veces sea necesario, repitiendo el proceso hasta que $L_g L_f^{\rho-1} h(x) \neq 0$ para obtener la dependencia con la entrada del sistema.

La idea principal de esta técnica consiste en transformar algebraicamente la dinámica del sistema no lineal en un sistema lineal equivalente (total o en parte) y controlar el sistema por una ley de control lineal [29].

Se considera que un sistema es linealizable por realimentación si existe un difeomorfismo $T \in \mathcal{R}^n$ tal que contenga el origen y las coordenadas del modelo en espacio de estados no lineal como:

$$z = T(x) = \begin{bmatrix} \varphi_1(x) \\ \vdots \\ \varphi_{n-\rho}(x) \\ \psi_1(x) \\ \vdots \\ \psi_\rho(x) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \eta \\ \varepsilon \end{bmatrix} \quad (3.11)$$

Tal que: la variable η representa la parte interna del sistema o también definido como los estados no controlados; esta variable consiste en un conjunto de funciones arbitrarias en variable de estados diseñadas para cumplir con las siguientes condiciones:

$$\eta = [\varphi_1(x) \quad \cdots \quad \varphi_{n-\rho}(x)]^T \quad (3.12)$$

1. $\frac{\partial \varphi_i(x)}{\partial x} g(x) = 0$
2. No se repita la función $\varphi_i(x)$

La variable ε representa la parte externa del sistema o también definido como los estados a controlar, esta variable está formada por las funciones de salida del proceso y sus dinámicas, expresada como:

$$\varepsilon = [\psi_1(x) \quad \psi_2(x) \quad \cdots \quad \psi_\rho(x)]^T = \left[h(x) \quad \frac{\partial h(x)}{\partial x} \quad \cdots \quad \frac{\partial^{\rho-1} h(x)}{\partial x^{\rho-1}} \right]^T \quad (3.13)$$

Finalmente, el sistema no lineal original es transformado en un sistema linealizable como:

$$\begin{aligned} \dot{\eta} &= f_0(\eta, \varepsilon) \\ \dot{\varepsilon} &= A_c \varepsilon + B_c \beta^{-1}(x) [u(t) - \alpha(x)] \end{aligned} \quad (3.14)$$

$$y = C_c \varepsilon$$

Donde las matrices A_c, B_c, C_c son una representación en forma canónica de una cadena de ρ integradores como:

$$A_c = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & 0 & 1 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & \cdots & 1 \\ 0 & 0 & 0 & \cdots & 0 \end{bmatrix}_{n \times n} \quad B_c = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix}_{n \times 1} \quad C_c = \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}_{1 \times n}^T \quad (3.15)$$

Considerando que el sistema tiene la forma de la Ecuación 3.14, el objetivo es diseñar una ley de control capaz de linealizar y compensar las no linealidades del sistema; enfocando esta técnica para resolver un problema de control por regulación se propone una ley de control capaz de exigir que la salida del sistema $y(t)$ tienda asintóticamente a una señal de referencia $r(t)$, la ley de control se define como:

$$u(t) = \alpha(x) + \beta(x) \left[v(t) + r^{(\rho)}(t) \right] \quad (3.16)$$

Las funciones $\alpha(x)$ y $\beta(x)$ son:

$$\beta(t) = \frac{1}{L_g L_f^{\rho-1} h(x)} \quad (3.17)$$

$$\alpha(x) = -\frac{L_f^{\rho} h(x)}{L_g L_f^{\rho-1} h(x)} \quad (3.18)$$

Asumiendo que la señal de referencia $r(t)$ y sus derivadas de orden $1, 2, \dots, \rho$ están acotadas para todo $t \geq 0$ y la ρ -ésima derivada es una función continua a trozos de t :

$$R = \begin{bmatrix} r(t) \\ \dot{r}(t) \\ \vdots \\ r^{(\rho-1)}(t) \end{bmatrix} \quad (3.19)$$

El error por seguimiento y su dinámica son definidas como:

$$e(t) = \varepsilon - R = \begin{bmatrix} \varepsilon_1(t) - r(t) \\ \varepsilon_2(t) - \dot{r}(t) \\ \vdots \\ \varepsilon_\rho(t) - r^{(\rho-1)}(t) \end{bmatrix} \quad (3.20)$$

$$\dot{e}(t) = \dot{\varepsilon}(t) - \dot{R}(t) = A_c e(t) + B_c \left[\beta^{-1}(x)(u(t) - \alpha(x)) - r^{(\rho)}(t) \right] \quad (3.21)$$

Reemplazando la ley de control $u(t)$ (Ecuación 3.16) en la dinámica del error $\dot{e}(t)$ (Ecuación 3.21) se obtiene:

$$\dot{e}(t) = \dot{\varepsilon}(t) - \dot{R}(t) = A_c e(t) + B_c v(t) \quad (3.22)$$

Ahora el objetivo es diseñar la función lineal $v(t)$ tal que $e(t)$ tienda asintóticamente a cero y las dinámicas del error $\dot{e}(t)$ sean asintóticamente estables. La ley de control por retorno de estados es definida como:

$$v(t) = -k_m e(t) \quad (3.23)$$

La ganancia $k_m \in \mathfrak{R}$ es diseñada de tal manera que $(A_c - B_c k_m)$ sea Hurwitz, es decir que las dinámicas del sistema linealizado en lazo cerrado sean asintóticamente estables. Claramente, para que las dinámicas de lazo cerrado sean asintóticamente estables k_m tiene que ser mayor a cero $k_m > 0$.

3.2.2 Técnica de control basado en observador.

Uno de los principales inconvenientes en la implementación y diseño de técnicas de control basada en modelo, consiste en la necesidad de tener disponible el valor de cada una de las variables que interactúa en el proceso. En la vida real algunos procesos están formados por diferentes variables físicas que no son medibles directamente debido a su campo de desarrollo, inexistencia o alto costo del sensor. Con el objetivo de conocer el valor de dichas variables de forma indirecta, es introducido el tema de sensores virtuales. Un sensor virtual también conocido como estimador u observador es un algoritmo matemático capaz de determinar o reconstruir los estados de un sistema basándose en las señales disponibles de salida y control [10].

En este trabajo se propone la implementación de un observador cooperativo formado por un observador de Luenberger extendido y un observador super-twisting para estimar las variables de estado y la señal de perturbación del sistema. Las ventajas de este observador es la sencillez, estabilidad y robustez para estimar los estados del sistema que no son posible medir.

La Figura 3.4 expone la aplicación de un observador cooperativo formado por un observador de Luenberger y un observador super twisting a una planta, cumpliendo con el objetivo de obtener una buena estimación de los estados del sistema a pesar de perturbaciones en el proceso.

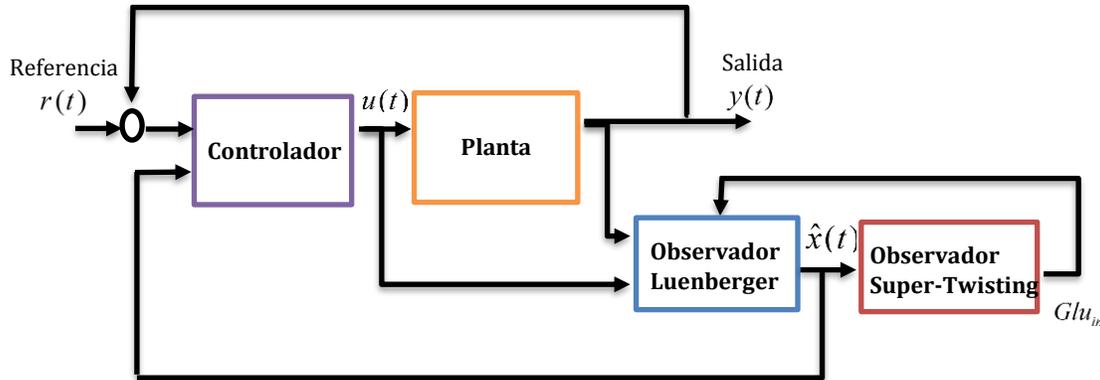


Figura 3.4 Diagrama de bloques del observador de Luenberger y un observador super twisting aplicado a un proceso.

3.2.2.1 Observador de Luenberger

Un observador de Luenberger es un sistema dinámico cuyo objetivo es reconstruir las variables de estado de un sistema a partir del modelo y la salida del sistema. La teoría del observador Luenberger está dividida en: la teoría clásica o extendida según el tipo de modelo (lineal o no lineal) que representa el sistema [31]. Este tipo de observador es sensible al ruido en mediciones [30].

El observador de Luenberger extendido tiene en cuenta la naturaleza no lineal del modelo del sistema y no la versión linealizada en un punto de operación; con la intención de lograr que el error sea asintóticamente estable y nulo.

Considerando que un sistema SISO no lineal puede ser representado por la Ecuación (3.6); el observador de Luenberger es definido como:

$$\dot{\hat{x}}(t) = f(\hat{x}) + g(\hat{x}, w)u(t) + L(y(t) - \hat{y}(t)) \quad (3.24)$$

Dónde $\hat{x}(t) \in \mathfrak{R}^n$ es el vector de estados estimados, $u(t) \in \mathfrak{R}$ es la entrada del sistema, $w(t) \in \mathfrak{R}$ es una señal de perturbación aplicada al proceso, $y(t) \in \mathfrak{R}$ es la salida del sistema.

Para lograr una buena estimación de los estados del sistema, el objetivo es diseñar correctamente la ganancia L para compensar los errores de estimación. La ganancia del observador es escogida para obtener la estabilidad y una buena respuesta del sistema.

3.2.2.2 Observador super-twisting

El desempeño de los observadores convencionales, comúnmente se ven afectados por la presencia de señales desconocidas o perturbaciones. El observador por modo deslizante es una atractiva

solución para estos casos ya que las señales desconocidas pueden ser estimadas logrando que el error por estimación tienda a cero en un tiempo finito [22].

El observador super-twisting es la técnica por modo deslizante de segundo orden más popular implementada a sistemas no lineales. Este observador se caracteriza por su alta precisión y robusto comportamiento para estimar los estados de un sistema a pesar de las perturbaciones e incertidumbres paramétricas.

La estimación de estados a partir del observador super-twisting es definida como:

$$\dot{\hat{x}}_1 = f(t, \hat{x}_1, \hat{x}_2, u) + \phi_1 \quad (3.25)$$

$$\dot{\hat{x}}_2 = \phi_2$$

Donde \hat{x}_1 y \hat{x}_2 son los estados estimados, ϕ_1 y ϕ_2 son las funciones de corrección basados en el error de salida $e = x_1 - \hat{x}_1$ definidas como:

$$\phi_1 = \gamma_1 |e|^{1/2} \text{signo}(e) \quad (3.26)$$

$$\phi_2 = \gamma_2 \frac{1}{2} \text{signo}(e)$$

Capítulo 4

Implementación

En esta sección se presentan las técnicas de control estudiadas en el capítulo 3 (super-twisting y linealización exacta en retorno de estados) aplicadas a un sistema de producción de hidrógeno. Esto es realizado con el objetivo de regular la productividad del sistema a una señal de referencia deseado.

4.1 Implementación del control super-twisting al proceso en estudio.

Considerando que la salida del sistema es expresada por la Ecuación (2.13) y el sistema tiene un grado relativo $\rho = 1$

Se plantea un variable deslizante en base al error por seguimiento como:

$$\sigma(t) = e(t) \quad (4.1)$$

Donde el error es definido por la diferencia entre la señal de salida medida $y(t)$ y la señal de referencia $r(t)$:

$$e(t) = y(t) - r(t) \quad (4.2)$$

Asumiendo que $r(t)$ es disponible en línea y $y(t)$ es físicamente medido, el control super twisting propone una ley de control definida como:

$$u = -c|\sigma|^{1/2} \text{signo}(\sigma) + w(\sigma) \quad (4.3)$$

$$\dot{w} = \begin{cases} -Q_{in}(t) & |Q_{in}| > Q_{in,\min} \\ -b\text{signo}(\sigma) & |Q_{in}| \leq Q_{in} \end{cases} \quad (4.4)$$

Tal que la función $\text{signo}(\sigma)$ denota el signo de la superficie deslizante y las constantes c y b son las ganancias del controlador.

Cabe resaltar que el diseño de la entrada de control capaz de imponer un comportamiento deseado en el sistema bajo esta técnica se considera sencillo ya que no depende del modelo y los estados del

sistema; sin embargo, es importante diseñar las ganancias del controlador de una forma adecuada y así obtener una buena respuesta de control.

4.2 Implementación del control por linealización exacta en retorno de estados al proceso en estudio.

El sistema de producción de hidrógeno implementado en este trabajo se caracteriza por un modelo matemático extenso compuesto por un conjunto de ecuaciones diferenciales en espacio de estados de 10 variables. La aplicación de técnicas de control como el algoritmo linealizante por retorno de estados es una tarea difícil si es aplicada a este tipo de sistemas con numerosas ecuaciones; por lo tanto, con el fin de facilitar el diseño del algoritmo de control, el modelo matemático que describe el sistema es reducido a los cuatro estados elementales que definen la producción del hidrógeno, tales como:

1. Concentración de biomasa (bacterias) en el reactor.
2. Concentración del sustrato en el reactor.
3. Tasa de hidrógeno líquido producido en el reactor
4. Tasa de hidrógeno gaseosa emitida en la salida del reactor

El modelo matemático del sistema de producción de hidrógeno puede ser reducido a los cuatro estados de la Ecuación (4.5), ya que la ecuación dinámica de los estados seleccionados no depende directa e indirectamente de los estados restantes y el comportamiento del sistema no es alterado.

$$\dot{x}(t) = \begin{bmatrix} Glu \\ \dot{X} \\ \dot{H}_2 \\ \dot{H}_{2gas} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \dot{x}_1 \\ \dot{x}_2 \\ \dot{x}_3 \\ \dot{x}_4 \end{bmatrix} \quad (4.5)$$

Donde la variable de flujo de gas (Q_{gas}) es conocida y medida.

Considerando que el sistema mantiene la forma general de un sistema no línea, las funciones $f(x)$, $g(x)$ y $h(x)$ son definidas según el modelo del sistema como:

$$f(x) = \begin{bmatrix} \frac{K_{11}u_{max1}}{k_{glu1} + x_1} x_1 x_2 + \frac{K_{12}u_{max2}}{k_{glu2} + x_1} x_1 x_2 \\ \frac{K_{61}u_{max1}}{k_{glu1} + x_1} x_1 x_2 + \frac{K_{62}u_{max2}}{k_{glu2} + x_1} x_1 x_2 \\ \frac{K_{81}u_{max1}}{k_{glu1} + x_1} x_1 x_2 + \frac{K_{82}u_{max2}}{k_{glu2} + x_1} x_1 x_2 - k_{LaH_2} (x_3 - K_{H,H_2} RT_{reac} x_4) \\ \frac{-Q_{gas}}{V_{gas}} x_4 + \frac{k_{LaH_2} V}{V_{gas}} (x_3 - K_{H,H_2} RT_{reac} x_4) \end{bmatrix} \quad (4.6)$$

$$g(x) = \begin{bmatrix} \frac{x_1 - Glu_{in}}{V} \\ -\frac{x_2}{V} \\ -\frac{x_3}{V} \\ 0 \end{bmatrix} \quad (4.7)$$

$$h(x) = \frac{RT_{amb} k_{LaH_2} (x_3 - K_{H,H_2} x_4 RT_{reac})}{M_{H_2} (P_{atm} - P_{vap,H_2o})} \quad (4.8)$$

Calculando la primera derivada de la salida con respecto al tiempo:

$$\dot{y}(t) = L_f h(x) + L_g h(x) u(t) \quad (4.9)$$

El grado relativo del sistema es definido como $\rho = 1$ ya que en la primera derivada de la salida, el término $L_g h(x) \neq 0$, la cual aporta la dependencia de la salida con la entrada del sistema.

Con base en el grado relativo del sistema, la ecuación de los estados a controlar ε y su dinámica son definidas como:

$$\varepsilon = h(x) \quad (4.10)$$

$$\dot{\varepsilon} = \beta^{-1}(x) [u(t) - \alpha(x)] \quad (4.11)$$

Donde A_c y B_c toman el valor de 0 y 1 respectivamente (Ecuación 3.15).

Con el objetivo de regular la productividad de la salida del biorreactor $y(t)$ asintóticamente a una señal de referencia $r(t)$ la técnica de control por retorno de estados propone una ley de control definida como:

$$u(t) = \alpha(x) + \beta(x) [v(t) + \dot{r}(t)] \quad (4.12)$$

Donde $r(t)$ se considera disponible en línea y las funciones $\alpha(x)$ y $\beta(x)$ son:

$$\beta(x) = \frac{1}{L_g h(x)} \quad (4.13)$$

$$\alpha(x) = \frac{-L_f h(x)}{L_g h(x)} \quad (4.14)$$

Para cumplir con el control por seguimiento propuesto y asegurar la estabilidad del sistema, se debe cumplir que la señal de error $e(t)$ y su dinámica $\dot{e}(t)$ tienda asintóticamente a cero. Definiendo el error y su derivada como:

$$e(t) = y(t) - r(t) \quad (4.15)$$

$$\dot{e}(t) = \dot{y}(t) - \dot{r}(t) = \beta^{-1}(x)[u(t) - \alpha(x)] - \dot{r}(t) \quad (4.16)$$

Reemplazando la ley de control $u(t)$ (Ecuación 4.12) en la dinámica del error $\dot{e}(t)$ (Ecuación 4.16) se demuestra que la ley de control elimina la respuesta no lineal del sistema y a partir de una ley de control lineal por retorno de estados se asegura que la salida del sistema tiende al valor de referencia.

$$\dot{e}(t) = v(t) \quad (4.17)$$

$$v(t) = -k_m e(t) \quad (4.18)$$

La ganancia de la ley de control k_m es diseñada a prueba y error cumpliendo la condición de $k_m > 0$ para asegurar que la señal de error por seguimiento y su dinámica sean asintóticamente estables, lo que permite asegurar un comportamiento estable del sistema en lazo cerrado. Este valor fue seleccionado hasta cumplir con el objetivo de regular correctamente la productividad del biorreactor al valor de la referencia.

4.2.1 Control por linealización exacta en retorno de estados basado en observador

Con el objetivo de implementar la ley de control por realimentación de estados (Ecuación 4.19) en un sistema real, en este trabajo se propone un observador cooperativo formado por un observador de Luenberger y un observador super-twisting para estimar los estados del sistema y la perturbación aplicada al proceso.

Considerando que la señal medida en el sistema consiste en el hidrógeno producido; además, la entrada controlada y la entrada no controlada en el sistema es definida como $u = Q_{in}$ y $w = Glu_m$ respectivamente. La ley de control linealizante por retorno de salida basada en los estados estimados es:

$$u(t) = \alpha(\hat{x}) + \beta(\hat{x}) \{-k_m (y(t) - r(t))\} \quad (4.19)$$

Donde \hat{x} es el vector de estados estimado y k_m es la ganancia del controlador

A continuación, se especifica la implementación de los conceptos teóricos del observador de Luenberger y observador super-twisting al sistema de producción de hidrógeno.

4.2.1.1 Observador de Luenberger

Considerando que las funciones del sistema $f(\hat{x})$, $g(\hat{x})$ y $h(x)$ son definidas por las Ecuaciones (4.6)- (4.8) respectivamente. El observador Luenberger es definido como:

$$\dot{\hat{x}}(t) = f(\hat{x}) + g(\hat{x}, \hat{Glu}_{in}) Q_{in}(t) + L(y(t) - h(\hat{x})) \quad (4.20)$$

Donde \hat{x} es el vector de estados estimado y L es la ganancia del observador. La ganancia del observador es obtenida resolviendo el problema de optimización propuesto por [11]. El objetivo del problema de optimización es asignar los eigenvalores del sistema en lazo cerrado en el plano real negativo para asegura un comportamiento estable.

4.2.1.2 Observador Super Twisting.

Considerando que el estado de glucosa dentro del proceso tiene la forma:

$$\dot{Glu} = K_{11}r_1 + K_{12}r_2 - (DGlu) + (DGlu_{in}) \quad (4.21)$$

La estimación de la señal de glucosa en la entrada del reactor Glu_{in} es propuesta como:

$$\dot{\hat{Glu}} = (DG\hat{lu}_{in}) + (K_{11}r_1 + K_{12}r_2 - DG\hat{lu}) + \phi_1 \quad (4.22)$$

$$(DG\hat{lu}_{in}) = \phi_2$$

Donde ϕ_1 y ϕ_2 son calculadas según la Ecuación (3.26).

Dado que la segunda variable estimada es definida como el producto $DG\hat{lu}_{in}$; la variable Glu_{in} puede ser calculada como:

$$\hat{Glu}_{in} = (DG\hat{lu}_{in})/D \quad (4.23)$$

Donde la variable \hat{Glu} es la concentración de glucosa estimada dentro del reactor, \hat{Glu}_{in} es la concentración de glucosa estimada en la entrada del reactor, D es la tasa de dilución, K_{11} y K_{12} son los parámetros pseudo-estequiométricos; además, r_1 y r_2 son la tasa de reacción.

Capítulo 5

Resultados

En esta sección se presenta la validación teórica de las técnicas de control linealizante en retorno de salida basada en observador y super twisting aplicadas al caso de estudio de un sistema de producción de hidrógeno a través de su simulación.

5.1 Metodología de las pruebas

Con el fin de validar la capacidad de las metodologías propuestas para regular la productividad del proceso a un valor deseado y analizar la robustez de las técnicas de control, se realizaron tres pruebas para cada controlador asemejando el comportamiento de un sistema real. Las pruebas consisten en: el primer caso, el proceso es afectado por una señal de perturbación representada por diferentes concentraciones en la señal de glucosa de entrada del reactor. Las diferentes concentraciones en esta señal son consideradas una perturbación debido a que no es posible manejar o controlar la concentración de materia orgánica en el afluente de agua residual utilizado como alimento del proceso. El segundo caso, se considera que no es posible obtener una representación exacta de la dinámica del proceso, por lo tanto, el modelo matemático que representa el comportamiento del proceso puede tener errores. Como último caso, se toma en cuenta el ruido blanco que se presenta en la medición de señales; debido a que se trata de un sistema realimentado este ruido afectara el desempeño de la respuesta de control.

La señal de perturbación utilizada para todas las pruebas consiste en la Figura 5.1. Esta representa las diferentes concentraciones de glucosa en un fluente de agua residual utilizado como entrada en un proceso de fermentación real. Esta señal fue tomada de datos experimentales presentados en [11].

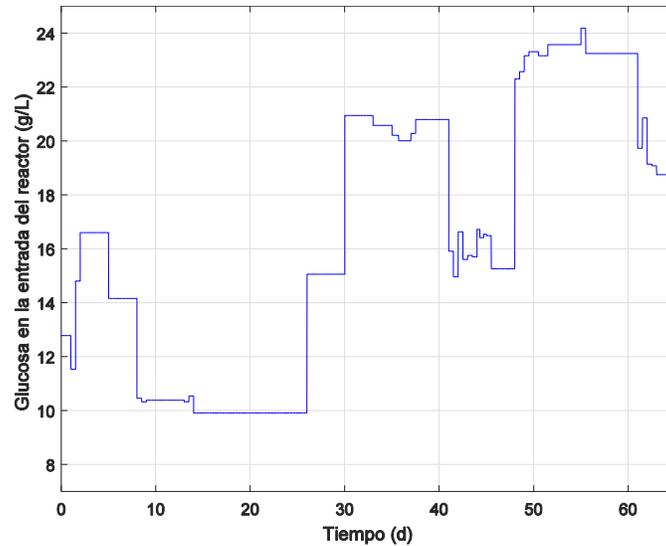


Figura 5.1 Concentración de glucosa de entrada en el proceso.

La señal de referencia utilizada en estas pruebas consiste en una señal variante en el tiempo que representa un perfil de máxima productividad en el biorreactor tomado de [15], ver figura 5.2. En [15] se propone una estrategia de optimización heurística que modifica la tasa de carga orgánica para obtener una máxima producción de hidrógeno. Esta señal fue seleccionada como referencia con el objetivo de validar el resultado obtenido en [15], el cual indica la máxima productividad que alcanza el proceso según su entrada.

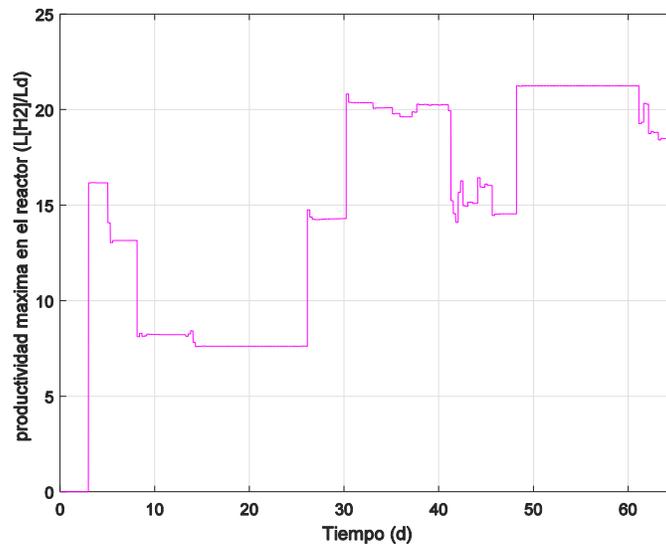


Figura 5.2 Perfil de productividad máxima en el reactor.

Los errores en el modelo matemático que describe el comportamiento del proceso fueron producidos modificando los parámetros del modelo del sistema a través del método Latin Hipercube. La función de este método consiste en modificar de forma arbitraria el valor de cada parámetro dentro de un rango específico. La variación de los parámetros introduce error en el modelo ideal del proceso. A razón, de que el valor de cada uno de los parámetros es modificado de forma arbitraria, esta prueba es realizada variando 30 veces el valor de los parámetros para validar estadísticamente los resultados.

El rango o porcentaje de variación de los parámetros es establecido para verificar la robustez de la técnica de control.

El ruido en las mediciones debido al uso de equipo de medición fue simulado adhiriendo una señal de ruido blanco aditivo en la señal de salida medida. La señal de ruido utilizada en esta prueba consiste en un ruido blanco gaussiano creado de forma sintética con un periodo y frecuencia de muestreo respectivamente de 10 min y 0.0017 Hz como la Figura 5.3.

En todas las pruebas la validación numérica fue realizada utilizando el software Matlab y el solucionador de ecuaciones diferenciales ode15s. Además, la simulación es desarrollada con un vector de tiempo de 64 días y un periodo de muestreo de 10 minutos.

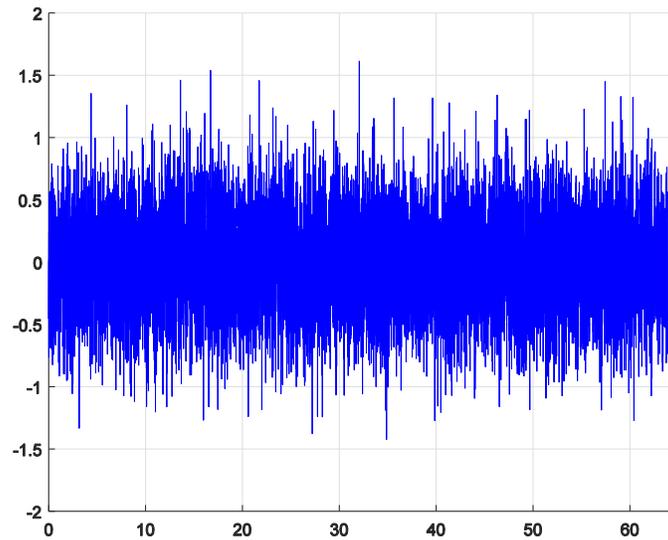


Figura 5.3 Señal de ruido blanco aplicado al sistema

Las condiciones iniciales de los estados del sistema fue tomado de [11] con el objetivo de asemejar las pruebas experimentales presentadas en ese trabajo.

$$\begin{bmatrix} Glu \\ Ace \\ Pro \\ Bu \\ EtoH \\ X \\ CO_2 \\ H_2 \\ CO_2 gas \\ H_2 gas \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 2.29 \\ 1.461 \\ 0.083 \\ 2.633 \\ 0.218 \\ 0.936 \\ 0.0095 \\ 0.0012 \\ 0.0136 \\ 0.0480 \end{bmatrix} \quad (5.1)$$

5.2 Técnica de control por linealización exacta en retorno de estados

Con el objetivo de asemejar condiciones de operación semejantes a un sistema real la validación del controlador diseñado en base a la técnica de control por linealización exacta en retorno de estados es planteada para dos casos de estudio. Los dos casos consisten en: (i) se considera un sistema ideal donde son disponibles todos los estados del sistema, (ii) se considera un sistema real donde no se conoce los estados del sistema, ni la perturbación aplicada al proceso, pero estas son estimadas.

Para cada uno de los dos casos propuestos se validó la robustez de la metodología como se indica en la sección 5.1.

Las diferentes ganancias utilizadas en estas pruebas son:

Ganancia del controlador:

$$k_m = 20 \quad (5.2)$$

Ganancia del observador de Luenberger:

$$L = \begin{bmatrix} 1800e+03 \\ 2.3199 \\ 0.4516 \\ 0.0603 \end{bmatrix} \quad (5.3)$$

Ganancia del observador super twisting, tomada de [32]:

$$\gamma = \begin{bmatrix} 0.4378 \\ 1.1166 \end{bmatrix} \times 10^6 \quad (5.4)$$

A continuación, se presentan los resultados de las pruebas de robustez comparando cada caso propuesto.

5.2.1. Robustez con respecto a perturbaciones

En esta sección se presenta la comparación de los dos casos propuestos considerando que el sistema es afectado por una señal de perturbación variante en el tiempo. La señal de perturbación utilizada es representada por la Figura 5.1. Esta figura expone la concentración de glucosa aplicada en la entrada del reactor Glu_{in} .

Figura 5.4 (a) Salida controlada del sistema utilizando la ley de control linealizante por retorno de estados ideal y (b) un acercamiento de esta señal en el periodo del día 30 al día 42.

En la Figura 5.5 se grafica la velocidad de flujo de agua en la entrada del reactor generada por el controlador. Esta señal es capaz de exigir que la productividad del biorreactor tienda asintóticamente al valor de la referencia asignado. En el desarrollo de esta prueba la entrada controlada es saturada a un valor máximo de $5.3 L/d$; considerando que, si la señal de flujo de entrada es mayor a este valor puede ocasionar el lavado del biorreactor real.

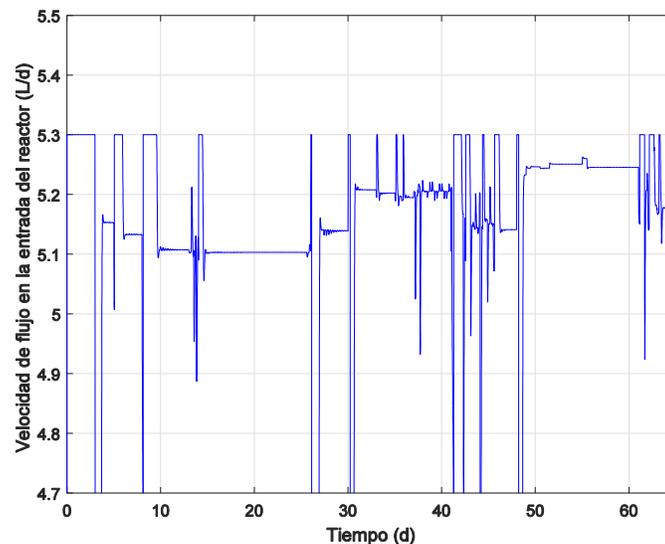
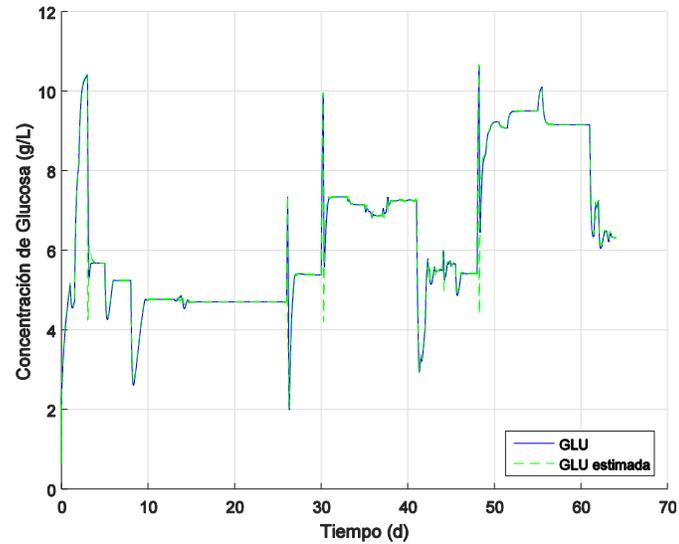


Figura 5.5 Señal de velocidad de flujo de agua controlada en la entrada del proceso.

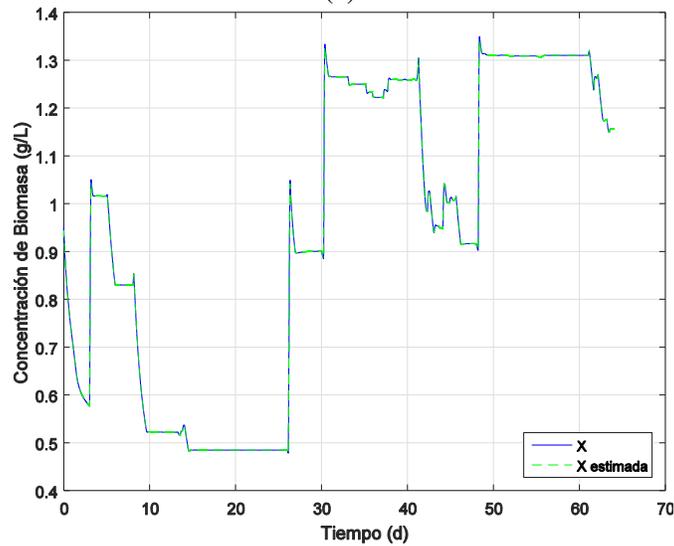
Seguidamente, Para aplicar la metodología propuesta al segundo caso de estudio, se considera que los estados del sistema no son medibles y que el sistema es sometido a una perturbación desconocida. Los estados son estimados por un observador cooperativo formado por un observador de Luenberger y un observador super twisting. El funcionamiento de este sistema de control está definido por los siguientes pasos: en primer lugar, se estima el valor de las variables de estado del sistema y la señal de perturbación desconocida; posteriormente, se calcula la nueva entrada del sistema capaz de controlar y exigir el comportamiento deseado; esta señal es calculada a partir del valor de los estados estimados. Por último, esta entrada de control es aplicada al sistema de producción de hidrógeno para observar su respuesta. Las condiciones iniciales utilizadas para esta prueba son mostradas en la Ecuación 5.1.

La Figura 5.6 expone en (a) la concentración de glucosa dentro del reactor y en (b) la concentración de biomasa dentro del reactor, en la línea azul se observa la señal obtenida del modelo y en la línea verde la señal estimada por el observador de Luenberger. A partir de los resultados obtenidos de la estimación de glucosa y biomasa en el sistema, se puede observar una buena y rápida respuesta del observador de Luenberger para calcular el valor estimado de estas señales; el error de estimación permanece cercano a cero ya que el valor estimado toma un valor muy próximo al valor generado por el modelo a lo largo de la simulación. Sin embargo, cuando la concentración de estas variables dentro del reactor tiene cambios importantes en su concentración el error de estimación aumenta. El error absoluto entre las dos señales estimadas tiene un valor máximo de $0.008 g/L$ y $1.731e-3 g/L$ para cada caso respectivamente. La implementación de la estrategia de control basado en observador

implica tener un observador más rápido que el controlador y que permita tener disponibles los estados del sistema para su uso en la ley de control.



(a)



(b)

Figura 5.6 Estados estimados de (a) glucosa, (b) biomasa.

La Figura 5.7 expone la señal de perturbación estimada por el observador super-twisting comparada con la señal de concentración de glucosa en la entrada del reactor utilizada en las diferentes pruebas; en la línea roja se observa en valor estimado y en la línea azul el valor real. Esta grafica muestra una buena estimación de la señal de perturbación; sin embargo, existe un error o sobre pico cuando la señal tiene cambios drásticos de concentración. El valor máximo del error absoluto de estas señales es de 7 g/L

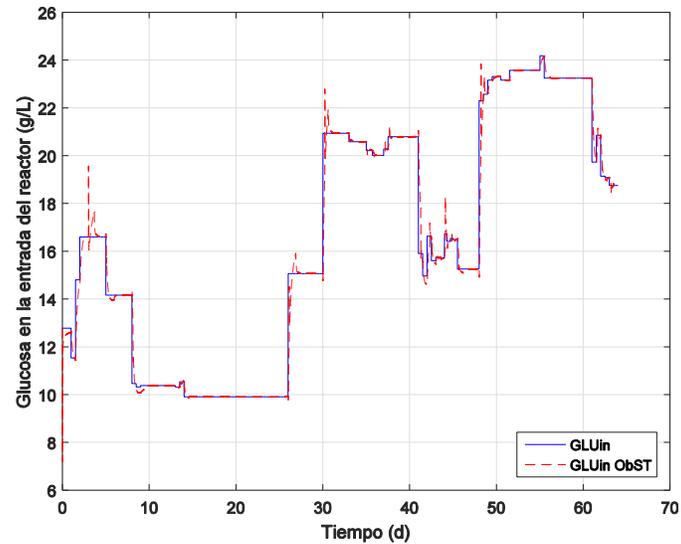
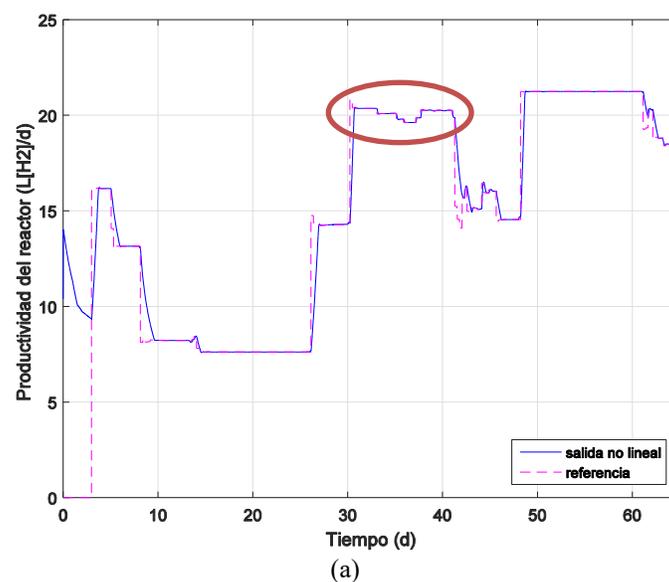
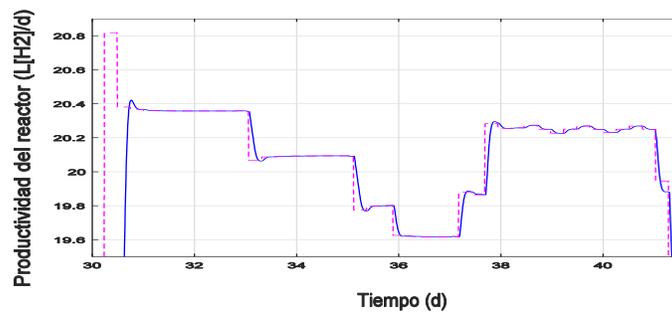


Figura 5.7 Señal estimada de glucosa en le entrada del reactor.

La respuesta de control del sistema se puede observar en la Figura 5.8, en esta se distingue en la línea color azul la señal de salida del proceso y en la línea color magenta la señal de referencia que se desea seguir. Además, un acercamiento de esta señal en el periodo del día 30 al día 42 se muestra en el inciso (b) de esta figura. En esta grafica podemos observar una buena regulación de la salida del sistema a la señal de referencia a pesar de utilizar señales estimadas y no señales medidas.

Comparando el resultado obtenido para cada uno de los dos casos, mostrado en las Figuras 5.4 y 5.8 se observa un comportamiento muy similar donde el error por regulación es casi nulo, ya que la salida del sistema tiende asintóticamente al perfil de referencia. sin embargo, el segundo caso propuesto tiene la ventaja de no necesitar los estados medidos del sistema, ya que es posible estimar estos.





(b)

Figura 5.8 (a) Salida controlada del sistema utilizando la ley de control basado en los estados estimados y (b) un acercamiento de esta señal en el periodo del día 30 al día 42.

La Figura 5.9 muestra la señal controlada de velocidad de flujo de agua en la entrada del reactor diseñada para el segundo caso. Cabe recordar que, debido a una condición impuesta por la naturaleza del sistema, el rango de operación de esta señal debe tomar valores entre un valor mínimo de 0 L/d y un valor máximo de 5.3 L/d , ya que se puede producir el lavado del biorreactor expulsando los microorganismos encargados de la producción.

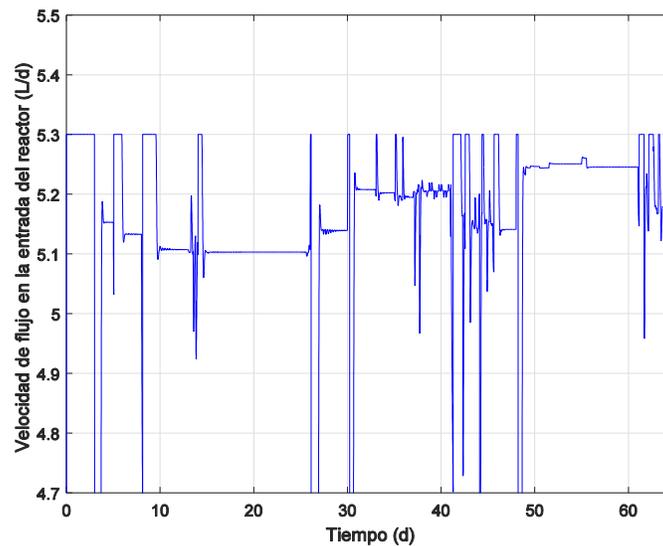


Figura 5.9 Señal de velocidad de flujo de agua controlada en la entrada del proceso obtenido por el controlador basado en los estados estimados.

5.2.2 Robustez con respecto a incertidumbres

La segunda prueba de robustez aplicada al controlador consiste en considerar que el modelo matemático utilizado en el diseño de la ley de control tiene errores de modelado. Esta prueba es realizada con el objetivo de determinar hasta qué porcentaje de error el controlador mantiene una buena regulación de la salida del sistema. Una forma de representar los errores en el modelo matemático del sistema es a través de la variación de los parámetros en el modelo.

Cumpliendo con este objetivo, el desarrollo de esta prueba se realizó modificando de forma arbitraria los parámetros del modelo del sistema en un rango de error específico a través del método Latin Hipercube. Esta prueba fue realizada 30 veces con el fin de validar estadísticamente los resultados. En esta prueba, se consideran dos casos de estudio: un sistema ideal donde se conocen todos los estados del sistema y la perturbación aplicada; un sistema real donde no son medidos los estados del sistema, ni se conoce la perturbación aplicada.

La respuesta de control considerando un sistema ideal y la variación de todos los parámetros del modelo en un 1% del valor real se puede observar en la Figura 5.10. En la gama de colores denominado parula del software Matlab que va desde amarillo hasta azul, se grafica la salida del sistema para cada prueba y en la línea de color magenta se muestra la señal de referencia a seguir. Como se puede observar la salida del sistema tiende asintóticamente al perfil de referencia, a pesar de las variaciones aplicadas en el modelo. Sin embargo, a partir del día 50 no se obtiene una buena respuesta de control. Este comportamiento es producido debido a la saturación de la entrada de control, ya que el sistema no logra obtener la velocidad de flujo de agua necesario para mantener la respuesta de control deseada. A partir de este resultado se puede afirmar que el sistema es sensible ante variaciones en el modelo del sistema cuando la entrada de velocidad de flujo de agua tiene un valor máximo de 5.3 L/d como se observa en la Figura 5.11.

Ahora, con el objetivo de seguir analizando la robustez de la técnica de control, otra prueba es realizada, ahora ampliando el rango de saturación de la entrada de control a 6 L/d y modificando todos los parámetros del sistema en un rango de $\pm 5\%$ del valor real. Es importante discurrir, que es posible que este nuevo rango de saturación en la entrada controlada del sistema produzca daños en el proceso real.

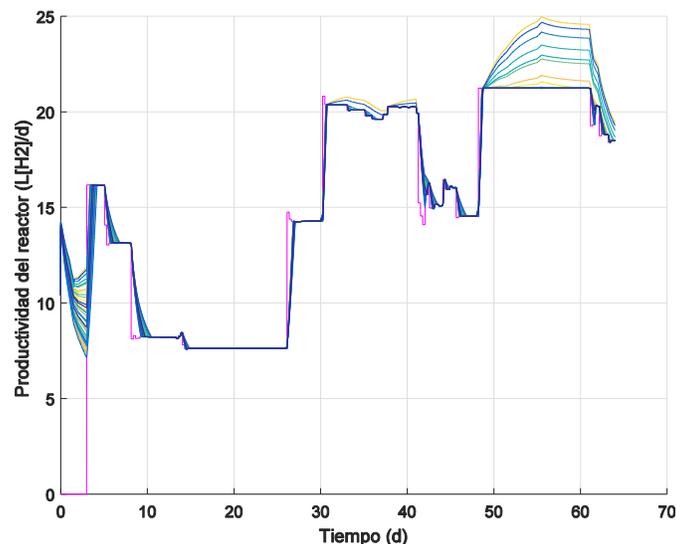


Figura 5.10 Respuesta de control cuando se varían en un $\pm 1\%$ el valor de los parámetros del sistema.

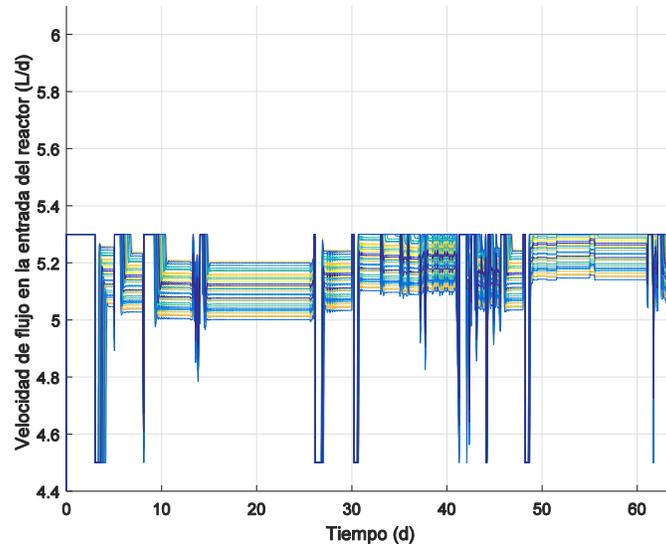


Figura 5.11 Velocidad de flujo de agua en la entrada del proceso cuando los parámetros del modelo tienen una variación aleatoria en $\pm 1\%$.

En la Figura 5.12 se expone la respuesta de la salida del sistema en la gama de colores de azul a amarillo cuando se aplica una entrada de control en el rango de operación de $0 L/d$ a $6 L/d$; además, de la señal de referencia en la línea color magenta. En esta gráfica se observa como la salida del sistema tiende asintóticamente al valor de referencia corrigiendo el error obtenido anteriormente debido a la saturación de la entrada de control. Sin embargo, se observa que el error introducido en los parámetros del modelo afecta el tiempo de crecimiento al inicio del proceso, ya que la respuesta de control puede tardar hasta 15 días en estabilizarse.

Posteriormente se desarrollaron más pruebas al controlador considerando un sistema ideal e incrementando el porcentaje de error en los parámetros del modelo. El resultado no satisfactorio obtenido para regular la salida del sistema a una señal de referencia cuando se modifica los parámetros del modelo hasta un $\pm 7\%$ del valor original permite concluir, que el porcentaje máximo de error en los parámetros que la técnica de control puede tolerar obteniendo una buena respuesta es $\pm 5\%$.

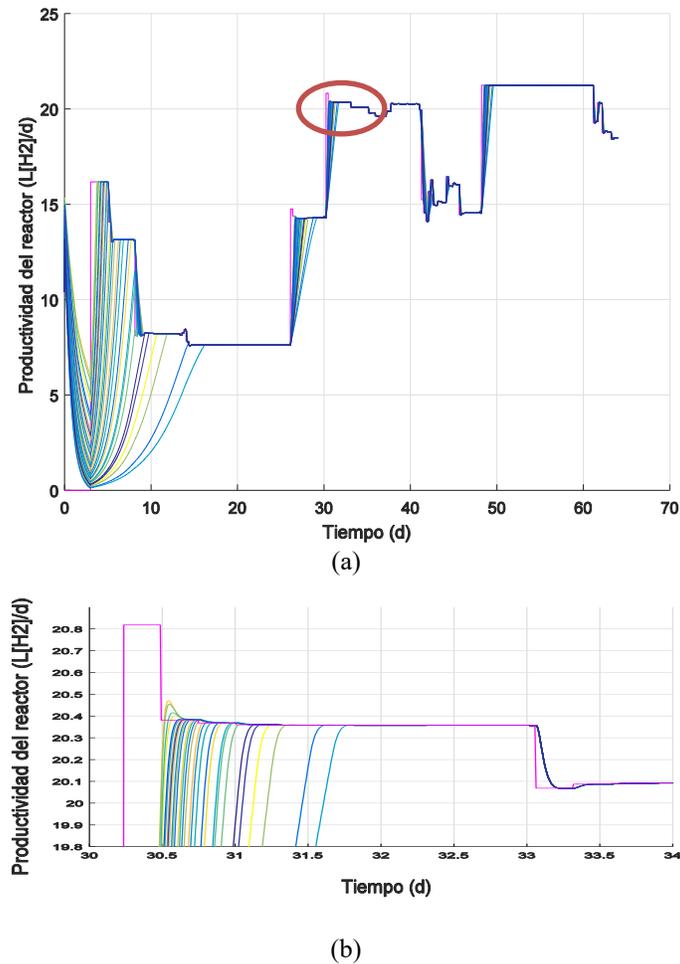


Figura 5.12 (a) Salida del sistema considerando la variación de todos los parámetros del modelo en un $\pm 5\%$ del valor real y (b) un acercamiento de esta señal en el periodo del día 30 al día 37.

El desarrollo del segundo caso propuesto requiere la implementación de un observador de Luenberger y un observador Super Twisting para estimar los estados del sistema y la señal de perturbación respectivamente. La respuesta controlada del sistema utilizando los estados estimados y un porcentaje de error de $\pm 5\%$ en los parámetros del modelo se muestra en la Figura 5.13. En esta gráfica se observa como la salida del sistema tiende asintóticamente al valor de referencia a pesar del error introducido y el uso de señales estimadas en lugar de señales medidas.

Comparando el resultado obtenido en las Figuras 5.12 y 5.13 se observa un buen comportamiento en los dos casos para que la salida del proceso tienda asintóticamente a la señal de referencia a pesar de considerar un error del $\pm 5\%$ en el modelo del sistema. Sin embargo, en la Figura 5.13 se observa que el error introducido por las señales estimadas hace que el error por regulación aumente. La ventaja del segundo caso (estimando los estados del sistema) está en que no es necesario medir los estados del sistema y conocer la perturbación aplicada en el proceso para implementar la técnica de control. La implementación de esta técnica de control implica conocer el modelo del sistema lo que puede ser una desventaja en procesos de alta dificultad..

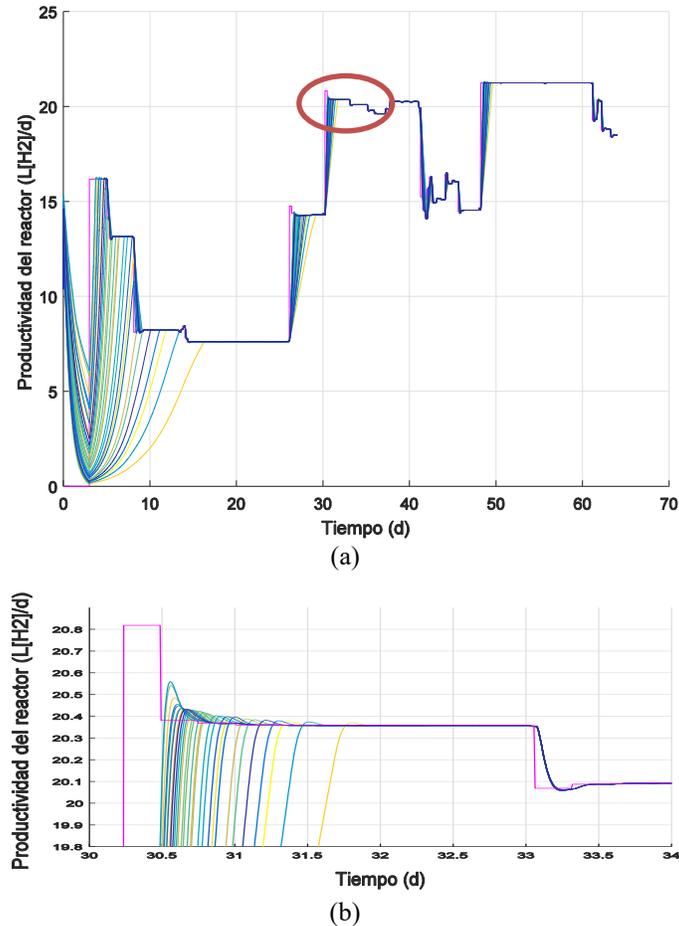


Figura 5.13 (a) Salida del sistema utilizando las señales estimadas y considerando la variación de todos los parámetros del modelo en un $\pm 5\%$ del valor real y (b) un acercamiento de esta señal en el periodo del día 30 al día 37.

5.2.3 Robustez con respecto a ruido en las señales medidas

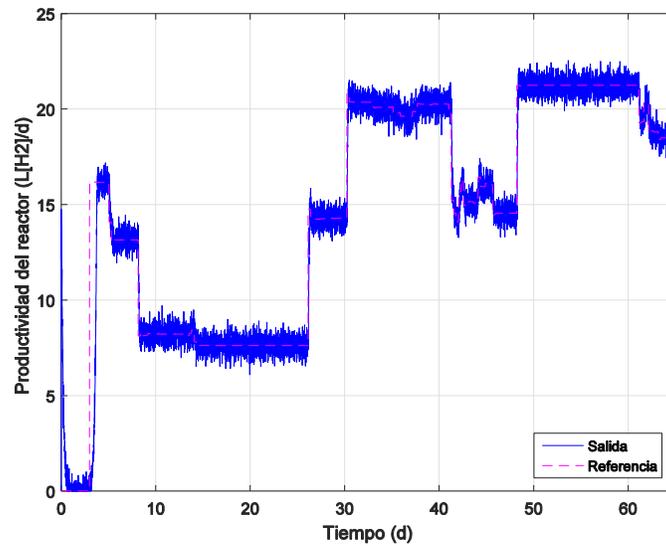
En esta sección se exponen los resultados obtenidos de la última prueba de robustez aplicada al controlador. Esta prueba consiste en considerar que las señales medidas en el sistema son afectadas por ruido aditivo introducido por los aparatos de medición. La señal de ruido utilizada para estas pruebas es representada por la Figura 5.3.

el primer caso propuesto consiste en considerar que los estados del sistema están disponibles para su uso y el sistema es afectado por una señal de perturbación. El ruido aditivo en la señal de salida afecta constantemente al controlador; ya que esta señal es realimentada a la planta por la entrada de control.

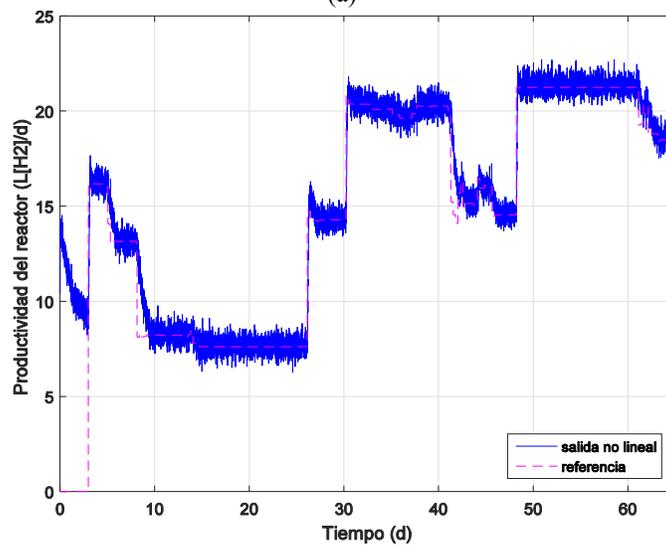
En el segundo caso en estudio se considera que los estados y la perturbación del sistema deben ser estimados por el observador cooperativo formado por el observador de Luenberger y el observador

super twisting. En este caso, el sistema es afectado continuamente por el error introducido debido a el uso de señales estimadas y el ruido aditivo en la señal de salida.

En la Figura 5.14 se expone la respuesta de control obtenida por la simulación de los dos casos del controlador planteados cuando un ruido blanco afecta las señales medidas del sistema. La línea azul representa la salida del sistema y la línea magenta la señal de referencia. En esta grafica se observa una correcta regulación de la salida del sistema a las diferentes concentraciones de la señal de referencia asignada; la amplitud de esta señal es afectada directamente por la amplitud del ruido adicionado.



(a)



(b)

Figura 5.14 Salida del sistema considerando ruido en las señales medidas para (a) un sistema ideal y (b) un sistema real donde se estiman los estados del modelo.

5.3 Técnica de control super-twisting.

En el desarrollo de esta sección se presentan los resultados obtenidos de la implementación de la técnica de control super twisting al proceso de producción de hidrógeno; con el objetivo de validar la robustez y el desempeño del algoritmo propuesto para regular la productividad del sistema a un valor de referencia, al igual que la sección 5.2 se plantearon tres pruebas las cuales consisten en: (i) robustez con respecto a perturbaciones, (ii) robustez con respecto a incertidumbres y (iii) robustez con respecto a ruido.

La validación numérica de este trabajo es realizada utilizando el software Matlab y el solucionador de ecuaciones diferenciales ode15s. Además, la simulación es desarrollada con un vector de tiempo de 64 días y un periodo de muestreo de 10 minutos. Las ganancias del controlador utilizadas en estas pruebas son:

$$c = 0.09 \quad \text{y} \quad b = 4.5 \quad (5.5)$$

5.3.1. Robustez con respecto a perturbaciones.

En la primera prueba aplicada al controlador se considera que el sistema de producción de hidrógeno es influenciado en todo tiempo por una señal de perturbación definida como la concentración de glucosa en la entrada del reactor $Gl_{u_{in}}$ representada por la Figura 5.1. Además, la señal de referencia utilizada es el perfil de productividad máximo que se indica en la Figura 5.2.

Los resultados de la simulación de la técnica de control utilizando la señal de glucosa en la entrada del biorreactor como una perturbación, además de un acercamiento de esta señal en el periodo del día 30 al día 42 es expuesta en la Figura 5.15. Esta grafica muestra como la entrada controlada de flujo de agua diseñada bajo el algoritmo de control super twisting logra exigir que la salida del sistema tienda asintóticamente en un tiempo finito a la señal de referencia dada. La línea azul representa la salida controlada del sistema y en la línea magenta la señal de referencia.

La característica de esta técnica de control consiste en basarse únicamente en el valor y el signo de la señal de error formado por la diferencia entre la señal de salida medida y la señal de referencia, lo que la hace una técnica atractiva para aplicar en sistemas donde no se tiene conocimiento de un modelo exacto y de todas las variables en el proceso. El efecto chattering producido por la ley de control discontinua es observado en la salida del sistema como una pequeña oscilación a una frecuencia finita. La respuesta de control inicia a partir del día cero, sin embargo, este resultado es a nivel de simulación ya que en la vida real la respuesta de control debe esperar un tiempo de inicio de aproximadamente 2 días para que el sistema se estabilice. El tiempo de asentamiento de la salida del sistema aumenta directamente si la señal de referencia tiene cambios rápidos y bruscos en su valor.

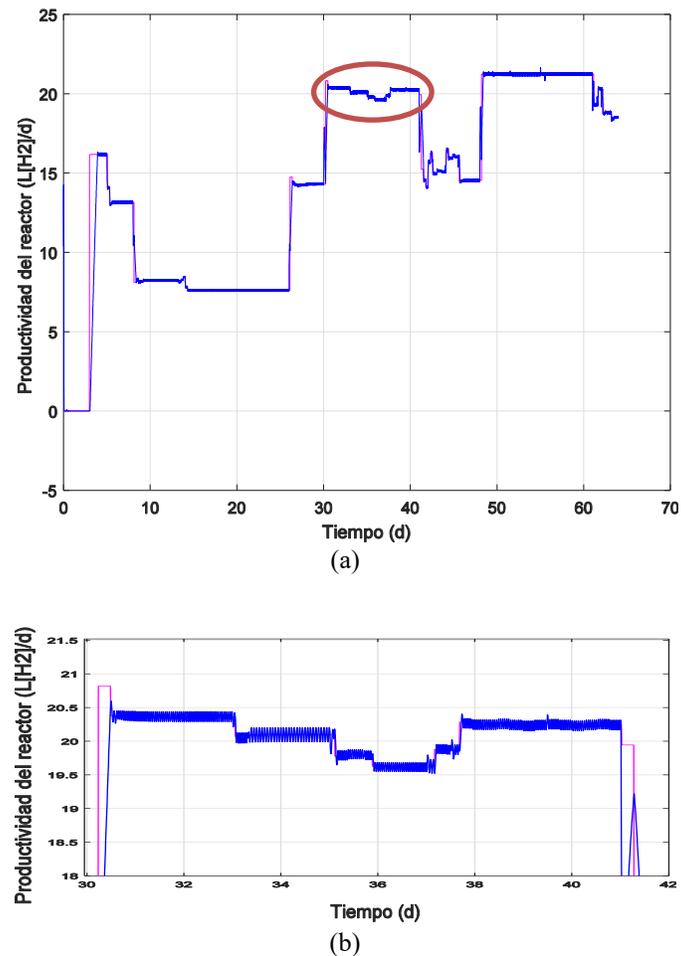


Figura 5.15 Salida del sistema considerando perturbaciones en el sistema y (b) un acercamiento de esta señal en el periodo del día 30 al día 42.

La entrada controlada de flujo de agua es la encargada de generar que la salida del sistema tome en un tiempo finito el valor de la referencia; considerando la misma situación de la sección 5.2, la velocidad de flujo de agua que entra en el biorreactor no debe ser mayor a 5.3 L/d ya que se puede producir un lavado del biorreactor. Comparando las dos técnicas de control propuestas se observa que cada una genera una entrada controlada Q_{in} diferente, sin embargo, cada una logra el objetivo de control. la Figura 5.16. muestra la señal de flujo de agua diseñada por el algoritmo de control super twisting. Esta señal es afectada por el efecto chattering de los modos deslizantes; a manera de implementación esta señal debe ser filtrada para obtener un comportamiento lineal ya que puede afectar el desempeño de maquinaria en diferentes procesos.

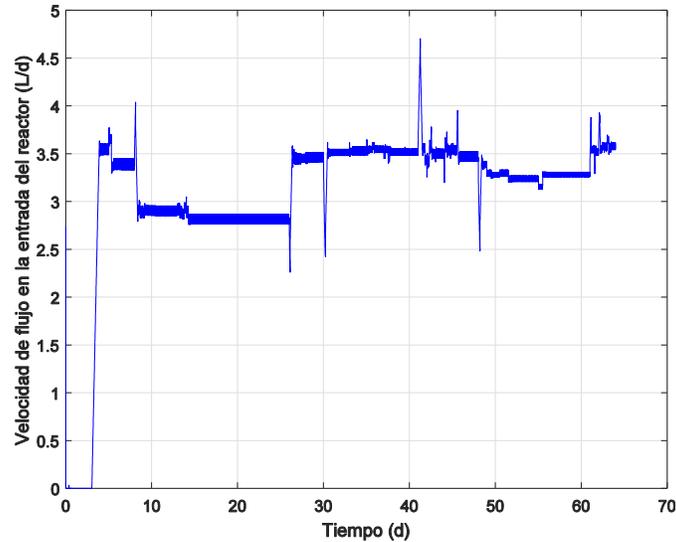


Figura 5.16 Velocidad de flujo de flujo de agua.

5.3.2 Robustez con respecto a incertidumbres.

La segunda prueba aplicada a la técnica de control super twisting consiste en determinar la robustez del algoritmo de control cuando no se conoce exactamente el modelo matemático que describe el funcionamiento del proceso introduciendo un error por incertidumbre. Al igual que la sección 5.2.2, para el desarrollo de esta prueba se planteó modificar aleatoriamente todos los parámetros pseudo-estequiométricos y cinéticos del modelo del sistema en un $\pm 1\%$ hasta un 20% de su valor real, a través del método estadístico Latin-Hypercube. Para validar estadísticamente esta prueba los parámetros son modificados aleatoriamente 30 veces consecutivas.

La Figura 5.17 expone la respuesta de control considerando que los parámetros del sistema son modificados en un $\pm 1\%$ de su valor real. En esta gráfica se observa una correcta regulación de la salida del sistema al perfil de productividad máxima como señal de referencia a pesar del error en el modelo del sistema. El tiempo de asentamiento de la señal de salida incrementa hasta un tiempo de 7 días cuando los valores de los parámetros son modificados cerca al valor máximo de 10% del valor original. De forma ideal en el desarrollo de esta prueba se espera que la variación de los parámetros del modelo no afecte la respuesta de control, ya que la implementación de la entrada controlada solo depende del valor y el signo de la señal de error por regulación; sin embargo, debido a que en este trabajo la señal de salida no es realmente medida si no es calculada a partir del modelo del proceso, la variación de los parámetros afecta el desempeño de la salida controlada.

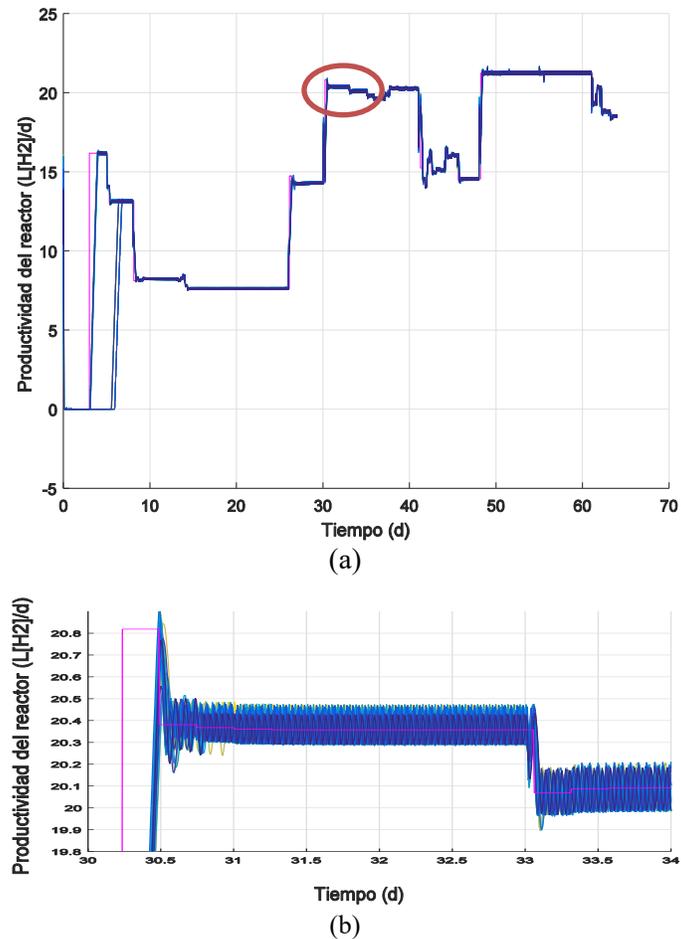


Figura 5.17 (a) Salida del sistema considerando variación en los parámetros de $\pm 10\%$ y (b) un acercamiento de esta señal en el periodo del día 30 al día 37.

En base a los resultados obtenidos, se puede concluir que el porcentaje máximo de error aplicado a los parámetros obteniendo un buen desempeño en la regulación de la salida del sistema, es hasta un $\pm 10\%$ del valor real; ya que, si el porcentaje de error aumenta la entrada de control no logra mantener la regulación de la salida al valor de referencia en todo tiempo. Esto es debido al nivel de operación máximo de la entrada controlada de velocidad de flujo de agua.

5.3.3 Robustez con respecto a ruido.

La tercera y última prueba aplicada a la técnica de control super-twisting consiste en considerar ruido blanco gaussiano de tipo aditivo en la señal de salida medida con el objetivo de asemejar disturbios naturales en la medición. La señal de ruido utilizada en esta prueba consiste en un ruido blanco gaussiano de naturaleza aditiva creado de forma sintética con un periodo y frecuencia de muestreo respectivamente de 10 min y 0.0017 Hz como la Figura 5.3.

El desempeño de la entrada controlada para mantener la regulación de la salida del proceso al valor de referencia a pesar de considerar que la señal de salida medida tiene ruido blanco es expuesto en la Figura 5.18, la línea de color azul representa la señal de salida del sistema y la línea de color magenta la señal de referencia deseada. En esta figura se aprecia un aumento en la magnitud de la señal de salida del sistema debido al ruido blanco aditivo; sin embargo, la respuesta de control se mantiene en todo tiempo.

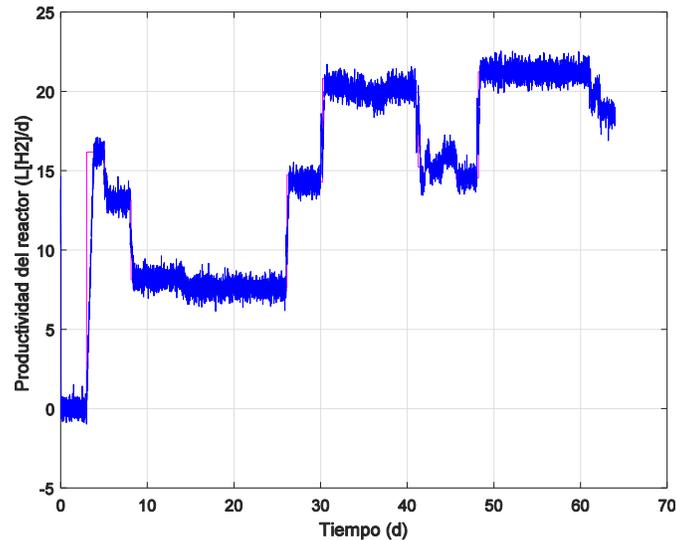


Figura 5.18 Regulación de la salida del proceso a una señal de referencia cuando la salida medida del proceso es afectada por un ruido blanco gaussiano.

5.4 Comparación de controladores.

El desempeño de cada estrategia de control implementada en el proceso de producción de hidrógeno fue evaluado bajo las mismas condiciones de operación observando los criterios de: complejidad de diseño, tiempo de asentamiento, error absoluto por regulación, robustez a perturbaciones, robustez a incertidumbres en el modelo del sistema, robustez a ruido en las mediciones y tiempo computacional. En la Tabla 2 se expone una comparación cuantitativa de estos criterios de evaluación para las técnicas de control por linealización exacta en realimentación de estados y super-twisting.

El diseño de la entrada controlada con base en la técnica de control por linealización exacta en retorno de estados requiere un buen modelo matemático que represente de forma precisa la dinámica del proceso y que los estados del sistema estén disponibles para su realimentación en la ley de control. Estas características hacen que el diseño e implementación de esta entrada de control tenga un nivel de complejidad alto; por el contrario, en la técnica de control super-twisting el diseño de la entrada controlada únicamente depende del valor y signo de la señal de error por seguimiento, permitiendo así, un fácil diseño e implementación de la misma.

Con el objetivo de comparar el tiempo de asentamiento de cada una de las técnicas de control para lograr la regulación de la salida del sistema al valor de referencia asignado, en la Figura 5.19 se presenta un acercamiento de la repuesta de control cuando éste se basa en el algoritmo (a) super-

twisting y (b) linealización exacta. En esta gráfica se observa que el control super twisting logra obtener la regulación de salida en un menor tiempo de asentamiento pero con un mayor tiempo de inicio comparado con el control por linealización exacta; los cambios drásticos de concentración en la señal de referencia, incrementa el tiempo de asentamiento de la salida del sistema. Como ejemplo en el día 8.1 la técnica de control super twisting logra regular la productividad del proceso en un tercio de día, sin embargo, el control linealizante tarda hasta dos días para regular nuevamente la señal de salida.

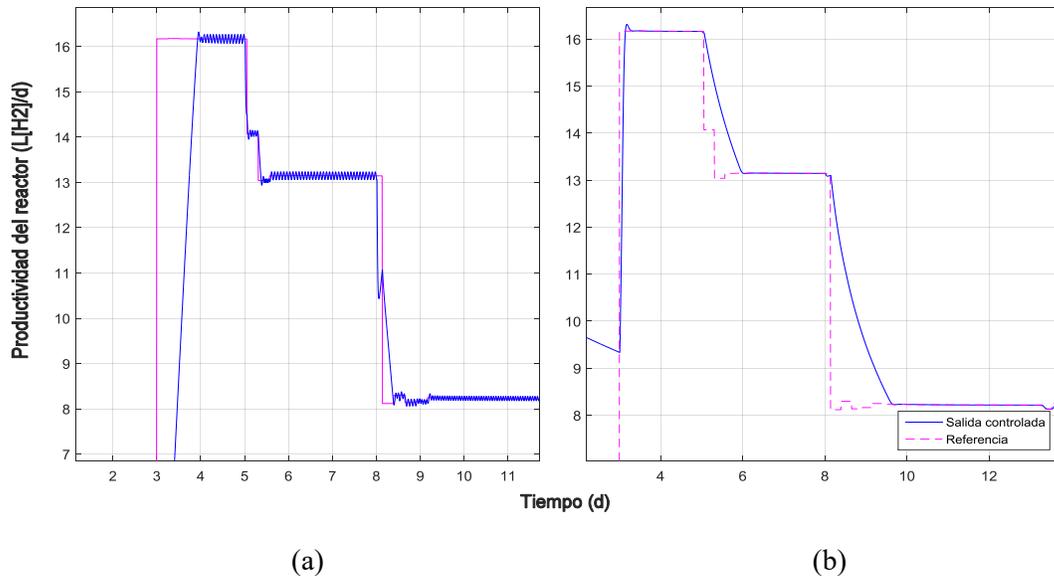


Figura 5.19 Acercamiento de la respuesta de control para la técnica de control (a) super-twisting y (b) linealización exacta por realimentación de estados.

A partir, del error por seguimiento calculado por la diferencia entre la señal de salida y la señal de referencia se determina que tan buena es la respuesta de control obtenida por cada técnica utilizada; en la Figura 5.20 se expone el comportamiento del valor absoluto del error por seguimiento cuando es implementado la técnica de control super twisting y linealización exacta respectivamente. Según los resultados obtenidos se determina una correcta respuesta de control para cada técnica, ya que la magnitud del error absoluto toma valores muy cercanos a cero; sin embargo, cuando existen cambios rápidos y drásticos en la señal de referencia se observa sobre picos en esta señal tomando valores de 16 L/d y 14 L/d respectivamente para cada técnica en el inicio de control.

Las pruebas de robustez para las técnicas de control por linealización exacta y super-twisting fueron presentadas en las secciones 5.2.1-5.2.3 y 5.3.1- 5.3.3 respectivamente; de los resultados obtenidos se puede señalar que:

- Las dos técnicas de control tienen un buen desempeño para compensar las diferentes concentraciones de glucosa en la entrada del reactor considerada como una perturbación aplicada en el sistema.
- El ruido blanco aditivo en las señales medidas aumenta la magnitud de la señal de salida controlada pero la respuesta de control se mantiene para cada una de las técnicas de control.

- El algoritmo super-twisting compensa un mayor grado de error en el modelo del sistema ($\pm 10\%$) sin comprometer la eficiencia de la respuesta de control comparado con el método por linealización exacta en retorno de estados ($\pm 1\%$)

La implementación de las técnicas de control fue realizada en un computador portátil con un procesador Intel Core i3 CPU 2.4 GHz y 4 GB de memoria RAM utilizando el software Matlab versión 2015a. El tiempo de cómputo máximo para cada método de control (linealización exacta por realimentación de estados y super-twisting) es de 56.15 segundos y 2.35 minutos respectivamente.

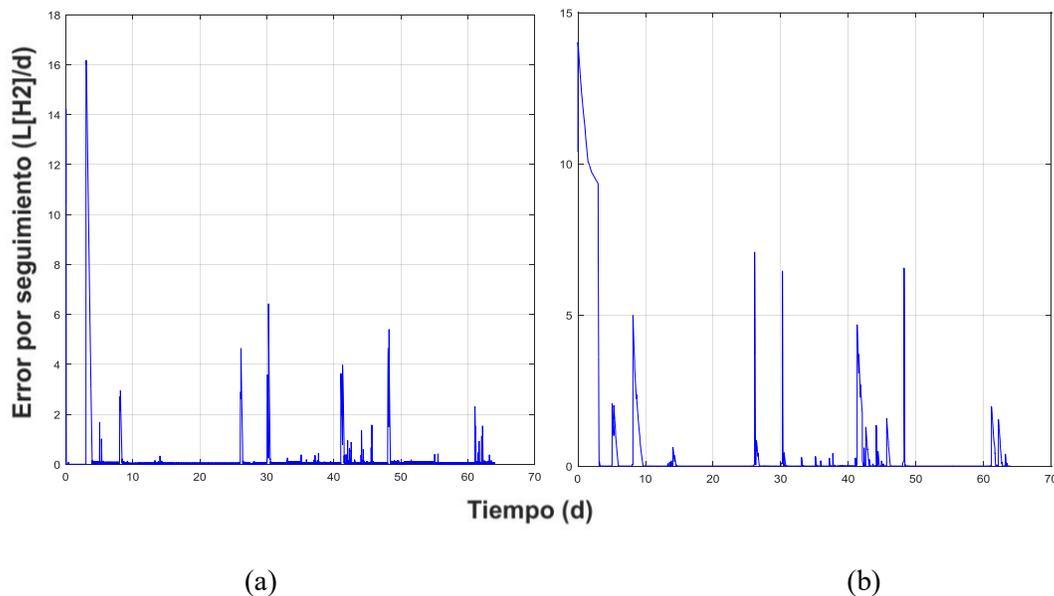


Figura 5.20 Señal de error absoluto de la regulación de la salida del sistema a la señal de referencia en base a la técnica de control (a) super-twisting y (b) linealización exacta por realimentación de estados.

Técnica de control	Complejidad de diseño	Tiempo de asentamiento	máximo error absoluto	Robustez a perturbaciones	Robustez a incertidumbres	Robustez a ruido	Tiempo computacional
Linealización exacta por realimentación de estados	Alta	Hasta 2 días	14 L/d	Bueno	hasta un 1% de error en el modelo del sistema	Bueno	56.15 segundos
Super-twisting	Baja	Hasta $\frac{1}{3}$ de día	16 L/d	Bueno	hasta un 10% de error en el modelo del sistema	Bueno	2.35 minutos

Tabla 2. Comparación de la respuesta de control para las técnicas de control por linealización exacta en retorno de estados y super-twisting.

Conclusiones

En este trabajo de tesis se desarrollaron e implementaron, en simulación, dos sistemas de control basados en técnicas modernas, un algoritmo super-twisting y otro por linealización exacta en realimentación de estados. Las dos estrategias fueron aplicadas al mismo caso de estudio de un biorreactor productor de hidrógeno para regular a una máxima productividad la salida de este proceso.

Para obtener los conceptos necesarios para el desarrollo de este trabajo, inicialmente fue necesario una extensa investigación de la literatura de procesos biológicos para la producción de hidrógeno y el estudio del modelo matemático que describe el comportamiento real del proceso; así como también las técnicas de control hasta ahora aplicadas a este tipo de procesos.

El modelo matemático de la dinámica del proceso de producción de hidrógeno que se presentó en este trabajo está formado por un sistema extenso y complejo de ecuaciones no lineales; este fue obtenido a través de una revisión documental bibliográfica. Se demostró que, para facilitar la aplicación de técnicas de control, el modelo de este sistema se puede representar de forma simplificada por un sistema de ecuaciones formado por las variables más importantes tales como: biomasa, glucosa e hidrógeno.

A partir de la simulación del modelo del sistema de producción de hidrógeno se estudió el efecto que tiene la concentración de glucosa en la entrada del reactor para definir el nivel de producción que tiene este proceso; obteniendo que a una mayor concentración de glucosa como entrada los microorganismos pueden producir un mayor nivel de flujo de hidrógeno.

El desempeño de las técnicas de control aplicadas al proceso de producción de hidrógeno fue evaluado considerando situaciones como perturbaciones, incertidumbres y ruido que afectan el proceso; además, se consideró que una de las restricciones impuestas por la naturaleza del sistema es el rango de velocidad permitida en la entrada del biorreactor, debido a que puede ocurrir el lavado de este. Las técnicas de control estudiadas en este trabajo fueron planteadas con el objetivo de observar y comparar la eficiencia del control basado en modelo y el control no basado en modelo.

Los resultados obtenidos de la simulación de la técnica de control por linealización exacta en retorno de estados y el control super-twisting permiten concluir que:

- Cada una de las técnicas de control aportan una velocidad de flujo de agua en la entrada del biorreactor con concentraciones diferentes; sin embargo, las dos mantiene la regulación de la productividad del proceso al perfil tomado como referencia. La entrada controlada diseñada por el algoritmo super-twisting se encuentra en un rango de operación ideal para ser aplicada a un proceso real.
- La linealización exacta tuvo un nivel de complejidad mayor en el diseño de la señal de control, debido a la necesidad de un modelo matemático que describa de forma exacta la dinámica del proceso, además de tener disponible todos los estados para su realimentación en la ley de control. En comparación a este, el algoritmo super-twisting solo se basó en la señal de error por seguimiento obtenida por la diferencia de la salida y la referencia deseada.
- El control por linealización exacta basado en el observador cooperativo tuvo un comportamiento favorable para la regulación de la salida del sistema, a pesar del uso de señales estimadas y no señales medidas en la ley de control; esto demuestra la eficiencia

del observador planteado para la estimación de los estados del sistema a pesar de las perturbaciones y variaciones aplicadas al proceso.

- Los dos algoritmos de control presentan una buena respuesta de control cuando el sistema es sometido ante una perturbación variante en el tiempo (concentración de glucosa en la entrada del biorreactor).
- El control super-twisting presentó el mejor comportamiento al problema de regulación cuando se consideran incertidumbres y errores en el modelo del sistema, obteniendo que los parámetros del modelo pueden variar hasta un $\pm 10\%$ de su valor real sin afectar la respuesta de control; por lo contrario, el control por linealización exacta solo puede soportar un $\pm 1\%$ de la variación del valor real de los parámetros del modelo sin afectar la respuesta de control.
- El ruido añadido a las señales, simulando una instrumentación real, no afecta el desempeño de estas dos técnicas de control; sin embargo, la amplitud de la señal de medida aumenta según el ruido adicionado.
- El controlador por linealización exacta presenta un tiempo de asentamiento más largo en comparación al control super twisting; en consecuencia, la señal de control es más lenta. A pesar de esto, el tiempo de computo es menor que el algoritmo super-twisting, lo que permitiría en un futuro su fácil implementación en hardware.

Referencias

- [1] C. Acar and I. Dincer, “Comparative assessment of hydrogen production methods from renewable and non-renewable sources,” *Int. J. Hydrogen Energy*, vol. 39, no. 1, pp. 1–12, 2014.
- [2] B. C. R. Ewan and R. W. K. Allen, “A figure of merit assessment of the routes to hydrogen,” *Int. J. Hydrogen Energy*, vol. 30, no. 8, pp. 809–819, 2005.
- [3] C. Koroneos, A. Dompros, and G. Roubas, “Hydrogen production via biomass gasification-A life cycle assessment approach,” *Chem. Eng. Process. Process Intensif.*, vol. 47, no. 8, pp. 1267–1274, 2008.
- [4] R. Kothari, D. Buddhi, and R. L. Sawhney, “Comparison of environmental and economic aspects of various hydrogen production methods,” *Renew. Sustain. Energy Rev.*, vol. 12, no. 2, pp. 553–563, 2008.
- [5] H. S. Lee, P. Parameswaran, A. Kato-Marcus, C. I. Torres, and B. E. Rittmann, “Evaluation of energy-conversion efficiencies in microbial fuel cells (MFCs) utilizing fermentable and non-fermentable substrates,” *Water Res.*, vol. 42, no. 6–7, pp. 1501–1510, 2008.
- [6] K. Christopher and R. Dimitrios, “A review on exergy comparison of hydrogen production methods from renewable energy sources,” *Energy Environ. Sci.*, vol. 5, no. 5, p. 6640, 2012.
- [7] M. Mester and J. Rusnák, “Hydrogen production from biomass,” p. 4, 2016.
- [8] M. Ni, D. Y. C. Leung, M. K. H. Leung, and K. Sumathy, “An overview of hydrogen production from biomass,” *Fuel Process. Technol.*, vol. 87, no. 5, pp. 461–472, 2006.
- [9] S. Blanco and T. Rodríguez, “Producción de biohidrógeno a partir de residuos mediante fermentación oscura : una revisión crítica (1993-2011) Biohydrogen production from wastes via dark fermentation : A critical review,” *Ingeniare. Rev. Chil. Ing.*, vol. 20, no. 3, pp. 398–411, 2012.
- [10] K. Ogata, *Ingeniería de Control Moderna*, vol. 53, no. 9. 2013.
- [11] I. Torres, A. Vargas, E. Latrille, and G. Buitrón, “Robust observation strategy to estimate the substrate concentration in the influent of a fermentative bioreactor for hydrogen production,” *Chem. Eng. Sci.*, vol. 129, pp. 126–134, 2015.
- [12] C. Aceves, E. Latrille, N. Bernet, P. Buffière, and J. P. Steyer, “A pseudo-stoichiometric dynamic model of anaerobic hydrogen production from molasses,” *Water Res.*, vol. 42, no. 10–11, pp. 2539–2550, 2008.
- [13] C. Aceves, E. Latrille, and J. P. Steyer, “Optimal control of hydrogen production in a continuous anaerobic fermentation bioreactor,” *Int. J. Hydrogen Energy*, vol. 35, no. 19, pp. 10710–10718, 2010.
- [14] S.-R. Huang *et al.*, “Fermentative hydrogen production using a real-time fuzzy controller,” *Int. J. Hydrog. Energy*, vol. 37, no. 20, pp. 15575–15581, 2012.
- [15] I. Torres, A. Vargas, and G. Buitrón, “Optimization strategy to maximize the hydrogen production in a dark fermenter,” *Congr. Nac. Control Autom.*, pp. 358–363, 2015.

-
- [16] J. E. Ramírez, I. Torres, and G. Buitrón, "On-line heuristic optimization strategy to maximize the hydrogen production rate in a continuous stirred tank reactor," *Process Biochem.*, vol. 50, no. 6, pp. 893–900, 2015.
- [17] M. Cui and J. Shen, "Effects of acid and alkaline pretreatments on the biohydrogen production from grass by anaerobic dark fermentation," *Int. J. Hydrogen Energy*, vol. 37, no. 1, pp. 1120–1124, 2012.
- [18] A. Ghimire *et al.*, "A review on dark fermentative biohydrogen production from organic biomass: Process parameters and use of by-products," *Appl. Energy*, vol. 144, pp. 73–95, 2015.
- [19] M. A. Khan *et al.*, "Biohydrogen production from anaerobic digestion and its potential as renewable energy," *Renew. Energy*, 2017.
- [20] X. Liu, N. Ren, F. Song, C. Yang, and A. Wang, "Recent advances in fermentative biohydrogen production," *Prog. Nat. Sci.*, vol. 18, no. 3, pp. 253–258, 2008.
- [21] P. C. Hallenbeck and D. Ghosh, "Advances in fermentative biohydrogen production: the way forward?," *Trends Biotechnol.*, vol. 27, no. 5, pp. 287–297, 2009.
- [22] Y. Shtessel, C. Edwards, L. Fridman, and A. Levant, *Sliding Mode Control and Observation*. 2014.
- [23] A. Crassidis and R. M. Reis, "Model-Free Sliding Mode Control Method," *Int. Conf. Control. Dyn. Syst. Robot.*, vol. 1, no. 100, pp. 1–8, 2016.
- [24] W. Perruquetti and J. P. Barbot, *Sliding Mode Control in Engineering*. 2002.
- [25] A. LEVANT, "Sliding order and sliding accuracy in sliding mode control," *Int. J. Control*, vol. 58, no. 6, pp. 1247–1263, 1993.
- [26] A. Chalanga, S. Kamal, L. M. Fridman, B. Bandyopadhyay, and J. A. Moreno, "Implementation of Super-Twisting Control: Super-Twisting and Higher Order Sliding-Mode Observer-Based Approaches," *IEEE Trans. Ind. Electron.*, vol. 63, no. 6, pp. 3677–3685, 2016.
- [27] B. Bijnan, D. Fulwani, and S. K. Kyung, *Sliding Mode Control Using Novel Sliding Surfaces*. 1988.
- [28] X. Yang, "Exact Linearization Control for a Nonlinear Servo System," pp. 5139–5142, 2008.
- [29] H. Khalil, *Nonlinear Systems*. 1996.
- [30] L. Saihi and A. Boutera, "Robust Sensorless Sliding Mode Control of PMSM with MRAS and Luenberger Extended Observer," no. 1, pp. 174–179, 2016.
- [31] M. Benavides, D. Coutinho, A. Hantson, J. Van Impe, and A. Vande, "Robust Luenberger observers for microalgal cultures," *J. Process Control*, vol. 36, pp. 55–63, 2015.
- [32] I. Torres and A. V. Germ, "Heuristic strategy to on-line optimize a biohydrogen production dark fermenter," *Congr. Nac. Control Autom.*, 2015.
-