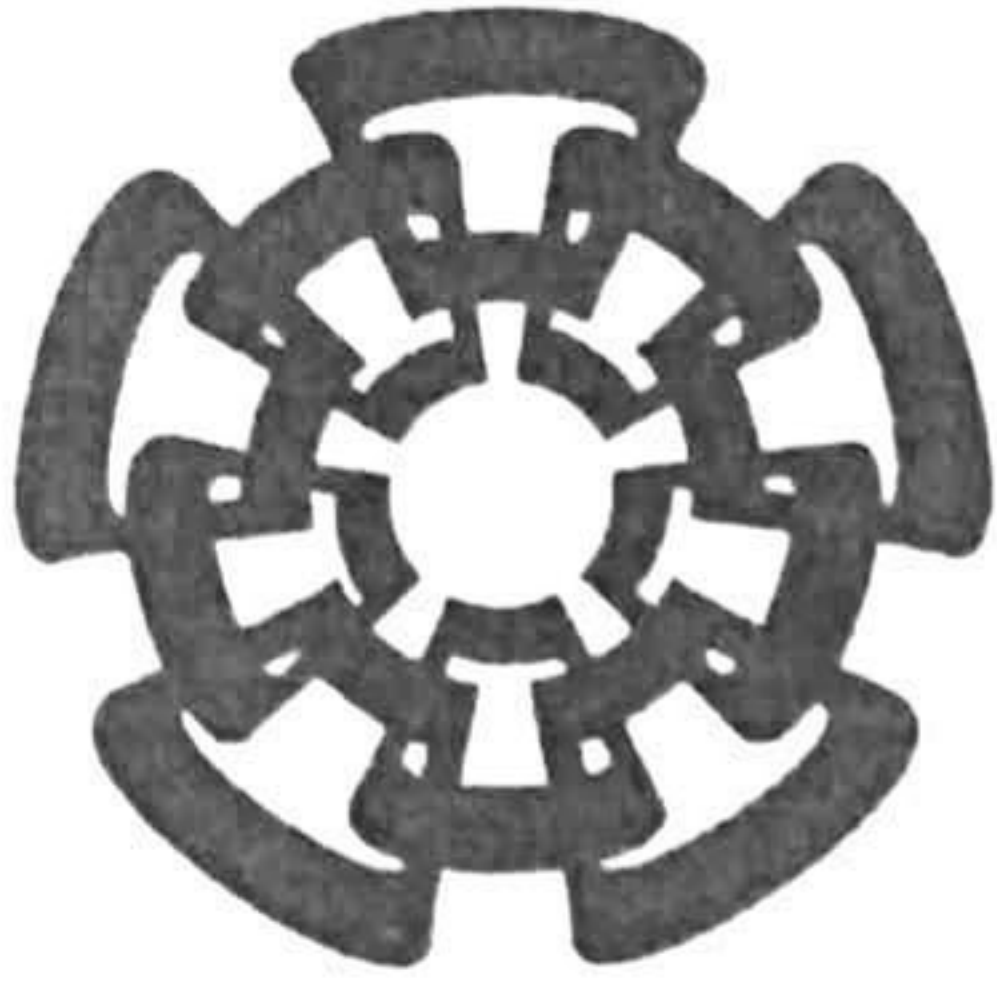


CT-712-SSI
Don. 2013

xx(202794.1)



Centro de Investigación y de Estudios Avanzados
del Instituto Politécnico Nacional
Unidad Guadalajara

Estructura híbrida de control para un proceso anaeróbico de tratamiento de efluentes

**CINVESTAV
IPN
ADQUISICION
LIBROS**

Tesis que presenta:

José Andrés Bueno García

para obtener el grado de:

Maestro en Ciencias

en la especialidad de:

Ingeniería Eléctrica

Directores de Tesis

Dr. Edgar Nelson Sánchez Camperos

Dr. Salvador Carlos Hernández

CLASS# CT00616
ACCT# CT-712-SSI
PERIOD: A: 14-03-2013
END: Don: 2013
\$

U: 202584-1001

Estructura híbrida de control para un proceso anaeróbico de tratamiento de efluentes

**Tesis de Maestría en Ciencias
Ingeniería Eléctrica**

Por:

José Andrés Bueno García
Ingeniero Físico

Universidad de Guanajuato 2000-2005

Becario de conacyt, expediente no. 225230

Directores de Tesis

Dr. Edgar Nelson Sánchez Camperos
Dr. Salvador Carlos Hernández

CINVESTAV del IPN Unidad Guadalajara, Abril de 2012.

Resumen

La digestión anaeróbica es un proceso biológico que existe en la naturaleza, como un mecanismo para procesar la materia biológica residual de los biosistemas. El proceso de la digestión anaeróbica degrada la materia orgánica generando biogás a partir de ésta. En años recientes se ha puesto atención en este tipo de procesos debido a que existen lugares donde se generan grandes cantidades de residuos orgánicos; entre ellos, se puede mencionar a los establos, mataderos, fábricas procesadoras de alimentos, entre otros. La digestión anaeróbica ofrece a estos lugares una alternativa para producir su propia energía eléctrica a partir de la quema del biogás generado. Otro de los beneficios y aplicaciones que se le ha dado al proceso de la digestión anaeróbica es el tratamiento de aguas residuales como una etapa complementaria, precisamente para eliminar los componentes orgánicos.

Por los beneficios y el potencial que ofrece la digestión anaeróbica se ha estudiado la manera de controlar y optimizar este proceso, utilizando herramientas de diversas disciplinas, tales como la ingeniería civil, ingeniería de procesos, bioquímica, control automático y microbiología. En este trabajo de investigación se plantea una propuesta para controlar el proceso de la digestión anaeróbica. La propuesta es una estrategia conformada por un observador neuronal y un supervisor difuso Takagi-Sugeno. El observador está basado en una red neuronal recurrente de alto orden, entrenada con el filtro de Kalman extendido. El supervisor difuso selecciona las acciones de control con el fin de rechazar perturbaciones y mantener el sistema en operación. Las acciones de control son calculadas con la técnica PI L/A.

Las aportaciones de este trabajo de investigación se centran en el mejoramiento del observador neuronal y los resultados están a nivel teórico y experimental. Se realizaron experimentos en modo por lotes y modo continuo en el biodigestor del Cinvestav, Unidad Saltillo. Entre los resultados obtenidos se encuentran una mejor estimación del carbono inorgánico; además, el sistema experimental es tolerante ante diferentes condiciones iniciales, éstos y otros resultados se detallan en este documento.

Abstract

Anaerobic digestion is a biological process that exists in the nature. It is a mechanism to process the residual biological matter of biosystem. The process of the anaerobic digestion degrades the organic matter generating biogas. In recent years there has been interest in this type of processes due to that there are places where are generated large quantities of organic residues as stables, slaughterhouses and food processing. Anaerobic digestion offers to these places an alternative to produce its own electric power by burning the biogas. Other benefit and application of the anaerobic digestion is the wastewater treatment as a complementary phase in order to eliminate the organic components.

By the benefit and potential that offers the anaerobic digestion has been studied the way to control and to optimize this process utilizing tools of diverse disciplines, such as the civil engineering, engineering of processes, biochemical, automatic control and microbiology. In this thesis is proposed to control the process of the anaerobic digestion with a strategy conformed by a neuronal observer and a fuzzy supervisor Takagi-Sugeno. The observer is based on a recurrent high order neuronal network which is trained by an extended Kalman filter algorithm. Fuzzy supervisor selects the actions of control in order to rejecting disturbances and to maintain the process in the operating point. The actions of control are calculated by the technical PI L/A.

The contributions of this thesis are centered in the improvement of the neural observer. The results are obtained to experimental and theoretical level. Experiments are carried out in batch and continuous mode in the anaerobic digester of Cinvestav Saltillo. A better estimation to inorganic carbon state was obtained, besides the process was tolerant to different initial conditions. These and other results are detailed in this document.

Agradecimientos

Al Centro de Investigación y de Estudios Avanzados del Instituto Politécnico Nacional (CINVESTAV) Unidad Guadalajara por la darme la oportunidad de cursar un postgrado.

A CONACYT por otorgarme la beca para realizar mis estudios de maestría.

Un agradecimiento al Dr. Edgar Nelson Sánchez Camperos por su tutoría y conocimientos para realizar esta tesis.

Un agradecimiento al Dr. Salvador Carlos Hernández por su tutoría y enseñanza para realizar esta tesis; por su apoyo y ayuda durante la estancia.

A los sinodales de esta tesis el Dr. José Javier Ruiz León y el Dr. Antonio Ramirez Treviño por sus comentarios para ampliar este trabajo de investigación.

A mis padres Teresa García y Venancio Bueno por todo. A mi hermana Gabriela por su apoyo. A Paloma Reyes por la amistad de siempre.

A Sergio Aguilar, Oscar Carvajal y Carlos López por su amistad. A Carmen Elías por su cariño y compañía. A Riemann Ruiz y Santiago Elvira.

Contenido

Índice de figuras	i
Índice de tablas	iii
1 Introducción	1
1.1 Objetivos	3
1.2 Contribuciones del trabajo	4
2 Digestión anaeróbica	6
2.1 Digestión anaeróbica	6
2.2 Modelo matemático	7
3 Redes neuronales	13
3.1 Redes neuronales	13
3.2 Filtro de Kalman extendido	16
3.3 Diseño del observador neuronal	17
4 Técnica de control PI L/A y supervisor Takagi-Sugeno.	22
4.1 Técnica de control L/A	22
4.2 Supervisor Takagi-Sugeno	25
5 Resultados	31
5.1 Validación en simulación	31
5.1.1 Simulación del observador	31
5.1.2 Simulación del esquema híbrido de control	34
5.2 Trabajo experimental	37
5.2.1 Experimentación en modo por lotes	37
5.2.2 Experimentación en modo continuo	39
5.2.3 Observador en experimentación	41
6 Conclusiones y Perspectivas	43
6.1 Conclusiones	43
6.2 Perspectivas	44
Referencias	46

Índice de figuras

1.1	Diagrama de la estrategia de control.	4
2.1	Esquema del biodigestor utilizado para el proceso de la digestión anaeróbica.	11
3.1	Esquema de una neurona artificial.	13
3.2	Comparación entre observadores. a)biomasa X_2 y b)sustrato S_2 Línea Estimada * es la estimación en [1]. Línea Estimada es la estimación en este trabajo.	20
3.3	Comparación entre observadores para el Carbono Inorgánico IC. Línea Estimada τ es la estimación en [1]. Línea Estimada es la estimación en este trabajo.	21
4.1	Esquema del controlador L/A.	22
4.2	Conjuntos difusos lazo abierto, acción base, y acción dilución de la variable carga orgánica diaria por unidad de biomasa. .	26
4.3	Conjuntos difusos de la variable producción de metano.	27
4.4	Función de pertenencia para los conjuntos difusos lazo abierto y lazo cerrado de la variable producción de metano.	29
5.1	Respuesta del sistema anaeróbico ante una perturbación en la entrada S_2 y ruido en las salidas. a) perturbación de S_{2in} b) salida del metano c) salida del dióxido de carbono d) biomasa X_2 e) sustrato S_2 f) carbono inorgánico IC.	32
5.2	Respuesta del sistema anaeróbico ante una perturbación en la razón de dilución. a) perturbación de la razón de dilución, b) respuesta en la salida del metano, c) respuesta en la salida del dióxido de carbono, d) respuesta de la biomasa, e) respuesta del sustrato en el biodigestor, f) respuesta del carbono inorgánico.	33
5.3	Esquema híbrido de control ante una perturbación en la entrada S_{2in} de amplitud de 140% en el tiempo 50 horas.	34
5.4	Esquema híbrido de control ante una perturbación en la entrada S_{2in} de amplitud de 220% en el tiempo 50 horas.	35
5.5	Esquema híbrido de control ante una perturbación en el pH de amplitud del 10% en el tiempo 50 horas.	36
5.6	Mediciones para los cinco experimentos realizados en modo por lotes. a) producción de biogás. b)DQO c)pH.	38
5.7	Mediciones adquiridas del experimento en modo continuo a) razón de la producción de biogás b)pH c) DQO inicial, es decir del efluente que entra en el biodigestor d) DQO del agua tratada por el biodigestor	40

5.8 Prueba del observador usando datos del experimento en continuo. a) DQO inicial de entrada b) salida del metano c) salida del dióxido de carbono d) sustrato S_2 e) biomasa X_2 f) carbono inorgánico.

42

Índice de tablas

2.1	Nombre y símbolo de las variables del modelo del proceso de la digestión anaeróbica.	8
4.1	Reglas de control.	28

1 Introducción

En años recientes, se ha estudiado la manera de obtener energía a través de tecnologías que permitan aprovechar los recursos naturales; algunas de estas tecnologías son: la energía eólica, energía solar térmica, paneles solares, etc. También existen procesos biológicos de los cuales se pueden obtener combustibles. Por ejemplo, el bioetanol se obtiene a partir de caña de azúcar o maíz mediante un proceso de fermentación. Este biocombustible puede ser utilizado en motores de combustión interna para generar energía térmica.

Por otra parte un problema creciente de nuestro tiempo es la contaminación del agua. Una contribución para contrarrestar este problema es el tratamiento residual de agua. Existen diferentes métodos para tratar el agua que varían dependiendo de los contaminantes que contenga.

Los procesos de tratamiento se dividen en:

- **Tratamiento primario:** en este tratamiento se retiran los materiales sólidos mediante rejillas o coladeras.
- **Tratamiento secundario:** en este proceso se hace tratamiento biológico de la materia orgánica presente en el agua residual.
- **Tratamiento terciario:** en este paso se utilizan métodos para la desinfección y se utilizan métodos como la micro filtración y desinfección, la cloración y desinfección por luz ultravioleta.

En el tratamiento secundario una de las técnicas que se ha estudiado e implementando es el tratamiento anaeróbico; éste proceso contribuye a degradar los componentes orgánicos presentes en el agua mediante la acción de bacterias. Además, durante la degradación del proceso de la digestión anaeróbica se produce biogás, el cual se compone en su mayoría por metano y en menor parte por dióxido de carbono. El biogás puede ser almacenado y después utilizado como combustible. De ambos beneficios viene el interés por el proceso de la digestión anaeróbica y la justificación de este trabajo de investigación.

En el proceso anaeróbico ocurren reacciones de biodegradación de la materia orgánica mediante bacterias anaeróbicas. Para garantizar el funcionamiento del proceso, se debe tener las

condiciones favorables de crecimiento de las bacterias. La acidez, la cual debe de estar aproximadamente entre un valor de 6 y 8 del pH. La temperatura favorable es de 37°C. La sobrecarga orgánica debe ser de baja concentración para poder operar en lazo abierto. Entre otros factores.

Un factor importante que se tiene que considerar es el tipo de agua o efluente a tratar. No es igual tratar el agua de una procesadora de alimentos que tratar el agua de una fábrica papera. En principio, los residuos presentes en el agua residual, tales como: las grasas, ácidos, proteínas, etc. dependen del proceso y son diferentes en composición y cantidad.

Existen limitaciones respecto a la medición de algunas variables ya que no pueden ser medidas directamente; su medición se obtiene de manera indirecta por análisis químico y a veces el tiempo de medición dura más de dos horas, lo que ocasiona retardos importantes en el sistema.

Debido a la complejidad del proceso anaeróbico, diversos métodos de control han sido propuestos. Entre ellos están: Control robusto [2] en el cual se utiliza un control regulador robusto para controlar la variable del sustrato en el biodigestor. La variable de control utilizada es la razón de dilución. En este esquema se presenta un buen seguimiento de trayectoria ante perturbaciones con oscilaciones en el sustrato de entrada. Control difuso [3] en el cual se utiliza un control basado en lógica difusa para evitar las sobrecargas orgánicas. Se utilizan como variables del sistema difuso: el hidrogeno, metano, pH y producción de biogás. Las variables de control son: la razón de flujo entre los diferentes tanques utilizados hacia el biodigestor, la temperatura, y el pH, una desventaja es que se utilizan dos tanques adicionales: uno de ellos para contener la sobrecarga orgánica y el otro para regular la acidez. Ambas técnicas de control requieren un buen conocimiento de los parámetros del modelo, lo cual es una desventaja al momento de la implementación experimental.

Una de las soluciones que se ha propuesto en sistemas de control para resolver la problemática de tener acceso a las variables que no se pueden medir directamente, es el uso de observadores [4] [1].

En [1] se implementa un observador basado en redes neuronales recurrentes; la estructura neuronal recurrente tiene un gran impacto en la capacidad de aprendizaje de la red; esta estructura ofrece una herramienta para modelar y controlar sistemas no lineales.

Además, en [1] el observador neuronal se integra a una estrategia de control con el propósito de rechazar perturbaciones y mantener el sistema estable y en la región de operación. La estrategia de control está formada por un controlador Proporcional Integral L/A y un supervisor tipo Takagi-Sugeno. Este supervisor selecciona basandose en las variables difusas definidas, cual acción de control es la más conveniente de aplicar para mantener la estabilidad del proceso.

En este trabajo de tesis se utiliza un observador neuronal basado en el observador utilizado en [1] y la diferencia principal con éste es el diseño de la estructura del observador neuronal, la cual mejora la estimación de los estados, es decir, el error de estimación disminuye. Este observador estima los estados del proceso de digestión anaeróbica, tales como la biomasa X_2 , el sustrato S_2 y el carbono inorgánico IC . La red neuronal del observador es entrenada mediante el filtro de Kalman extendido. El observador se valida en simulación y a nivel experimental.

1.1 Objetivos

El propósito general de este trabajo es desarrollar e implementar una estrategia de control para un proceso de digestión anaeróbica, el cual se lleva a cabo en un biodigestor en modo continuo y se utiliza agua residual de rastro como sustrato de entrada. El esquema de control está conformado por un observador neuronal que estima los estados del sistema y un supervisor tipo Takagi-Sugeno el cual se encarga de seleccionar la acción de control para mantener el sistema en el punto de operación (ver capítulo dos). La acción de control se calcula con la técnica PI L/A. El diagrama de la estructura híbrida de control se muestra en la figura 1.1.

Las actividades principales de este trabajo de investigación se enfocan en: la integración del observador neuronal en el esquema de control, así como, el desarrollo de pruebas experimentales en modo por lotes y modo continuo.

Los resultados esperados para este trabajo son: 1) una modificación de la estructura del observador a fin de mejorar la estimación de las variables de estado de la metanogénesis (biomasa X_2 , sustrato S_2 y carbono inorgánico IC), 2) Obtener, mediante una serie de experimentos en modo por lotes, una evaluación de la repetibilidad del proceso ante posibles variaciones, tales

como las condiciones iniciales y la respuesta del sistema en el biodigestor de la Unidad Saltillo, 3) Acondicionar el biodigestor para realizar experimentos en modo continuo, 4) Probar el observador neuronal utilizando los datos de los experimentos en modo continuo.

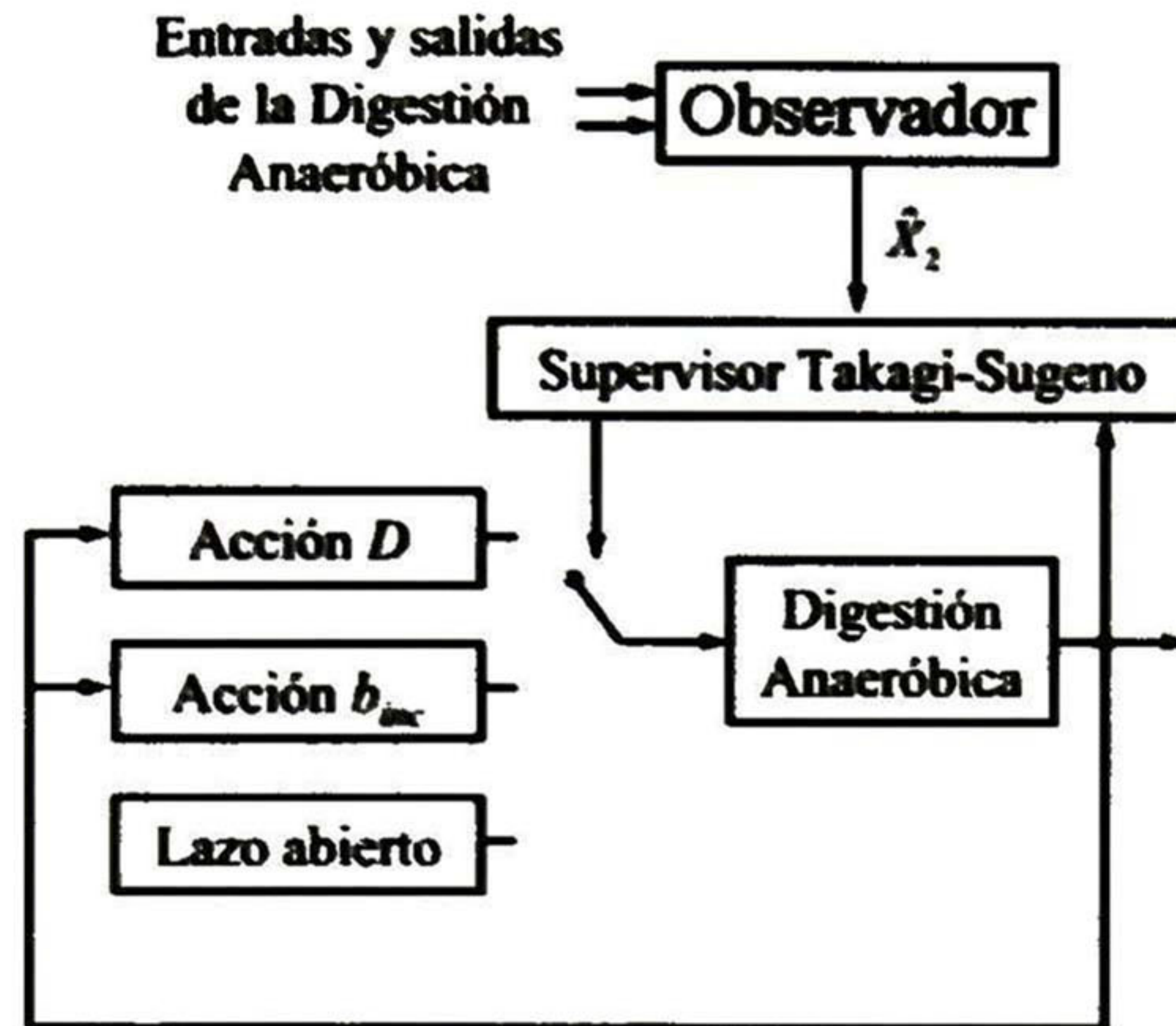


Figura 1.1: Diagrama de la estrategia de control.

1.2 Contribuciones del trabajo

En este trabajo se obtienen las siguientes aportaciones:

Se mejora la estimación del observador la cual se consigue con un nuevo diseño de la estructura de la red neuronal. Esta estimación es más exacta y ayuda al supervisor Takagi-Sugeno a tener la información de los estados del sistema y tomar la acción de control más certera; por tanto, tener un control del sistema ante perturbaciones.

Además en este trabajo se realiza una serie de experimentos en modo por lotes a lazo abierto en un biodigestor utilizando efluente de rastro; con el fin de observar el comportamiento del sistema ante diferentes condiciones de operación.

Finalmente se realiza un experimento en modo continuo a lazo abierto utilizando efluente de rastro con variaciones en la entrada para probar y validar el observador fuera de línea; con el

propósito de que en próximas investigaciones se pueda implementar en tiempo real e integrar a la estrategia de control propuesta.

En el segundo capítulo se describe el proceso de la digestión anaeróbica, así como el modelo utilizado. El tercer capítulo aborda el tema de la estructura de la red neuronal utilizada y el diseño del observador neuronal. En el cuarto capítulo se describe la técnica de control PI L/A y el supervisor Takagi-Sugeno. En el quinto capítulo se detalla el experimento en modo por lotes y modo continuo, así como los datos obtenidos de estos experimentos. Por último, en el sexto capítulo se presentan las conclusiones obtenidas en este trabajo.

2 Digestión anaeróbica

En este capítulo se describe el proceso de digestión anaeróbica; además, se presenta el modelo matemático respectivo empleado en este trabajo.

2.1 Digestión anaeróbica

La digestión anaeróbica es un proceso biológico en el cual diferentes grupos de bacterias anaeróbicas(biomasa) degradan la materia orgánica(sustrato). La degradación ocurre gradualmente generando subproductos en cada una de sus etapas. Cuando el efluente es tratado con este método, al finalizar el proceso, éste contiene una menor concentración de materia orgánica. Esto se debe a que la digestión anaeróbica disminuye los residuos orgánicos presentes en el efluente; no obstante, una fracción del sustrato no puede ser degradada por las bacterias anaeróbicas [5].

En el proceso de digestión anaeróbica se produce biogás como un subproducto de la degradación constituido principalmente por: metano entre un 70 %-80%, dióxido de carbono entre 24%-14% y el resto por otro tipo gases. El metano obtenido se puede aprovechar como combustible para producir energía; puede ser quemado en una turbina para generar electricidad.

El grupo de bacterias que se encuentran en el proceso de digestión anaeróbica está constituido por bacterias: hidrolíticas, acidogénicas, acetogénicas y metanogénicas. Cada una de éstas realiza una función específica en el proceso, que se puede describir de manera general en las siguientes etapas:

- **Hidrólisis:** la materia compleja como proteínas y lípidos, se convierte en monómeros solubles tales como ácidos amínicos, gliceroles, ácidos grasos, etc.
- **Acidogénesis:** los monómeros solubles, generados en la hidrólisis, son degradados en ácidos orgánicos, alcoholes y ácidos grasos volátiles como el ácido acético, propiónico y butírico.
- **Acetogénesis:** en esta etapa los ácidos grasos volátiles son convertidos en dióxido de carbono e hidrógeno.

- **Metanogénesis:** hay dos maneras para sintetizar el metano, la primera por la división del ácido acético la cual produce metano y dióxido de carbono. La segunda manera es por la reducción de dióxido de carbono con el hidrógeno dando como resultado metano y agua.

En la etapa de la metanogénesis, la división del ácido acético es el principal productor de metano debido a la limitada cantidad de hidrógeno disponible en el biodigestor [6]. La etapa de la metanogénesis es la etapa más lenta del proceso; dicha etapa impone la dinámica final del proceso y es sensible a las condiciones de operación. Por esta razón es considerada como la etapa dominante del proceso.

2.2 Modelo matemático

El modelo matemático del proceso de digestión anaeróbica que se utiliza en este trabajo es tomado de [1]. Los nombres de las variables utilizadas en el modelo matemático están dados en la tabla 2.1.

En el modelo de la digestión anaeróbica los fenómenos biológicos son modelados por ecuaciones diferenciales las cuales representan la parte dinámica del proceso y están dadas por:

$$\dot{X}_1 = (\mu_1 - k_{d1})X_1 \quad (2.1)$$

$$\dot{S}_1 = -R_6\mu_1X_1 + D_{in}(S_{1in} - S_1) \quad (2.2)$$

$$\dot{X}_2 = (\mu_2 - k_{d2})X_2 \quad (2.3)$$

$$\dot{S}_2 = -R_3\mu_2X_2 + R_4\mu_1X_1 + D_{in}(S_{2in} - S_2) \quad (2.4)$$

$$\dot{IC} = R_2R_3\mu_2X_2 + R_5\mu_1X_1 - \lambda R_1R_3\mu_2X_2 + D_{in}(IC_{in} - IC) \quad (2.5)$$

$$\dot{Z} = (Z_{in} - Z)D_{in} \quad (2.6)$$

X_1	Microorganismos de la hidrólisis, acidogénesis y acetogénesis (gr/L)
X_2	Microorganismos de la metanogénesis (gr/L)
S_1	Sustrato degradable por X_1 (gr/L)
S_2	Sustrato degradable por X_2 (gr/L)
IC	Carbono inorgánico (molar)
Z	Total de cationes (molar)
Q_{CO_2}	Razón de flujo de dióxido de carbono (Lh^{-1})
Q_{CH_4}	Razón de flujo de metano (Lh^{-1})
H^+	Iones de hidrógeno (molar)
S^-	Forma base de S_2 (molar)
HS	Forma ácida de S_2 (molar)
B	Bicarbonato (molar)
CO_{2D}	Dióxido de carbono disuelto (molar)
μ_1	Razón de crecimiento de X_1 (h^{-1})
μ_2	Razón de crecimiento de X_2 (h^{-1})
μ_{1max}	Constante de crecimiento máxima de X_1
μ_{2max}	Constante de crecimiento máxima de X_2
D_{in}	Razón de dilución
$R_1, R_2 \dots R_6$	Coefficientes de rendimiento producto/biomasa
K_a	Constante de equilibrio entre ácido y base de S^- y HS
K_b	Constante de equilibrio entre ácido y base de B y CO_{2D}
K_H	Constante de Henry
P_t	Presión atmosférica
P_{CO_2}	Presión parcial de CO_2
S_{1in}	Entrada de sustrato S_1
S_{2in}	Entrada de sustrato S_2
IC_{in}	Entrada de carbono inorgánico
k_{s1}	Constante para saturación de crecimiento X_1
k_{s2}	Constante para saturación de crecimiento X_2
k_{1i}	Constante para inhibición de crecimiento X_1
k_{2i}	Constante para inhibición de crecimiento X_2

Tabla 2.1: Nombre y símbolo de las variables del modelo del proceso de la digestión anaeróbica.

La variable X_1 representa la biomasa de las tres primeras etapas del proceso (hidrólisis, acidogénesis, acetogénesis) y S_1 el sustrato que es degradado por X_1 . La variable X_2 representa la biomasa de la etapa de la metanogénesis y S_2 el sustrato que es degradado por X_2 . IC es el carbono inorgánico y Z el total de cationes en el biodigestor. μ_1 y μ_2 se definen por las ecuaciones:

$$\mu_1 = \frac{\mu_{1max} S_1}{k_{s1} + S_1 + \frac{S_1 HS}{k_{i1}}} \quad (2.7)$$

$$\mu_2 = \frac{\mu_{2max} HS}{k_{s2} + HS + \frac{HS^2}{k_{i2}}} \quad (2.8)$$

Se ha utilizado el modelo de Haldane para ambos grupos bacterianos con la finalidad de incluir el efecto del pH tanto en las etapas rápidas (hidrólisis, acidogénesis, acetogénesis), como en la etapa lenta (metanogénesis).

Las siguientes ecuaciones algebraicas modelan los fenómenos físico-químicos del proceso de la digestión anaeróbica:

$$0 = HS + S^- - S_2 \quad (2.9)$$

$$0 = H^+ S^- - K_a HS \quad (2.10)$$

$$0 = CO_{2D} + B - IC \quad (2.11)$$

$$0 = H^+ B - K_b CO_{2D} \quad (2.12)$$

$$0 = Z + [H^+] - B - S^- - [OH^+] \quad (2.13)$$

Las ecuaciones 2.9-2.10 representan el equilibrio entre ácidos y bases. El carbono inorgánico relacionado con el bicarbonato y el dióxido de carbono disuelto esta dado por la ecuación 2.11. La ecuación 2.12 es el equilibrio entre el bicarbonato y el dióxido de carbono disuelto. La ecuación 2.13 representa los cationes en el biodigestor.

Las salidas del modelo son la producción de metano y dióxido de carbono definidas por las siguientes ecuaciones:

$$Q_{CH_4} = R_1 R_3 \mu_2 X_2 \quad (2.14)$$

$$Q_{CO_2} = \lambda R_2 R_3 \mu_2 X_2 \quad (2.15)$$

donde λ se define como:

$$\lambda = \frac{P_{CO_2}}{P_t - P_{CO_2}} \quad (2.16)$$

$$P_{CO_2} = \frac{CO_{2D}}{K_H} \quad (2.17)$$

La etapa de la metanogénesis constituye la dinámica dominante en el sistema de la digestión anaeróbica, debido a que las bacterias metanogénicas son las últimas bacterias en el proceso que se encargan de producir el metano y dar origen a moléculas de agua; su dinámica es la más lenta del sistema.

Para analizar la dinámica de la metanogénesis es necesario reducir el modelo matemático de tal manera que se identifiquen plenamente las etapas conservando la representación de los fenómenos que interactúan en ambas. Para ello, se puede utilizar el método de perturbaciones singulares [7] el cual consiste en separar las dinámicas rápidas de las dinámicas lentas en un sistema. Aplicando este método, el modelo de la digestión anaeróbica puede ser reducido de las seis ecuaciones diferenciales (2.1-2.6) a las dos ecuaciones diferenciales siguientes:

$$\dot{X}_2 = (\mu_2 - D_{in}) X_2 \quad (2.18)$$

$$\dot{S}_2 = -R_3 \mu_2 X_2 + \frac{R_4}{R_6} D_{in} (S_{1in} - S_{1eq}) + D_{in} (S_{2in} - S_2) \quad (2.19)$$

donde S_{1in} es el sustrato S_1 de entrada y S_{1eq} es el sustrato S_1 calculado en el punto de equilibrio y μ_2 se define por:

$$\mu_2 = \frac{S_2}{k_{s2} \left(1 + \frac{K_a}{H^+}\right) + S_2 + \frac{S_2^2}{k_{i2} \left(1 + \frac{K_a}{H^+}\right)}} \quad (2.20)$$

Las salidas del modelo de la metanogénesis están dadas por la producción de metano y dióxido de carbono definidas por:

$$Q_{CH_4} = R_1 R_3 \mu_2 X_2 \quad (2.21)$$

$$Q_{CO_2} = R_2 R_3 \mu_2 X_2 \quad (2.22)$$

Debido a que la etapa de la metanogénesis es la dinámica dominante del sistema para la producción de metano, en [7] se realiza un análisis de estabilidad del modelo reducido mediante el método gráfico de retratos de fase. La conclusión es que el modelo reducido tiene que dos puntos de equilibrio, los cuales tienen asociados sus respectivas regiones de atracción. Ambos puntos de equilibrio son estables, sin embargo uno de ellos no es deseable para el funcionamiento del proceso. En una de las regiones de atracción, hay crecimiento de bacterias metanogénicas y como consecuencia la producción de metano aumenta, ésta región es conocida como punto de operación. En la otra región de atracción, por el contrario el crecimiento de las bacterias metanogénicas disminuye o en el peor de los casos las bacterias mueren y la producción de metano como consecuencia decrece, esta región es conocida como punto de lavado. Para mantener el sistema en el punto de operación es necesario mantener controladas variables como: la temperatura, la acidez, la carga orgánica, entre otras.

El proceso de digestión anaeróbica se lleva a cabo en un biodigestor completamente agitado. El interior del biodigestor está constituido por una parte líquida donde se deposita el efluente y un espacio libre donde se acumula el biogás. En el interior del biodigestor, se coloca un cultivo de bacterias sobre zeolita natural, la cual se utiliza porque las bacterias se adhieren en ésta esto permite que las bacterias permanezcan dentro del biodigestor al momento de extraer el agua tratada; así, es posible manejar flujos de entrada mayores con bajo riesgo de alcanzar el punto de lavado. Un esquema del biodigestor se muestra en la figura 2.1.

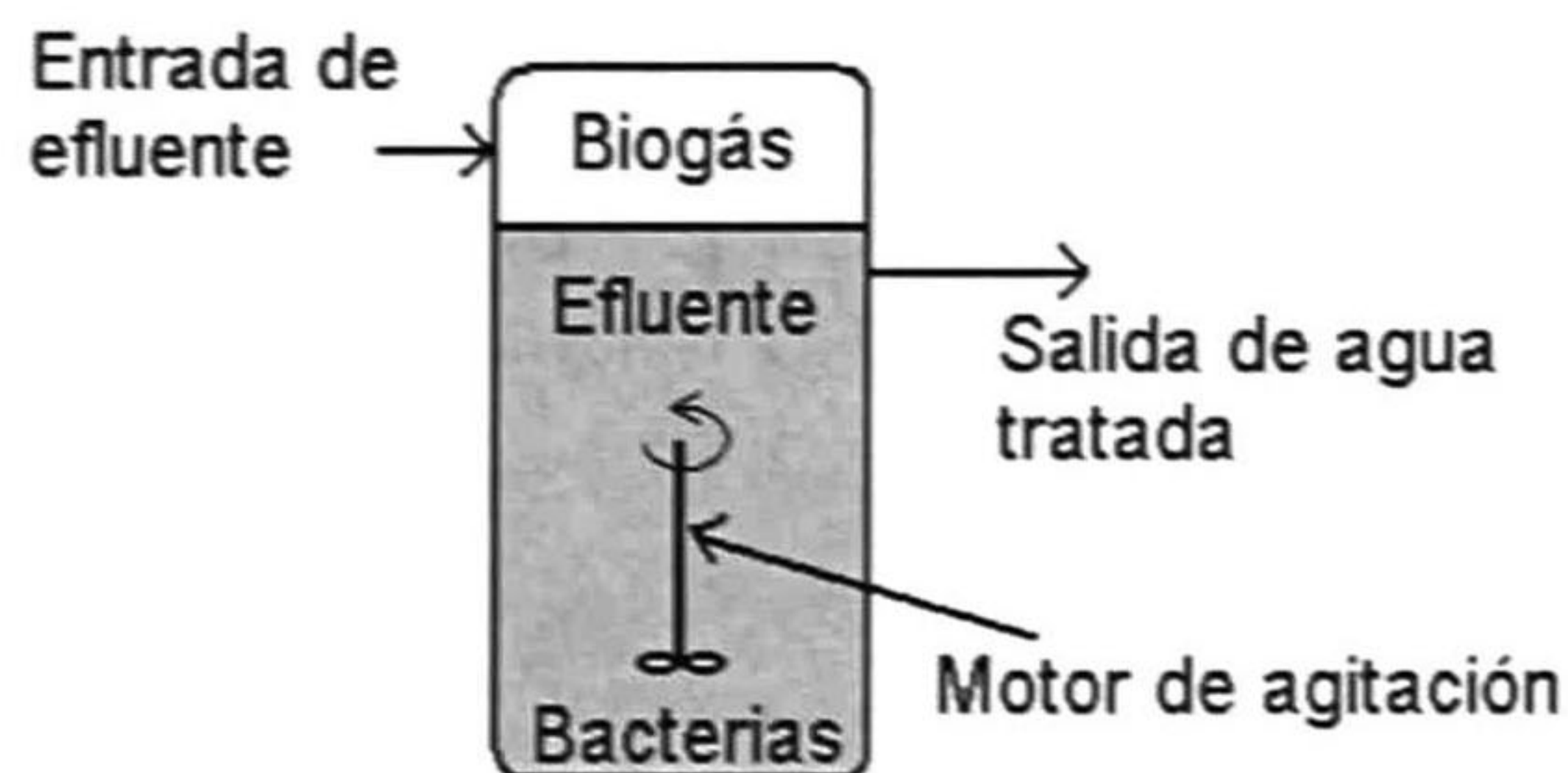


Figura 2.1: Esquema del biodigestor utilizado para el proceso de la digestión anaeróbica.

El biodigestor se debe mantener a una temperatura controlada de 37°C, debido a que ésta es óptima para el crecimiento de los microorganismos. Las variaciones en las condiciones de

temperatura influyen en el crecimiento de las bacterias. El efluente es agitado con un motor para evitar asentamiento de residuos y con ello asegurar un medio de reacción homogéneo. El pH es un factor importante para el crecimiento de bacterias; para la etapa de la metanogénesis un rango de pH adecuado está entre 6.6 y 7.0. Un pH por arriba de 8 causa inhibición de la actividad de las bacterias, mientras que un valor por debajo de 5 durante un largo tiempo causa daños y la muerte de las bacterias.

Como se vió en este capítulo es indispensable mantener el sistema operando en la región de atracción del punto de funcionamiento y evitar el punto de lavado. Esto se logra manteniendo controladas las variables como la temperatura, la acidez, las sobrecargas orgánicas, entre otras. Más adelante se verá el comportamiento del sistema de la digestión anaeróbica en simulación ante perturbaciones, como pueden ser sobrecarga orgánica o ruido en las salidas.

3 Redes neuronales

En este capítulo se aborda el tema de las redes neuronales, el filtro de Kalman como herramienta para entrenar la red y el diseño del observador neuronal utilizado en este trabajo.

3.1 Redes neuronales

Las redes neuronales artificiales son un modelo aproximado de las redes neuronales biológicas. Una de las características de las redes neuronales es que pueden almacenar conocimiento [8]. Este conocimiento es adquirido mediante entrenamiento o aprendizaje. El aprendizaje de las redes neuronales artificiales es posible debido al ajuste de sus parámetros por la continua interacción con el medio ambiente [9]; los parámetros involucrados son los pesos sinápticos y el umbral. Los pesos sinápticos son las conectividades que hay entre las neuronas artificiales. En la figura 3.1 se muestra un esquema de una neurona artificial.

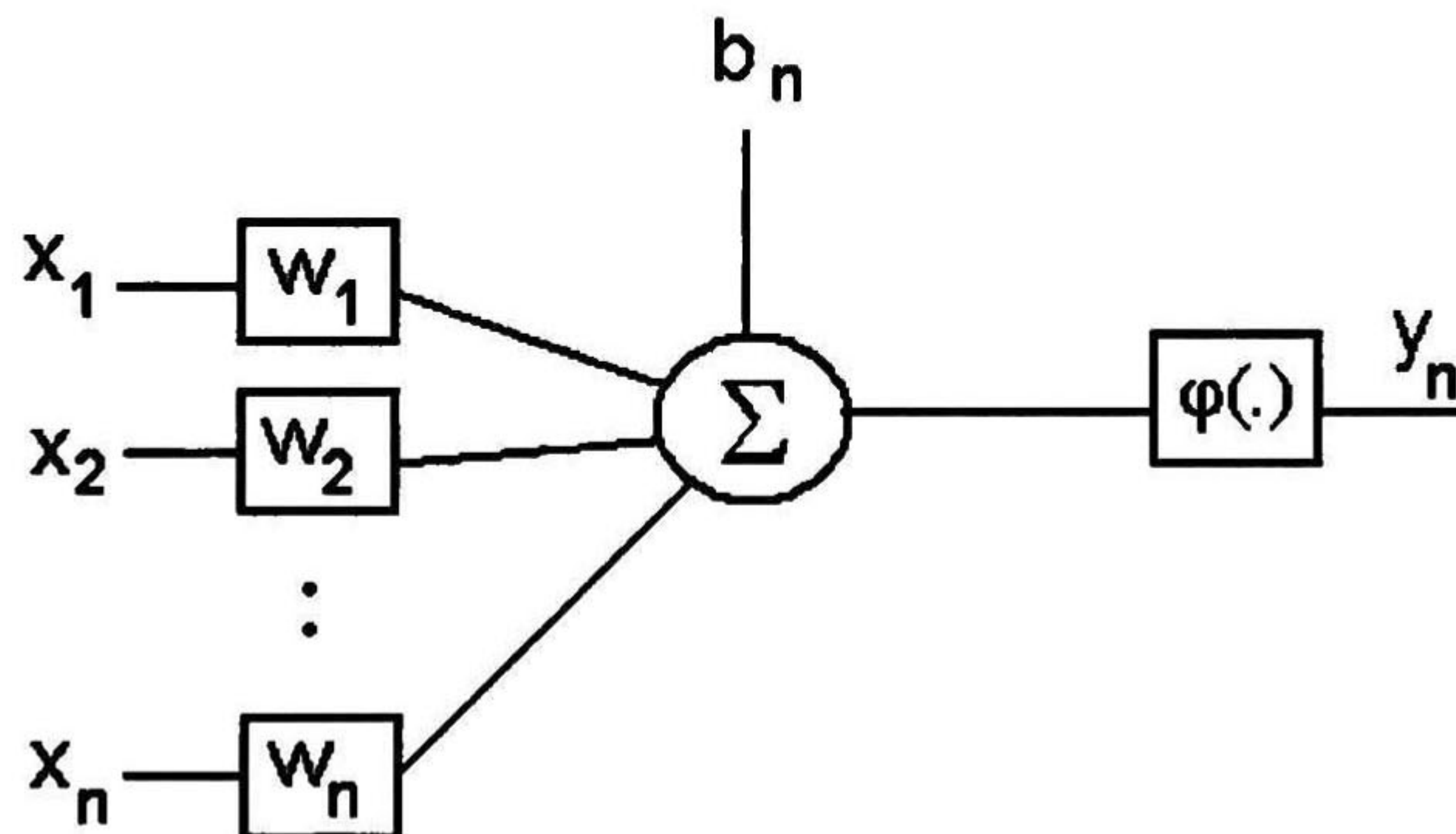


Figura 3.1: Esquema de una neurona artificial.

En la figura 3.1, x_1, x_2, \dots, x_n representan las señales de entrada, w_1, w_2, \dots, w_n son los pesos sinápticos, b_n es el umbral, $\varphi(\cdot)$ es la función de activación, y y_n es la señal de salida de la neurona.

La función de activación $\varphi(\cdot)$ es la función de salida de la neurona y existen diversos tipos de éstas, entre las cuales están:

La función escalón o umbral definida por:

$$\varphi(v) = \begin{cases} 1 & \text{si } v \geq 0 \\ 0 & \text{si } v < 0 \end{cases} \quad (3.1)$$

La función lineal a tramos definida por:

$$\varphi(v) = \begin{cases} 0 & \text{si } v \leq -1/2 \\ v & \text{si } -1/2 < v < 1/2 \\ 1 & \text{si } v \geq 1/2 \end{cases} \quad (3.2)$$

y la función sigmoideal definida por:

$$\varphi(v) = \frac{1}{1 + e^{-av}} \quad (3.3)$$

donde a es una constante que determina la curvatura de la función.

Existen diferentes arquitecturas de redes neuronales como: las unicapa, las redes multicapa que es una extensión de las redes unicapa y están formadas por dos o mas capas conectadas entre si, y las redes recurrentes que son aquellas que tienen lazos de retroalimentación entre las neuronas de la misma o de diferentes capas.

Una de las características más importantes de las redes neuronales recurrentes es que se pueden representar en un espacio de estado, lo cual permite utilizarlas en aplicaciones como identificación [10] y control [11] de sistemas dinámicos.

Dentro de las redes neuronales recurrentes que existen están las redes perceptrón multicapa recurrente que tienen la característica de que cada capa es retroalimentada alrededor de sí misma. Las redes de segundo orden son aquellas en la cual existen multiplicaciones del tipo señal-entrada $x_i u_i$ [12]. Las redes de Hopfield tienen la característica de que la salida de cada neurona es retroalimentada a otras neuronas excepto a sí misma.

La red neuronal recurrente de alto orden (RHONN del inglés "Recurrent High Order Neural Network") es una generalización de las redes de Hopfield propuestas en [13]. En las

redes neuronales de alto orden además de las multiplicaciones señal-entrada, pueden tener productos señal a señal $x_i x_j$. Estas características permiten que las RHONN tengan una versatilidad muy importante y puedan ser utilizadas en una gran variedad de aplicaciones.

A continuación se muestra la formulación matemática de este tipo de redes neuronales. Se considera la siguiente RHONN discreta dada por:

$$\hat{x}_i(k+1) = w_i^T z_i(\hat{x}(k), u(k)) \quad (3.4)$$

En esta ecuación, \hat{x}_i es el i -ésimo estado de la red neuronal, w_i es el vector de pesos, $u(k)$ es el vector de entrada y $z_i(\hat{x}(k), u(k))$ está dado como:

$$z_i(\hat{x}(k), u(k)) = \begin{bmatrix} z_{i1} \\ z_{i2} \\ \vdots \\ z_{iL_i} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \prod_{j \in I_1} \psi_{ij}^{d_{ij}(1)} \\ \prod_{j \in I_2} \psi_{ij}^{d_{ij}(2)} \\ \vdots \\ \prod_{j \in I_{L_i}} \psi_{ij}^{d_{ij}(L_i)} \end{bmatrix} \quad (3.5)$$

donde L_i es el número de conexiones, I_1, I_2, \dots, I_{L_i} es una colección de subconjuntos de dimensión $n + m$, $d_{ij}(1), d_{ij}(2), \dots, d_{ij}(L_i)$ son números enteros positivos y ψ_{ij} está dada por:

$$\begin{bmatrix} \psi_{i1} \\ \psi_{i2} \\ \vdots \\ \psi_{im} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} S(\hat{x}_1(k)) \\ S(\hat{x}_2(k)) \\ \vdots \\ S(\hat{x}_n(k)) \\ u_1(k) \\ u_2(k) \\ \vdots \\ u_m(k) \end{bmatrix} \quad (3.6)$$

donde $S(\cdot)$ es la función de activación.

3.2 Filtro de Kalman extendido

En este trabajo, el entrenamiento de la red neuronal se realiza utilizando el filtro de Kalman extendido. El filtro de Kalman es un conjunto de ecuaciones matemáticas el cual provee una eficiente solución computacional para estimar el estado de un sistema dinámico en presencia de ruido blanco en las salidas y los estados [14]. Si el modelo es no lineal se debe aplicar el filtro de Kalman extendido; aquí se presenta este último con el objetivo de encontrar los valores óptimos de los pesos de la red neuronal que minimicen el error de la salida.

El filtro de Kalman Extendido está dada por:

$$w_i(k+1) = w_i(k) + \eta_i K_i(k) e_i(k) \quad (3.7)$$

$$K_i = P_i(k) H_i(k) M_i(k) \quad (3.8)$$

$$P_i(k+1) = P_i(k) - K_i(k) H_i^T(k) P_i(k) + Q_i(k) \quad (3.9)$$

$$M_i(k) = [R_i(k) + H_i^T(k) P_i(k) H_i(k)]^{-1} \quad (3.10)$$

$$e_i(k) = y(k) - \hat{y}(k) \quad (3.11)$$

donde $e_i(k) \in \mathbb{R}^p$ es el error de observación, con $i = 1, 2, \dots, n$, $P_i(k) \in \mathbb{R}^{L_i \times L_i}$ es la matriz del error de covarianza de predicción del error en el tiempo k , $w_i(k) \in \mathbb{R}^{L_i}$ es el vector de pesos, L_i es el número de pesos en la red neuronal, $y(k) \in \mathbb{R}^p$ es la salida de la planta, $\hat{y}(k) \in \mathbb{R}^p$ es la salida de la red neuronal, η_i es la razón de aprendizaje, $K_i(k) \in \mathbb{R}^{L_i \times p}$ es la ganancia de Kalman, $Q_i(k) \in \mathbb{R}^{L_i \times L_i}$ es la matriz de covarianza del ruido de estimación de la red neuronal, $R_i(k) \in \mathbb{R}^{p \times p}$ es la matriz del error de covarianza.

$H_{ij}(k)$ es la derivada del i -ésimo elemento de la salida neuronal con respecto al ij -ésimo peso de la red neuronal, con $j = 1, 2, \dots, L_i$, y está dada por:

$$H_{ij}(k) = \left(\frac{\partial \hat{y}(k)}{\partial w_{ij}(k)} \right)^T \quad (3.12)$$

donde $H_{ij}(k)$, $K_i(k)$ y $P_i(k)$ están acotadas [14].

Para calcular $H_{ij}(k)$ se debe aplicar la regla de la cadena, como se muestra a continuación:

$$\frac{\partial \hat{y}(k)}{\partial w(k)} = \frac{\partial \hat{y}(k)}{\partial \hat{x}(k)} \frac{\partial \hat{x}(k)}{\partial w(k)} \quad (3.13)$$

El segundo término de la ecuación 3.13 está dado por:

$$\begin{aligned} \frac{\partial \hat{x}(k+1)}{\partial w(k)} &= \frac{\partial w_i^T z_1(\hat{x}(k), u(k))}{\partial \hat{x}(k)} \frac{\partial \hat{x}(k)}{\partial w(k)} + \frac{\partial w_i^T z_1(\hat{x}(k), u(k))}{\partial w(k)} \frac{\partial w(k)}{\partial w(k)} \\ &= w_i^T \frac{\partial z_i(\hat{x}(k), u(k))}{\partial \hat{x}(k)} \frac{\partial \hat{x}(k)}{\partial w(k)} + z_i(\hat{x}(k), u(k)) \end{aligned} \quad (3.14)$$

donde w_i es el vector de pesos de cada uno de los estados estimados, z_i está en función del vector de entradas y los estados estimados.

Las matrices de covarianza del filtro de Kalman extendido se inicializan como matrices diagonales y debe cumplir con la condición de que sean positivas; además si se cumple con la condición $P_i(0) > R_i(0) > Q_i(0)$ implica que no se requiere de un conocimiento a priori para inicializar el vector de pesos [15].

Dado que la salida de la red neuronal no depende directamente del vector de pesos, la matriz $H_{ij}(k)$ se inicializa en cero. Los valores de los pesos w_i se inicializan en valores aleatorios pequeños de media cero y distribución normal.

La razón de aprendizaje determina la magnitud de corrección para ajustar los pesos cuando se entrena la red; normalmente requiere de valores pequeños para lograr un buen entrenamiento. Cuando el valor es cero no hay aprendizaje; se recomienda seleccionar inicialmente en un valor positivo alrededor de cero e incrementarlo gradualmente hasta alcanzar la respuesta deseada.

3.3 Diseño del observador neuronal

El diseño del observador neuronal recurrente de alto orden se propone en [16]. En el presente trabajo se modifica la estructura de la red del observador para mejorar la respuesta de la estimación de los estados.

Sea un sistema observable dado por:

$$x_i(k+1) = F_i(x(k), u(k)) + d_i(k) \quad (3.15)$$

$$y(k) = h(x(k)) \quad (3.16)$$

donde $x(k) \in \mathbb{R}^n$ es el vector de estado, con $i=1,2,\dots,n$, $u(k) \in \mathbb{R}^m$ el vector de entrada, $y(k) \in \mathbb{R}^p$ el vector de salida, $d(w(k)) \in \mathbb{R}^n$ el vector de perturbaciones del sistema.

Para el sistema 3.15-3.16 se propone un observador tipo Luenberger dado por:

$$\hat{x}_i(k+1) = w_i^T z_i(\hat{x}(k), u(k)) + g_i e(k) \quad (3.17)$$

$$\hat{y}(k) = h(\hat{x}(k)) \quad (3.18)$$

donde $g_i \in \mathbb{R}^p$ es el vector de ganancias del observador, $z_i(\hat{x}(k), u(k))$ se definen en la ecuación 3.5 y el error de salida es:

$$e(k) = y(k) - \hat{y}(k) \quad (3.19)$$

En trabajos anteriores se han propuesto diferentes estructuras para la red neuronal con el propósito de identificar los estados del modelo de la digestión anaeróbica. Aunque estos avances son significativos, la estimación de los estados con estas estructuras siguen teniendo dificultades, tales como: oscilaciones del estado estimado ante las entradas de control y error de estimación en el estado estimado IC .

La estructura de la red neuronal propuesta en este trabajo mejora la estimación en el estado estimado IC y su estructura está dada por:

$$\begin{aligned} \hat{X}_2(k+1) &= w_{11}S(\hat{X}_2(k)) + w_{12}S(\hat{X}_2(k))^2 + w_{13}D_{in}(k)S(\hat{X}_2(k))^2 \dots \\ &+ g_1 e(k) \end{aligned} \quad (3.20)$$

$$\begin{aligned} \hat{S}_2(k+1) &= w_{21}S(\hat{S}_2(k)) + w_{22}S(\hat{S}_2(k))S_{2in}(k) + w_{23}S(\hat{S}_2(k))D_{in}(k) \dots \\ &+ g_2 e(k) \end{aligned} \quad (3.21)$$

$$\begin{aligned} \hat{IC}(k+1) &= w_{31}S(\hat{IC}(k)) + w_{32}S(\hat{S}_2(k))D_{in}(k) + w_{33}S(\hat{S}_2(k))IC_{in}(k) \dots \\ &+ g_3 e(k) \end{aligned} \quad (3.22)$$

donde la función de activación está dada por el conjunto siguiente de ecuaciones:

$$S(\hat{X}_2(k)) = \tanh(\hat{X}_2(k)) \quad (3.23)$$

$$S(\hat{S}_2(k)) = \tanh(110\hat{S}_2(k)) \quad (3.24)$$

$$S(\hat{IC}(k)) = \tanh(\hat{IC}(k)) \quad (3.25)$$

y las salidas están dadas por las ecuaciones siguientes:

$$\hat{Q}_{CH_4} = R_1 R_3 \hat{\mu}_2(k) \hat{X}_2(k) \quad (3.26)$$

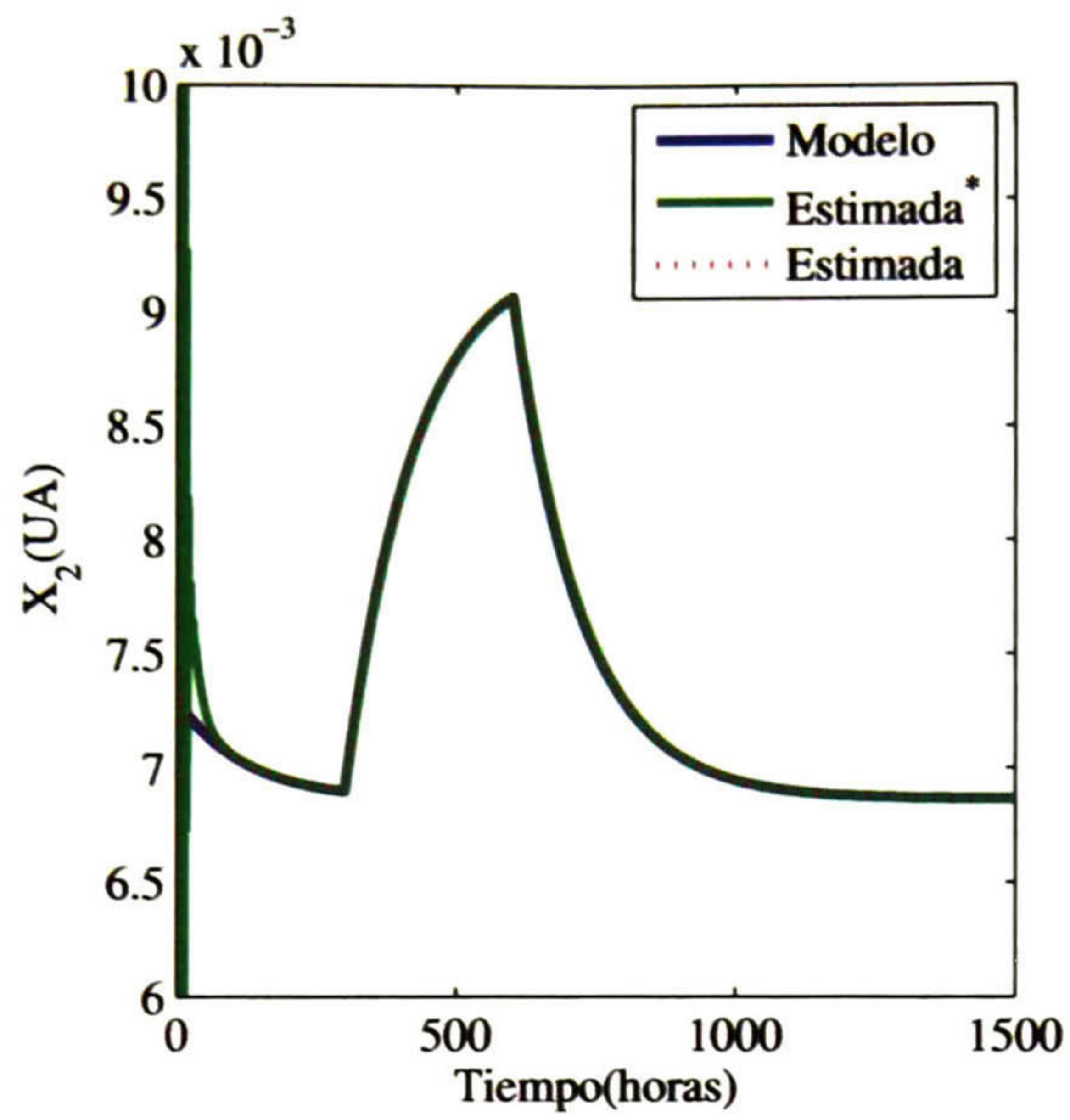
$$\hat{Q}_{CO_2} = \hat{\lambda} R_2 R_3 \hat{\mu}_2(k) \hat{X}_2(k) \quad (3.27)$$

En general esta estructura presenta algunas mejoras respecto a trabajos anteriores [1]. Para mostrar este resultado, se simula el sistema en lazo abierto y se considera una perturbación en el sustrato de entrada S_{2in} del doble de la condición inicial, es decir 100%, que inicia en el tiempo 300 horas y termina en 600 horas, las gráficas de los estados estimados se muestran en las figuras 3.2-3.3.

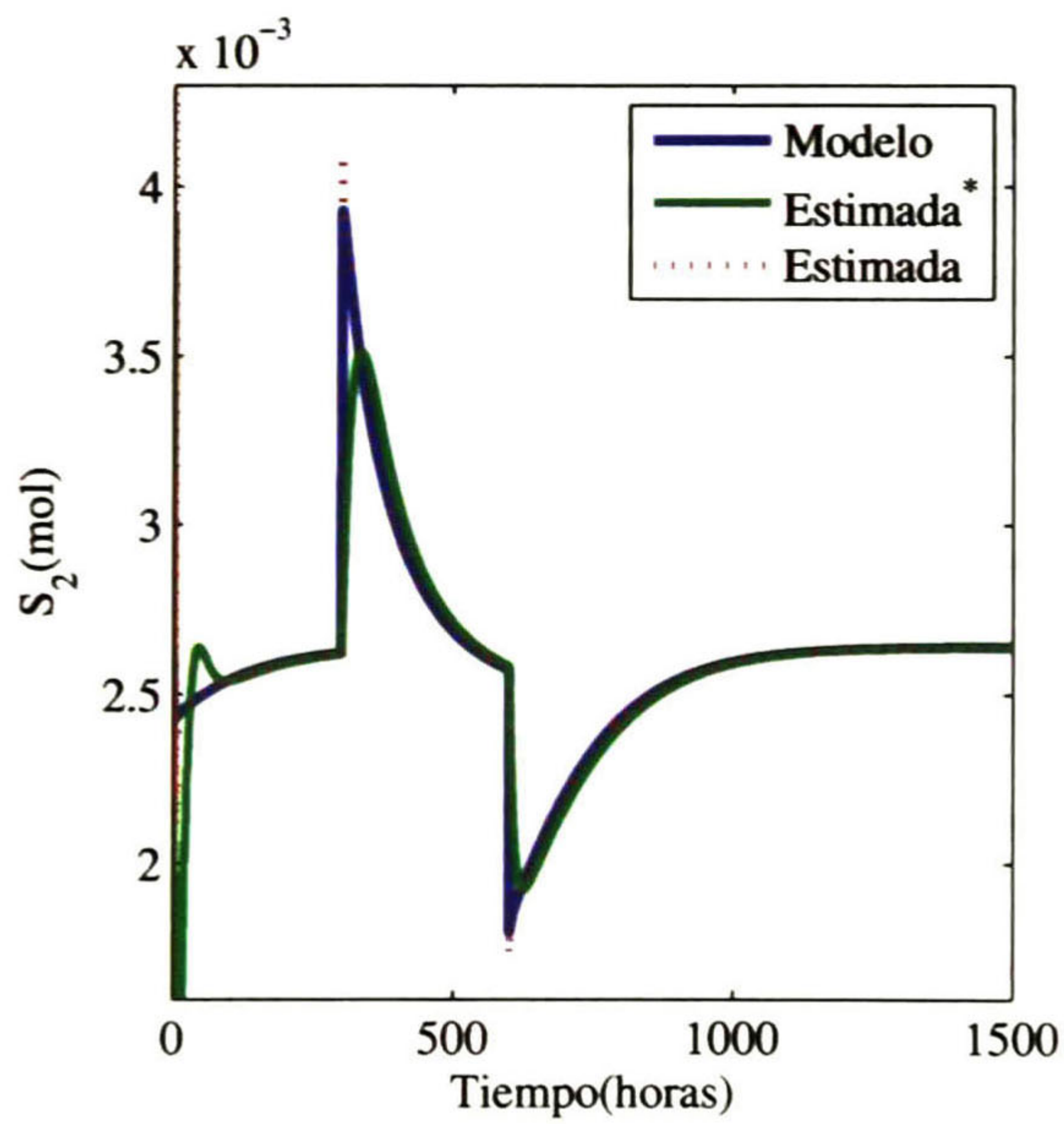
Para el estimado IC la convergencia se alcanza en menor tiempo y el error de estimación es menor, respecto a estructuras anteriores, como se muestra en la figura 3.3.

Cabe mencionar que para lograr estas mejoras, la modificación de la estructura de la red neuronal junto con el ajuste de parámetros g_i del observador es necesaria; es decir, ambas modificaciones se necesitan para alcanzar dichos resultados.

La sintonización de la ganancia del observador tipo Luenberger g_i , se obtiene por prueba y error. En base a la experiencia de entrenamiento obtenida en las simulaciones, es recomendable seleccionarla en el rango $0 < g_i < constante$ para obtener un buen funcionamiento del observador neuronal.



a)



b)

Figura 3.2: Comparación entre observadores. a)biomasa X_2 y b)sustrato S_2 . Línea Estimada * es la estimación en [1]. Línea Estimada es la estimación en este trabajo.

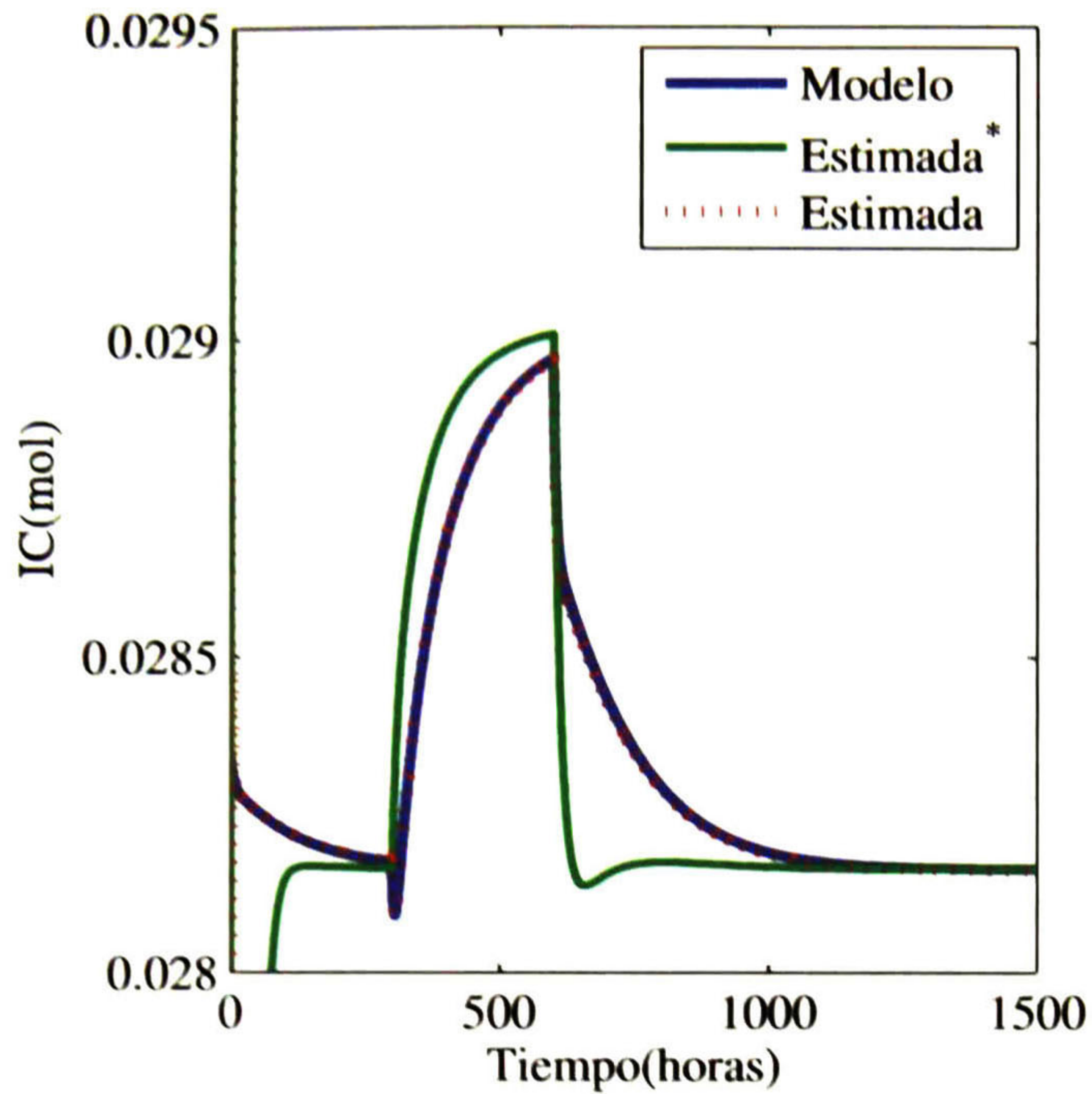


Figura 3.3: Comparación entre observadores para el Carbono Inorgánico IC. Línea Estimada * es la estimación en [1]. Línea Estimada es la estimación en este trabajo.

Como se vió en este capítulo, la estructura de la red neuronal para el diseño del observador tiene la característica de que puede ser seleccionada de diferentes maneras, como por ejemplo añadir más sigmoidales a la red o variar los parámetros de las sigmoidales. Una muestra de lo que este tipo de cambios puede producir en el observador se ilustra en este trabajo con la respuesta de la estimación del estado del carbono inorgánico como se puede observar en la figura 3.3.

4 Técnica de control PI L/A y supervisor Takagi-Sugeno.

A continuación se describe de manera general la estrategia de control propuesta en [1], la cual forma parte del control híbrido para el proceso de la digestión anaeróbica. Se resume principalmente la técnica de control PI L/A y el supervisor tipo Takagi-Sugeno.

4.1 Técnica de control L/A

El controlador L/A es una técnica que se ha utilizado para controlar procesos anaeróbicos [17]. Este controlador tiene la característica de tomar en cuenta las restricciones físicas del sistema conservando la positividad de las variables en el proceso. Además, toma en cuenta la saturación de los actuadores; también permite utilizar cualquier tipo de control clásico y presenta una estructura matemática simple, lo que permite su fácil implementación.

En general la aplicación del control L/A se basa en transformar el valor de la variable a controlar y el de la referencia mediante la función logaritmo natural. Una vez hecha la transformación, se realiza el cálculo de la entrada de control; posteriormente, esta señal es transformada al espacio original mediante la función exponencial y se aplica al sistema. La forma matemática que toma la entrada de control mediante la técnica L/A es lo que permite que las variables que entran al proceso sean positivas, un esquema de este tipo de control se muestra en la figura 4.1, donde y es la variable medida del proceso, y^* es el valor de referencia,

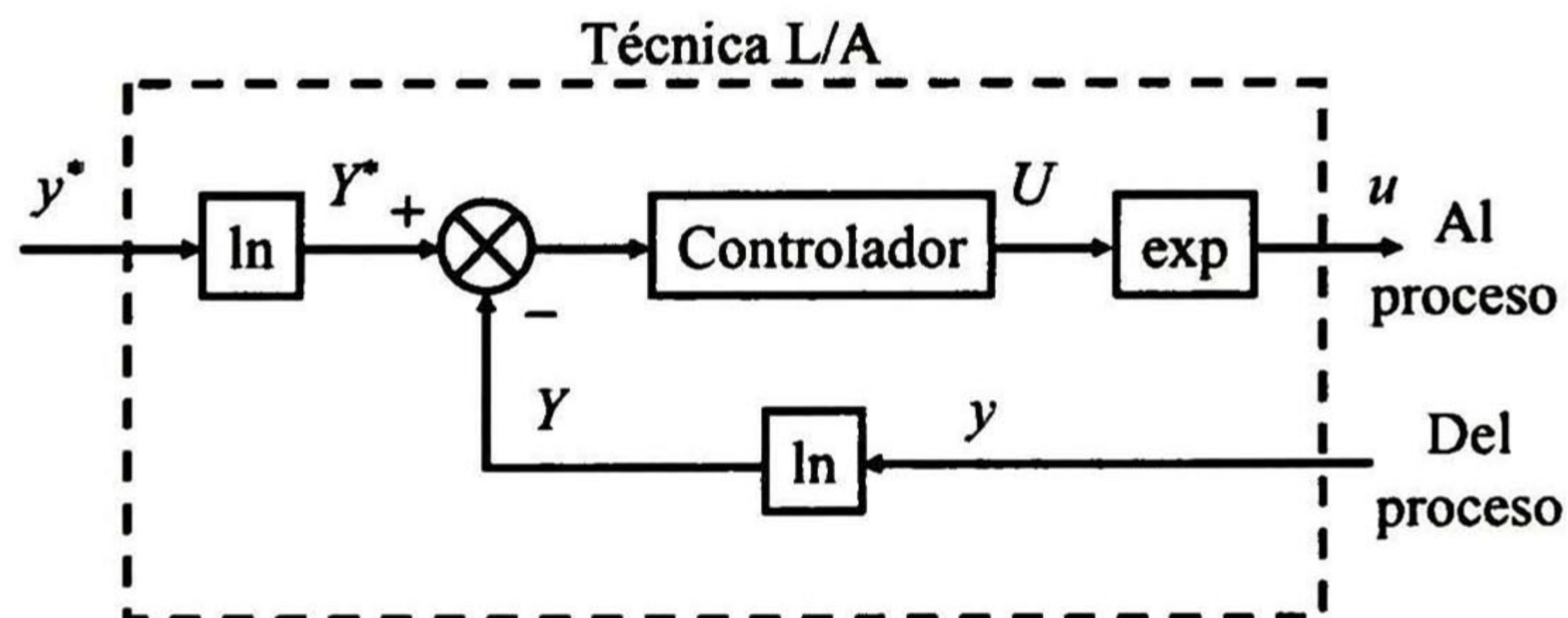


Figura 4.1: Esquema del controlador L/A.

La expresión general para la entrada de control de la técnica L/A está dada por:

$$U_k = U_{k-1} \left(\frac{Y_{k-1}}{Y_k} \right)^{K_p} \left(\frac{Y_k^*}{Y_k} \right)^{K_i} \quad (4.1)$$

donde las ganancias K_p y K_i están dadas por las ecuaciones siguientes:

$$K_p = \alpha K_i \quad (4.2)$$

$$K_i = \frac{1}{1 + \alpha} \frac{\ln \left(\frac{U_{max}}{-U^*} \right)}{\ln \left(\frac{Y^*}{Y^* + \Delta} \right)} \quad (4.3)$$

donde U_{max} es el valor máximo de control, U^* es el valor de control en el punto de equilibrio, Δ y α son los parámetros de regulación del controlador PI L/A.

En la estrategia de control, la técnica de control PI L/A se utiliza para calcular las entradas de control, tales como agregar una base y modificar la razón de dilución, como se verá a continuación.

Entrada de control: agregar una base

La acción de agregar una base se aplica al proceso anaeróbico con la finalidad de conseguir la regulación de la acidez al interior del biodigestor. Un nivel de acidez adecuado (alrededor de pH neutro) favorece el crecimiento y actividad de las bacterias permitiendo que sea posible la producción de biogás. Aunque las bacterias metanogénicas (representadas por la variable X_2) no son afectadas directamente por la entrada de una base (b_{inc_k}), esta agregación influye indirectamente en tales microorganismos debido al acoplamiento entre las variables biológicas y físico-químicas. La base que suele utilizarse para aplicar esta acción de control es bicarbonato.

La expresión de la acción de control agregar una base [7], esta dada por:

$$b_{inc_k} = (b_{inc_{max}} - b_{inc_{min}}) \left(\frac{B_{k-1}}{B_k} \right)^{K_{pb}} \left(\frac{B^*}{B_k} \right)^{K_{ib}} + b_{inc_{min}} \quad (4.4)$$

donde $b_{inc_{min}}$ y $b_{inc_{max}}$ son los valores de saturación mínimo y máximo de los actuadores respectivamente, B^* es el valor deseado de bicarbonato, B_k es el valor actual del bicarbonato en

el proceso y B_{k-1} es el valor del bicarbonato anterior a B_k , b_{inc_k} es el valor de la entrada de control agregar una base.

Las ganancias K_{pb} y K_{ib} de la ecuación 4.4 están dadas por las expresiones mostradas a continuación:

$$K_{pb} = \alpha_D K_{ib} \quad (4.5)$$

$$K_{ib} = \frac{1}{1 + \alpha_b} \frac{\ln \left(\frac{b_{inc_{max}} - b_{inc_{min}}}{-b_{inc_{min}}} \right)}{\ln \left(\frac{B^*}{B^* - \Delta_b} \right)} \quad (4.6)$$

donde Δ_b es la constante de regulación que influye sobre el tiempo de respuesta y la constante α_b influye sobre el amortiguamiento de la respuesta.

En [7] se muestra que mediante la acción agregar una base se puede rechazar perturbaciones en la entrada de sustrato S_{2in} y mantener la producción de metano; de hecho, mediante simulaciones se ha comprobado que al aplicar esta acción de control se puede aumentar la producción de metano en comparación con la acción de control de razón de dilución.

La acción de control agregar una base tiene limitantes en cuanto al rechazo de perturbaciones en la concentración de entrada de sustrato S_{2in} . Esto quiere decir que ante una perturbación de gran amplitud, la acción b_{inc_k} no basta para mantener al sistema en la región de operación, el proceso puede bloquearse o se puede provocar el punto de lavado. Por lo cual, una ley de control adicional es requerida como se verá a continuación.

Entrada de control: razón de dilución

La razón de dilución se define como $D = \frac{A_{in}}{V}$, donde A_{in} es el flujo de entrada y V el volumen de reacción. Esta entrada de control consiste en modificar la concentración del sustrato de entrada. Su ventaja principal es que permite rechazar perturbaciones en la entrada de sustrato S_{2in} de mayor amplitud que la acción agregar una base. Con la acción de control razón de dilución se disminuye la cantidad de materia orgánica que entra en el biodigestor. El efecto no deseado de esta dilución es que la producción de metano puede verse disminuida: por otro lado, es necesario preparar un almacenamiento del excedente de flujo en la entrada, el cual es

originado por la disminución de concentración del sustrato de entrada.

La forma matemática de la acción de control razón de dilución es definida en [7] y está dada por:

$$D_k = D_{k-1} \left(\frac{B_{k-1}}{B_k} \right)^{K_{pD}} \left(\frac{B^*}{B_k} \right)^{K_{iD}} \quad (4.7)$$

donde D_k es el valor de la razón de dilución de entrada en el proceso, D_{k-1} es el valor de la razón de dilución en un instante anterior al valor D_k , y las ganancias K_{pD} y K_{iD} están dadas por:

$$K_{pD} = \alpha_D K_{iD} \quad (4.8)$$

$$K_{iD} = \frac{1}{1 + \alpha_D} \frac{\ln \left(\frac{D_{max}}{D^*} \right)}{\ln \left(\frac{B^*}{B^* + \Delta_D} \right)} \quad (4.9)$$

donde α_D y Δ_D son los parámetros de calibración, D_{max} es el valor máximo de la tasa de dilución y D^* es valor de la tasa de dilución en el punto de equilibrio.

4.2 Supervisor Takagi-Sugeno

En la estrategia de control se integra un supervisor tipo Takagi-Sugeno cuya función es seleccionar, a partir de ciertas reglas, cual de las acciones de control aplicar. La elección se basa en dos variables: 1) la carga orgánica diaria por unidad de biomasa y 2) la producción de metano.

La carga orgánica por unidad de biomasa es una variable que relaciona la amplitud A_2 de la variación de carga orgánica o sustrato inicial S_{20} , la razón de dilución D_k (definida en la ecuación 4.7) y la cantidad de biomasa X_2 . La variable de la carga orgánica por unidad de biomasa está definida por:

$$ODL_{X_2} = \frac{D_k A_2 S_{20}}{X_2} \quad (4.10)$$

Como se puede observar en la ecuación anterior, si el valor de A_2 aumenta, se puede mantener la ODL_{X_2} en un valor deseado modificando el valor de entrada D_k , puesto que el valor de X_2 es una variable de estado y no se tiene entrada de control directa sobre ella.

Para la variable de la carga orgánica por unidad de biomasa ODL_{X_2} se definen los conjuntos difusos: lazo abierto, acción base, y acción dilución como se muestra en la figura 4.2.

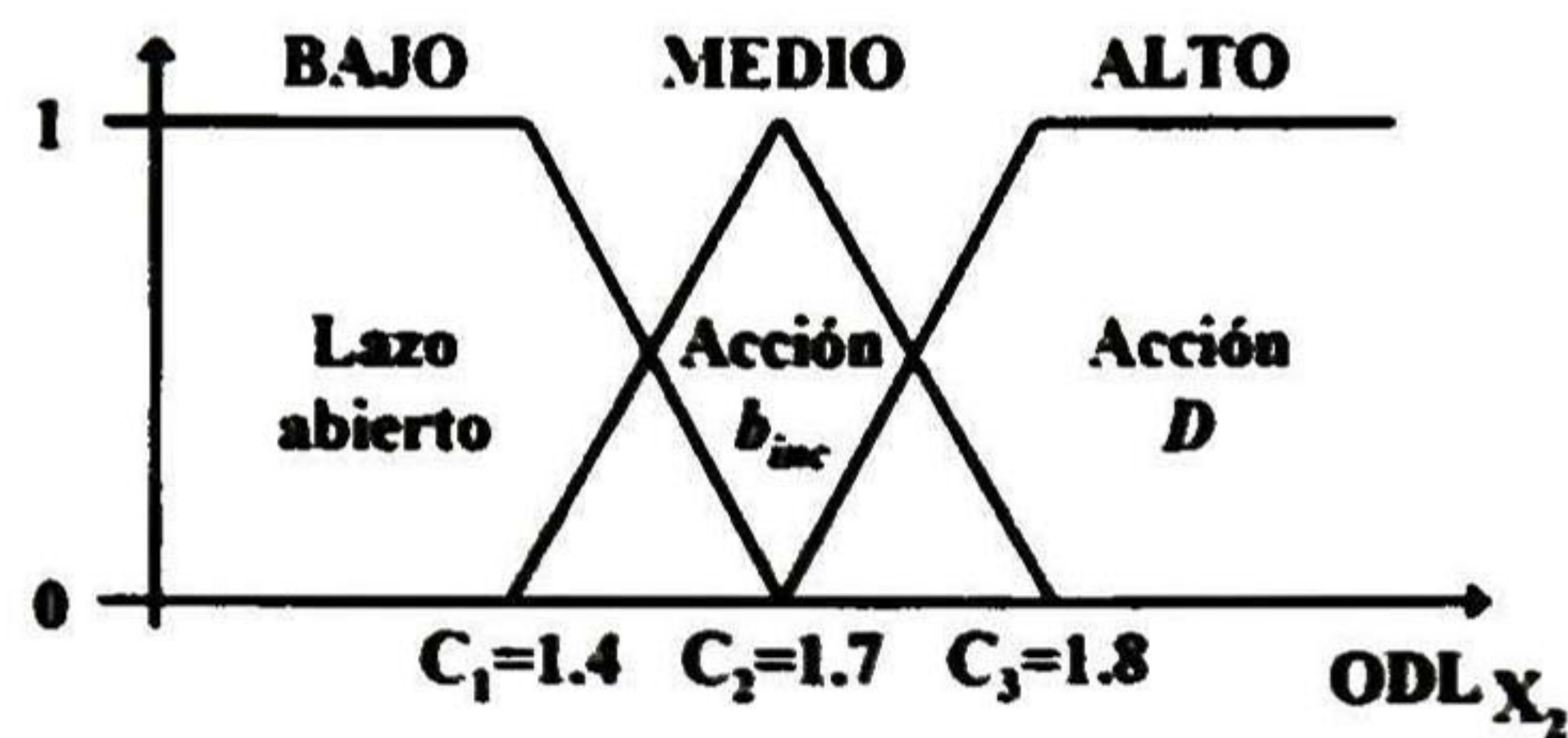


Figura 4.2: Conjuntos difusos lazo abierto, acción base, y acción dilución de la variable carga orgánica diaria por unidad de biomasa.

Dependiendo del valor de ODL_{X_2} , el supervisor aplica la acción de control correspondiente al conjunto difuso de la figura 4.2. Los límites de los conjuntos difusos C_1 , C_2 , C_3 , son valores constantes que se determinan a partir de la observación del comportamiento del sistema o conocimiento empírico. Estos valores están cerca de un nivel crítico donde el sistema tiende a la región de operación no deseada (punto de lavado). Por ejemplo, cuando el valor de ODL_{X_2} es menor que C_1 el sistema puede operar en lazo abierto sin ninguna acción de control; sin embargo, si el valor de ODL_{X_2} incrementa a un valor mayor que C_1 el sistema tiende a la región de lavado y es necesaria una acción de control, en este caso: la acción agregar una base. Como nota complementaria, en este caso es posible también aplicar una acción de control de razón de dilución; sin embargo se sabe que aplicar la acción agregar una base aumenta la producción de metano.

De manera semejante, cuando el valor de la ODL_{X_2} es mayor que C_3 , la acción de control razón de dilución es necesaria para mantener el sistema en la región de operación ante una perturbación de mayor amplitud de sustrato S_2 , debido a que la acción de control agregar una base no es suficiente para mantener el sistema en el punto de operación.

La producción de metano está relacionada con la cantidad de sustrato presente en el biodigestor; es decir, en condiciones favorables para el crecimiento de la biomasa, un aumento en la cantidad de sustrato en el proceso conlleva a una mayor producción de metano.

La variable producción de metano ΔQ_{CH_4} está definida por:

$$\Delta Q_{CH_4} = Q_{CH_4} - Q_{CH_4eq} \quad (4.11)$$

donde Q_{CH_4} es el valor de la producción de metano en el proceso en un instante determinado y Q_{CH_4eq} es el valor de la producción de metano en el punto de equilibrio del sistema.

Los conjuntos difusos para la variable producción de metano son: lazo abierto y lazo cerrado como se puede observar en la figura 4.3,

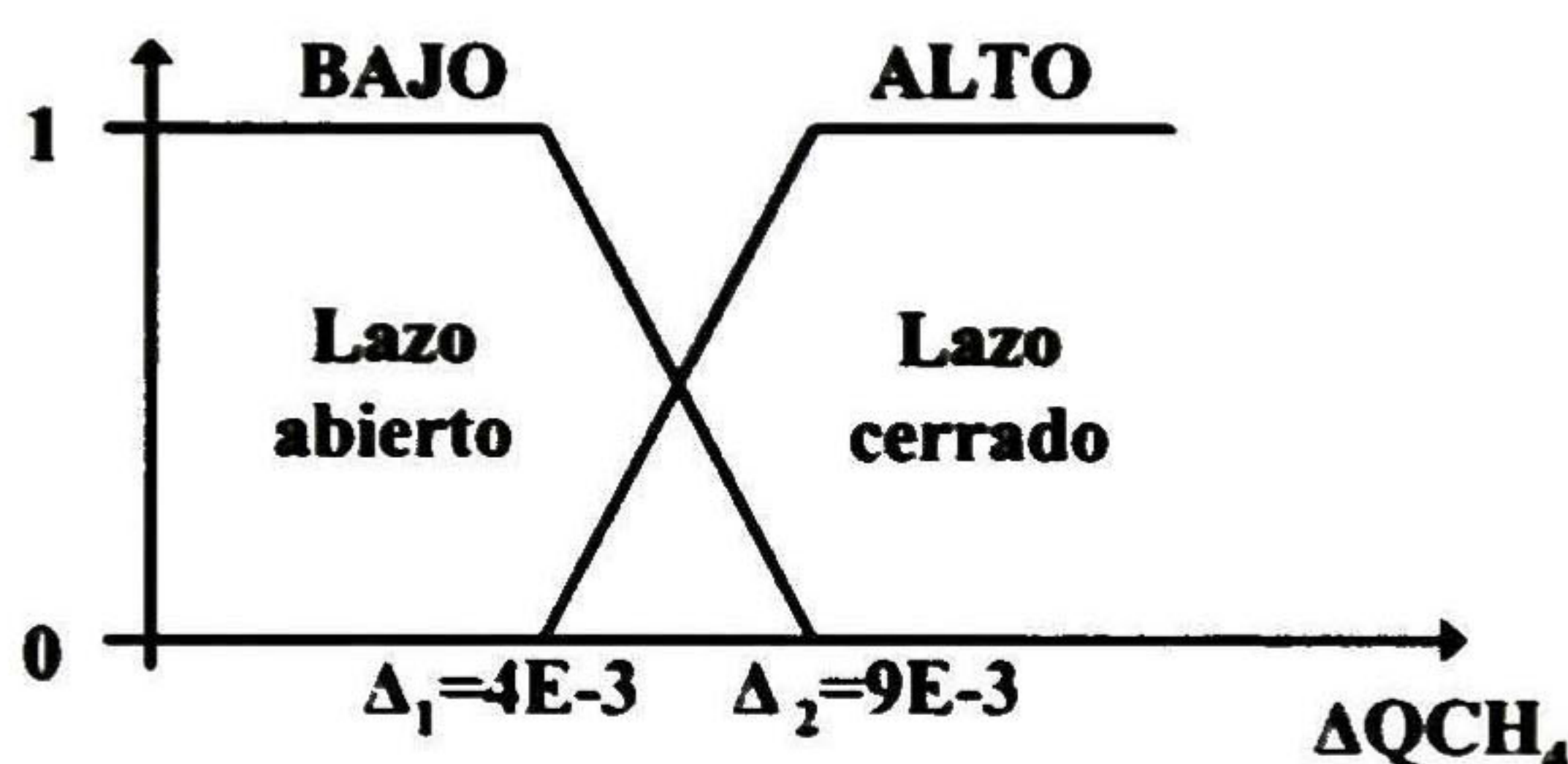


Figura 4.3: Conjuntos difusos de la variable producción de metano.

donde las constantes Δ_1 y Δ_2 son los valores donde el sistema necesita un cambio en la acción de control para mantener al sistema en el punto de operación.

De igual manera que para la variable de la carga orgánica diaria, las constantes de la variable producción de metano Δ_1 y Δ_2 son determinadas por prueba y error; para esto se varían sus valores hasta encontrar los valores límites que mantengan al sistema en el punto de operación.

Como nota adicional, el decremento de la producción de metano no sólo se puede deber a un decremento del sustrato, sino a sobrecargas orgánicas o alteraciones en la acidez o temperatura que haga que las bacterias se inhiban; de ahí la importancia de mantener el sistema en

condiciones favorables de crecimiento de la biomasa.

Teniendo definido los conjuntos difusos para ambas variables, ahora se definen las reglas de lógica del tipo *modus Ponens* "si x es A entonces y es B ", en donde la parte " x es A " se le conoce como antecedente o premisa y la parte " y es B " se le conoce como consecuente o conclusión.

El modelo de Sugeno utiliza una funcional como consecuente, por lo que la expresión lógica para este modelo se puede expresar como:

$$\text{Si } x \text{ es } A \text{ entonces } y = f(.) \quad (4.12)$$

donde $f(.)$ es una función, como puede ser un polinomio, un sistema dinámico, etc. y puede incluir variables o parámetros independientes de las ecuaciones del modelo matemático.

A partir de la combinación de los tres conjuntos difusos para la variable de la carga orgánica diaria y dos conjuntos para la producción de metano se definen seis reglas de control. Las reglas están definidas en la tabla 4.1,

	ODL/X2			
	LA	b_{inc}	D	
ΔQCH_4	LA	$u1=LA$	$u3=b_{inc}$	$u5=D$
	LC	$u2=LA$	$u4=b_{inc}$	$u6=D$

Tabla 4.1: Reglas de control.

donde LA significa lazo abierto, LC lazo cerrado, b_{inc} es la acción agregar una base, D es la acción de dilución, y $u1, u2, \dots, u6$ son las acciones de control para las 6 reglas respectivamente. Un ejemplo de una regla es:

"Si el valor de la variable ΔQCH_4 está en el conjunto difuso LA y el valor de ODL/X2 está en el conjunto difuso b_{inc} entonces, la acción de control es aplicar una acción base $u3=b_{inc}$."

De esta manera, dependiendo del valor de las variables ΔQCH_4 y ODL/X2, se elige cual de las reglas aplicar, y por lo tanto, la acción de control más adecuada para tales condiciones de

operación.

La operación que se utiliza para definir la función de pertenencia entre los conjuntos difusos para cada variable es la operación unión o máximo. La función de pertenencia entre los conjuntos difusos de la variable carga orgánica diaria está dada por $V(\text{ODL}/X_2) = \max(V_o(\text{lazo abierto}), V_o(\text{acción base}), V_o(\text{acción dilución}))$. Así mismo se hace la operación unión entre los conjuntos de la variable producción de metano y la función de pertenencia para esta variable está dada por $V(\Delta QCH_4) = \max(V_m(\text{lazo abierto}), V_m(\text{lazo cerrado}))$. Por ejemplo, si el valor de la variable ΔQCH_4 es Δa y éste valor está entre Δ_1 y Δ_2 como se muestra en la figura 4.4, se observa que el valor de la función de pertenencia $V_m(\text{lazo cerrado})$ es mayor para el conjunto lazo cerrado que la función de pertenencia $V_m(\text{lazo abierto})$ del conjunto lazo abierto, por lo tanto el valor máximo es $V_m(\text{lazo cerrado})$. De la misma manera, se procede para la variable de la carga orgánica diaria. En este caso, supongamos que el valor es $V_o(\text{acción base})$, entonces, la regla correspondiente a este ejemplo según la tabla 4.1 es la regla u4, es decir, agregar una base.

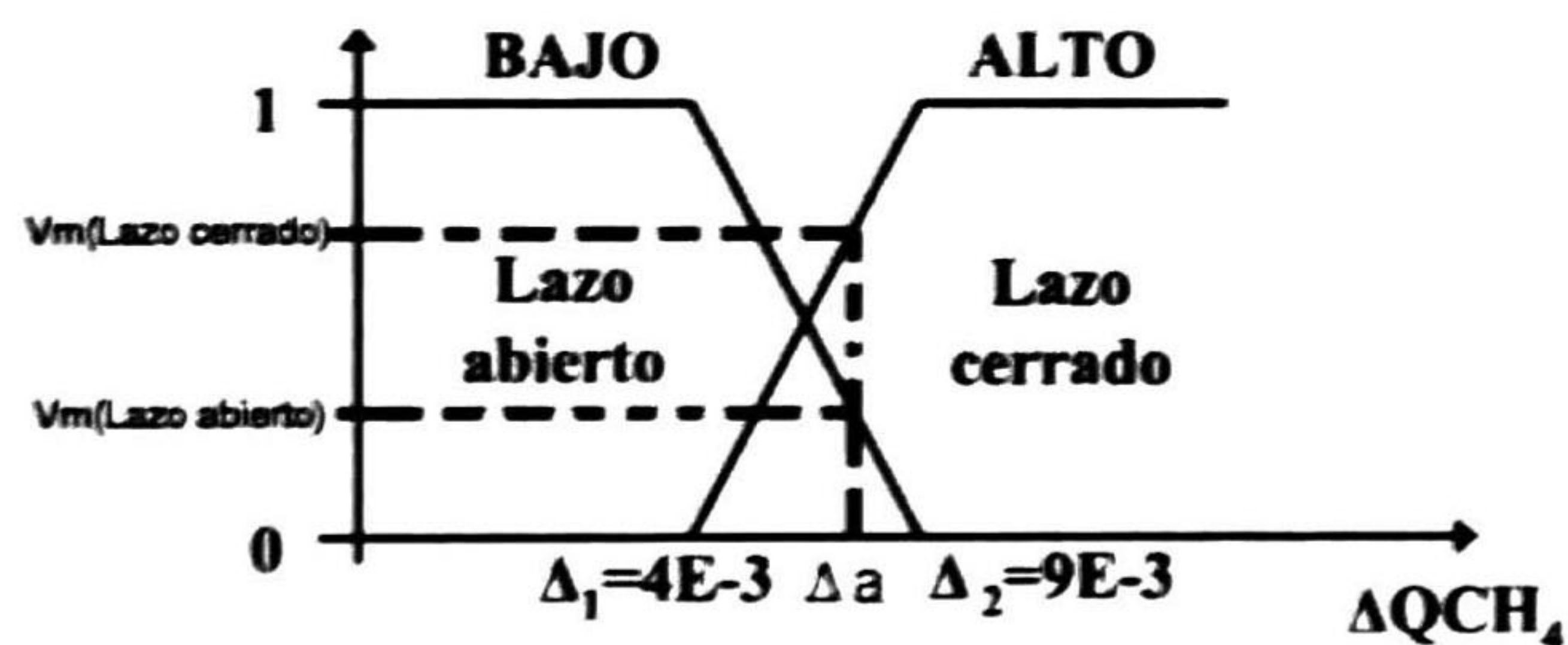


Figura 4.4: Función de pertenencia para los conjuntos difusos lazo abierto y lazo cerrado de la variable producción de metano.

Una vez que se tiene la aportación de las seis entradas de control, la función de pertenencia para cada regla está dada por $V_i(\text{total}) = \min(V(\Delta QCH_4), V(\text{ODL}/X_2))$. Con el propósito de evitar comportamientos oscilatorios provocados por una conmutación abrupta entre las entradas de control, la conmutación es progresiva y la entrada de control es ponderada con la función de pertenencia como se muestra en la siguiente ecuación:

$$u = \frac{\sum_{i=1}^6 u_i * V_i}{\sum_{i=1}^6 V_i} \quad (4.13)$$

con $i=1,2\dots6$, donde u_i es la entrada de control para cada regla y V_i es la función de pertenencia correspondiente a cada regla.

En el quinto capítulo se muestra los resultados en simulación utilizando el esquema de control mostrado en este capítulo.

5 Resultados

En el presente capítulo se detalla la realización de los experimentos de la digestión anaeróbica y se muestran los datos obtenidos, así como el análisis de los mismos. Los experimentos se realizaron en modo por lotes y modo continuo. Las pruebas que se realizaron fueron hechas en el biodigestor anaeróbico del Cinvestav Unidad Saltillo utilizando efluentes de un rastro de Saltillo.

5.1 Validación en simulación

Primeramente se presentan resultados en simulación ante posibles perturbaciones que puede sufrir el sistema y que se deben tener en cuenta, para una adecuada operación del proceso. Posteriormente se muestran los resultados del esquema híbrido de control.

5.1.1 Simulación del observador

En situaciones experimentales, los sistemas en general pueden tener ruido en las mediciones de la salida, éstos pueden deberse a incertidumbres o errores de medición en los sensores. A continuación se muestra una simulación del sistema en lazo abierto considerando ruido en las salidas y con una perturbación en la entrada S_{2in} que inicia en el tiempo 300 horas y termina en el tiempo 600 horas como se muestra en la figura 5.1. El objetivo de esta simulación es mostrar la estimación del observador en presencia de ruido en las salidas.

El observador trata de seguir las salidas (QCH_4 y QCO_2) a pesar del ruido introducido como se muestra en la figura 5.1. Los estados de la biomasa X_2 , sustrato S_2 y del carbono inorgánico IC resienten el ruido haciendo oscilar los estados observados; a pesar de esto, el observador estima los estados con cierto error alrededor de la referencia y la estimación permanece acotada.

Por otra parte, uno de los parámetros que influyen en la producción de metano es la razón de dilución. Para ilustrar este hecho, en lazo abierto se simula una perturbación en la razón de dilución de amplitud del 30% del valor de dilución inicial; la perturbación inicia en el tiempo

100 horas y termina en el tiempo 400 horas. La simulación se muestra en la figura 5.2.

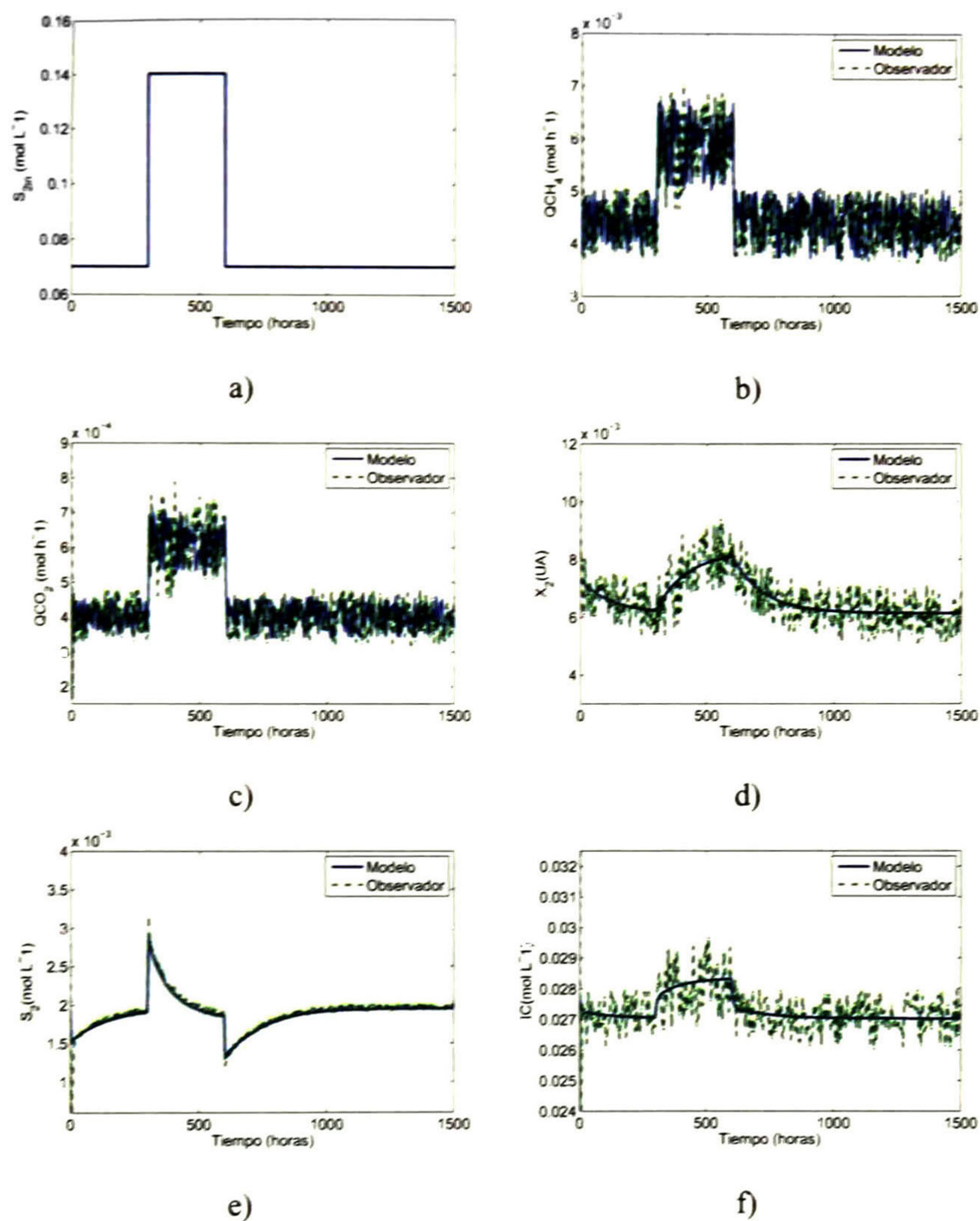


Figura 5.1: Respuesta del sistema anaeróbico ante una perturbación en la entrada S_2 y ruido en las salidas. a) perturbación de S_{2in} b) salida del metano c) salida del dióxido de carbono d) biomasa X_2 e) sustrato S_2 f) carbono inorgánico IC.

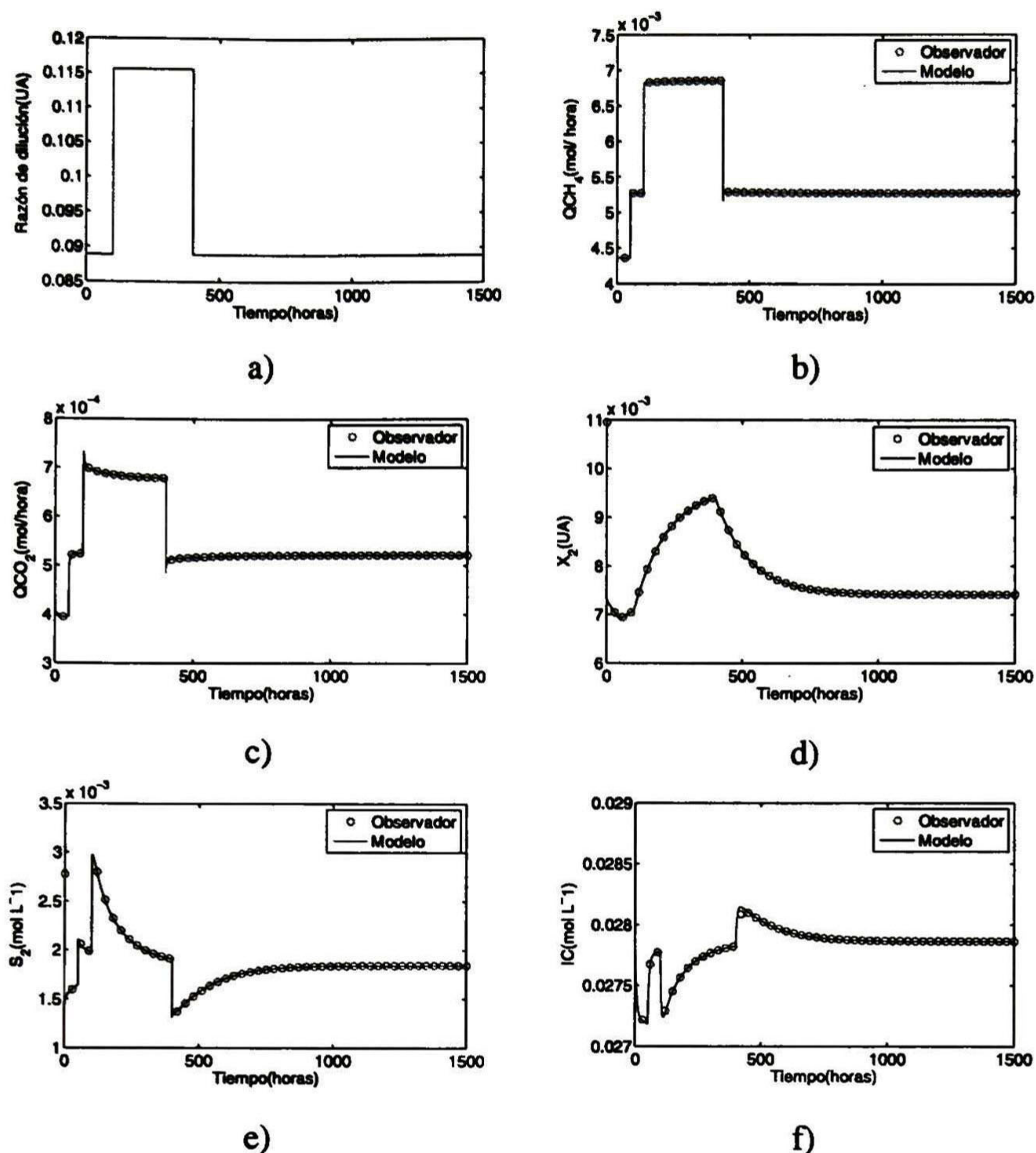


Figura 5.2: Respuesta del sistema anaeróbico ante una perturbación en la razón de dilución. a) perturbación de la razón de dilución, b) respuesta en la salida del metano, c) respuesta en la salida del dióxido de carbono, d) respuesta de la biomasa, e) respuesta del sustrato en el biodigestor, f) respuesta del carbono inorgánico.

Como se puede observar en la figura 5.2 b) la producción de metano se ve afectada ante la perturbación de la razón de dilución; en situaciones experimentales la perturbación de la razón de dilución puede presentarse en el caso en el que el flujo de entrada y salida sufra variaciones ocasionado por factores como fallas en el funcionamiento de las bombas que se encargan de introducir y extraer el efluente del biodigestor; o que haya variaciones en el flujo de entrada debido a las condiciones de operación propias del lugar donde se generan las aguas residuales.

5.1.2 Simulación del esquema híbrido de control

Con el fin de validar la estrategia de control, en este apartado se muestran los resultados vía simulación del esquema de control híbrido considerando diferentes condiciones de operación.

Se considera una perturbación en la entrada del sustrato S_{2in} representada por una función escalón; dicha perturbación tiene un incremento del 140% del valor inicial S_{2in} . La perturbación inicia en el tiempo 50 horas. El comportamiento del sistema ante esta perturbación se muestra en la figura 5.3.

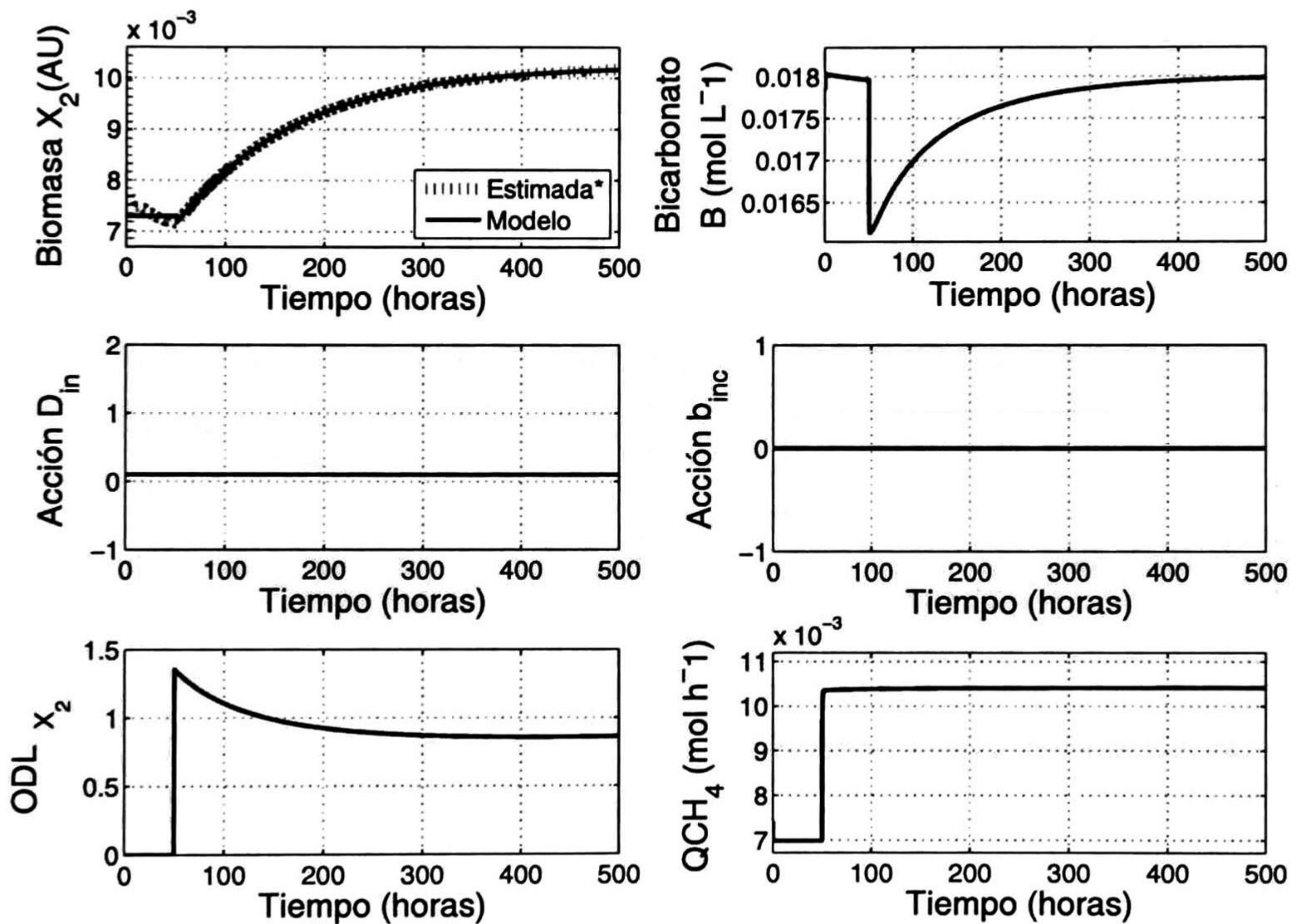


Figura 5.3: Esquema híbrido de control ante una perturbación en la entrada S_{2in} de amplitud de 140% en el tiempo 50 horas.

En este caso, ambas acciones de control: b_{inc} y D_{in} permanecen constantes (ver figura 5.3), entonces no son necesarias para rechazar la perturbación. De esta manera, el sistema puede operar en lazo abierto.

A continuación se muestra una simulación con una perturbación en la entrada de sustrato S_{2in} de 220% del valor inicial, que inicia en el tiempo 50 horas. Para dichas condiciones el comportamiento del sistema se muestra en la figura 5.4.

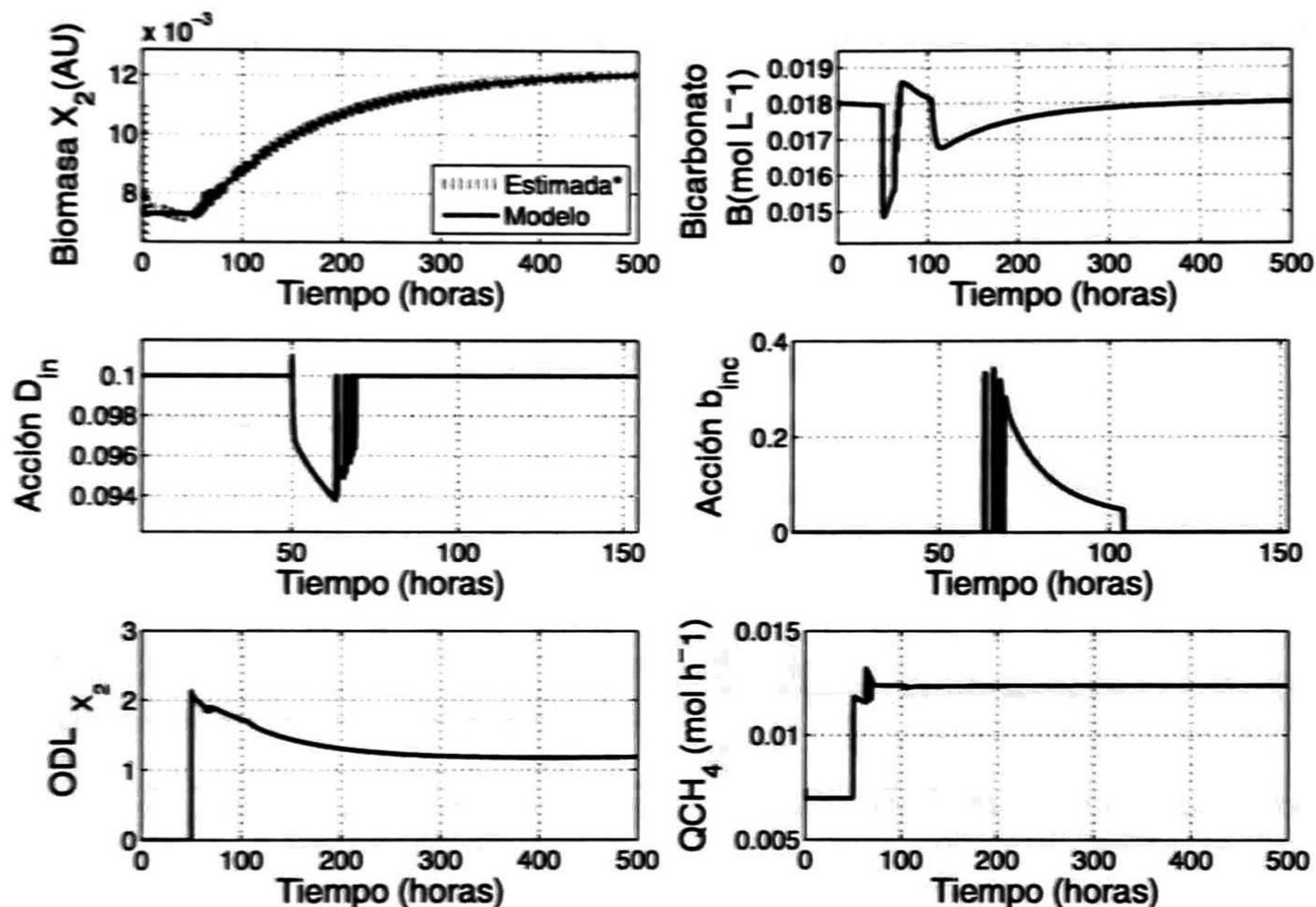


Figura 5.4: Esquema híbrido de control ante una perturbación en la entrada S_{2in} de amplitud de 220% en el tiempo 50 horas.

Debido a que la perturbación en este caso es mayor que en el caso anterior, se necesita la acción de control D_{in} para evitar el punto de lavado. De la gráfica de la acción D_{in} (figura 5.4), se puede observar la aplicación de dicha entrada de control. Esta acción se aplica hasta llevar a la variable ODL_{X2} a un valor más bajo. En un valor más bajo de la variable ODL_{X2} , la acción de control D_{in} deja de aplicarse gradualmente y en su lugar se comienza a aplicar gradualmente la acción de control b_{inc} (ver figura 5.4). De igual manera, esta acción se aplica hasta llevar a la

5.2 Trabajo experimental

Primeramente se detalla la realización de los experimentos en modo por lotes y posteriormente los de modo continuo. Ambos experimentos se realizan en lazo abierto.

5.2.1 Experimentación en modo por lotes

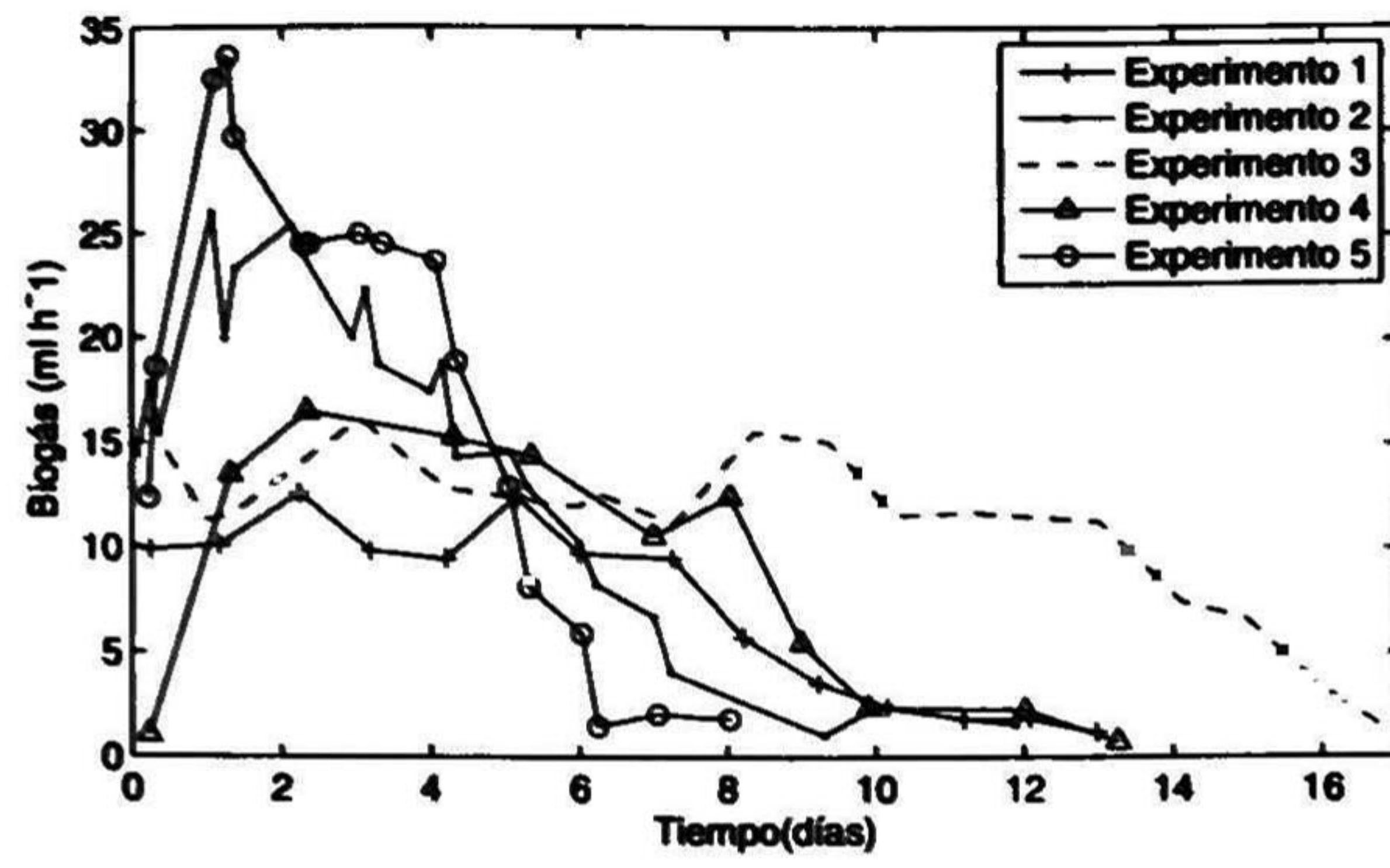
En los experimentos en modo por lotes se coloca el efluente en el biodigestor y permanece en éste un tiempo de 12 a 16 días, sin entrada ni salida de efluente. Durante este tiempo el sustrato es degradado lentamente; la producción de biogás llega a un punto máximo y posteriormente va disminuyendo con el paso del tiempo debido a la reducción de materia orgánica en el biodigestor. La razón de producción de biogás depende de la cantidad de bacterias activas en el biodigestor, la cantidad de materia degradable del efluente, la acidez durante el proceso y de otros factores.

Las condiciones de operación en modo por lotes fueron las siguientes: se utilizó 4.5 L de efluente, 400mL de zeolita, se mantuvo a una temperatura de 37°C y la velocidad del motor de agitación fue de 100rpm dentro del biodigestor.

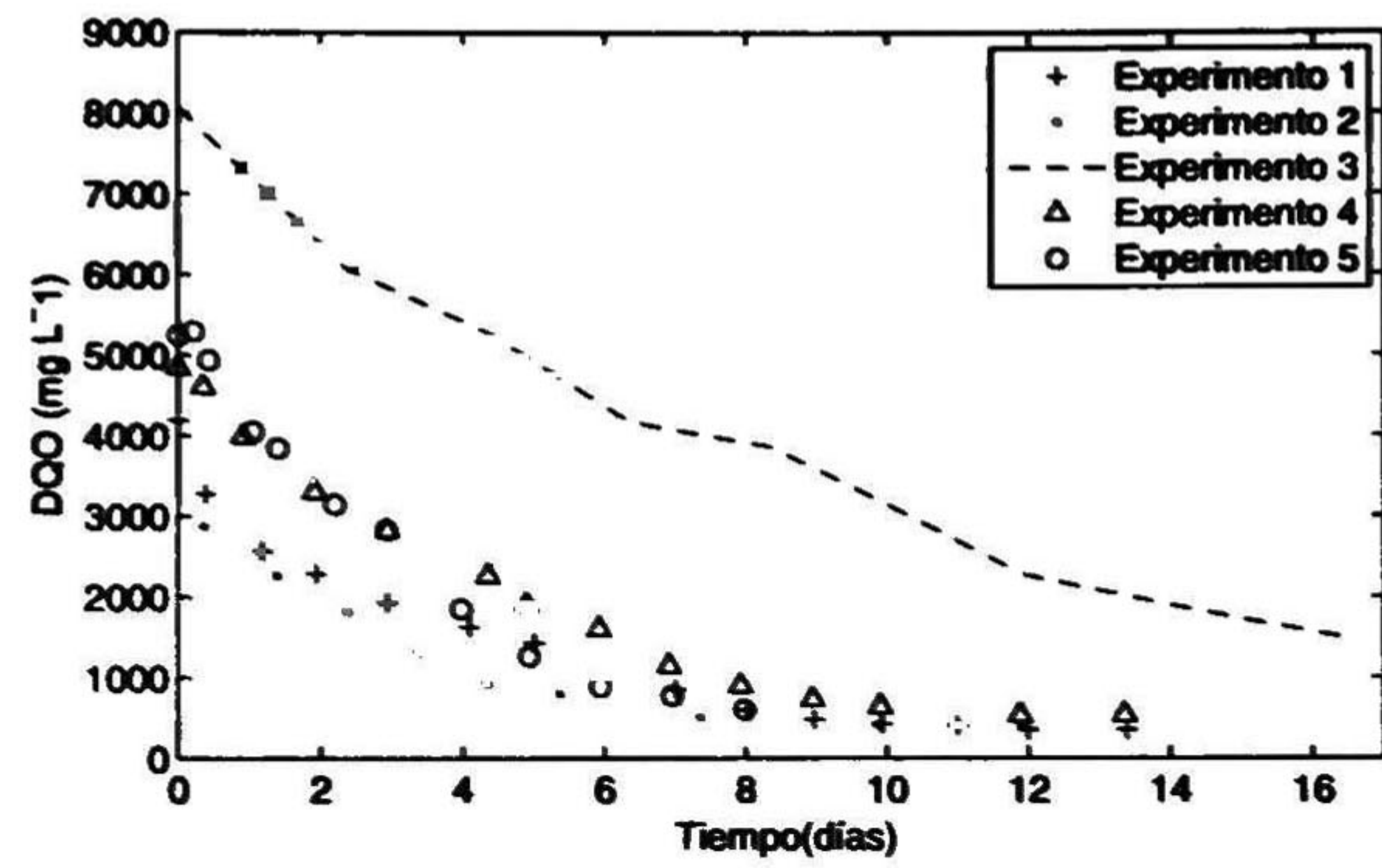
Se realizaron consecutivamente siete experimentos en modo por lotes. Durante éstos se monitoreó el pH, se midió la producción de biogás, y se hizo el análisis del DQO del agua tratada del biodigestor. En este trabajo sólo se tomaron cinco de los siete experimentos por razones de confiabilidad de sus mediciones. Las mediciones para cada uno de los cinco experimentos se muestran en las gráficas de la figura 5.6 .

El rendimiento de la degradación, es decir, la razón entre la DQO inicial y la DQO al final de la prueba es aproximadamente 90%, siendo el DQO final menor que el inicial; este rendimiento es una muestra de la efectividad del proceso anaeróbico para tratar efluentes.

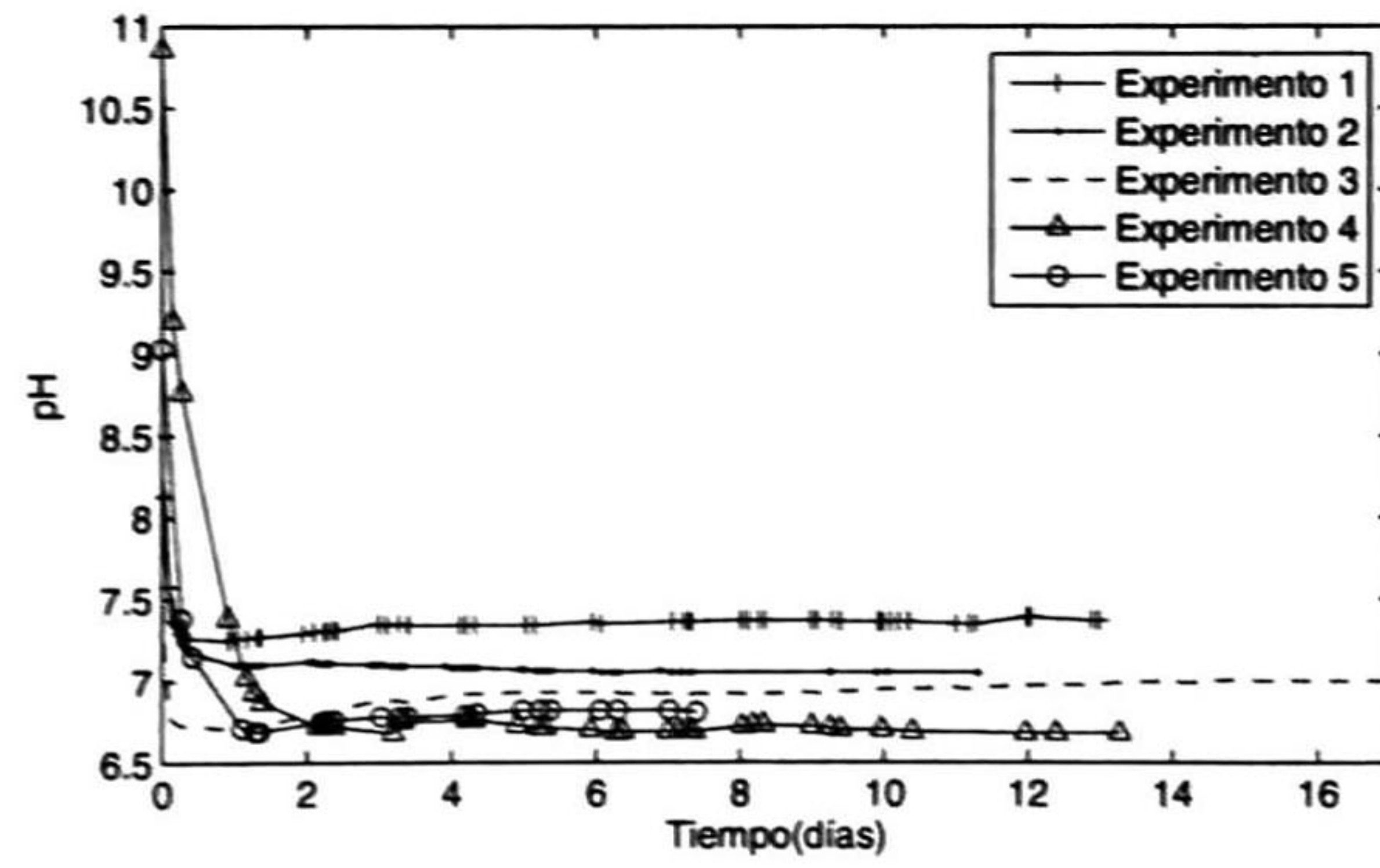
En la figura 5.6b) se puede observar que el DQO inicial es diferente para cada uno de los experimentos; esto nos indica que a pesar de que la muestra del efluente es tomado del mismo lugar no siempre tiene la misma composición química.



a)



b)



c)

Figura 5.6: Mediciones para los cinco experimentos realizados en modo por lotes.
a) producción de biogás. b) DQO c) pH.

El hecho que el QDO inicial varíe entre cada muestra hay que tenerlo en cuenta en trabajos futuros en experimentos en modo continuo.

A pesar de la diferencia del DQO inicial de los experimentos, en la figura 5.6c) se puede notar que para todas las pruebas después de el segundo día la medición del pH se mantiene en un rango de 6.5 a 7.5; este rango es una indicación del pH adecuado para el funcionamiento del proceso con el efluente de rastro de saltillo.

Una observación importante que se puede apreciar en estos experimentos es: cuando el pH inicial disminuye en las primeras horas de la prueba, es decir, aproximadamente 12 horas, la producción de metano es mayor (por arriba de 10 mL h^{-1}) en comparación con experimentos donde no sucede este comportamiento del pH.

5.2.2 Experimentación en modo continuo

En los experimentos en modo continuo, se coloca el efluente en el biodigestor. A diferencia de los experimentos en modo por lotes, hay una entrada de efluente en el biodigestor y una salida de agua tratada del biodigestor.

Las condiciones de operación en modo continuo fueron las siguientes: el flujo de entrada y de salida es de 450 mL h^{-1} , lo que da una razón de dilución de 0.1, el nivel de efluente en el biodigestor se mantuvo en 4.5L, 400mL de zeolita; se mantuvo una temperatura de 37°C , y la velocidad del motor de agitación fue de 100rpm.

Se realizó una prueba en continuo la cual se mantuvo operando durante 30 días; en este trabajo sólo se muestran los datos de los últimos diez días de prueba debido a que las bacterias requieren un tiempo para adaptarse a las nuevas condiciones de operación. Durante este experimento se monitoreó el pH, se midió la producción de biogás, y se hizo el análisis del DQO del efluente que entra al biodigestor y el DQO del agua tratada que sale del biodigestor, las mediciones adquiridas se muestran en las gráficas de la figura 5.7.

El rendimiento de degradación de la materia orgánica es menor que los experimentos en modo por lotes, en este caso es de 20% a 40%.

El hecho que el QDO inicial varíe entre cada muestra hay que tenerlo en cuenta en trabajos futuros en experimentos en modo continuo.

A pesar de la diferencia del DQO inicial de los experimentos, en la figura 5.6c) se puede notar que para todas las pruebas después de el segundo día la medición del pH se mantiene en un rango de 6.5 a 7.5; este rango es una indicación del pH adecuado para el funcionamiento del proceso con el efluente de rastro de saltillo.

Una observación importante que se puede apreciar en estos experimentos es: cuando el pH inicial disminuye en las primeras horas de la prueba, es decir, aproximadamente 12 horas, la producción de metano es mayor (por arriba de 10 mL h^{-1}) en comparación con experimentos donde no sucede este comportamiento del pH.

5.2.2 Experimentación en modo continuo

En los experimentos en modo continuo, se coloca el efluente en el biodigestor. A diferencia de los experimentos en modo por lotes, hay una entrada de efluente en el biodigestor y una salida de agua tratada del biodigestor.

Las condiciones de operación en modo continuo fueron las siguientes: el flujo de entrada y de salida es de 450 mL h^{-1} , lo que da una razón de dilución de 0.1, el nivel de efluente en el biodigestor se mantuvo en 4.5L, 400mL de zeolita; se mantuvo una temperatura de 37°C , y la velocidad del motor de agitación fue de 100rpm.

Se realizó una prueba en continuo la cual se mantuvo operando durante 30 días; en este trabajo sólo se muestran los datos de los últimos diez días de prueba debido a que las bacterias requieren un tiempo para adaptarse a las nuevas condiciones de operación. Durante este experimento se monitoreó el pH, se midió la producción de biogás, y se hizo el análisis del DQO del efluente que entra al biodigestor y el DQO del agua tratada que sale del biodigestor, las mediciones adquiridas se muestran en las gráficas de la figura 5.7.

El rendimiento de degradación de la materia orgánica es menor que los experimentos en modo por lotes, en este caso es de 20% a 40%.

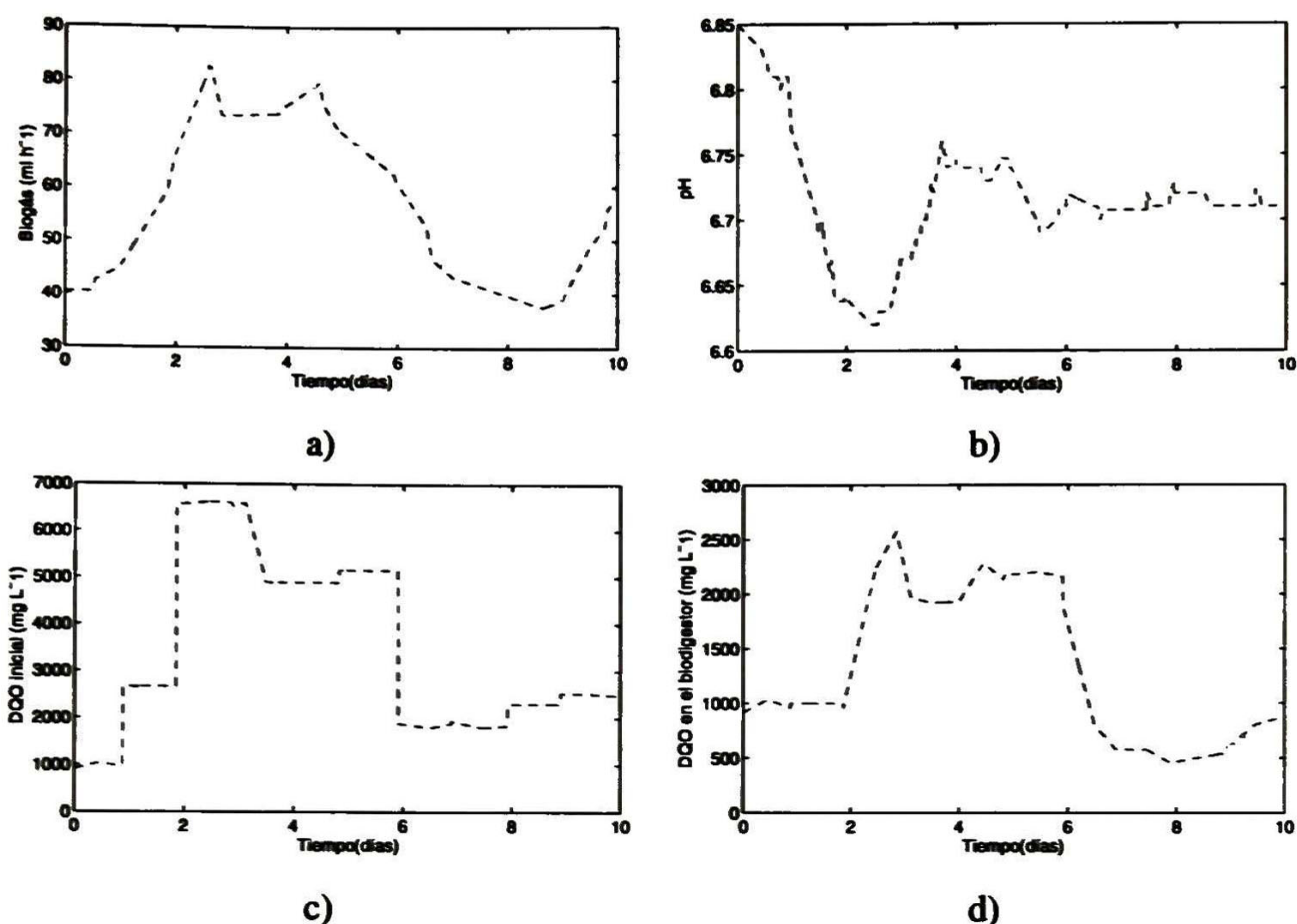


Figura 5.7: Mediciones adquiridas del experimento en modo continuo a) razón de la producción de biogás b)pH c) DQO inicial, es decir del efluente que entra en el biodigestor d) DQO del agua tratada por el biodigestor .

En este experimento en modo continuo la producción de biogás fue mayor que en los experimentos en modo por lotes como se muestra en la figura 5.7a) y figura 5.6a). Se puede observar que en el experimento en modo continuo se alcanza una producción de biogás por arriba de 40mL h^{-1} mientras que en modo por lotes no se alcanza. Cabe mencionar que debe haber una adaptación de las bacterias del proceso de modo por lotes a modo continuo; esto se consigue iniciando el experimento en modo por lotes y después de aproximadamente 15 días iniciar el experimento en modo continuo.

Como se muestra en esta sección, los resultados de los experimentos en continuo muestran una mejor producción de metano en comparación a los experimentos en modo por lotes.

5.2.3 Observador en experimentación

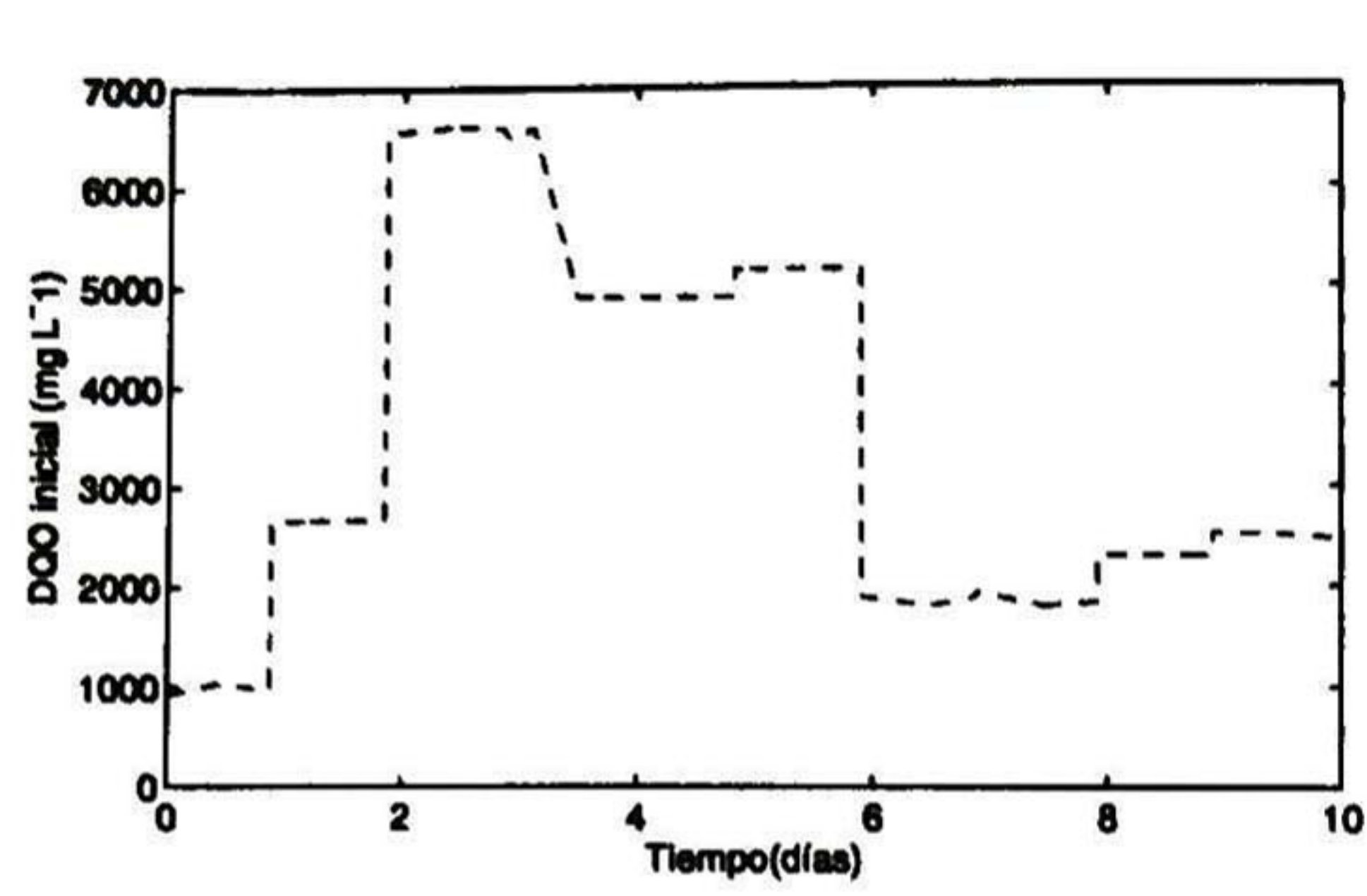
A continuación se evalúa la eficiencia del observador propuesto en este trabajo utilizando los datos del experimento en modo continuo, esta validación es hecha fuera de línea. La validación en modo por lotes se realiza en el trabajo de tesis [1].

Para la prueba del observador en modo continuo se utilizan los datos de la medición del pH, la medición de la DQO inicial de entrada, la DQO de la salida del biodigestor y la medición de la producción del biogás.

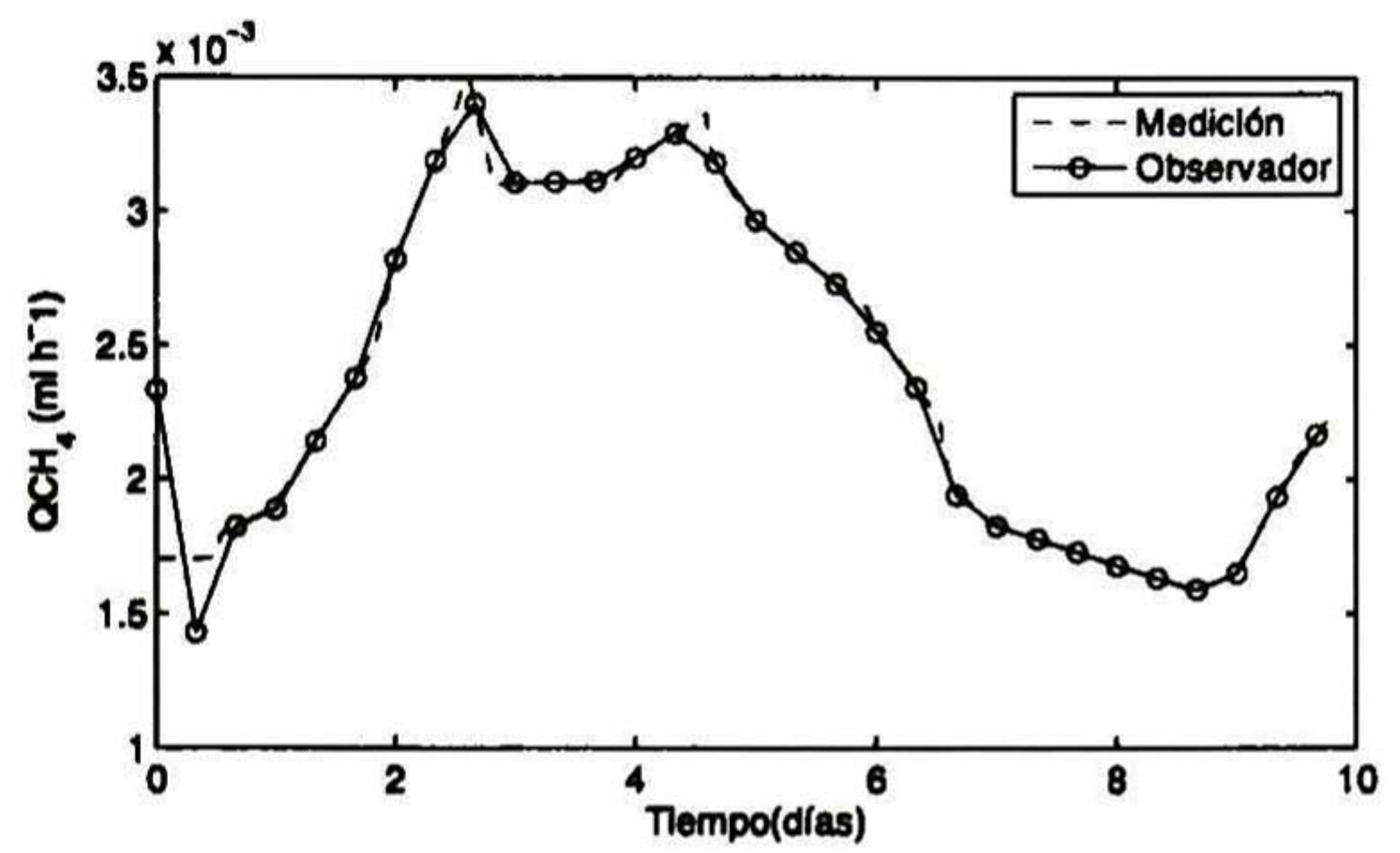
A partir del modelo matemático del sistema anaeróbico descrito por las ecuaciones 2.1-2.6; la entrada de sustrato S_{2in} se considera proporcional a la DQO inicial y la razón de dilución D_{in} es igual a 0.1. Además, la DQO de la salida se considera proporcional al S_2 en la ecuación 2.4. Las salidas del sistema son la producción de metano y de dióxido de carbono respectivamente, definidas por las ecuaciones 2.14 y 2.15. En este trabajo, debido a que no se cuenta con un sensor para este tipo de gases, se considera que la salida del metano es el 70% de la medición de biogás producido y la salida del dióxido de carbono es el 30%. Esta consideración proviene de experimentos previos con el mismo tipo de agua residual.

Una vez introducidos los datos del experimento en modo continuo en la simulación como se menciona en el párrafo anterior, se obtienen los resultados que se muestran en la figura 5.8. De las figuras 5.8b) y 5.8c) se puede observar que hay seguimiento en la observación de las salidas: producción de metano y dióxido de carbono, así también la observación del estado S_2 tiene un error aceptable. Por otro lado en el seguimiento de la biomasa X_2 y el estado IC, el error es mayor que el de la observación de las salidas. Esto puede deberse a que no se conocen con exactitud los parámetros del modelo. Además, en la ecuación de la biomasa X_2 (2.3) se considera a los microorganismos fijos en el soporte sólido y no contiene el efecto de las entradas, esto afecta al observador ya que la única manera de acceder a X_2 es a través de la salida (biogás). A pesar de esto la observación permanece acotada. Se debe tener presente el hecho de que aún cuando las salidas son no lineales y que éstas dependen de los estados de la biomasa X_2 y del sustrato S_2 las salidas son estimadas por el observador.

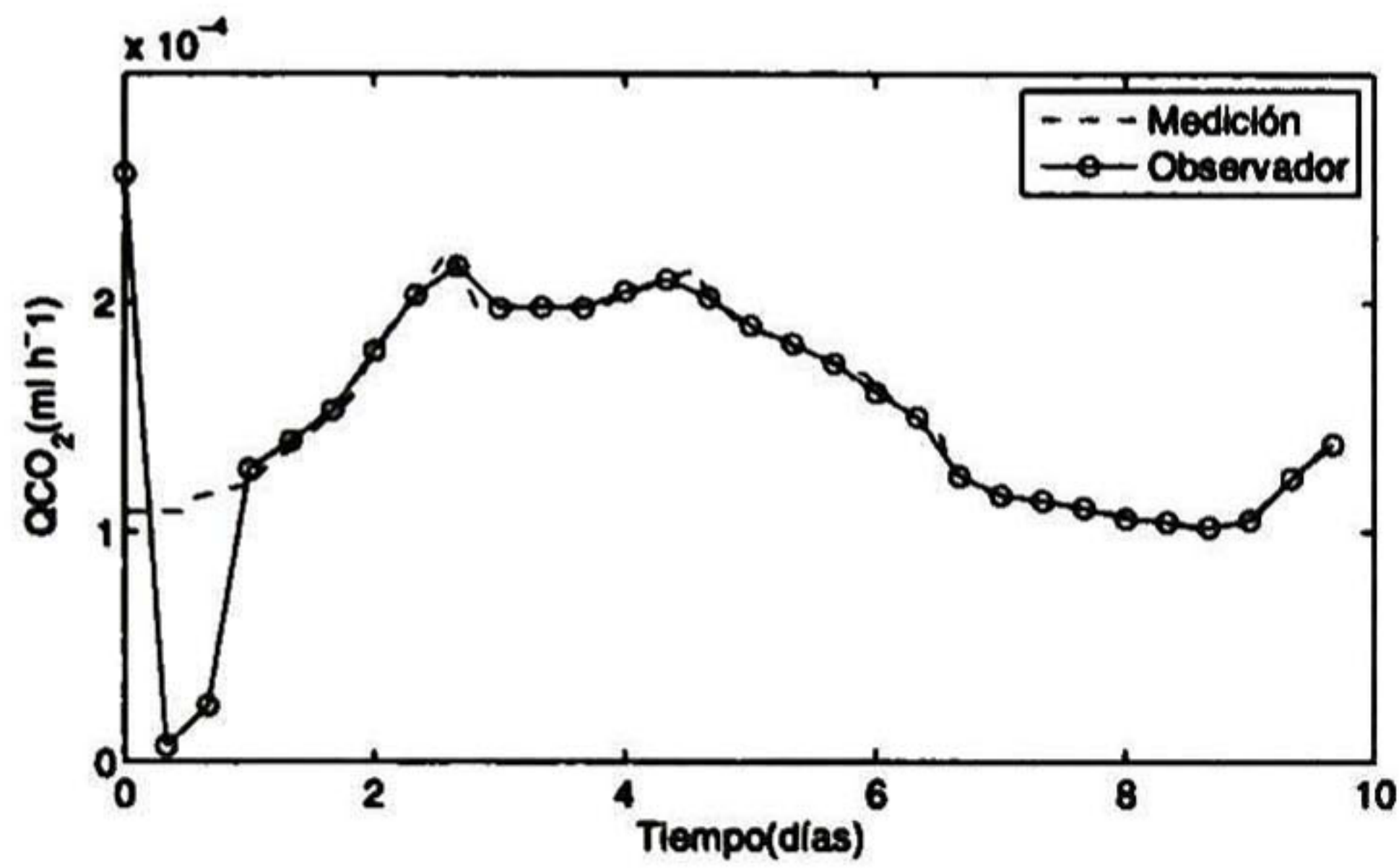
En el siguiente capítulo se presentan las conclusiones de los resultados obtenidos en este trabajo.



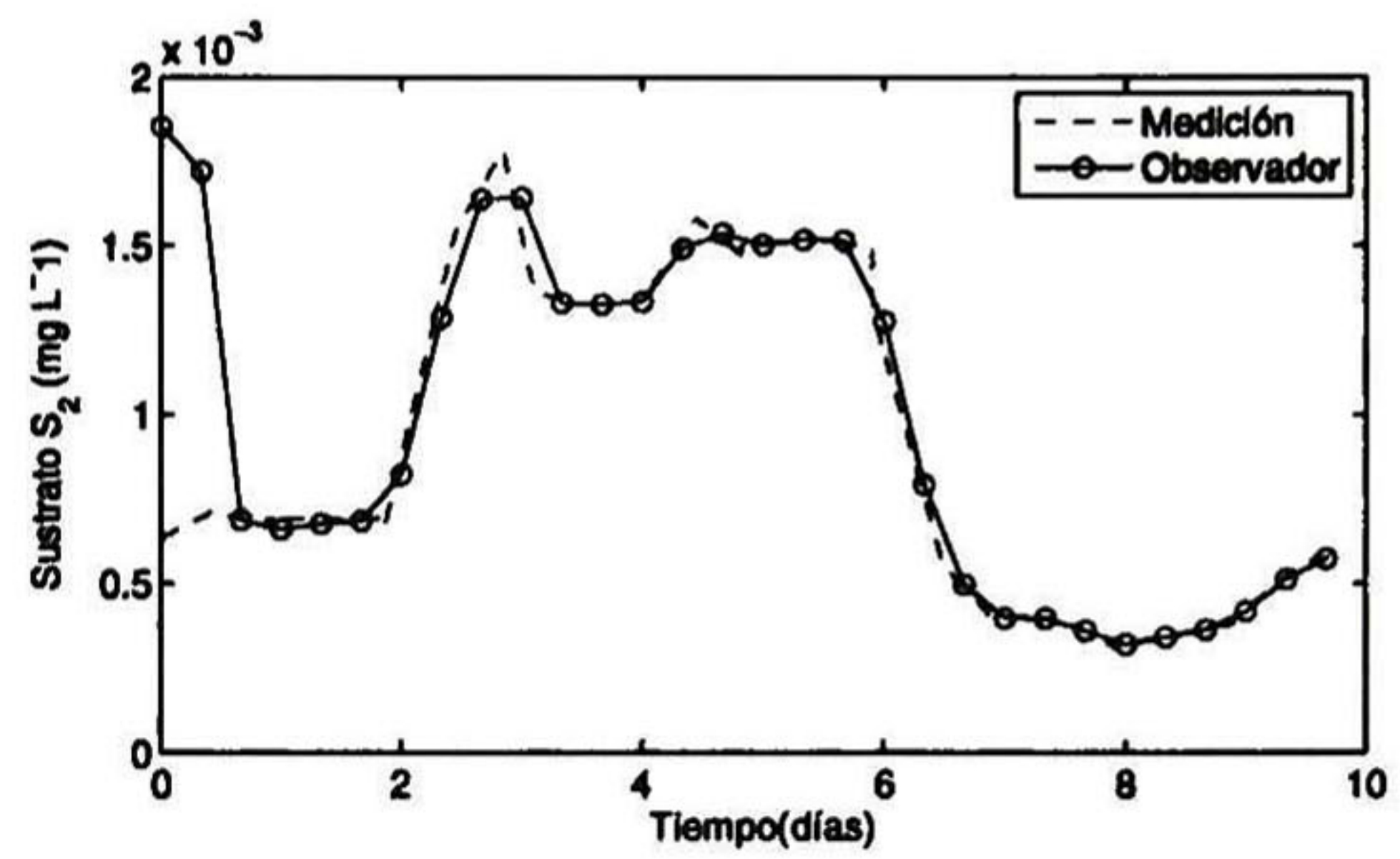
a)



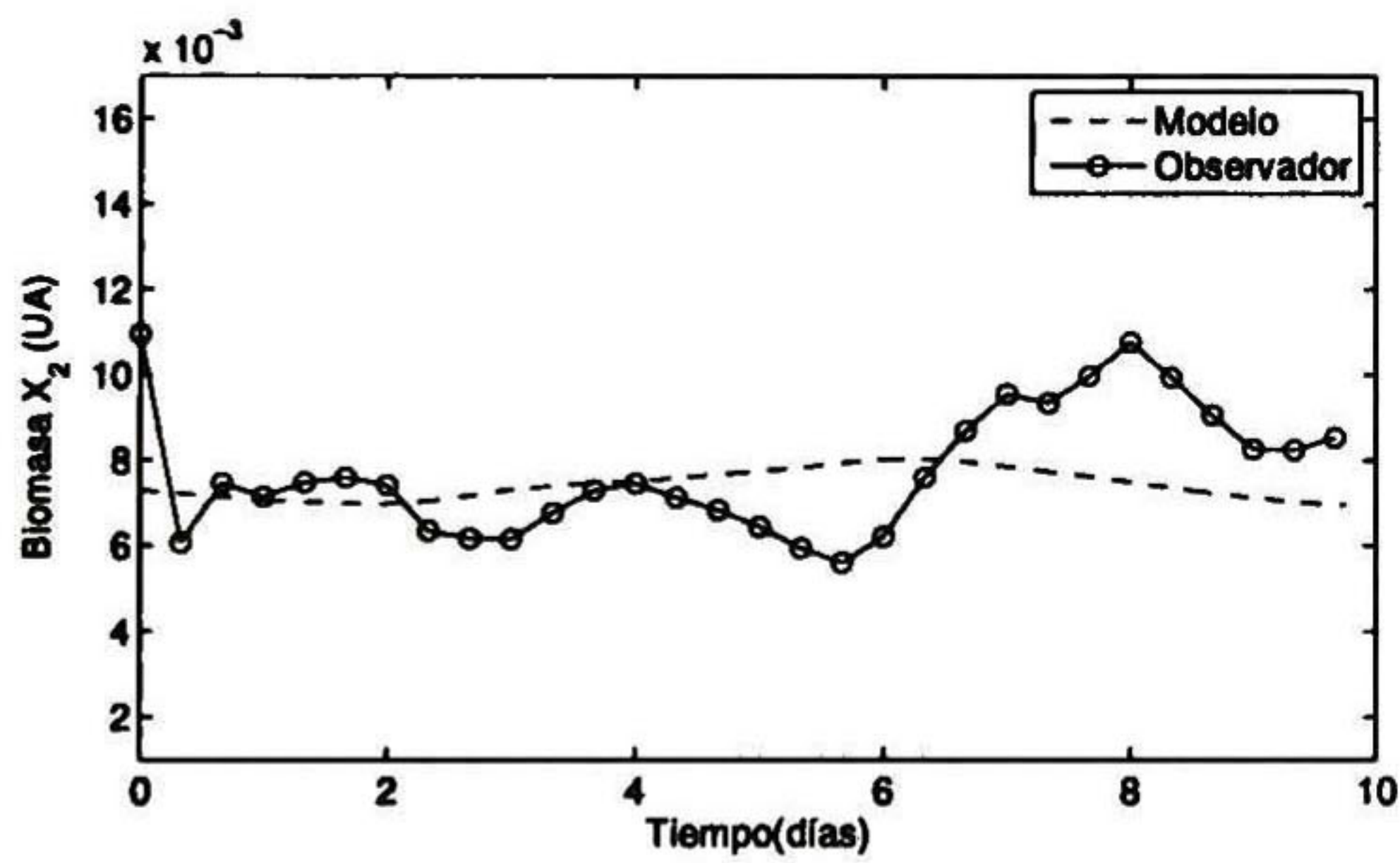
b)



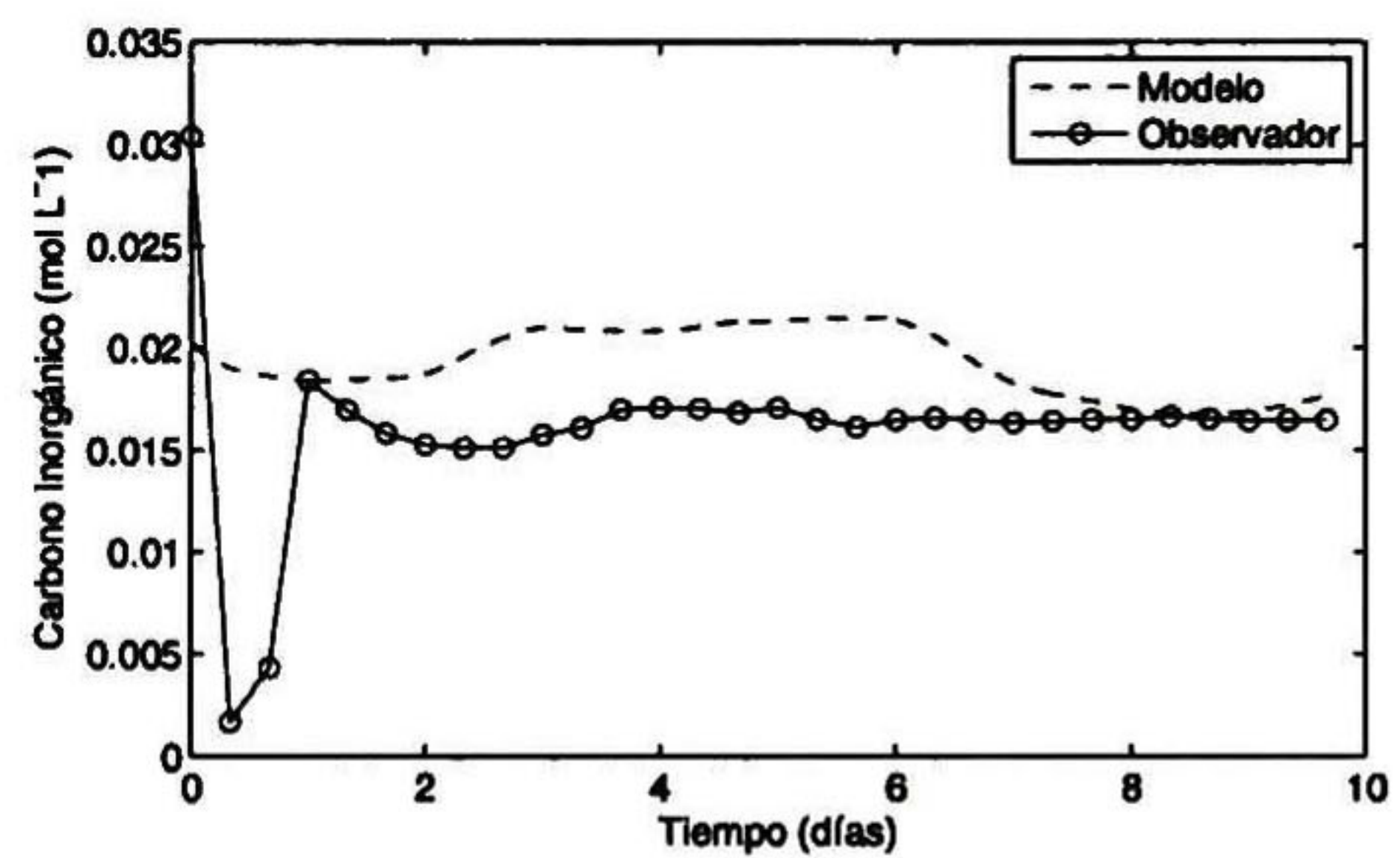
c)



d)



e)



f)

Figura 5.8: Prueba del observador usando datos del experimento en continuo. a) DQO inicial de entrada b) salida del metano c) salida del dióxido de carbono d) sustrato S_2 e) biomasa X_2 f) carbono inorgánico.

6 Conclusiones y Perspectivas

En este capítulo se presentan las conclusiones obtenidas de este trabajo de investigación, el cual está dividido en una parte teórica referente al diseño del observador y su prueba en simulación, y en una parte experimental referente a las pruebas en modo por lotes y modo continuo con el biodigestor.

6.1 Conclusiones

La estrategia de control híbrida se integra por un observador neuronal y un supervisor tipo Takagi-Sugeno el cual selecciona en base a un conjunto de reglas de lógica difusa cuál entrada de control es necesaria para mantener la estabilidad del sistema ante perturbaciones.

Entre las entradas de control que el supervisor Takagi-Sugeno puede elegir se encuentran: la acción dilución y la acción agregar una base; dichas entradas de control son diseñadas por un controlador PI L/A. También se considera que el sistema pueda operar en lazo abierto, el cual ante perturbaciones pequeñas en la entrada de sustrato el sistema puede operar con esta acción de control sin problema.

En este trabajo se propone una estructura de la red neuronal del observador diferente a las propuestas con anterioridad. Los resultados obtenidos con esta estructura mejoran la respuesta de estimación de las variables consideradas.

De las simulaciones, se concluye que, la estrategia de control permite rechazar perturbaciones en el sistema. Esto implica que es posible un tratamiento de efluentes con altas cantidades de materia orgánica, que a su vez, puede producirse una alta cantidad de biogás. Para pequeñas perturbaciones el supervisor determina que no son necesarias las acciones de control: b_{inc} y D_{in} . Por lo tanto, el sistema se puede mantener operando con la acción lazo abierto. Esta es una ventaja económica, puesto que, se ahorra el consumo de bicarbonato al aplicar una base y se evita bombear agua para la acción de dilución.

Se realizaron una serie de experimentos en modo por lotes para comprobar la repetibilidad del proceso, ver su comportamiento ante diferentes condiciones iniciales y el modo de operación

del sistema.

De los experimentos en modo por lotes se concluye que el sistema experimental es tolerante a diferentes condiciones iniciales. La variación de la DQO inicial en todos los experimentos nos muestra que aunque el efluente es tomado del mismo lugar su composición varía considerablemente.

De los resultados se observa que la razón de producción de metano aumenta cuando el pH disminuye rápidamente en las primeras horas de la prueba; esto nos indica que la etapa de la acidificación es importante para la etapa de la metanogénesis. El coeficiente de rendimiento en modo por lotes alcanzó un 90% lo cual nos indica la efectividad para tratar el efluente.

Se acondicionó el biodigestor de Cinvestav Saltillo para realizar experimentación en modo continuo y se realizó un experimento en este modo. Los resultados muestran que el sistema es tolerante ante perturbaciones en la entrada del sustrato.

La producción de biogás fue mayor en los experimentos en modo continuo que en los experimentos en modo por lotes. En los experimentos en modo continuo se alcanza una producción de biogás por arriba de $40\text{mL } h^{-1}$ mientras que en modo por lotes la producción está por debajo de esta cantidad.

Se prueba el observador fuera de línea utilizando los datos de los experimentos en modo continuo. Los resultados de esta prueba muestran una estimación para las salidas del sistema con un error mínimo. La estimación de los estados del sistema oscila alrededor de la referencia y permanece acotada.

6.2 Perspectivas

Respecto al acondicionamiento del biodigestor para los experimentos se recomienda mejorar el sistema de medición del biogás, además de hacer un análisis de éste para conocer en línea el porcentaje de metano que contiene. Así mismo, se debe tener control sobre la temperatura del lugar donde se encuentre el biodigestor para evitar posibles errores de medición en la pro-

ducción de biogás ocasionado por el aumento o disminución de la temperatura ambiente.

En base a los experimentos realizados en este trabajo, se observa que la DQO del efluente a la entrada del biodigestor no es constante. Se recomienda regular el sustrato de entrada S_2 en los experimentos en modo continuo; esto se puede lograr haciendo los análisis correspondientes para conocer la DQO en el efluente de entrada y a partir de este conocimiento se podría diluir el efluente con agua en el caso de que la DQO se encuentre en un valor superior al deseado.

Finalmente se puede concluir que el proceso de la digestión anaeróbica para el tratamiento de efluentes es una alternativa para obtener biogás, por lo tanto, la investigación sobre este tema debe seguir siendo de importancia para el desarrollo de esta tecnología.

Referencias

- [1] R. Belmonte, "Estimación de estado y control inteligente de procesos anaeróbicos de tratamiento de aguas residuales," *tesis de maestría, CINVESTAV*, 2009.
- [2] J. García, V. Gonzalez, B. Castillo, and C. Pelayo., "Robust discrete control of nonlinear processes: Application to chemical reactors," *Comput. Chem. Eng.* 32, pp. 3246-3253., 2008.
- [3] E. Murnleiter, T. Becker, and A. Delgado., "State detection and control of overloads in the anaerobic wastewater treatment using fuzzy logic," *Water Res.* 36, pp. 201-211., 2002.
- [4] I. Baruch, R. Galvan, and B. Nenkova., "Centralized indirect control of an anaerobic digestion bioprocess using recurrent neural identifier," *Lect. Notes Comput Sc.*, pp. 297-310., 2008.
- [5] D. Batstone, J. Keller, I. Angelidaki, S. Kalyuzhnyi, S. Pavlostathis, A. Rozzi, W. Sanders, H. Siegrist, and V. Vavilin, "The iwa anaerobic digestion model no. 1 (adm1)," *Water Science and Technology Vol 45 No. 10 pp 65-73*, 2002.
- [6] F. Monnet, "An introduction to anaerobic digestion of organic wastes," tech. rep., Remade Scotland, 2003.
- [7] T. Soehartanto, "Stability and control analysis of a wastewater treatment process," *Ph. D. Thesis, Institut National Polytechnique de Grenoble, France*, 1999.
- [8] E. N. Sanchez, "Recurrent neural networks trained with kalman filtering for discrete chaos reconstruction," in *Dynamics of Continuous, Discrete and Impulsive Systems Series B (DCDIS B) 13 (2007) 1-18*, 2007.
- [9] S. Haykin, "Neural networks: A comprehensive foundation," *second edition, Prentice Hall, New Jersey, USA*, 1999.
- [10] L. Ljung, "System identification-theory for the user," *Prentice Hall, Upper Saddle River N. J. second edition*, 1999.
- [11] K. J. Hunt and D. Sbarbbaro-Hofer, "Neural networks for nonlinear internal model control," *IEEE Proceedings D. pp. 431-468*, 1991.

- [12] C. L. Giles, G. Z. Sun, H. H. Chen, Y. C. Lee, and D. Chen, "Higher order recurrent networks and grammatical inference," *Advances in Neural Information Processing Systems*, vol. 2, pp.380-387, Morgan Kaufmann, San Mateo, CA, 1990.
- [13] G. A. Rovithakis and M. A. Chistodoulou, "Adaptive control with recurrent high-order neural networks," *Springer-Verlag, Berlin, Germany*, 2000.
- [14] Y. Song and J. W. Grizzle, "The extended kalman filter as a local asymptotic observer for discrete-time nonlinear systems," in *Journal of Mathematical Systems, Estimation and Control* 5(1) 59,78., 1995.
- [15] S. Haykin, "Kalman filtering and neural networks," NY, USA: John Wiley & Sons, 2001.
- [16] E. N. Sanchez, A. Y. Alanís, and A. G. Loukianov, "Discrete time high order neural control trained with kalman filtering," *Springer-Verlag Berlin, Germany*, 2008.
- [17] J. F. Beteau, "Modelling and control of an industrial bioprocess for municipal waste treatment," *Ph. D. dissertation , INPG, Grenoble, France*, 1992.



**CENTRO DE INVESTIGACIÓN Y DE ESTUDIOS AVANZADOS DEL I.P.N.
UNIDAD GUADALAJARA**

El Jurado designado por la Unidad Guadalajara del Centro de Investigación y de Estudios Avanzados del Instituto Politécnico Nacional aprobó la tesis

**Estructura híbrida de control para un proceso anaeróbico de
tratamiento de efluentes**

del (la) C.

José Andrés BUENO GARCÍA

el día 17 de Abril de 2012.

**Dr. Edgar Nelson Sánchez Camperos
Investigador CINVESTAV 3D
CINVESTAV Unidad Guadalajara**

**Dr. José Javier Ruíz León
Investigador CINVESTAV 3B
CINVESTAV Unidad Guadalajara**

**Dr. Antonio Ramírez Treviño
Investigador CINVESTAV 3A
CINVESTAV Unidad Guadalajara**

**Dr. Salvador Carlos Hernández
Investigador CINVESTAV 2A
CINVESTAV Unidad Saltillo**



CINVESTAV - IPN
Biblioteca Central



SSIT0011150