



UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DEL ESTADO DE HIDALGO
INSTITUTO DE CIENCIAS BÁSICAS E INGENIERÍA
MAESTRÍA EN CIENCIAS EN AUTOMATIZACIÓN Y CONTROL

TESIS

SISTEMA DE MONITOREO EN LÍNEA BASADO EN OBSERVADORES DE ESTADO Y DIAGNÓSTICO DE FALLOS PARA PRODUCIR BIOETANOL.

Para obtener el grado de
Maestra en Ciencias en Automatización y Control

PRESENTA

Ing. Patricia Meneses Martínez

Director:

Dr. Pablo Antonio López Pérez

Codirector:

Dr. Jesús Patricio Ordaz Oliver

Mineral de la Reforma, Hgo., México 3 de julio de 2024



Ing. Patricia Meneses Martínez

**Sistema de monitoreo en línea
basado en observadores de
estado y diagnóstico de fallos
para producir bioetanol.**

Agradecimientos

A mis asesores, el Dr. Pablo Antonio López Pérez y el Dr. Jesús Patricio Ordaz Oliver por su confianza, apoyo y dedicación en el proyecto y durante toda mi estancia en México.

A mi comité sinodal, Dr. Hugo Romero Trejo, Dr. Eduardo Cornejo Velázquez, Dr. Carlos Alexander Lucho Constantino y al Dr. Vicente Peña Caballero por su seguimiento y consejos desde el comienzo de la tesis.

A mis compañeros de maestría y del grupo de investigación Eduardo, Mónica e Iván, que de una forma u otra me brindaron su mano amiga durante el desarrollo del trabajo.

Agradecer a mis padres: Ileana y Luis Felipe por sus consejos y confianza. No existen palabras para mostrar mi gratitud hacia ellos.

A mi abuelita Cora, mi gran amor, por ser mi ejemplo a seguir de entereza y dedicación. De igual manera a mi abuelo José Ángel que aunque no esté conmigo físicamente sé que estaría orgulloso de este logro profesional.

A mis tíos Jose y Héctor por ser mis paradigmas de brillantez y admiración, dos seres que han sido como padres para mí.

A mi bella hermana Lili por animarme y apoyarme durante mi estancia en México.

A Bryan, por estar siempre a mi lado haciéndome llegar su amor y buenos deseos.

A todas aquellas personas que de una forma u otra, ya sea presencialmente o a distancia, me ayudaron a integrarme en este maravilloso país y me abrieron las puertas para sentirme más a gusto y feliz.

Gracias a

CONACYT por la beca de Maestría
otorgada durante el periodo
Julio 2022 - Julio 2024, con número de
registro CVU 1243418.

CITIS-UAEH, por la formación académica
brindada durante el posgrado y el
apoyo para la realización de la presente
memoria.



Universidad Autónoma del Estado de Hidalgo
 Instituto de Ciencias Básicas e Ingeniería
School of Engineering and Basic Sciences
 Área Académica de Computación y Electrónica
Department of Electronics and Computer Science

Mineral de la Reforma Hidalgo, a 5 de junio de 2024

Número de control: ICBI-AACyE/673/2024

Asunto: Autorización de impresión de tema de tesis

MTRA. OJUKY DEL ROCÍO ISLAS MALDONADO
DIRECTORA DE ADMINISTRACIÓN ESCOLAR DE LA UAEH

El Comité Tutorial del nombre del producto que indique el documento curricular del programa educativo de posgrado titulado "SISTEMA DE MONITOREO EN LÍNEA BASADO EN OBSERVADORES DE ESTADO Y DIAGNÓSTICO DE FALLOS PARA PRODUCIR BIOETANOL", realizado por la sustentante **Patricia Meneses Martínez** con número de cuenta 477772, perteneciente al programa de la Maestría en Ciencias en Automatización y Control, una vez que se ha revisado, analizado y evaluado el documento recepcional de acuerdo a lo estipulado en el artículo 110 del Reglamento de Estudios de Posgrado, tiene a bien extender la presente.

AUTORIZACIÓN DE IMPRESIÓN

Por lo que el sustentante deberá cumplir con los requisitos del Reglamento de Estudios de Posgrado y con lo establecido en el proceso de grado vigente.

Atentamente
 "Amor, Orden y Progreso"

Dr. Pablo Antonio López Pérez
 Director de Tesis

Dr. Jesús Patricio Ordaz Oliver
 Codirector de Tesis

Comité Tutorial

Dr. Hugo Romero Trejo	Presidente	UAEH	
Dr. Eduardo Cornejo Velázquez	Secretario	UAEH	
Dr. Pablo Antonio López Pérez	Vocal 1	UAEH	
Dr. Vicente Peña Caballero	Vocal 2	UG	
Dr. Jesús Patricio Ordaz Oliver	Vocal 3	UAEH	
Dr. Carlos Alexandre Lucho Constantino Suplente		UAEH	

Ciudad del Conocimiento, Carretera Pachuca-Tulancingo Km. 4.5 Colonia Carboneras, Mineral de la Reforma, Hidalgo, México. C.P. 42184
 Teléfono: 52 (771) 71 720 00 Ext. 40052, 40053
 aacye_icbi@uaeh.edu.mx, jesus_ordaz@uaeh.edu.mx



uaeh.edu.mx

Resumen

El bioetanol es un combustible avanzado proveniente de fuentes renovables. Entre sus ventajas están las bajas emisiones de CO_2 durante su producción; su uso que reemplaza los combustibles fósiles, reduce la emisión de gases de efecto invernadero que impactan de forma negativa al medioambiente; además, es influyente en la garantía de una movilidad sostenible en sectores como el transporte pesado de mercancías, marítimo y la aviación. Por otra parte, la cepa utilizada *Pichia anomala*, es una levadura que ha sido aislada de diferentes hábitats naturales por su amplia diversidad metabólica y fisiológica. Uno de sus potenciales biotecnológicos es que dicho microorganismo puede procesar más de un sustrato a la vez de forma rápida, de ahí su gran aplicación en bioprocesos.

La fermentación alcohólica es un proceso no lineal con cinéticas complejas a nivel celular, lo cual dificulta la adquisición de sensores, ya sea por el alto costo o la baja disponibilidad en el mercado. Por esta razón, la investigación implementa sensores virtuales en un biorreactor operando en lote a escala semi-piloto para la producción de bioetanol. La información referente al proceso está centralizada en un sistema embebido con *rack* industrial desde el cual se lleva a cabo la adquisición de señales en línea y la ejecución del sistema de monitoreo. El mecanismo de diagnóstico de fallas propuesto consiste en un esquema de observadores dedicados, el cual permite la generación de residuos que activan alarmas ante fallas aditivas en sensores del tipo abruptas, incipientes o intermitentes, lográndose la estimación de variables y la continuidad del proceso bajo estas circunstancias.

Con este trabajo, se garantiza un monitoreo completo y eficiente, que no solo está basado en las mediciones adquiridas de los sensores de turbidez y la sonda de CO_2 , sino también en las variables estimadas (concentraciones de sustrato, biomasa, etanol y CO_2) por los observadores propuestos: el Robusto y el Adaptable Robusto, ambos de orden completo. Aunado a estos resultados, el sistema de vigilancia propuesto para el diagnóstico de fallas en tiempo real, tiene como premisa el mínimo de gastos y el ahorro energético.

Abstract

Bioethanol is an advanced fuel from renewable sources. Among its advantages are low CO_2 emissions during production; its use, which replaces fossil fuels, reduces the emission of greenhouse gases that negatively impact the environment; furthermore, it is influential in guaranteeing sustainable mobility in sectors such as heavy goods transport, maritime and aviation. On the other hand, the strain used *Pichia anomala* is a yeast that has been isolated from different natural habitats due to its wide metabolic and physiological diversity. One of its biotechnological potentials is that said microorganism can process more than one substrate at a time quickly, hence its great application in bioprocesses.

Alcoholic fermentation is a non-linear process with complex kinetics at the cellular level, which makes the acquisition of sensors difficult, either due to high cost or low availability on the market. For this reason, the research implements virtual sensors in a bioreactor operating in batch at a semi-pilot scale for the production of bioethanol. The information regarding the process is centralized in an embedded system with industrial *rack* from which the acquisition of online signals and the execution of the monitoring system are carried out. The proposed fault diagnosis mechanism consists of a scheme of dedicated observers, which allows the generation of waste that activates alarms in the event of additive faults in sensors of the abrupt, incipient or intermittent type, achieving the estimation of variables and the continuity of the process under these circumstances.

With this work, a complete and efficient monitoring is guaranteed, which is not only based on the measurements acquired from the turbidity sensors and the CO_2 probe, but also on the estimated variables (substrate concentrations, biomass, ethanol and CO_2) by the proposed observers: the Robust and the Adaptive Robust, both of complete order. In addition to these results, the proposed monitoring system for real-time failure diagnosis is premised on minimum expenses and energy savings.

Acrónimos

ATR: Reflectancia total atenuada (por sus siglas en inglés, Attenuated total reflectance).

DCS: Sistema de control distribuido (por sus siglas en inglés, Distributed control system).

DOS: Esquema de observador dedicado (por sus siglas en inglés, Dedicated observer scheme).

ERP: Sistemas de planificación de recursos empresariales (por sus siglas en inglés, Enterprise resource planning).

FDD: Detección y diagnóstico de fallos (por sus siglas en inglés, Fault detection and diagnosis).

FPGA: Arreglo de compuertas programables de campo (por sus siglas en inglés, Field programmable gate array).

FTCS: Sistemas de control tolerantes a fallas (por sus siglas en inglés, Fault tolerant control systems).

HMI: Interfaz hombre- máquina (por sus siglas en inglés, Human-machine interface).

HPLC: Cromatografía líquida de alta presión (por sus siglas en inglés, High-performance liquid chromatography).

IFAC: Federación internacional de control automático (por sus siglas en inglés, International federation of automatic control).

IoT: Internet de las cosas (por sus siglas en inglés, Internet of things).

LabVIEW: Banco de trabajo de ingeniería de instrumentos virtuales de laboratorio (por sus siglas en inglés, Laboratory virtual instrument engineering workbench).

MES: Sistemas de ejecución de la manufactura (por sus siglas en inglés, Manufacturing execution system).

MIR: Espectroscopía del infrarrojo medio (por sus siglas en inglés, Medium infrared spectroscopy).

NIR: Espectroscopía cercana infrarroja (por sus siglas en inglés, Near infraRed spectroscopy).

PLC: Controlador lógico programable (por sus siglas en inglés, Programmable logic controller).

PAC: Controlador de automatización programable (por sus siglas en inglés, Programmable automation controller).

REDOX: Reacción de oxidación–reducción (por sus siglas en inglés, Oxidation–reduction reaction).

SCADA: Sistema de supervisión, control y adquisición de datos (por sus siglas en inglés, Supervisory control and data acquisition).

UV-Vis: Espectroscopía ultravioleta-visible (por sus siglas en inglés, Ultraviolet–visible spectroscopy).

Glosario

- **Biorreactor.** Dispositivo biotecnológico que debe proveer internamente un ambiente controlado que garantice y maximice la producción y el crecimiento de un cultivo vivo.
- **HPLC:** Cromatografía líquida de alta presión (por sus siglas en inglés, High-performance liquid chromatography).
- **Sustrato.** Medio de cultivo que provee nutrientes para que se desarrollen los microorganismos como levaduras, bacterias, etc.
- **Transductor.** Elemento capaz de transformar una variable física en otra variable física más propicia para medir.
- **Sensor.** Un sensor es un transductor que está capacitado para detectar acciones o estímulos externos y responder en consecuencia convirtiendo la variable física en estímulos eléctricos.
- **DAC.** Es un conversor capaz de transformar la señal digital en analógica.
- **Observador de estado.** Estimador de estado para sistemas normalmente determinísticos, capaz de producir una estimación del vector de estado.

Índice general

Resumen	V
Índice general	IX
Índice de figuras	XIII
1. Introducción	1
1.1. Introducción	1
1.1.1. Automatización de bioprocesos industriales.	2
1.1.2. Monitoreo de bioprocesos.	4
1.1.3. Antecedentes.	17
1.1.4. Caso de estudio.	22
1.2. Planteamiento del problema.	26
1.3. Hipótesis.	27
1.4. Justificación.	27
1.5. Objetivo general.	28
1.6. Objetivos específicos.	28
1.7. Metodología general.	29
1.8. Limitantes y alcance del trabajo.	30
1.9. Organización de la tesis.	30
2. Caso de aplicación.	32
2.1. Condiciones iniciales y de estado estacionario.	34
2.2. Modelo matemático para operación por lote.	35
2.2.1. Linealización del modelo por lote.	36
2.3. Modelo matemático para operación en continuo.	37
2.3.1. Linealización modelo en continuo.	38
2.3.2. Análisis de observabilidad	39
3. Observadores de estado. Fundamentos teórico-prácticos.	42
3.1. Conceptos generales.	42
3.2. Observador robusto de orden completo.	44

3.2.1.	Aplicación de observador robusto. Modelo en lote.	45
3.2.2.	Aplicación de observador robusto. Modelo en continuo.	47
3.3.	Observador adaptable robusto de orden completo.	49
3.3.1.	Aplicación de observador adaptable. Modelo por lote.	50
3.3.2.	Aplicación de observador adaptable. Modelo en continuo.	52
3.4.	Funcionamiento de observadores robusto y adaptable bajo entornos industriales desfavorables.	54
3.5.	Comparación de observadores de acuerdo a criterios de la integral del error.	58
3.5.1.	Desempeño de observadores en biorreactor operando en continuo y entorno no controlado.	60
3.6.	Conclusiones del capítulo	62
4.	Mecanismos de detección y diagnóstico de fallos.	63
4.1.	Módulo de detección y diagnóstico de fallas.	63
4.1.1.	FDD en sensores.	63
4.1.2.	Algoritmo implementado para detección y diagnóstico de fallos.	67
4.2.	Simulación del bloque FDD usando observadores de estado.	68
4.2.1.	Caso 1: Fallas aditivas en sensor de turbidez 1.	68
4.2.2.	Caso 2: Falla abrupta en sonda de CO_2	76
4.2.3.	Caso 3: Fallas simultáneas en ambos sensores.	79
4.2.4.	Simulación de fallas incipientes e intermitentes.	82
4.3.	Conclusiones del capítulo	85
5.	Sistema de monitoreo en tiempo real con mecanismo FDD para el biorreactor operando en lote.	86
5.1.	Validación del modelo matemático del biorreactor en lote.	86
5.2.	Monitoreo en tiempo real.	88
5.2.1.	Mecanismo FDD implementado en Matlab [®] en tiempo real. Biorreactor en lote.	88
5.2.2.	Interfaz HMI desarrollada en Labview [™]	99
5.2.3.	Programación del algoritmo para sistema FDD.	103
5.2.4.	Resultados del monitoreo en tiempo real del bioproceso.	104
5.2.5.	Caso 1. Falla abrupta en sensor de turbidez 1.	104
5.2.6.	Caso 2. Falla abrupta en sensor de turbidez 2.	106
5.2.7.	Caso 3. Falla abrupta en ambos sensores de turbidez.	108
5.3.	Conclusiones del capítulo	109

6. Conclusiones generales y trabajos futuros.	110
6.1. Conclusiones generales	110
6.2. Trabajos futuros.	111
6.3. Publicaciones de este trabajo.	111
6.4. Reconocimientos.	112
Bibliografía	113
A. Propuesta de instrumentación.	119
A.1. Instrumentos de medición.	119
A.1.1. Sensor de turbidez <i>TS300B</i>	119
A.1.2. Sensor de temperatura <i>WZP Pt100</i>	120
A.1.3. Sensor de nivel <i>HC-SR04</i>	120
A.1.4. Sensor de hidrógeno <i>MQ-8</i>	121
A.1.5. Sonda de pH <i>Vernier</i>	122
A.1.6. Sonda de CO ₂ <i>Vernier</i>	122
A.2. Adquisición de datos.	123
A.2.1. Tarjeta de adquisición <i>MyRio6008 OEM</i>	123
A.2.2. Módulo de adquisición Vernier Arduino <i>SparkFun</i>	124
A.2.3. Controlador CompactRIO-9030.	124
A.2.4. Cable USB <i>Manufacturer Part Number 184125-02</i>	125
A.3. Diagrama de conexiones.	125
A.4. Interfaces hombre-máquina (HMI).	126

Índice de figuras

1.1. Pirámide de automatización. Niveles de jerarquía. Elaboración propia con base en [25]	4
1.2. Tipos de fallas en procesos. Elaboración propia con base en cita [9].	7
1.3. Sistema de supervisión ante la aparición de fallas. Elaboración propia con base en cita [32].	10
1.4. Esquema de un sensor blando. Elaboración propia, con base en[64].	13
1.5. Métodos de monitoreo de datos relacionados entre sí y con una tubería de laboratorio [56].	21
1.6. Diagrama de bloques del lazo de control incluyendo observador de estado y mecanismo de diagnóstico de fallos. Elaboración propia.	25
1.7. Proceso de producción. Interfaz HMI acoplada a LabVIEW™y rack industrial. Elaboración propia.	26
1.8. Metodología general.	29
1.9. Esquema de distribución de la tesis.	31
2.1. Simulación del modelo para producción de bioetanol a régimen continuo.	38
3.1. Estimación de variables de estado para observador robusto de orden completo. Simulación del modelo en lote.	46
3.2. Observador robusto operando en lote. Estimación del vector de estado.	47
3.3. Estimación de variables de estado para observador robusto de orden completo. Simulación del modelo en continuo.	48
3.4. Observador robusto operando en continuo. Estimación del vector de estado.	49
3.5. Estimación de variables de estado para observador adaptable robusto de orden completo. Simulación del modelo en lote.	51
3.6. Observador adaptable robusto operando en lote. Estimación del vector de estado.	52
3.7. Observador adaptable robusto operando en continuo. Estimación del vector de estado.	53

3.8. Observador adaptable operando en continuo.	54
3.9. Paso escalón de $0.012 h^{-1}$ en la entrada de control a las 20 horas.	55
3.10. Comportamiento del observador robusto ante estimación con ruido en la salida del sensor, cambio de parámetros y C.I y salto en la tasa de dilución.	56
3.11. Comportamiento del observador adaptable robusto ante estimación con ruido en la salida del sensor, cambio de parámetros y C.I y salto en la tasa de dilución.	57
3.12. Comparación de desempeño de los observadores robusto y adaptable en biorreactor operando en lote según criterios de la integral del error.	59
3.13. Desempeño de los observadores robusto y adaptable en biorreactor operando en continuo.	60
3.14. Desempeño de observadores robusto y adaptable robusto ante entorno desfavorable.	61
4.1. Esquema de observador dedicado (DOS) a considerar.	64
4.2. Módulo de detección y diagnóstico de fallas en sensores basado en esquema DOS.	65
4.3. Algoritmo de detección y diagnóstico de fallos.	67
4.4. Caso 1: Simulación de fallas aditivas en sensor de turbidez 1.	68
4.5. Falla abrupta en sensor de turbidez 1 afectando concentración de biomasa.	69
4.6. Alarma en sensor de turbidez con magnitud de la falla.	70
4.7. Residuo generado en la concentración de biomasa ante aparición de falla abrupta en sensor de turbidez. Umbral de detección (r_{th1}).	70
4.8. Residuo generado con sensor de turbidez 2. Validación de falla usando redundancia física.	71
4.9. Respuesta de la biomasa ante falla abrupta en sensor de turbidez 1 a las 25 horas.	72
4.10. Comportamiento de las variables de estado estimadas con falla en sensor de turbidez 1.	72
4.11. Respuesta de la biomasa con funcionamiento correcto del sensor de turbidez a las 27 horas.	73
4.12. Respuesta de la biomasa estimada ante corrección de falla.	74
4.13. Respuesta del sustrato estimado ante corrección de falla.	74
4.14. Respuesta del etanol estimado ante corrección de falla.	75
4.15. Respuesta de la concentración de CO_2 estimada ante corrección de falla.	75
4.16. Caso 2: Simulación de falla aditiva en sonda de CO_2	76
4.17. Falla abrupta en sonda de CO_2 afectando dicha concentración.	76
4.18. Alarma en sonda de CO_2 con magnitud de la falla.	77

4.19. Residuo generado en la concentración de CO_2 ante aparición de falla abrupta en sonda. Umbral de detección (r_{th2}).	78
4.20. Residuo generado con modelo matemático. Validación de falla.	78
4.21. Caso 3: Simulación de falla aditiva en ambos instrumentos de medición. . .	79
4.22. Respuesta de estimación del observador 1 ante falla abrupta en sensor de turbidez 1.	80
4.23. Respuesta de estimación del observador 2 ante falla abrupta en sonda de CO_2	80
4.24. Residuo generado ante fallas en sensor de turbidez.	81
4.25. Residuos generados ante fallas abruptas en sonda de CO_2	82
4.26. Alarmas en ambos sensores con magnitudes de las fallas.	82
4.27. Falla incipiente en el sensor de turbidez 1.	83
4.28. Residuo generado ante falla incipiente en sensor de turbidez 1.	84
4.29. Falla intermitente en el sensor de turbidez 1.	84
4.30. Residuo generado ante falla intermitente en sensor de turbidez 1.	85
5.1. Sistema implementado en tiempo real. Imagen extraída de [2]	87
5.2. Datos experimentales obtenidos en tiempo real.	87
5.3. Diagrama del proceso según la norma ISA-S5.4.	88
5.4. Adquisición de las señales de biomasa y CO_2 en tiempo real.	89
5.5. Salida del sensor de turbidez 1 con fallas <i>vs</i> comportamiento normal.	90
5.6. Biomasa estimada por observador 1 del banco con falla a su entrada.	90
5.7. Estimación de variables de estado con fallo.	91
5.8. Estimación de variables de estado por el segundo observador del banco con entrada la sonda de CO_2 sin fallos.	92
5.9. Residuo generado ante falla abrupta en el sensor de turbidez 1.	93
5.10. Señal del sensor de turbidez con falla incipiente <i>vs</i> correcto funcionamiento.	94
5.11. Residuo generado ante falla incipiente en el sensor de turbidez 1.	94
5.12. Señal del sensor de turbidez con falla intermitente <i>vs</i> correcto funcionamiento.	95
5.13. Residuo generado ante falla intermitente en el sensor de turbidez 1.	95
5.14. Señal de la sonda de CO_2 con falla abrupta <i>vs</i> correcto funcionamiento.	96
5.15. Residuo generado ante falla abrupta en la sonda de CO_2	97
5.16. Señales estimadas con fallas simultáneas abruptas en sensor de turbidez 1 y en sonda de CO_2	98
5.17. Residuo generado por banco de observadores ante falla abrupta en sensor de turbidez 1 y en sonda de CO_2	98
5.18. Distribución del Panel Principal de la interfaz HMI.	100
5.19. Monitoreo de las variables de estado estimadas.	101
5.20. Señal en tiempo real de ambos sensores de turbidez.	101
5.21. Monitoreo del funcionamiento del sensor de turbidez 1.	102

5.22. Monitoreo del funcionamiento del sensor de turbidez 2.	102
5.23. Distribución del VI para el monitoreo en tiempo real.	103
5.24. Algoritmo de diagnóstico de fallos basado en análisis de residuos.	104
5.25. Diagnóstico de fallo en sensor de turbidez 1.	105
5.26. Alarma en panel principal ante fallo en sensor de turbidez 1.	105
5.27. Funcionamiento correcto del sensor de turbidez 2 ante fallo en sensor de turbidez 1.	106
5.28. Diagnóstico de fallo en sensor de turbidez 2.	107
5.29. Alarma en panel principal ante fallo en sensor de turbidez 2.	107
5.30. Diagnóstico de fallo en sensor de turbidez 1.	108
5.31. Diagnóstico de fallo en sensor de turbidez 2.	108
5.32. Alarma en panel principal ante fallo simultáneo en ambos sensores de turbidez a las 10 horas con amplitud 2 y 4 g/L, respectivamente.	109
A.1. Sensor de turbidez <i>TS300B</i>	120
A.2. Sensor de temperatura <i>WZP-Pt100</i>	120
A.3. Sensor de nivel <i>HC-SR04</i>	121
A.4. Sensor de hidrógeno <i>MQ-8</i>	122
A.5. Sonda de pH <i>Vernier</i>	122
A.6. Sonda de CO_2 <i>Vernier</i>	123
A.7. Tarjeta de adquisición <i>MyRio6008 OEM</i>	124
A.8. Módulo de adquisición Vernier Arduino <i>SparkFun</i>	124
A.9. Cable USB <i>Manufacturer Part Number 184125-02</i>	125
A.10. Cable USB <i>Manufacturer Part Number 184125-02</i>	125
A.11. Diagrama de conexiones físicas.	126
A.12. Configuración de la DAQ para la adquisición de la señal.	127
A.13. Diagrama de programación.	128
A.14. Filtrado de la señal. Concentración de hidrógeno (ppm).	128
A.15. Interfaz hombre-máquina para monitoreo de la concentración de hidrógeno.	129
A.16. Gráficos de proceso.	130

Capítulo 1

Introducción

1.1. Introducción

Actualmente, los sistemas de control están presentes en muchos aspectos de nuestras vidas, abarcando desde aplicaciones en el hogar hasta otras más complejas como la aeronáutica, industrias de bioprocesos, petroquímicas y nucleares [21].

El incremento de los estándares de seguridad, las altas demandas energéticas y el endurecimiento de los requerimientos ambientales, los sistemas de control modernos se hacen cada vez más complejos y sofisticados. Debido a las grandes demandas en los algoritmos de control, un controlador convencional para sistemas complejos, puede llevar al proceso a la inestabilidad o incluso a un rendimiento insatisfactorio ante la ocurrencia de fallos como el mal funcionamiento de actuadores, sensores u otros dispositivos de campo [9].

En la industria de bioprocesos específicamente, la detección y diagnóstico de fallos (FDD, por sus siglas en inglés) juega un papel imprescindible ya que detecta en una fase temprana de su desarrollo la ocurrencia de una falla y las causas que la originaron. De esta manera, los controladores pueden tomar decisiones adecuadas para tolerar el mal funcionamiento de sus componentes, impidiendo que fallas menores se conviertan en fallas severas como afectaciones de la calidad del producto final, gastos energéticos y materiales irreparables o en el peor de los casos pérdidas humanas. El monitoreo es un concepto que logra cubrir la detección y el diagnóstico de fallas dentro de un proceso productivo [25]. Estas acciones son un desafío en la industria de bioprocesos, ya que al tratarse de sistemas no lineales con dinámicas complejas, existe una problemática en discriminar entre perturbaciones y fallas en un amplio rango de condiciones de operación [9].

La FDD tiene tres etapas fundamentales: detección, aislamiento y estimación de fallas. En la primera etapa se detecta si el sistema se encuentra operando en condiciones

anómalas o no. Una vez que se detecta la falla, comienza la siguiente etapa que relaciona en dónde ocurrió, si fue en el sistema, en un actuador o sensor. También, se localiza dentro de todos los dispositivos de campo el elemento defectuoso. La última etapa de estimación de fallas, ofrece información de la magnitud, el comportamiento y la naturaleza de la misma. La estimación precisa de la falla, implica conocer su ocurrencia y ubicación. Por lo tanto, esta desempeña un papel relevante en los Sistemas de Control Tolerantes a Fallas (FTCS), los cuales se encargan de ejecutar las acciones de control para mantener el rendimiento y la estabilidad del sistema ante la ocurrencia de una anomalía [9].

Con el desarrollo de la industria tecnológica y el IoT, se hace necesario garantizar el correcto manejo de variables, imposición de consignas en tiempo real, precisión en las mediciones en línea y lograr que el sistema de vigilancia automático para detección y diagnóstico de fallas interactúe de manera amigable con el operario del proceso, para que finalmente se evalúen las trazas del comportamiento de las variables del proceso a lo largo del tiempo. Realizar esta labor sería imposible si no se cuenta con un soporte informático industrial que permita darle tratamiento automático a la información proveniente del proceso a través de ordenadores. Cuando se interpretan los datos de esta manera, se vuelven de información útil para mejorar la calidad, la seguridad y producción industrial [25].

1.1.1. Automatización de bioprocesos industriales.

Los bioprocesos son parte fundamental de varias industrias de alimentación, farmacéuticas y químicas. Se basan en utilizar células microbianas, animales o vegetales y componentes de estas como es el caso de las enzimas para generar nuevos productos y destruir residuos nocivos [20]. Como en cualquier tipo de industria manufacturera existe un requisito de conocimiento, información precisa y control de retroalimentación automatizado para garantizar robustez y confiabilidad en el proceso [44]. La compleja naturaleza de un sistema biológico dificulta aún más el proceso y cuando se trata de metabolitos o subproductos de reacción biológica, impone indicadores específicos para garantizar la calidad [55].

El sistema de control global de una planta se estructura por niveles de jerarquía conformando de esta manera la llamada pirámide de automatización, **Figura 1.1**. La posición de cada nivel dentro de la pirámide refleja el tratamiento que se le dará a los datos. En la base de la pirámide se requiere una respuesta más rápida (milisegundos) ya que se necesita mayor precisión, mientras que a medida que se asciende, los tiempos de respuesta

se incrementan dados por la complejidad de los cálculos a realizar y el gran volumen de información que requiere el procesamiento informático para un mejor aprovechamiento de los datos [25, 70].

La etapa de supervisión forma parte del tercer eslabón de la pirámide de jerarquías de la automatización. En ésta se maneja una gran cantidad de datos por medio de interfaces hombre máquina (HMI), Sistemas de supervisión, control y adquisición de datos (SCADA), ordenadores específicos para la supervisión o computadoras de escritorio. Los datos son recibidos desde controlador de la planta, que constituye el cerebro del proceso.

En la etapa de control (segundo eslabón), se encuentran los autómatas programables, procesadores como: controladores lógicos programables (PLC), controladores de automatización programable (PAC), sistemas de control distribuido (DCS), arreglo de compuertas programables de campo (FPGA), entre otros. Estos controladores tienen de entrada a todos los dispositivos de campo como actuadores (válvulas, motores, variadores de frecuencia), sensores (flujómetros, de presión, nivel, temperatura, etc.) y se gestiona cada acción a realizar por medio de programación, imponiendo referencias y umbrales de admisión para monitorear posteriormente desde el ordenador [41].

Una vez que la información se encuentra en los equipos de supervisión y monitoreo, no solo se logra una interacción con el usuario a través de gráficos, señales de alarma, generación de reportes y análisis globales de la planta, sino que se puede influir directamente sobre el comportamiento dinámico de las variables del sistema mediante programación de observadores, filtros, sensores virtuales, entre otros componentes que se incorporan a la planta. La supervisión logra la reconfiguración de parámetros del sistema por medio del controlador, ejecutando un conjunto de acciones para llevar al proceso a su funcionamiento normal usando métodos de autosintonía basados en modelo o sin conocimiento matemático del proceso, entre otros. Esto constituye una diferencia crucial en relación al monitoreo que solo abarca detección y diagnóstico y en ocasiones se ha llamado erróneamente sistemas de supervisión a aquellos que acometen solo tareas de vigilancia.

Finalmente, los dos últimos niveles de la pirámide: planificación con sistemas de ejecución de la manufactura (MES) y gestión con sistemas de planificación de recursos empresariales (ERP), son MES que organizan los recursos necesarios para ejecutar el plan de producción de la planta que abarcan materias primas, orden de prioridades, cambio de consignas de los controladores, intervalo de medición de los sensores, entre otros. Finalmente, en la gestión de recursos empresariales (quinto nivel), se presenta una base de datos centralizada de toda la empresa e interfaces de usuario para ejecutar las actividades de la entidad como son: las ventas, recursos humanos, finanzas, proveedores, etc.

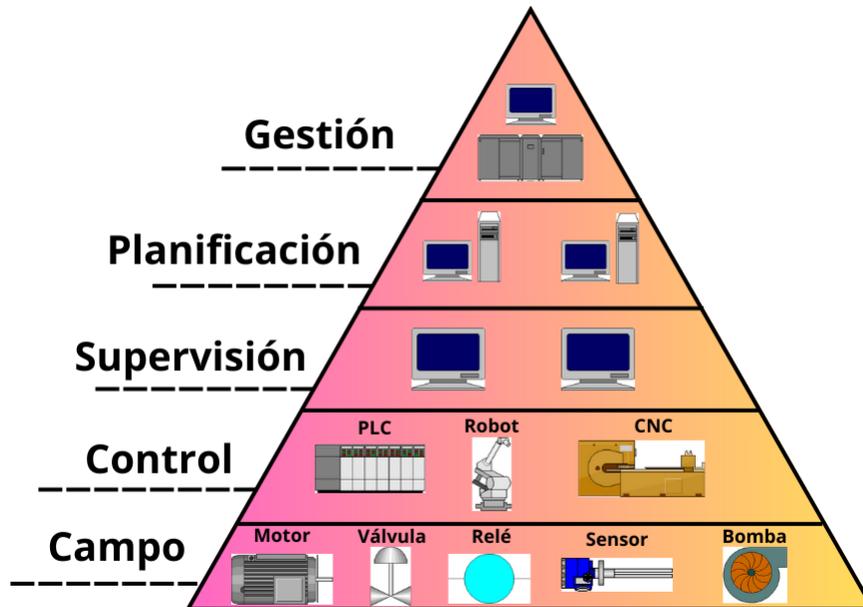


Figura 1.1: Pirámide de automatización. Niveles de jerarquía. Elaboración propia con base en [25]

El caso de estudio de esta investigación tiene un enfoque basado en el monitoreo de un bioproceso de producción de etanol, que comprende desde la conexión al sistema embebido de la instrumentación pertinente a un biorreactor hasta la interacción gráfica del usuario a través de pantallas HMI y ordenadores. El principal elemento a considerar es la implementación de observadores sobre el sistema físico, en aras de obtener la reconfiguración del vector de estado del proceso en cuestión y anexarlo a un sistema FDD basado en las variables disponibles en línea y en las estimadas por los observadores de estado. Este elemento servirá para tener un monitoreo eficiente que involucre a todas las variables de proceso.

1.1.2. Monitoreo de bioprocesos.

Uno de los grandes retos de la industria de bioprocesos es lograr un ambiente propicio para el desarrollo y crecimiento de microorganismos en biorreactores (biomasa), y de esta forma consumir suficiente sustrato para la obtención del producto final deseado con un

alto rendimiento y productividad. Los procesos biotecnológicos son dinámicos e implican cambios continuos en las condiciones fisicoquímicas del medio en que se desarrollan. El monitoreo en tiempo real se convierte en una tarea crucial para seleccionar las condiciones más favorables y se hace imprescindible el fortalecimiento de las herramientas que garanticen esta labor [35].

El monitoreo se basa en ejecutar tareas en tiempo real continuas para determinar las condiciones de un sistema físico. A través del registro de información, permite reconocer e indicar anomalías en el comportamiento.

Como se mencionó, es imposible realizar el monitoreo de un proceso si no se lleva a cabo un sistema de FDD, que determine las fallas presentes en el sistema y el tiempo de detección (detección de fallas). Luego se establece el tipo y localización de la misma, para posteriormente determinar el tamaño y comportamiento temporal de la falla (diagnóstico de fallas).

Es importante destacar que el sistema que se está tratando es del tipo causal. Según la definición [53], un sistema es causal (no anticipativo) si la salida $y(t)$ en un valor arbitrario del tiempo $t = t_0$ depende solo de la entrada $x(t)$ para $t \leq t_0$, es decir, depende solo de los valores presentes y/o pasados de la entrada; no depende de valores futuros. Por tanto, no es posible obtener una salida antes que se aplique la entrada [53].

A continuación, se definen algunos conceptos esenciales para introducir este tema, los cuales se recopilieron del comité técnico SAFEPROCESS de la Federación Internacional de Control Automático (IFAC) [63].

- **Falla:** Desviación no esperada o no permitida de uno o más parámetros del sistema desde su condición aceptable o estándar.
- **Avería:** Interrupción permanente de la capacidad del sistema para realizar una función requerida con las condiciones de operación especificadas.
- **Funcionamiento defectuoso:** Irregularidad intermitente en el cumplimiento de la función deseada.
- **Perturbación:** Entrada que actúa sobre un sistema, la cual resulta en una desviación temporal de su estado actual.

- **Síntoma:** Es el cambio en la magnitud de una variable desde su comportamiento normal.
- **Error:** Desviación entre el valor medido de una variable de salida y el real (valor especificado).
- **Residuo:** Indicador de falla, basado en la desviación entre mediciones y valores calculados en base al modelo del sistema.

Clasificación de fallas [9, 17]:

- Fallas en actuadores: Rodamientos y engranajes defectuosos, envejecimiento o atascamiento de partes móviles. Los actuadores son las entradas que permiten controlar de manera mecánica el proceso, si se encuentran averiados, no serán capaces de generar las entradas de control deseadas.
- Fallas en sensores: Pueden darse errores de escala, derivas, cortocircuitos y falsos contactos. Los sensores proveen las mediciones necesarias al controlador para generar las entradas de control, por lo tanto, deben estar perfectamente calibrados y cumplir con los requerimientos básicos para su uso.
- Desviaciones anormales en los parámetros de proceso: Cambios en los componentes del sistema que traen como consecuencia alteraciones en el modelo original y el controlador diseñado podría ser incapaz de detectar estas variaciones y por tanto, no conducir al rendimiento esperado en el proceso.
- Fallas abruptas (tipo escalón): Se asocian a daños imprevistos en algún elemento del sistema. Son las más peligrosas, ya que pueden llevar al sistema a la inestabilidad.
- Fallas incipientes o evolutivas (tipo deriva): Se asocian por lo general, al envejecimiento de los componentes del sistema. Debido a su naturaleza gradual son más difíciles de detectar.
- Fallas intermitentes: En alusión a su nombre, son aquellas que aparecen y desaparecen de manera intermitente, esto es debido a elementos parcialmente dañados o a

interrupciones en la comunicación.

De acuerdo a la representación dentro de un lazo de control, las fallas pueden ser aditivas o multiplicativas.

- Fallas aditivas: Son las ocasionadas por entradas desconocidas o perturbaciones que actúan sobre el sistema y pueden causar cambios en las salidas de la planta independientemente de las entradas.
- Fallas multiplicativas: Son los fallos repentinos o graduales de los parámetros de la planta. Representan deterioro de los equipos, suciedad, pérdida de potencia, entre otros factores. También modelan fallos en los componentes.

A continuación (**Figura 1.2**), se observa un resumen de los distintos tipos de fallas que se pueden presentar en un lazo de control.

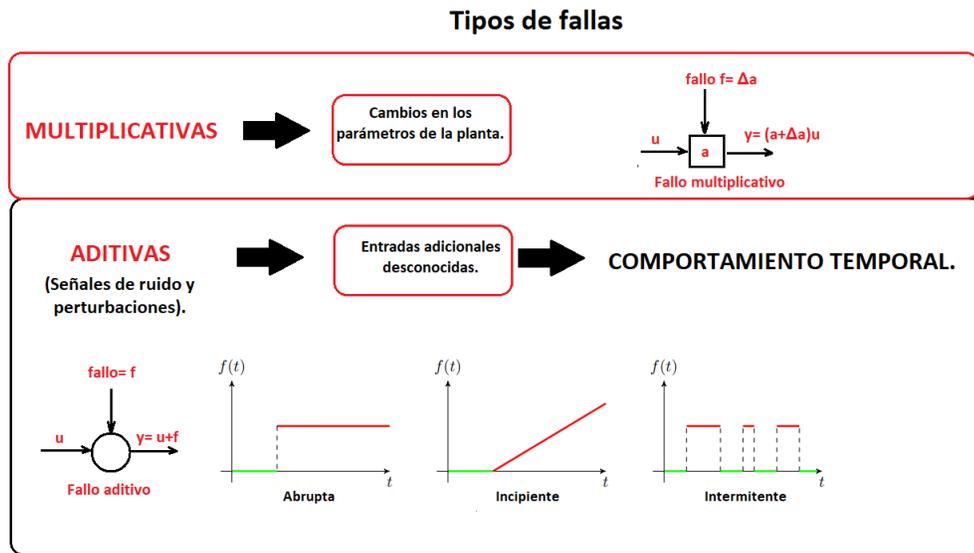


Figura 1.2: Tipos de fallas en procesos. Elaboración propia con base en cita [9].

Clasificación de los métodos de detección y diagnóstico de fallas:

Métodos libres de modelo [9, 23]:

- Redundancia física: También conocida como redundancia de hardware, emplea múltiples sensores, actuadores y componentes de control para una variable en particular. La desventaja de este método es el costo de los equipos adicionales y su mantenimiento, además del espacio que necesitan dentro de la línea de producción.
- Sensores especiales: Se instalan directamente sensores especiales dedicados a la detección y diagnóstico de fallos como son los de vibración, elongación, entre otros.
- Análisis de señales o síntomas: Se indican fallas cuando existen desviaciones en las variables medidas y sobrepasan ciertos umbrales preestablecidos por el programador.
- Análisis espectral: ciertos tipos de fallas exhiben una representación espectral característica, su análisis lo que facilita la detección de anomalías en el sistema.
- Análisis estadísticos: Teniendo en cuenta la distribución del sistema de estudio, se conoce el valor medio y la desviación estándar bajo condiciones normales. La anomalía se detecta cuando estos elementos se salen del rango normal de operación, provocando un fallo en el sistema.
- Sistemas expertos: Abordan los problemas teniendo un dominio del conocimiento basado en la experiencia. Son capaces de adquirir conocimiento, elegir la representación del mismo, codificación de este en una base de conocimiento y desarrollan procedimientos de inferencia para el diagnóstico del fallo.

Métodos basados en modelo [9, 23]:

- Ecuaciones de paridad: Se aplica sobre las ecuaciones de entrada - salida del modelo, como una transformación dinámica lineal. Los residuos transformados sirven para la detección y aislamiento de fallas.
- Estimación de parámetros: Es la forma más intuitiva de detectar y aislar fallas multiplicativas. Se obtiene un modelo de referencia realizando una identificación de la planta libre de fallas. Posteriormente, se identifican los parámetros en línea de forma continua y se realiza una comparación con el modelo de referencia para aislar y detectar las fallas. Este método a pesar de prescindir de una mayor capacidad de

cómputo y requerimientos de excitación de entrada, se considera el más confiable dentro de los métodos de redundancia analítica.

- Observadores de diagnóstico: Se utiliza un observador para estimar las salidas del sistema actual. Posteriormente, se construyen residuos a partir de las medidas del proceso y su estimación. El diseño del observador puede controlar la dinámica de la respuesta a las fallas, dentro de sus límites por las ganancias de este.
- Filtros de Kalman: En principio, la aplicación del filtro de Kalman es similar a la de los observadores de estado, pero este, es especialmente adecuado en procesos con relativamente grandes variaciones de las variables de estado y ruido en la salida.

Se han realizado muchas investigaciones para la detección y el diagnóstico de fallas, mediante la aplicación de algoritmos matemáticos y modelos de señales. Las primeras investigaciones se realizaron al principio de la década de los 70, basadas en el diseño de observadores y uso de filtros. Más adelante se desarrolló el principio de redundancia analítica. Posteriormente se implementó, por primera vez, un sistema de monitoreo especializado para la detección y diagnóstico de fallas en una planta nuclear. En los últimos años han sido investigadas y aplicadas técnicas prometedoras como lo son: el espacio de paridad, la lógica difusa y las redes neuronales, entre otras [65].

A continuación, se abordará de manera breve cómo influye un sistema informático robusto dentro de los procesos de detección y diagnóstico de fallas dentro de una planta de bioprocesos.

Un sistema informático en tiempo real es aquel que debe cumplir restricciones temporales específicas tanto en el comienzo como en la finalización de actividades, lo cual implica asociar valores que dependan del tiempo a estas últimas. Uno de los requisitos principales del tiempo real es respetar los requisitos temporales individuales de cada tarea o proceso, además de garantizar resultados adecuados de procesamiento [25]. Esta herramienta es de gran utilidad para llevar a cabo el monitoreo en línea de las variables de proceso y aliviar al usuario de la fatigosa actividad de detectar fallas de forma manual, ya que en los bioprocesos influye una gran cantidad de parámetros dados por las dinámicas complejas a nivel celular. Es necesario recalcar que aunque el sistema de detección y diagnóstico de fallos se encargue de monitorear variables de proceso, graficarlas y disparar señales de alarma, siempre se dejará libre elección en la toma de decisiones al ser humano.

A modo de resumen, en la **Figura 1.3** se presenta un sistema de supervisión (lógica a seguir por un sistema informático en tiempo real). En el mismo, se incluyen la detección y diagnóstico de fallas además de la reconfiguración de parámetros para corregir las fallas presentadas en línea y evitar la parada del proceso.

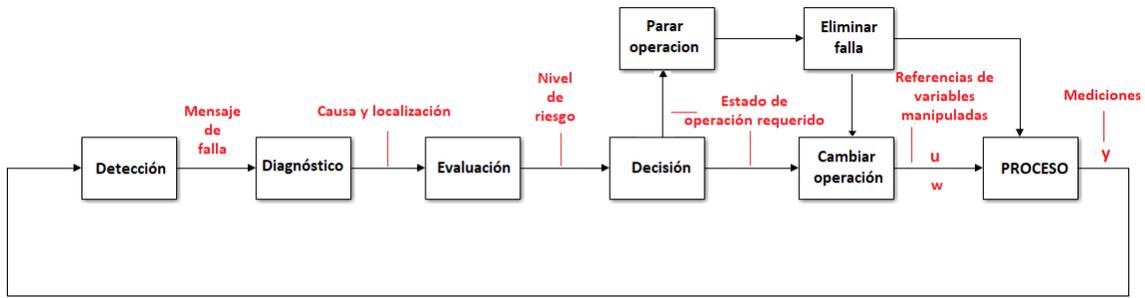


Figura 1.3: Sistema de supervisión ante la aparición de fallas. Elaboración propia con base en cita [32].

Sistemas embebidos en control de bioprocesos:

Un sistema embebido es cualquier dispositivo que se compone por un computador programable (microprocesador o microcontrolador), sin embargo su función principal no es computacional. La palabra “embebido” significa que forma parte de un todo de mayores dimensiones, oculto a la vista dentro del sistema general. Presenta tres características importantes:

1. Hardware de computador: Sus componentes físicos difieren de los que conforman un sistema de propósito general como un computador, se relaciona con el software y la aplicación específica en cuestión.
2. Software embebido: Conformar la aplicación principal y lleva a cabo una o varias tareas en particular.
3. Sistema operativo: Permite supervisar las aplicaciones y provee los mecanismos para la ejecución de procesos, se requiere en muchos casos que opere en tiempo real [25].

Para la utilización de cualquier sistema embebido es necesario analizar sus ventajas y desventajas de manera general y cómo afectan éstas a las aplicaciones en donde se aplican. A continuación, se llevará a cabo dicho análisis.

Ventajas:

- Bajo costo de producción.
- Fácil mantenimiento al no ser un sistema compacto. En caso de averías se sustituye fácilmente el componente afectado sin reemplazar completamente todo el sistema.
- Poseen un tamaño reducido, por lo cual se adaptan fácilmente a cualquier aplicación industrial sin requerir un gran espacio de trabajo.
- Es adaptable. Se puede integrar cualquier módulo que sea necesario. Se adapta a cualquier periférico deseado al ser modular.
- Consumen un mínimo de energía, lo cual provoca que se extienda el tiempo de vida de las baterías.
- No requieren de la implementación adicional de elementos de enfriamiento.
- Tienen un alto desempeño en el procesamiento de datos a alta velocidad y en tiempo real. Muchos de estos reaccionan ante estímulos eternos o cambios ambientales, realizando cálculos de manera rápida ya que se deben tener resultados tiempos fijos ante cualquier anomalía o condición de alarma [26].

Desventajas:

- Son sistemas de funcionamiento específico. Ejecuta generalmente un programa específico de manera repetitiva. Lo contrario a un sistema de escritorio que ejecuta múltiples tareas. Sin embargo, pudieran haber excepciones donde el programa del sistema embebido presente actualizaciones.
- El software de un sistema embebido presenta algunas restricciones como cantidades pequeñas de memoria (generalmente en el orden de los KB), capacidades limitadas

de procesamiento (generalmente la velocidad de los procesadores no exceden el orden de los MHz) y además, limitan el consumo de energía en instante ya sea en estado de ejecución o no.

- Pueden presentar riesgos de ciberseguridad. Debido a que presentan un cifrado débil, los datos que se comparten entre dos dispositivos pueden ser fácilmente interceptados y descifrados. Debido a que la mayoría de estos no presentan certificados reconocidos por grandes sectores de la industria, los fabricantes pueden falsificarlos para engañar a los usuarios [26].

Los sistemas de adquisición de datos juegan un rol importante en la industria de bioprocesos. En [64], se caracteriza un sistema de adquisición de datos aplicado a un biorreactor para lograr la fermentación alcohólica: *Fersol2*. Este sistema monitorea los parámetros tales como O_2 , CO_2 , temperatura, caudal, humedad, pH en función de los sensores que recogerán datos y los controladores para corresponder los puntos de ajuste de las variables. Con los datos medidos es posible utilizar otra herramienta de software mejorada para la estimación del crecimiento de biomasa en la fermentación de estado sólido y la determinación de algunos parámetros cinéticos a partir de datos de proceso.

Sensores virtuales y biosensores.

Uno de los componentes más importantes en los sistemas FDD, es la medición correcta de variables de proceso en tiempo real. Esto constituye un aspecto imprescindible, ya que se hace un trabajo altamente costoso y difícil de realizar debido a varios factores como la baja disponibilidad de equipos confiables, retrasos en el tiempo, errores en el sistema de medición, altos costos de los dispositivos de medición o que estos se encuentran en entornos hostiles dentro de la planta. Una de las alternativas que se utilizan para desarrollar los objetivos anteriores son los sensores virtuales (*soft sensors*, en inglés) o sensores blandos (**Figura 1.4**).

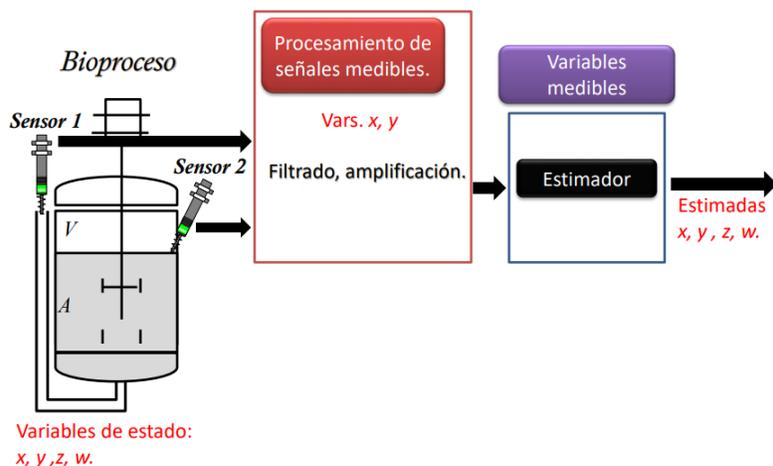


Figura 1.4: Esquema de un sensor blando. Elaboración propia, con base en[64].

Un sensor virtual es un mecanismo que asocia un sensor físico o de hardware con un algoritmo de estimación que se encuentra integrado en el monitoreo, sistemas de optimización y control ya que permite obtener magnitudes en tiempo real, como datos sobre la tasa de crecimiento específica, concentración de biomasa, de producto, entre otras variables cuya medición puede presentar restricciones económicas o técnicas. Los sensores virtuales se clasifican de dos maneras: basados en modelos o en datos. El primer grupo describe las generalidades físicas y químicas de los procesos mediante modelos matemáticos y con el uso de los estados estacionarios ideales del proceso, siendo esto una dificultad para implementar sensores blandos de este tipo. Por otra parte, el segundo grupo basa su medición en los datos medidos del proceso, describiendo las condiciones reales dentro de la planta. Se evidencia una gran ventaja de estos sensores en comparación con los basados en modelo [64].

Los biosensores son dispositivos bioelectrónicos capaces de detectar especies químicas y/o biológicas rápidamente ya sea de forma cualitativa como cuantitativa. Estos elementos desempeñan tareas como: control en línea en el entorno industrial, automatización de plantas bioquímicas, análisis ambiental en tiempo real, detección y cuantificación de sustancias biológicas, entre otras. Los biosensores se componen de dos partes fundamentales: un elemento biológico, un transductor y una parte de electrónica. La interacción del elemento biológico (anticuerpos, ácidos nucleicos, proteínas, orgánulos o células) cuando se pone en contacto con la muestra, modifica sus propiedades físico-químicas (pH, transferencia de electrones, de masa, de calor o liberación de gases o iones), las cuales son detectadas y medidas por el transductor que convierte esta señal en impulso eléctrico. Esta señal es proporcional a la concentración de la sustancia analizada que interactúa con el biosensor.

La última etapa de electrónica consta de amplificadores de señal y procesamiento de datos del sistema [64].

A continuación, se muestra una relación de biosensores clasificados de acuerdo al componente biológico y al tipo de transductor. Además, se presentan algunas ventajas y desventajas de sus usos.

Tipo de transductor.	Principio de operación.	Ventajas.	Desventajas.
Quimiorreceptor.	Interacción de proteínas con el analito.	Más sencillo y barato que otros sensores.	Difícil conexión con el transductor, baja especificidad para un analito en particular.
Enzimático.	Catálisis del sustrato por enzimas inmovilizadas.	Alta especificidad.	Baja estabilidad.
Inmunosensor.	Unión del analito con un anticuerpo.	Alta especificidad y afinidad.	Difícil conexión con el transductor, reacciones de fondo.
Microbiológico.	Reconocimiento específico de un analito por un microorganismo inmovilizado.	Fácil de aislar; menos sensible al pH y variaciones de temperatura.	Mayor tiempo de respuesta, más baja selectividad.

Tabla 1.1: Clasificación de acuerdo al componente biológico [64].

Tipo de transductor.	Principio de operación.	Ventajas.	Desventajas.
Amperométrico.	Generación de corriente eléctrica.	Amplio rango de aplicación de enzimas REDOX.	Ruido de fondo y baja selectividad (excepto por diseños modificados).
Potenciométrico.	Generación de una diferencia de potencial.	Alta selectividad, bajo tiempo de respuesta.	Menos fiable que el amperométrico, más complejo que el conductimétrico.
Conductimétrico.	Generación de un cambio de conductancia.	Muy barato y de diseño simple.	Bajo rango de aplicación, baja fiabilidad.
Óptico.	Alteración de las propiedades ópticas del medio.	Bajo costo, perspectivas para nuevos usos en el futuro.	Solo aplicables cuando ocurren cambios ópticos.
Calorimétrico.	Detección de calor generado.	Alto rango de aplicación y de fiabilidad.	Alto costo, alta complejidad y baja especificidad.
Piezoeléctrico.	Generación de corriente eléctrica debido al estrés mecánico.	Tiempo muy alto de respuesta, baja complejidad.	Baja fiabilidad.

Tabla 1.2: Clasificación de acuerdo al tipo de transductor [64].

Estimadores de estado.

Un estimador de estado es un sistema dinámico que puede ser determinístico o estocástico y tiene la capacidad de reconstruir las variables de estado de un sistema que se encuentran inaccesibles ya que no se pueden medir directamente con un sensor físico. Estos observadores son diseñados en base a un modelo matemático y a las mediciones que se encuentren disponibles en planta. Un observador de estado es un tipo de estimador para sistemas determinísticos y es capaz de estimar todo el vector de estado del sistema [28]. Para el diseño aplicado al caso de estudio se requiere contar con la propiedad de que el modelo del sistema sea completamente observable.

Tipo de estimador.	Proceso.	Tipo de Operación.	VARIABLES medidas.	VARIABLES estimadas.
Observador de modos deslizantes.	Modelo de un tanque agitado.	Continuo.	Concentración de sustrato (contabilizada mediante la demanda química de oxígeno, DQO).	Tasa de consumo de sustrato.
Redes neuronales (neuroestimador).	Fermentación para la producción de levadura con <i>Sacharomyces cerevisiae</i> .	Lote alimentado.	Concentración de sustrato, volumen del medio, concentración de biomasa.	Concentración de trehalosa.
Observador Luenberger extendido. Filtro de Kalman extendido. Observador de modos deslizantes.	Fermentación alcohólica.	Continuo.	Concentración de sustrato.	Concentración de biomasa.
Filtrado Bayesiano Recursivo.	Fermentación Alcohólica con <i>Zymomonas mobilis</i>	Continuo.	Concentración de sustrato, concentración de producto.	Concentración de biomasa.
Super-twisting.	Fermentación de cerveza.	Lote.	Azúcares reductores y etanol a través de HPLC.	Biomasa.
Observador geométrico.	Fermentador de levadura.	Continuo.	Concentración de sustrato.	Concentración de biomasa.

Tabla 1.3: Revisión de estimadores aplicados a fermentación alcohólica.

En la Tabla 1.3, se engloban algunos estimadores utilizados en la bibliografía para procesos de fermentación alcohólica, los cuales han sido probados mediante simulación [28, 67].

Para el presente caso de estudio del biorreactor operando en lote en tiempo real, se implementan observadores que garanticen convergencia en tiempo finito. Esta condición no es necesaria para el caso en que el biorreactor trabaje en continuo, solo se exige la convergencia asintótica en la estimación.

1.1.3. Antecedentes.

En el proceso de producción de bioetanol celulósico por fermentación alcohólica intervienen cuatro etapas consecutivas: el pretratamiento del material lignocelulósico, la hidrólisis enzimática del material pretratado, la fermentación del hidrolizado y los procesos de separación [12].

Son numerosos los trabajos realizados que describen el proceso de fermentación en biorreactores para la producción de etanol a partir de material lignocelulósico. Tal es el caso de [12], en el que se utiliza como sustrato la paja de trigo, que es un material rico en glucosa, ácido acético, lignina, entre otros compuestos. Se utiliza la levadura como cepa consumidora de glucosa y xilosa simultáneamente, y de la tasa de consumo de esta última, se deriva la productividad del proceso. En este caso, el furfural es un importante inhibidor de la levadura, por lo que hay que mantener en un nivel bajo su concentración mientras dure la fermentación. Otro inhibidor del sustrato es el ácido acético, pero su efecto se puede regular mediante el pH; por tanto, este se convierte en una variable de control que presenta prioridad en el monitoreo. Debido a que la fermentación se realiza en condiciones anaeróbicas, es importante monitorear la concentración de oxígeno, ya que su presencia disminuye el rendimiento del etanol. También, es importante el monitoreo de las variables concentración de dióxido de carbono y el etanol como producto deseado. Todas estas variables pueden ser monitoreadas en tiempo real, ya sea por medición directa o técnicas indirectas de modelado.

Un método muy empleado para monitorizar el proceso de fermentación alcohólica es la espectroscopía vibracional (UV-Vis, NIR, MIR y espectroscopía Raman). Se constituye por un conjunto de técnicas analíticas para permitir una rápida detección de componentes dentro del proceso de fermentación sin la necesidad de tomar muestras. Uno de sus principales retos es la cantidad considerable de partículas sólidas en suspensión de lignina y biomasa que interfieren con la luz y provocan reflejo y dispersión, limitando así la transmisión vibratoria. Sin embargo, los métodos de espectroscopía vibracional (principalmente total reflectancia atenuada (ATR) y reflectancia difusa) y espectroscopía Raman, no dependen

de la luz transmitida a través del medio sino de la luz reflejada o retrodispersada, lo que hace que estos últimos métodos sean más útiles en el monitoreo en línea del proceso de fermentación alcohólica [12].

En [64], se utilizaron métodos de espectroscopía infrarroja (NIRS) para estimar la tasa de producción específica de subproductos, mediante el uso de mediciones en línea de concentración de biomasa. Para conocer la estimación de concentración de subproductos se aplicó cromatografía líquida de alta presión (HPLC). Este método se utiliza para separación de compuestos químicos mediante el uso de una fase móvil líquida y una fase estacionaria sólida. Luego, con un detector se reconoce el tiempo de retención de cada compuesto químico y la concentración se determina por la amplitud del pico alcanzado. El HPLC se utilizó como método para medir la concentración de glucosa, así como los subproductos metabólicos acetato, lactato, formiato, etanol [64].

De modo general, los aportes en el área de métodos FDD se encuentran dispersos en la literatura técnica, y es tan amplio, que ya es un campo establecido en la ingeniería de control. Los métodos más elementales datan de finales del siglo XIX que fue cuando se implementó la instrumentación de procesos. La evolución de las técnicas de supervisión, alcanzaron mayor madurez y complejidad con el advenimiento de las computadoras a mediados del siglo XX. Desde principios de los años 70's se ha acumulado una gran cantidad de conocimientos sobre el diagnóstico de fallos basado en modelos. Sin embargo, no es hasta finales de 1997 que se llevó a cabo la tarea de escribir un libro que presentara este tema en un marco unificado, pues no existía un "lenguaje común" entre los investigadores que utilizaban terminologías diferentes. Es en [13], donde se establece una base integral y un formato unificado de la FDI basada en modelos específicamente.

En [29], se describe la implementación de sensores blandos para bioprocesos con la cepa *Pichia pastoris*. Además, se destaca la importancia del monitoreo de la variable concentración de biomasa por ser la más importante en este tipo de bioprocesos, teniendo un efecto directo sobre el nivel de expresión de la proteína recombinante.

En [65], se realiza un sistema de control basado en detección y diagnóstico de fallos utilizando estructuras de transición robusta para procesos con diferentes regímenes de operación en sus parámetros. Estas estructuras se caracterizan por tener: controladores candidatos y una biblioteca de modelos para cada régimen de operación. Además cuentan con un supervisor de transición para decidir mediante lógica cuál de los controladores candidatos es el mejor para mantener el proceso y cuándo debe ser colocado en el lazo de realimentación del proceso. Para la etapa de detección se calculan errores entre los valores medidos y los obtenidos por el modelo libre de fallas. Para la etapa de diagnóstico se

detectan desviaciones en sensores teniendo en cuenta la relación lineal entre valor medido y valor real (en tensión) y en actuadores según la relación lineal entre la señal de control y el flujo de la válvula. Según se presenten desviaciones del valor medido respecto a la recta representativa de un instrumento típico se tendrán alteraciones en los componentes del dispositivo modelado.

Por otra parte, [16] realiza un esquema de detección y diagnóstico de fallas en sensores incorporados a un reactor *batch* (por lote) basado en observadores difusos por modos deslizantes. Se desarrolla un banco de observadores de esquema generalizado para detectar fallas aditivas e intermitentes en los sensores de temperatura y pH. Finalmente, se utilizan residuos para la toma de decisiones estableciendo umbrales de detección.

Otros trabajos como [24, 32], fueron consultados y forman parte de los antecedentes a esta investigación, los cuales emplean la FDD mediante el uso de métodos de estimación.

Para lograr un sistema FDD eficiente en cualquier proceso industrial, es crucial mantener un correcto control y monitoreo de las variables críticas que intervienen. Estos parámetros se pueden agrupar en físicos, químicos y biológicos. De manera general, se engloba un conjunto de variables (Tabla 1.4) que pueden intervenir en procesos de fermentación alcohólica con algunos ejemplos de instrumentos de medición y los actuadores que pueden influir. Además, se resaltan las variables de proceso utilizadas en el presente caso de estudio.

Variable de proceso.	Instrumento de medición.	Control.	Monitoreo.
Temperatura (°C).	Sensor de temperatura (termostatos, termoresistencias, entre otros.)	Válvula (de enfriamiento o de agua caliente).	Sí
pH.	Sonda o electrodo de pH.	Válvula con concentración ácida o básica.	Sí
Flujo de alimentación al reactor (sustrato) (L/s) y salida.	Flujómetro (máscico o volumétrico), rotámetro, bomba peristáltica.	Válvula (sistema cerrado y abierto).	Sí
Velocidad de agitación (mezclado) (rpm).	Sensor de velocidad (Codificador óptico, tacómetro, <i>encoder</i> , etc.)	Motor asociado al sistema de agitación.	Sí
Presión total (<i>Pa</i>).	Sensor de presión (Manómetro).	Válvula.	No
Concentración etanol.	Detector de etanol.	-	Sí (estimador)
Concentración CO_2 disuelto (%).	Electrodo de CO_2 .	-	Sí (estimador)
Concentración de biomasa (%).	Sonda (turbidez, capacitiva).	-	Sí
Concentración de oxígeno disuelto (%).	Electrodo polarográfico.	Motor de aireación. Potencia compresor	No
O_2 fase gaseosa.	Análisis paramagnético.	-	No
CO_2 fase gaseosa.	Análisis infrarrojo.	-	Sí (estimador)
H_2 gaseoso. (%).	Sensor de gas.	-	Sí (estimador)
Nivel de líquido (m).	Sensor de nivel.	Válvula.	Sí
Nivel de espuma (m).	Sondas metálicas.	Control antiespumante por bomba peristáltica.	No
Viscosidad del cultivo (<i>P</i>).	Viscosímetro.	-	No
Detección de biomasa viva en línea.	Sensor capacitivo.	-	No

Tabla 1.4: Relación de variables en biorreactores.

Métodos de monitoreo de parámetros del proceso.

En la literatura se registran diversos métodos para monitorear los atributos críticos de calidad y parámetros de proceso. Analizaremos los métodos *on-line*, *in-situ*, *at-line* y *off-line* (**Figura 1.5**).

El método en línea (*on-line*) es cuando se desvía una muestra del biorreactor que fue captada por los sensores y luego se devuelve al mismo, dándole continuidad al proceso de producción. Se debe tener en cuenta que el reactor esté diseñado específicamente para lograr esta acción. Por otra parte, el monitoreo *in-situ*, es cuando el sensor captura los datos directamente desde el interior del biorreactor, sin intervenir con la ejecución real del proceso.

En el monitoreo *at-line*, se retiran las muestras del sistema y se analizan cerca del proceso de producción. Es muy parecido al monitoreo *in-situ*, donde se debe lograr una correcta esterilización de las herramientas de medición de la muestra. A diferencia del monitoreo *on-line*, las muestras tomadas no se devuelven al biorreactor.

Finalmente, el monitoreo *off-line*, es cuando las muestras extraídas del sistema se analizan en un laboratorio remoto a la línea de producción y se requieren métodos de pretratamiento de las mismas para su posterior análisis. Entre las desventajas de este método se encuentran la intervención manual y el tiempo de demora para obtener los resultados del análisis [56].

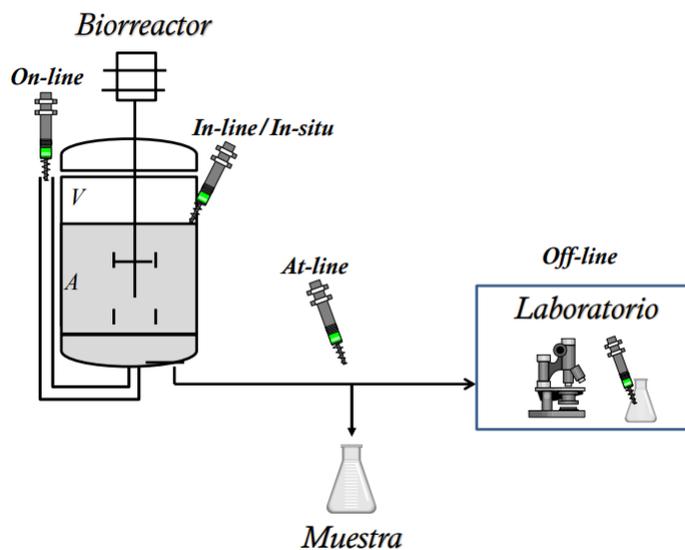


Figura 1.5: Métodos de monitoreo de datos relacionados entre sí y con una tubería de laboratorio [56].

1.1.4. Caso de estudio.

El agotamiento de los combustibles fósiles y la degradación socio-ambiental a la que contribuye decisivamente su uso indiscriminado, han hecho comprender la necesidad de una profunda revolución energética en los últimos años. La tendencia a nivel mundial para garantizar la eficiencia energética y el desarrollo sostenible del planeta consiste en el uso de las energías renovables como son: la biomasa, energía eólica, hidráulica, biogás, biocombustibles, entre otras. La utilización de combustibles fósiles durante el último siglo ha aumentado drásticamente el nivel de gases de efecto invernadero en la atmósfera terrestre. Estas consecuencias aunadas con el agotamiento del suministro mundial de energía y el inestable mercado del petróleo, han renovado el interés de la sociedad en la búsqueda de otros combustibles alternativos.

El bioetanol es un combustible oxigenado con una amplia aplicación en el sector del transporte. Debido a la eficiencia que presenta en motores de combustión interna y más limpia, es un combustible adecuado para reemplazar o mezclar con gasolina en diferentes proporciones. La producción de bioetanol se produce a partir de diferentes sustratos ricos en carbohidratos como el almidón y azúcar. El bioetanol se clasifica en dependencia del sustrato empleado en su producción como: primera generación, cuando es obtenido de cultivos alimentarios; de segunda generación, cuando los sustratos tienen componentes de celulosa y hemicelulosa de la biomasa lignocelulósica ya sea de origen industrial, forestal o agrícola; por último, el bioetanol de tercera generación, es el producido mediante biomasa de algas ricas en almidón y/o celulosa [33]. La producción de bioetanol es un proceso biotecnológico en el que interviene la fermentación de azúcares presentes en fuentes orgánicas como es el caso de la celulosa, mediante biocatalizadores que pueden ser levaduras y bacterias.

La biomasa lignocelulósica tiene una alta disponibilidad sobre la tierra (200 000 millones de toneladas), y dado a su bajo costo de producción es de especial interés en la industria del biocombustible. El problema fundamental que acarrea la utilización de esta biomasa es el costo de las tecnologías involucradas en los procesos de pretratamiento a los que tiene que ser sometida la misma. Sin embargo, debido a que se obtiene de residuos agrícolas y forestales no compite con los cultivos alimentarios [36].

Como parte de esta investigación, se han encontrado algunos trabajos que describen procesos de fermentación alcohólica, específicamente para la obtención de bioetanol utilizando como sustrato algunas partes del cacao. Tal es el caso de [18], donde se emplea mucílago de dos tipos de cacao inoculándolos con la levadura *Saccharomyces cerevisiae* y se asocian diferentes condiciones de las variables involucradas. Se observa que gracias

al alto contenido de azúcares reductores que presenta este sustrato, se puede degradar fácilmente y producir así un mayor contenido alcohólico.

Una motivación que impulsa el desarrollo de esta investigación son las condiciones mundiales actuales en cuanto al consumo de bioetanol. Para la década de 2021-2030, debido a los estragos causados por la pandemia COVID-19, se espera la demanda de biocombustibles en un 0.5 %, lo cual es una cifra bastante pequeña respecto a la década anterior (4 %). En consecuencia, la demanda mundial de cultivos para materias primas será menor. Se prevé que el consumo de etanol, aumentará un 5 % durante estos 10 años y sus materias primas fundamentales serán el maíz y la caña de azúcar. No se espera un incremento sustancial en el bioetanol basado en celulosa. Actualmente, a nivel mundial el 60 % del bioetanol se produce a base de maíz, 25 % de caña de azúcar, 2 % de melaza, 3 % de trigo y otros cereales [1]. En el caso particular de México, es un país que basa su alimentación en el maíz, por lo que debe enfocarse en la producción de biocombustibles con base lignocelulósica, ya que este material muestra más ventajas ambientales, energéticas y económicas en comparación con el bioetanol a base de almidones de maíz o caña de azúcar [55].

La bondad de producir bioetanol de segunda generación es que no hay que preocuparse por la degradación medioambiental ni por la disponibilidad limitada de materia prima que conllevan los procesos con sustratos obtenidos de cultivos alimentarios. Otra ventaja es que no es un proceso tan desarrollado tecnológicamente como el de obtención de bioetanol a base de algas [33].

El futuro de la generación de biocombustibles de segunda generación depende de la eficiencia y rentabilidad que se logre alcanzar en ellos mediante la investigación. En base a esta afirmación, se hace cada vez más necesario potenciar el control y automatización de procesos de obtención de bioetanol. Existen varios retos dentro de esta industria, el primero de ellos es la obtención de cepas capaces de consumir el sustrato lignocelulósico, entre otras se encuentran: *Saccharomyces cerevisiae*, *Escherichia coli*, *Zymomonas mobilis*, *Pachysolen tannophilus*, *Candida shehatae*, *Pichia stipitis*, *Candida brassicae* y *Mucor indicus* [66]. Otro reto lo constituye el modelado y caracterización de estos sistemas que son no lineales y variables en el tiempo debido a la complejidad en las dinámicas que presentan. También, se requiere llevar a cabo de manera precisa la tarea de detección y diagnóstico de fallos en tiempo real de las variables de proceso. Para ello, se requiere una medición precisa en cada lazo de control del sistema. Actualmente, no existen sensores capaces de dar una respuesta rápida, precisa y directa para algunas variables críticas del proceso. Un elemento importante es que el tiempo requerido para realizar la medida debe ser proporcional con la velocidad de cambio de la variable que está siendo monitorizada [20]. Para lograr este propósito, entre

muchos otros, se estudian los estimadores de estado basados en observadores (Sensores Virtuales Basados en Modelo), los cuales son la herramienta fundamental en esta investigación.

Los observadores de estado posibilitan estimar las variables más difíciles de medir en línea debido a la complejidad que poseen las cinéticas microbiológicas, por errores en la medición o por la baja disponibilidad de elementos de medición económicos en el mercado. Para lograr este reto, se basan en el valor real de las variables de fácil adquisición y en el propio modelo de la planta, siendo capaces de lograr hasta una estimación del vector de estado completo del sistema en cuestión.

En este trabajo se propone implementar, instrumentar y monitorear en línea un biorreactor basado en observadores de estado acoplados a mediciones de sensores. El sistema de detección y diagnóstico de fallos estará embebido en una interfaz física donde se visualizará la estimación de variables de estado que no se pueden adquirir en tiempo real. Lo anterior se aplica al desarrollo experimental para la producción de etanol utilizando glucosa como sustrato y una cepa identificada como *Pichia anomala* como biomasa. Cabe mencionar que la producción de etanol será en un biorreactor anaerobio por lote que ya se encuentra físicamente validado y construido experimentalmente, así como el modelado y análisis de observabilidad. Por lo tanto, el proyecto se enfoca en validar una familia de observadores en tiempo real acoplando sensores ya calibrados para finalmente generar un sistema de monitoreo (**Figura 1.6**).

El biorreactor consiste en un tanque de acero inoxidable, con un sistema de agitación mecánica de 150 revoluciones por minuto, una capacidad de 2 litros y temperatura estándar 30°C. Presenta un sensor físico de biomasa a partir del cual se reconstituye todo el vector de estado del sistema. Con este fin, se implementan los observadores en línea para la estimación de variables no medibles como son las concentraciones de sustrato, etanol, dióxido de carbono, etc. Para este caso específico se utiliza la biomasa como variable medible, ya que es una sustancia catalítica, o sea, se encuentra relacionada químicamente tanto con los reaccionantes como con los productos de interés. Esta particularidad de la biomasa permite la reconstrucción de las demás variables de proceso que no se pueden medir ya sea por falta de disponibilidad, alto costo, o que los instrumentos de medición no se pueden integrar fácilmente a la línea de producción dado a las complejas dinámicas del proceso de fermentación.

La instrumentación que se llevará a cabo en el biorreactor (**Figura 1.7**), se integrará a un sistema embebido del fabricante Labview™, el cual no solo ejecuta la tarea del control de variables, sino también el monitoreo a través de la interacción gráfica con el usuario por

pantallas HMI, permitiendo la completa visualización del vector de estado. Además, se realiza el diagnóstico de fallos en sensores utilizando banco de estimadores. Por lo tanto, se hace necesario validar una familia de observadores de estado, en aras de conocer cuál se adecua mejor al proceso en cuestión, teniendo en cuenta la convergencia del error de estimación y la razón de cambio del mismo.

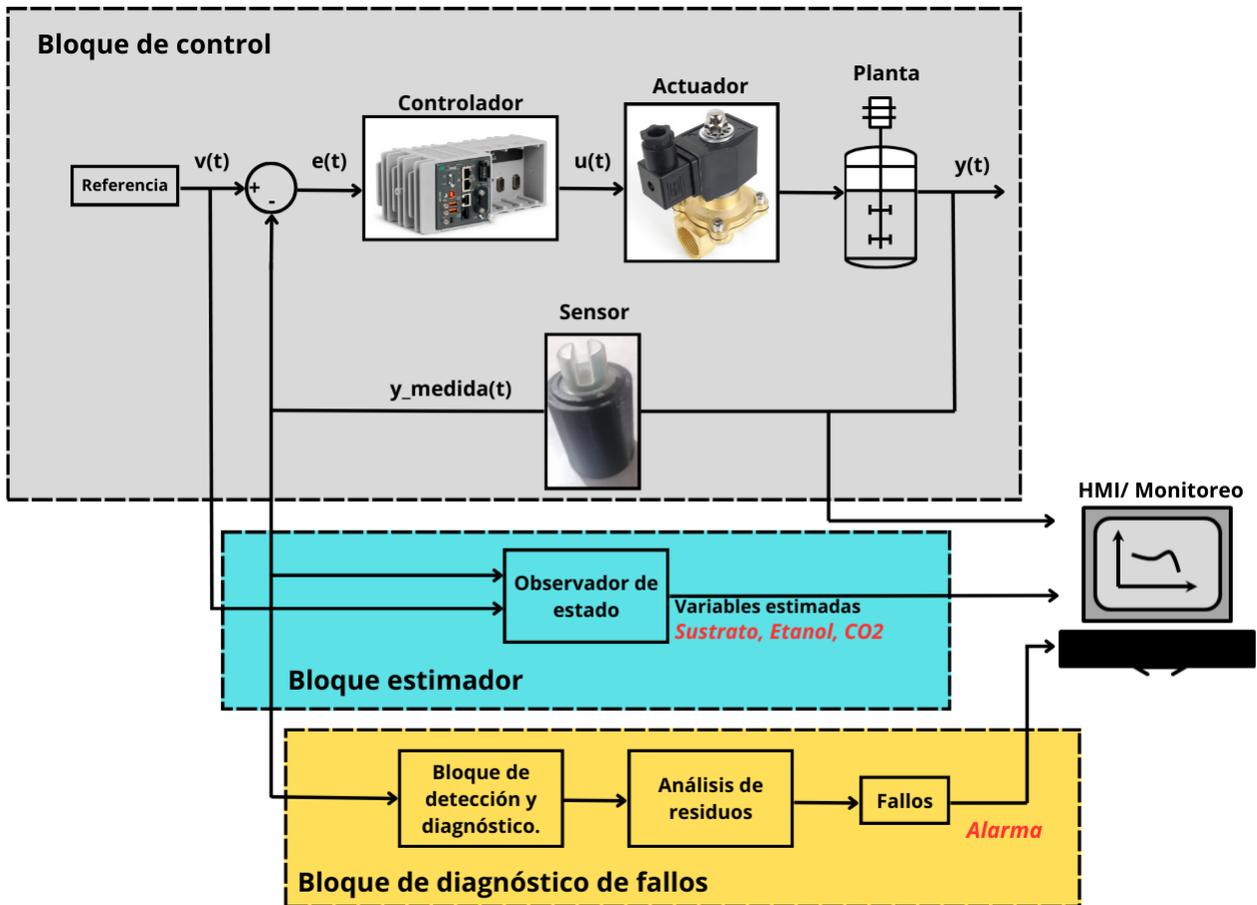


Figura 1.6: Diagrama de bloques del lazo de control incluyendo observador de estado y mecanismo de diagnóstico de fallos. Elaboración propia.

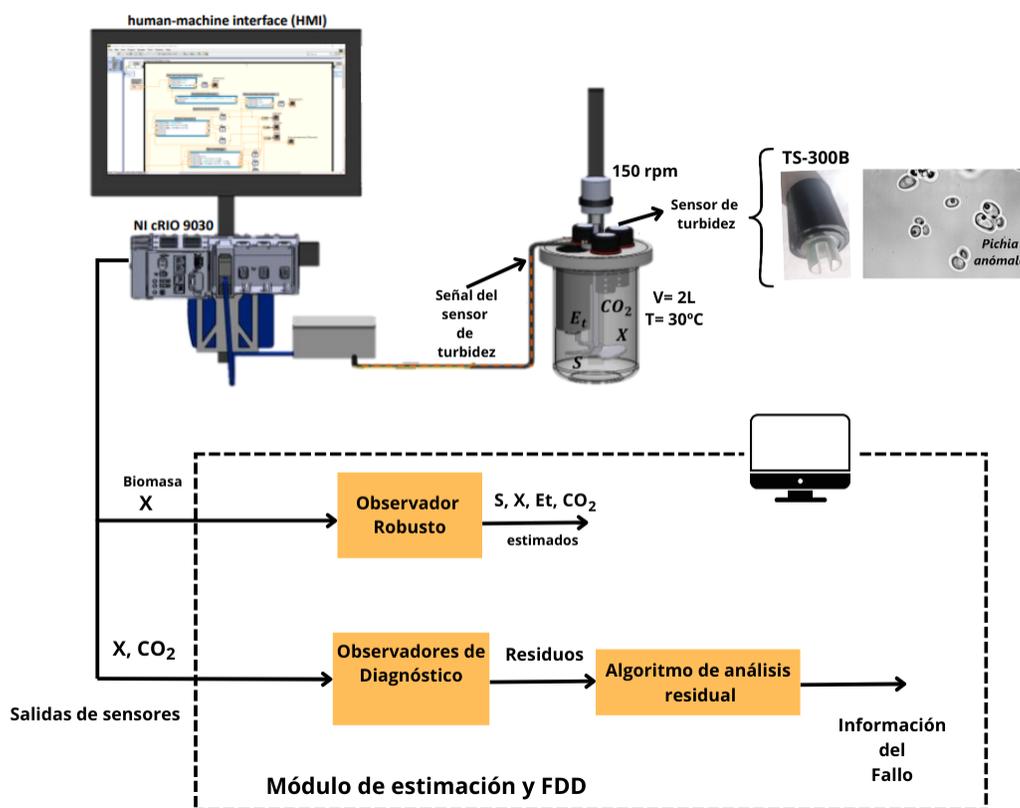


Figura 1.7: Proceso de producción. Interfaz HMI acoplada a LabVIEW™ y rack industrial. Elaboración propia.

1.2. Planteamiento del problema.

La fermentación alcohólica para producción de bioetanol presenta no linealidades debido a la dinámica compleja del proceso en términos químicos y biológicos, implicando dificultades para medir algunas variables en línea (sustrato, etanol, concentración de gases) y por consiguiente, se dificulta el monitoreo de este proceso en tiempo real. Se requiere optimizar el monitoreo en línea mediante el uso de observadores de estado para obtener todas las variables que no son medibles en tiempo real y garantizar el acceso al usuario por medio de interfaces hombre-máquina.

Se necesita dar una solución al monitoreo de un biorreactor de manera eficiente teniendo el mínimo de gastos posibles en su implementación. Para ello, se requiere la sustitución de instrumentos de medición físicos que generan alto costo y disminuyen su tiempo de

vida útil dado al entorno industrial agresivo al que son sujetos. También, se necesita la implementación de sistemas embebidos que sean capaces de desempeñar la tarea de control y monitoreo en tiempo real. Otro problema en este tipo de sistemas se relaciona con la ocurrencia de fallos en los instrumentos de medición que se utilizan como entrada al observador del proceso. Por tanto, se requiere la existencia de un mecanismo FDD para diagnosticar anomalías en el funcionamiento de sensores y que sea capaz de detectar a tiempo y notificar al usuario por medio de alarmas.

1.3. Hipótesis.

Es posible implementar un sistema de monitoreo en tiempo real en un proceso de fermentación alcohólica para un biorreactor operando en lote integrando observadores de estado para estimar las variables que no se tiene su medición en línea, además, incluir un mecanismo de detección y diagnóstico de fallos en sensores por medio de observadores de estado.

1.4. Justificación.

Actualmente el interés de producir nuevas fuentes de energías renovables, sostenibles y respetuosas con el medio ambiente es un tópico importante de los sectores gubernamentales, industriales y energéticos. La producción de etanol a partir de material celulósico es una alternativa viable, sin embargo, conducir un proceso de fermentación de manera óptima no es un trabajo sencillo ya que el monitoreo y control de las variables críticas de estos procesos representa un gran reto. El monitoreo de las variables es indispensable para garantizar que estos parámetros se encuentran en los niveles adecuados y asegurar una producción óptima. Existen algunos parámetros que son fáciles de medir en línea como por ejemplo la temperatura, el pH, la velocidad de agitación, la presión, el nivel de oxígeno y la concentración de CO_2 , pero también existen otros parámetros que en muchas ocasiones su medición está limitada por la falta de dispositivos confiables, errores de medición, altos costos, tipos de operación de sistemas, entre otros. La aplicación de observadores de estado robusto y adaptable robusto de orden completo, a partir de las mediciones en línea de fácil acceso nos permitirá una estimación de las variables que no se pueden medir en línea. Además, los estimadores propuestos son perfectamente funcionales para implementar un mecanismo de detección y diagnóstico de fallos aplicado a sensores en tiempo real. La posibilidad de incluir toda esta información en el monitoreo, es clave para lograr una mayor robustez y fiabilidad del proceso para su posible escalamiento y automatización.

1.5. **Objetivo general.**

Implementar un sistema de monitoreo en línea mediante observadores de estado y diagnóstico de fallos para la producción de bioetanol.

1.6. **Objetivos específicos.**

- Desarrollar una cinética en laboratorio para entender el comportamiento de la planta así como de las condiciones de operaciones reales para la implementación de los sensores.
- Instrumentar, y validar el sensor de biomasa y CO_2 mediante un algoritmo en plataforma abierta para que sirvan de entrada al observador de estado.
- Implementar un algoritmo de adquisición de señales acoplado a las diferentes estrategias de estimación en línea utilizando la señal de los sensores validados para analizar la respuesta del observador de estado y de las variables que no se pueden medir en línea utilizando LabVIEW TM y *rack* industrial de *National Instruments*.
- Diseñar y validar la interfaz y el sistema de monitoreo en el biorreactor experimental operando en lote que permita la visualización de todo el vector de variables de estado así como también la validación del mecanismo de detección y diagnóstico de fallos propuesto para detectar anomalías en sensores en tiempo real.

1.7. Metodología general.

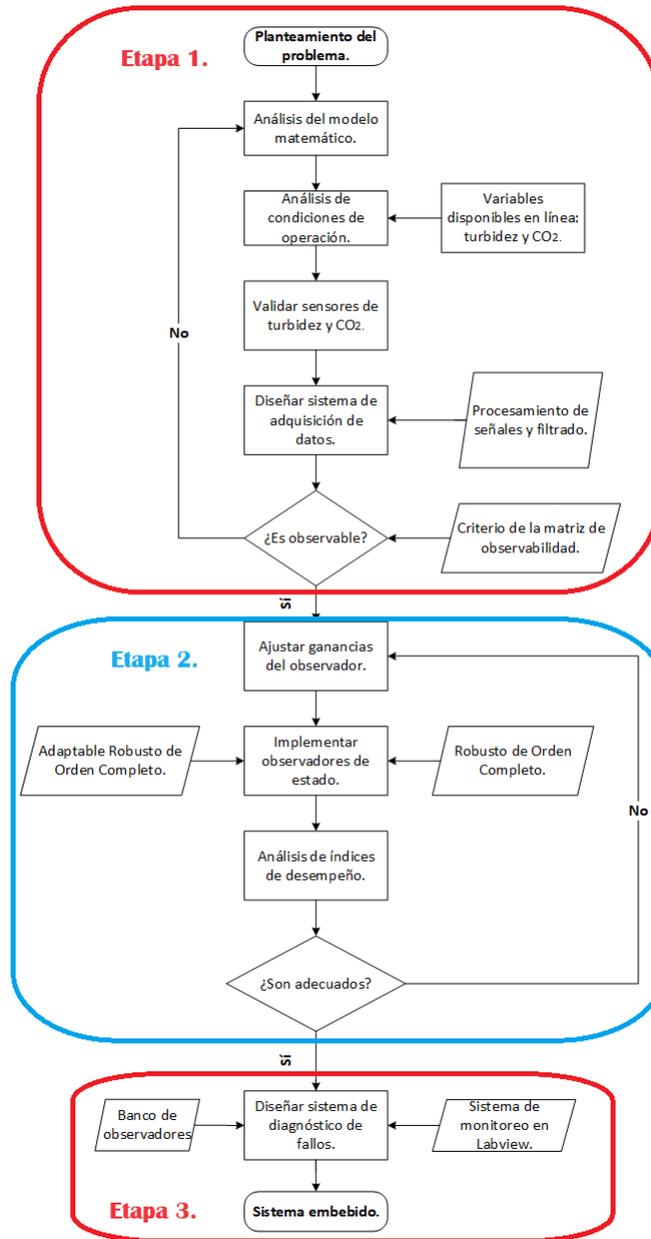


Figura 1.8: Metodología general.

1.8. Limitantes y alcance del trabajo.

1. Para el desarrollo de la tesis se programaron específicamente los observadores Robusto de orden completo y Adaptable robusto de orden completo, esto se debe al comportamiento de los mismos dentro de bioprocesos estudiados en trabajos anteriores.
2. Los instrumentos de medición utilizados en esta práctica fueron de bajo costo y de fácil adquisición en el mercado. En el caso de los sensores de pH y CO_2 del fabricante *Vernier*, ya se encontraban disponibles en el laboratorio al inicio de esta investigación. Este trabajo se limita al uso específico de estos sensores:
 - Sensores de turbidez *TS300B*.
 - Sensores de temperatura *WZP Pt-100*.
 - Sensor ultrasónico para el nivel *HC-SR04*.
 - Sensor de hidrógeno *MQ-8*.
3. El mecanismo de detección y diagnóstico de fallos propuesto, se probó en tiempo real para el biorreactor operando en lote. Está basado específicamente en esquema DOS (*Dedicated Observer Scheme*, por sus siglas en inglés) mediante el análisis de residuos.

1.9. Organización de la tesis.

El presente trabajo se distribuye en 6 capítulos fundamentales. En el **capítulo 2** se hace un análisis del modelo matemático, las condiciones iniciales y la observabilidad del caso de aplicación, lo cual es el punto de partida del trabajo. Posteriormente, el **capítulo 3** ofrece el marco teórico de los observadores de estado así como también sus propiedades y fundamentos. Además se llegan a comparaciones en el desempeño en simulación para los estimadores utilizados: Robusto y Adaptable robusto, ambos de orden completo.

Los observadores constituyen la herramienta fundamental para el desarrollo del mecanismo de detección y diagnóstico de fallos propuesto en el **capítulo 4**. En este se muestran los resultados en simulación del algoritmo aplicado en sensores y se llegan a resultados preeliminares. Esta es una de las contribuciones más importantes de este trabajo.

A continuación, en el **capítulo 5** se implementa en tiempo real el mecanismo FDD propuesto con el sistema operando en lote. Esta vez se integra todo el sistema de monitoreo lográndose la visualización e interacción con el proceso mediante pantallas HMI en

Labview™.

Finalmente, en el **capítulo 6** se arriban a conclusiones generales de la tesis y los trabajos futuros que se proponen realizar.

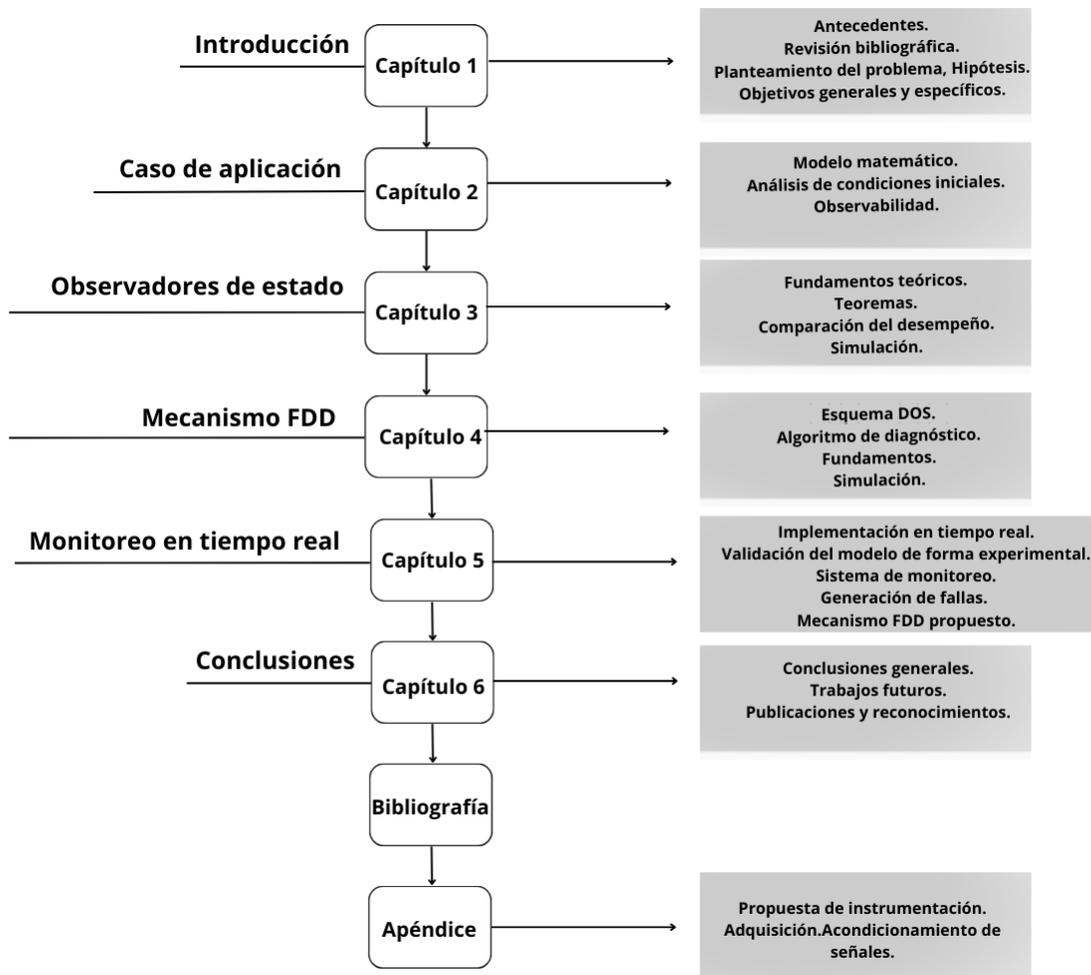


Figura 1.9: Esquema de distribución de la tesis.

Capítulo 2

Caso de aplicación.

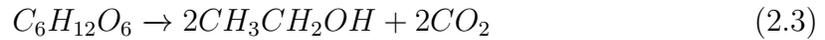
La fermentación alcohólica o fermentación etílica que se lleva a cabo en el caso de aplicación, es un proceso biológico que se desarrolla en plena ausencia de oxígeno (condiciones anaeróbicas). Este tiene como finalidad, proporcionar energía anaeróbica a los microorganismos unicelulares (levaduras), y para ello disocian las moléculas de glucosa presente en los sustratos empleados y obtienen así la energía necesaria para vivir, produciendo etanol y CO_2 como desechos consecuencia de la fermentación [14].

Para llevar a cabo la propuesta y validación de modelos para procesos de fermentación (principios determinísticos y fenómenos estocásticos), es necesario analizar las metodologías utilizadas hasta el momento. Los modelos generados, se deben basar fundamentalmente en las rutas metabólicas o estequiometría de las reacciones simples que describen la cinética del proceso con sus respectivas incertidumbres en los parámetros incluyendo concentraciones intra y extracelulares (modelos estructurados avanzados [19]). Los modelos estructurados ofrecen un enfoque más detallado del metabolismo celular, describiendo mucho mejor el comportamiento dinámico del mismo [52].

Para el caso de estudio, se utiliza un modelo cinético propuesto, que se basa en un mecanismo de reacción para el bioprocesamiento de glucosa a etanol con la cepa *Pichia anomala* [62]. De esta manera se contempla la velocidad de reacción de consumo de sustrato, la concentración de biomasa, de CO_2 y producción de etanol. El mecanismo de reacción está basado en la ley de acción de masas, que establece la proporcionalidad entre la velocidad de reacción y las concentraciones de los reactivos o de los productos (metabolitos) para una reacción unimolecular. Esta se usa para reacciones elementales de un paso. La cinética de las reacciones de varios pasos se deriva de la combinación de la cinética de acción de masas de las reacciones elementales [6].

Antes de proponer la estructura del mecanismo se deben tener en cuenta los siguientes fundamentos y suposiciones:

1. El primer enfoque utilizado se basó en la reducción de glucosa a fermentación de etanol. Existe una gran variedad de levaduras capaces de producir etanol en condiciones anaeróbicas sin aceptores de electrones externos [20]. La estequiometría de la reacción de formación de etanol a partir de glucosa viene dada por la ecuación clásica de Gay-Lussac (2.3).



2. Para el mecanismo propuesto se considera la conversión reductora de glucosa. Por este motivo, se proponen dos reacciones independientes de estos dos productos en función de la biomasa y el sustrato, en condiciones anaeróbicas y la siguiente reacción general:



3. Suposiciones consideradas en la propuesta del modelo:

- Hay subproductos, los principales productos son CO_2 , biomasa y etanol que no son considerados en muchos modelos.
- La glucosa se puede metabolizar anaeróbicamente.
- Se supone que el nitrógeno no cambia su estado de oxidación.
- Para el análisis de este mecanismo se supone que las constantes k_a y k_b no cambian y son independientes durante el proceso.
- La expresión de las concentraciones actuales de glucosa, CO_2 , biomasa y etanol no se puede obtener explícitamente.
- Se describe que la actividad enzimática no se considera una concentración en el esquema propuesto ya que supuestamente funciona bajo un biocatalizador.

A continuación, se plantea la estructura del mecanismo de reacción :

Reacción 1:



Reacción 2:



En estos, S y X son los reactantes, siendo Et y CO_2 los productos. Los coeficientes estequiométricos están representados por a_1 , b_1 , c_1 y c_2 . Además k_a y k_b son las velocidades de reacción.

2.1. Condiciones iniciales y de estado estacionario.

Las condiciones iniciales, son los valores en los cuales inicia la dinámica de cada variable de estado del proceso. Para ambos modos de operación del biorreactor (lote y continuo) las condiciones iniciales son las mismas. El tiempo de reacción es de 60 horas.

Condiciones iniciales	Valor
Sustrato	20 g/L
Biomasa	0.19 g/L
Etanol	0.13 g/L
CO_2	0.17 g/L

Tabla 2.1: Condiciones de iniciales del biorreactor.

Las condiciones de estado estacionario o puntos de operación, se eligen de acuerdo al comportamiento de las variables de estado, cuando las variaciones son relativamente pequeñas. Teniendo estos valores en estado estacionario, se puede llegar posteriormente a la linealización del modelo matemático propuesto y obtener su representación en espacio de estados.

Condiciones estacionarias	Valor
Sustrato	0.128 g/L
Biomasa	3.268 g/L
Etanol	8.281 g/L
CO_2	2.950 g/L

Tabla 2.2: Condiciones de estado estacionario. Operación en lote.

2.2. Modelo matemático para operación por lote.

A continuación, se describe mediante un sistema de ecuaciones diferenciales la cinética de crecimiento del microorganismo cuando el biorreactor opera en lote (*batch*). En este caso, se realiza la carga una sola vez al comienzo del proceso y no se realiza la descarga del producto, hasta una vez haya concluido la fermentación (tiempo de retención) [28].

Balance de sustrato:

$$\dot{S} = -\theta_1(S^{\theta_5} X^{\theta_6}) \quad (2.7)$$

Balance de biomasa:

$$\dot{X} = \theta_2(S^{\theta_5} X^{\theta_6}) - \theta_{11}Et^{\theta_7}CO_2^{\theta_8} \quad (2.8)$$

Balance de etanol:

$$\dot{Et} = \theta_3(S^{\theta_5} X^{\theta_6})\theta_{10}\left(1 - \frac{Et}{\theta_9}\right) \quad (2.9)$$

Balance de CO_2 :

$$C\dot{O}_2 = \theta_4(S^{\theta_5} X^{\theta_6})CO_2^{\theta_7} \quad (2.10)$$

De igual manera se tiene que:

- θ_1 , θ_2 , θ_3 y θ_4 , son las velocidades específicas para las concentraciones de S, X, Et y CO_2 , respectivamente.
- θ_5 , θ_6 , θ_7 y θ_8 son términos exponenciales que constituyen el orden de la reacción con respecto al reactivo al que es elevada una concentración particular.
- θ_9 es el factor de inhibición del etanol.
- θ_{10} es la constante de inhibición de la actividad enzimática.
- θ_{11} es la constante de inhibición de la biomasa con respecto al etanol.

Parámetros	Valor	Unidades
θ_1	0.05	h^{-1}
θ_2	0.007	$Lg^{-1}h^{-1}$
θ_3	0.02	h^{-1}
θ_4	0.007	h^{-1}
θ_5	1	Adimensional
θ_6	1	Adimensional
θ_7	0.01	Adimensional
θ_8	0.001	Adimensional
θ_9	500	g/L
θ_{10}	1	Adimensional
θ_{11}	0.01	h^{-1}

Tabla 2.3: Parámetros del sistema en lote y sus unidades de medida.

2.2.1. Linealización del modelo por lote.

Inicialmente, se plantea la forma del sistema no lineal dado por:

$$\begin{aligned} \dot{x} &= f(x) \\ y &= h(x), x(0) = x_0 \end{aligned} \quad (2.11)$$

donde,

- $x \in \mathbb{R}^n$ es el vector de estado de orden n (n=4).
- f es lo suficientemente suave en un dominio $F \subset \mathbb{R}^n$

A continuación, se evalúa en los puntos de equilibrio del sistema para obtener el sistema linealizado y de esta forma, se obtiene la matriz de estado A que representa el proceso. Por otra parte, la matriz de salidas C se halla teniendo en cuenta la variable que se mide en línea: la biomasa [23].

Desarrollando el gradiente de f para cada variable de estado nos queda que la dimensión de A será de 4x4.

$$A = \nabla_{\times} f |_{x=\bar{x}} \quad (2.12)$$

Para realizar el cálculo de la matriz A, se utiliza el comando *jacobian* en Matlab[®] y posteriormente se evalúa el resultado en cada punto de operación, obteniendo:

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} -0.1241 & -0.0064 & 0 & 0 \\ 0.0229 & -0.0001 & -8.6426 \times 10^8 & -2.4260 \times 10^{-8} \\ 0.0035 & 0.0001 & -0.001 & 0 \\ 0.0231 & 0.0009 & 0 & -0.001 \end{bmatrix}$$

El sistema linealizado para operación en lote tiene la forma:

$$\begin{aligned} \dot{x} &= Ax \\ y &= Cx \end{aligned} \quad (2.13)$$

El vector de salidas C considera la medición en línea de la variable biomasa y a partir de esta medición se puede tener la estimación de todo el vector de estado [44], por lo tanto, se elige C con la forma:

$$C = [0 \quad 1 \quad 0 \quad 0]$$

2.3. Modelo matemático para operación en continuo.

A continuación, se describe la dinámica del proceso cuando el biorreactor opera en continuo (quimiostato). En este modo se alimenta una línea de entrada o alimentación y se drena una línea de salida o lavado; de manera que los flujos o caudales de ambas líneas sean iguales y la producción sea continua [28].

Balance de sustrato (CH_2O):

$$\dot{S} = -\theta_1(S^{\theta_5} X^{\theta_6}) + D(S_0 - S) \quad (2.14)$$

Balance de biomasa ($CH_{1.8}O_{0.5}N_{0.2}$):

$$\dot{X} = \theta_2(S^{\theta_5} X^{\theta_6}) - \theta_{11}Et^{\theta_7}CO_2^{\theta_8} + D(X_0 - X) \quad (2.15)$$

Balance de etanol ($CH_2O_{0.5}$):

$$\dot{Et} = \theta_3(S^{\theta_5} X^{\theta_6})\theta_{10}\left(1 - \frac{Et}{\theta_9}\right) - D \times Et \quad (2.16)$$

Balance de CO_2 :

$$C\dot{O}_2 = \theta_4(S^{\theta_5} X^{\theta_6})CO_2^{\theta_7} - D \times CO_2 \quad (2.17)$$

Los parámetros θ_i tienen la misma funcionalidad que para la operación en lote.

Para este caso, se tiene como entrada de control la tasa de dilución $D = \frac{F}{V} = 0.001 \text{ h}^{-1}$;

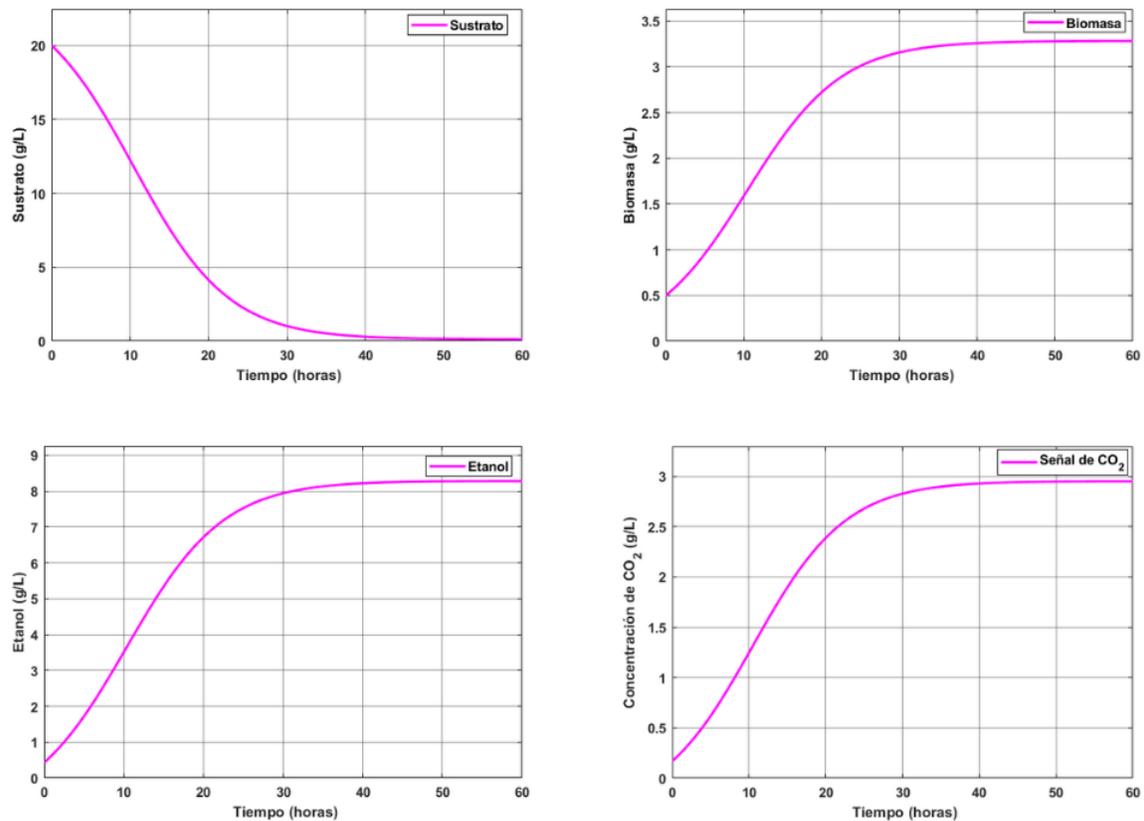


Figura 2.1: Simulación del modelo para producción de bioetanol a régimen continuo.

2.3.1. Linealización modelo en continuo.

Se plantea la forma del sistema no lineal en continuo dado por:

$$\begin{aligned} \dot{x} &= f(x) + g(x)u \\ y &= h(x), x(0) = x_0 \end{aligned} \quad (2.18)$$

donde,

- $x \in \mathbb{R}^n$ es el vector de estado ($n=4$).
- $u \in \mathbb{R}^m$ son las entradas de control. Para este caso $m=1$ ya que se tiene como entrada de control la tasa de dilución que es un escalar (orden 1).
- f y g son lo suficientemente suaves en un dominio $F \subset \mathbb{R}^n$

Posteriormente, se realiza el gradiente tanto de f como de g , evaluando en los puntos de equilibrio del sistema respectivamente.

$$A = \nabla_{\times} f |_{x=\bar{x}} \quad (2.19)$$

$$B = \nabla_{\times} g |_{x=\bar{x}} \quad (2.20)$$

De esta forma, el sistema linealizado tiene la forma:

$$\dot{x} = Ax(t) + Bu(t)y = Cx(t) \quad (2.21)$$

donde,

$$A = \begin{bmatrix} -0.1644 & -0.0064 & 0 & 0 \\ 0.0229 & -9.8727 \times 10^9 & -8.6426 \times 10^8 & -2.4260 \times 10^{-8} \\ 0.0035 & 0.0001 & -0.001 & 0 \\ 0.0231 & 0.0009 & 0 & -0.0009 \end{bmatrix}$$

$$B = \begin{bmatrix} 19.8712467879483 \\ -2.77840581274684 \\ -8.28138577240081 \\ -2.95020848130699 \end{bmatrix}$$

$$C = [0 \ 1 \ 0 \ 0]$$

2.3.2. Análisis de observabilidad

Teorema de observabilidad por Kalman [34].

Dados $m, n \in \mathbb{N}$, $A \in \mathbb{R}^{n \times n}$, $C \in \mathbb{R}^{m \times n}$, $t \in \mathbb{R}^+$, se considera el sistema:

$$\begin{aligned}\dot{x} &= Ax \\ y &= Cx\end{aligned}\tag{2.22}$$

Entonces, el sistema se dice que es completamente observable si existe una señal $u(t)$ que permite transferir los estados iniciales del sistema $x_0 = x(t_0)$ a cualquier otro estado x_{tf} en un tiempo finito $T = t_f - t_0$.

La definición de observabilidad de Kalman se aplica sobre el sistema operando en lote y en continuo. Se halla la matriz de observabilidad \mathbf{Q}_o la cual debe presentar rango completo (condición necesaria). De esta manera, se puede garantizar la observabilidad completa del sistema [53].

La construcción de la matriz de observabilidad se realiza como sigue:

$$\mathbf{Q}_o = \begin{bmatrix} C \\ CA \\ CA^2 \\ \cdot \\ \cdot \\ \cdot \\ CA^{n-1} \end{bmatrix}\tag{2.23}$$

$$\mathbf{M}_{\text{Observ}} = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0.0229 & -9.8727 \times 10^{-5} & -8.6426 \times 10^{-8} & -2.4260 \times 10^{-8} \\ -0.0037 & 0.0001 & 9.5039 \times 10^{-11} & 2.6411 \times 10^{-11} \\ 0.0006 & 2.4246 \times 10^{-5} & 1.2633 \times 10^{-11} & 3.5468 \times 10^{-12} \end{bmatrix}$$

El rango de la matriz de observabilidad es 4; por lo tanto, se satisface la condición de observabilidad completa del sistema linealizado teniendo como entrada al observador la concentración de biomasa.

En el siguiente apartado se muestran las distintas configuraciones de la matriz C junto a las variables de estado que pueden ser estimadas representadas por (\bullet), mientras, las que no pueden ser estimadas (\circ).

Configuración de C	Sustrato	Biomasa	Etanol	CO_2
[1 0 0 0]	•	•	•	•
[0 1 0 0]	•	•	•	•
[0 0 1 0]	•	•	•	○
[0 0 0 1]	•	•	○	•

Tabla 2.4: Estimación para distintas configuraciones de C.

Capítulo 3

Observadores de estado. Fundamentos teórico-prácticos.

En el presente capítulo se analizan los fundamentos teórico- prácticos de los observadores de estado Luenberger extendido, observador robusto de orden completo y del adaptable robusto de orden completo. Se realizará la implementación de observadores de estado dentro del sistema operando en lote y en continuo. Además, se analizan las respuestas de estimación teniendo en cuenta la comparación del desempeño de los mismos según los criterios de la integral del error.

3.1. Conceptos generales.

Estimador de estado: Es un sistema dinámico que reconstruye variables de estado que son inaccesibles para su medición pero presentan vital importancia dentro del proceso. Pueden ser determinísticos o estocásticos por lo que se diseñan teniendo en cuenta un modelo matemático y las mediciones disponibles con sensores físicos [58, 6, 57].

Observador de estado: Es un estimador de estado para sistemas normalmente determinísticos, capaz de reconstruir el vector de estado del sistema basándose únicamente en las salidas medibles. Constituye una duplicación matemática del sistema cuyas entradas son las entradas del sistema y las mediciones disponibles en instrumentos de medición. Además presenta una señal que representa la diferencia entre el sistema medido y las salidas del observador (error de estimación) [58, 59, 61, 49, 38, 3, 11].

La teoría de los sensores virtuales (estimadores y observadores) y observabilidad se desarrolló en base a los trabajos desarrollados por Rudolf E. Kalman (1960) y David G.

Luenberger en 1971 [34, 15, 37].

Clasificación de los observadores empleados en este proyecto de tesis.

1. De acuerdo al orden.

- **Orden completo:** Estima las n variables de estado del sistema sin importar si algunas están disponibles en su medición. Tiene la ventaja de que al estimar todas las variables de estado, se puede comparar con las mediciones disponibles. Requiere mayor capacidad de cómputo [34].
- **Orden reducido:** Estima menos de n variables de estado. Requiere menos capacidad de cómputo ya que no requiere la estimación de todo el vector de estado [34, 68]. Dentro de esta clasificación se encuentra el de orden mínimo:
 - Orden mínimo: Observa $n-m$ variables, siendo n la dimensión del vector de estado y m las salidas medidas.

2. De acuerdo a robustez.

- **Robusto.** En la teoría del control, este concepto trata explícitamente con la incertidumbre. Están diseñados para funcionar correctamente siempre que se encuentren parámetros o perturbaciones inciertos dentro de algún conjunto [54], garantizando un rendimiento y/o estabilidad robustos en presencia de errores de modelado limitados [5, 51, 13].
- **No robusto.** No cumple con el concepto de robustez.

3. De acuerdo a tipo de convergencia del error de estimación [67].

- **Estable.** *El punto de equilibrio $x^* = 0$ del sistema es estable, si para cada $\epsilon > 0$ existe un $\delta = \delta(\epsilon, t_0) > 0$ tal que:*

$$\|x(t_0)\| < \delta \Rightarrow \|x(t)\| < \epsilon, \forall t \geq t_0 \geq 0.$$
- **Uniformemente estable.** *El punto de equilibrio $x^* = 0$ del sistema es uniformemente estable, si para cada $\epsilon > 0$ existe un $\delta = \delta(\epsilon) > 0$ independiente de t_0 tal que se cumple:*

$$\|x(t_0)\| < \delta \Rightarrow \|x(t)\| < \epsilon, \forall t \geq t_0 \geq 0.$$
- **Asintóticamente estable.** *El punto de equilibrio $x^* = 0$ del sistema es asintóticamente estable, si es estable, además si existe $c = c(t_0) > 0$ tal que:*

$$x(t_0) \rightarrow 0 \text{ en } t \rightarrow \infty \text{ para todo } \|x(t_0)\| < c.$$

- **Exponencialmente estable.** *El punto de equilibrio $x^* = 0$ del sistema es exponencialmente estable, si existe un $\alpha > 0$, $\beta \in \mathbb{R}$ tal que:*
 $x_0 \in B_r \Rightarrow \|x(t)\| < \beta e^{-\alpha(t-t_0)} x_0$.
- **Estable uniformemente últimamente acotado (estabilidad UUA).** *La solución del sistema se dice que es uniformemente últimamente acotada estable, si es uniformemente estable y existe un $c > 0$ con cota última $b > 0$ independiente de t_0 es decir, para $a \in (0, c)$ existe $T = T(a, b) > 0$, tal que:*
 $\|x(t_0)\| \leq a \Rightarrow \|x(t)\| \leq b, \forall t \geq t_0 + T$.

A continuación, se presentan los observadores que se implementan en el biorreactor operando tanto en lote como en continuo. Antes de analizar el desempeño de los mismos en tiempo real, se lleva a cabo la simulación teniendo en cuenta los modelos matemáticos propuestos para cada tipo de operación. La resolución de las ecuaciones diferenciales (ODE) de los modelos matemáticos y de los observadores que describen la dinámica de las variables de estado y las estimadas, se realiza en Matlab[®] mediante el comando `ode45`.

Los estimadores que se muestran en el desarrollo del capítulo son de Luenberger extendido (robusto de orden completo) o adicionados con una ley de adaptabilidad (robusto adaptable de orden completo).

Observadores	Expresión	Variables medibles	Variables estimadas
Robusto de O.C (lote.)[27]	$\dot{\hat{x}} = (A-LC)\hat{x} + Bu + LCx$	Temp. de reacción.	Conc. de triglicéridos, temperatura.
Robusto de O.C (continuo)[67]	$\dot{\hat{x}} = A\hat{x} + Bu - L(Cx - C\hat{x})$	CH_4, CO_2	Sustrato, biomasa.
Adaptable de O.C (lote y continuo)[67]	$\dot{\hat{x}} = A\hat{x} + Bu - L(t)(Cx - C\hat{x})$	CH_4, CO_2	Sustrato, biomasa.

Tabla 3.1: Observadores a implementar en tiempo real.

3.2. Observador robusto de orden completo.

La teoría para la implementación del observador robusto de orden completo se basa en [67, 27, 54]. Este mecanismo se aplica para un sistema no lineal que se expresa como:

$$\begin{aligned} \dot{x} &= Ax + Bu + \xi \\ y &= Cx \end{aligned} \quad (3.1)$$

Donde $x \in \mathbb{R}^n$, $A \in \mathbb{R}^{n \times n}$, $B \in \mathbb{R}^{n \times m}$, $u \in \mathbb{R}^m$, $y \in \mathbb{R}^p$, $C \in \mathbb{R}^p$ y se considera a ξ como las incertidumbres que se consideran existentes dentro del sistema pero sin llegar al modelado de las mismas. Solo se asume que:

$$\|\xi\| \leq \delta \quad (3.2)$$

considerando que $\delta > 0$ y definida en el concepto de estabilidad UUA.

Las dinámicas del sistema estimado se representan de la siguiente forma:

$$\dot{\hat{x}} = A\hat{x} + Bu - L(y - C\hat{x}) \quad (3.3)$$

Considerárese que la función de error es la diferencia del estado real (x) con el estimado (\hat{x}), se tiene que su dinámica se expresa:

$$\dot{e} = \dot{x} - \dot{\hat{x}} \quad (3.4)$$

Haciendo la sustitución correspondiente de (3.1) y (3.3), encontramos:

$$\dot{e} = (A + LC)e + \xi \quad (3.5)$$

Si se considera que el sistema (3.1) es completamente observable, entonces se cumple que \hat{x} reconstruye al estado x mediante el observador propuesto en (3.3). Se debe garantizar que el error de observación sea estable en el sentido último uniformemente acotado. Esto se cumple si se satisface la desigualdad matricial (desarrollo en [67]):

$$\mathbf{W} = \begin{bmatrix} A^T X + XA + XY + Y^T X + \alpha X & X \\ X & -\epsilon I_n \end{bmatrix} < 0, \quad (3.6)$$

donde, $0 < P \in \mathbb{R}^{n \times n}$, $0 < \alpha \in \mathbb{R}$, $0 < \epsilon \in \mathbb{R}$.

Para cumplir con la desigualdad matricial se utiliza la herramienta *Sedumi* de *Open Access* disponible para *Matlab*®. De esta manera, se sintoniza la matriz de ganancias $L \in \mathbb{R}^{n \times m}$ utilizando la resolución **LMI** para la matriz \mathbf{W} (3.6). A partir de los valores α y ϵ se manipula la convergencia de la función de error. Posteriormente, se realiza un ajuste fino de la matriz L para lograr un mejor comportamiento en la estimación.

3.2.1. Aplicación de observador robusto. Modelo en lote.

Para este caso, no se cuenta con entrada de control de igual manera que en [54]. Se procede a calcular las soluciones que satisfagan la desigualdad matricial planteada en (3.6), obteniéndose como matriz de ganancias y luego de un ajuste fino realizado:

Características de simulación	Valores
Matriz de ganancias.	$L = [-1000; -13.81; -630; -10]$
C.I. Sistema.	20, 0.5, 0.43, 0.17 g/L, S, X, Et, CO_2
C.I. Observador.	10, 0.4, 1.5, 0.1 g/L, S, X, Et, CO_2

Tabla 3.2: Observadores robusto orden completo. Operando en lote.

Una vez obtenidas la matriz de ganancias del observador, se procede a realizar la simulación para analizar el comportamiento del observador. Presentando como entrada al observador robusto la salida del sensor de biomasa esta vez como señal simulada, se arriban a los siguientes resultados:

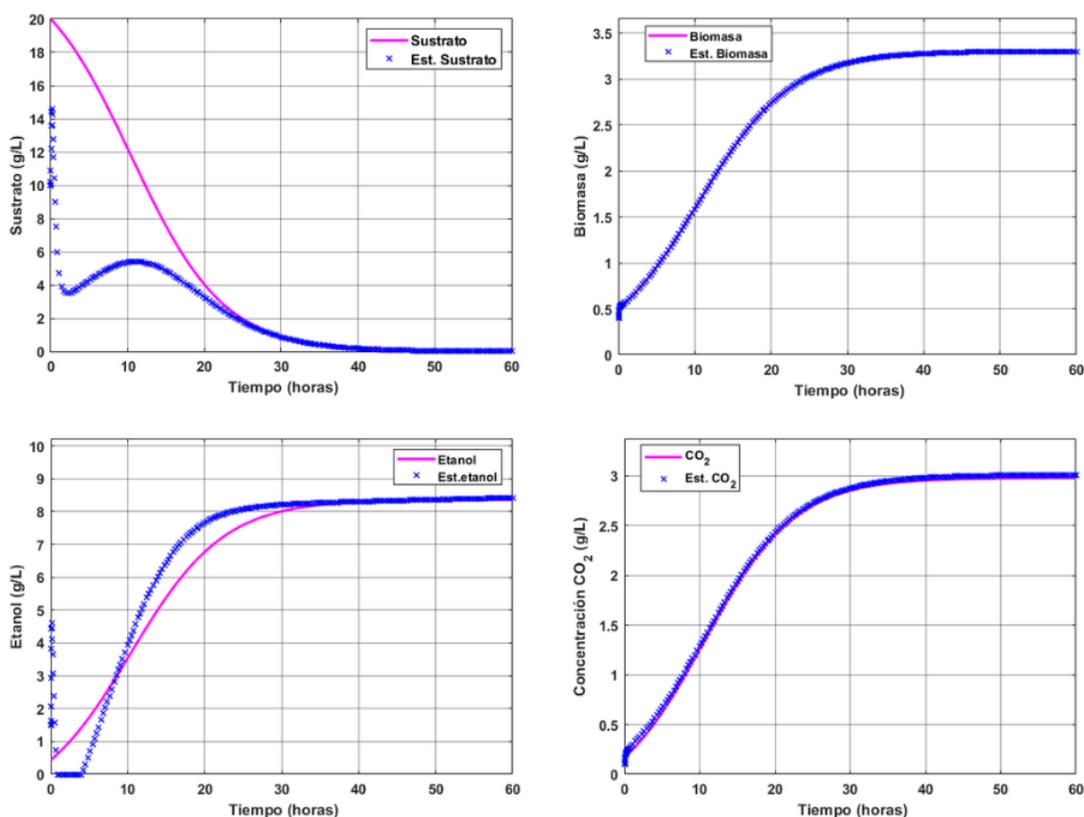


Figura 3.1: Estimación de variables de estado para observador robusto de orden completo. Simulación del modelo en lote.

En la **Figura 3.1**, se visualiza el comportamiento de cada variable de estado con su respectiva estimación por separado. Observemos que para la concentración de sustrato hubo un sobreimpulso

y un comportamiento oscilatorio en el estado transitorio. De igual manera, se mostró sobreimpulso en el etanol y saturación durante las primeras 5 horas. Para la biomasa y la concentración de CO_2 la estimación tuvo un comportamiento deseado tanto en estado transitorio como en estacionario.

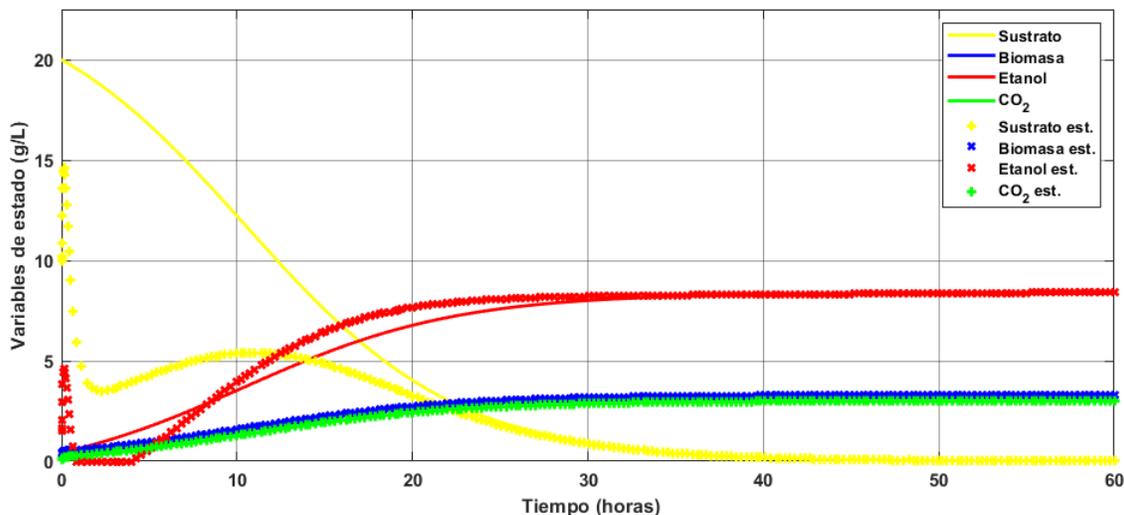


Figura 3.2: Observador robusto operando en lote. Estimación del vector de estado.

En la **Figura 3.2** se ilustra el desempeño del observador robusto de orden completo para el biorreactor operando en lote. Se muestra la estimación del observador para cada variable de estado de modo general. Cabe destacar que el ajuste de ganancias se realiza teniendo en cuenta el comportamiento de la respuesta transitoria de estimación y la rapidez de convergencia del error de estimación. La sintonización de la matriz de ganancias L está sujeta a mejoras.

3.2.2. Aplicación de observador robusto. Modelo en continuo.

Para el modelo en continuo, se realiza la misma operación que en modelo en lote. Solo cambia un poco la matriz de ganancias L , ya que se mantiene el mismo modelo, pero esta vez se agrega como entrada de control la tasa de dilución $D= 0.001 h^{-1}$ [45, 47, 39, 40].

Características importantes de simulación	Valores
Matriz de ganancias.	$L= [-1000;-13.81;-680;-10]$
C.I. Sistema.	20, 0.5, 0.43, 0.17 g/L, S, X, Et, CO_2
C.I. Observador.	10, 0.4, 1.5, 0.1 g/L, S, X, Et, CO_2

Tabla 3.3: Observadores robusto orden completo. Operando en continuo.

Una vez obtenida la matriz de ganancia para el observador, se lleva a cabo la simulación para conocer el comportamiento del estimador pero esta vez con el modelo en continuo.

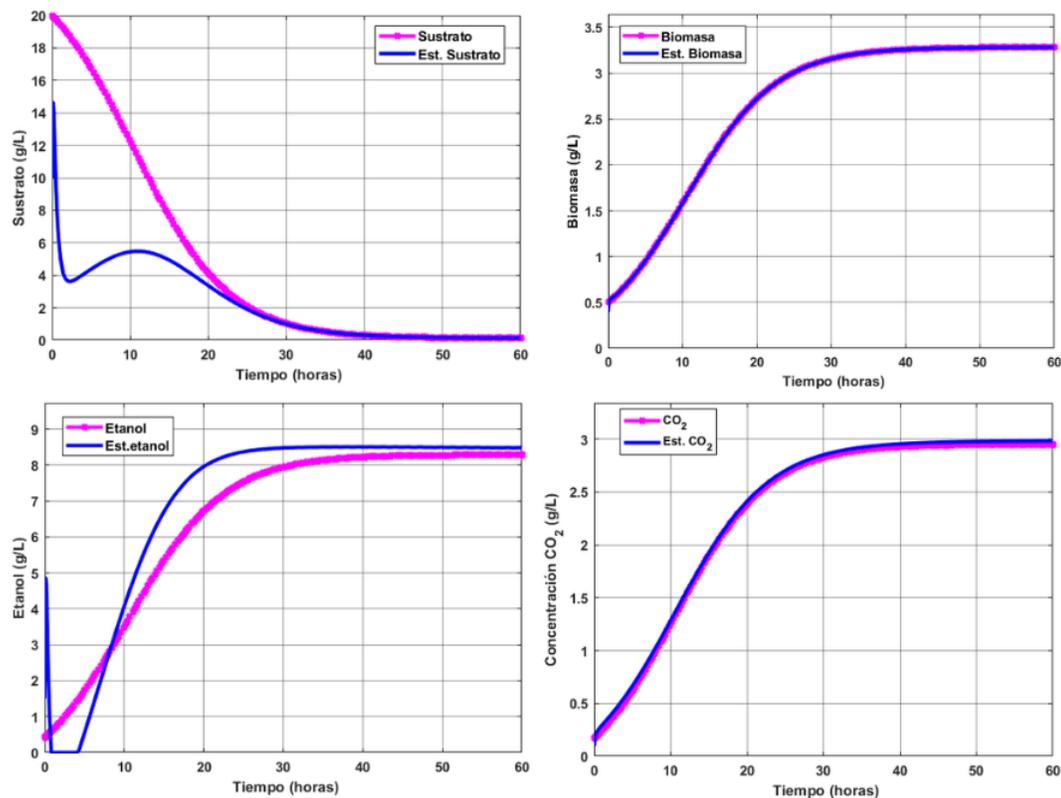


Figura 3.3: Estimación de variables de estado para observador robusto de orden completo. Simulación del modelo en continuo.

En la **Figura 3.3** se simula como entrada al observador igualmente la señal de biomasa y se tiene que la concentración de sustrato presenta sobreimpulso y oscilaciones en el estado transitorio. Esto se debe a las condiciones iniciales elegidas para esta variable. Se tomó 10 g/L para validar el desempeño del observador cuando las condiciones iniciales de estimación son muy distantes a las de la variable. A pesar del comportamiento oscilatorio en la respuesta transitoria del sustrato y etanol, el observador logró estimar las variables con el transcurso del tiempo.

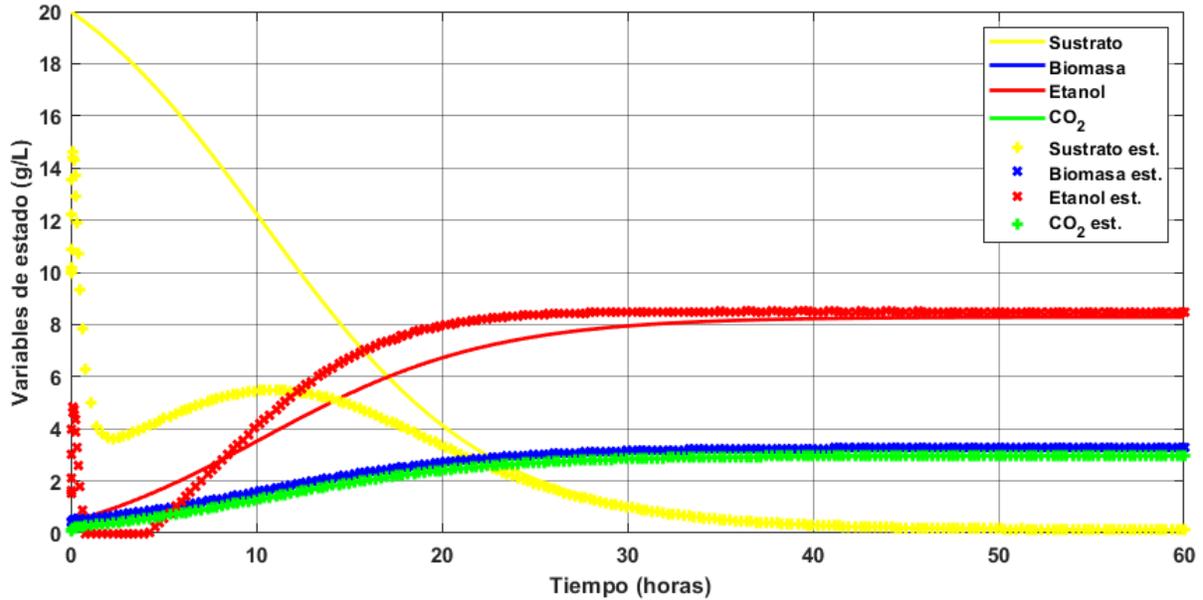


Figura 3.4: Observador robusto operando en continuo. Estimación del vector de estado.

Como se observa en la **Figura 3.4**, fue difícil lograr un equilibrio compensatorio entre la respuesta de estimación en el estado transitorio y la garantía del error de convergencia nulo. En el momento práctico del ajuste de las ganancias del observador, el hecho de provocar que el error se hiciera cero conforme pasara el tiempo, desequilibraba la respuesta en el estado transitorio, conduciendo a oscilaciones con fuertes variaciones durante las primeras 5 horas aproximadamente. Por lo tanto, esto constituye una desventaja a la hora de llegar a una buena sintonización de la matriz de ganancias para el observador robusto de orden completo. Con la matriz de ganancias obtenida, se muestra que el comportamiento de las cuatro variables de estado con su respectiva estimación fue aceptable; sin embargo, estos valores están sujetos a mejoras.

3.3. Observador adaptable robusto de orden completo.

Para desarrollar este observador se considera el sistema en (3.1), donde ξ son las perturbaciones externas que se encuentran acotadas de la siguiente manera:

$$\|\xi\|^2 \leq \delta \quad (3.7)$$

El observador presenta una dinámica descrita como [67]:

$$\dot{\hat{x}} = A\hat{x} + Bu - L(t)(y - C\hat{x}) \quad (3.8)$$

donde $L(t)$ es la matriz de ganancias variante en el tiempo y se expresa como:

$$L(t) = \frac{-\gamma}{2}\tilde{L} - \frac{1}{\gamma}P\Lambda^{-1}P\tilde{L}(y - C\hat{x})(y^T - \hat{x}^T C^T) \quad (3.9)$$

siendo $\tilde{L} = L(t) - L^*$, $0 < P < P^T$ y $\gamma > 0$.

La dinámica del error agrupando (3.1) y (3.8) se expresa como:

$$\dot{e} = (A + L(t)C)e + \xi \quad (3.10)$$

Si se considera que el sistema (3.1) es completamente observable, entonces se cumple que reconstruye al estado x mediante el observador propuesto en (3.10). Se debe garantizar que la convergencia en el error de observación sea estable en el sentido último uniformemente acotado, esto se cumple si se satisface la desigualdad matricial:

$$\mathbf{W} = \begin{bmatrix} A^T\theta_1 + \theta_1 A + C^T\theta_2^T + \theta_2 C + \alpha\theta_1 + \Lambda & \theta_1 \\ & \theta_1 \\ & & -\epsilon I \end{bmatrix} < 0, \quad (3.11)$$

donde, $0 > \alpha \in \mathbb{R}$, $0 < \epsilon \in \mathbb{R}$, $0 < \theta_1 \in \mathbb{R}^{n \times n}$, $0 < \Lambda = \Lambda^T \in \mathbb{R}^{n \times n}$, $L \in \mathbb{R}^{n \times m}$.

3.3.1. Aplicación de observador adaptable. Modelo por lote.

Utilizando el método de resolución *LMI* de *Sedumi*, y luego de realizar un ajuste en aras de llegar a una buena sintonización de la matriz de ganancias, se simula el sistema operando en lote teniendo como entrada la concentración de biomasa simulada.

Características de simulación	Valores
Matriz de ganancias.	$L = [-120; -20; -152; -18]$
C.I. Sistema.	20, 0.5, 0.43, 0.17 g/L, S, X, Et, CO_2
C.I. Observador.	10, 0.4, 1.5, 0.1 g/L, S, X, Et, CO_2

Tabla 3.4: Observadores adaptable orden completo. Operando en lote.

En la **Figura3.5** se muestra el resultado de estimación del observador adaptable para cada variable de estado por separado. Podemos observar que pese a las condiciones iniciales diferentes en la estimación de sustrato con respecto al comportamiento de esta variable, las oscilaciones en estado transitorio fueron ligeras, se erradicó el sobreimpulso y se garantizó la convergencia de ambas señales. Para el etanol, igualmente se logró un comportamiento deseado ya que las oscilaciones fueron mínimas, propiciadas por las condiciones iniciales y la dependencia del etanol al sustrato. Las señales de biomasa y CO_2 tuvieron un comportamiento ideal en el proceso.

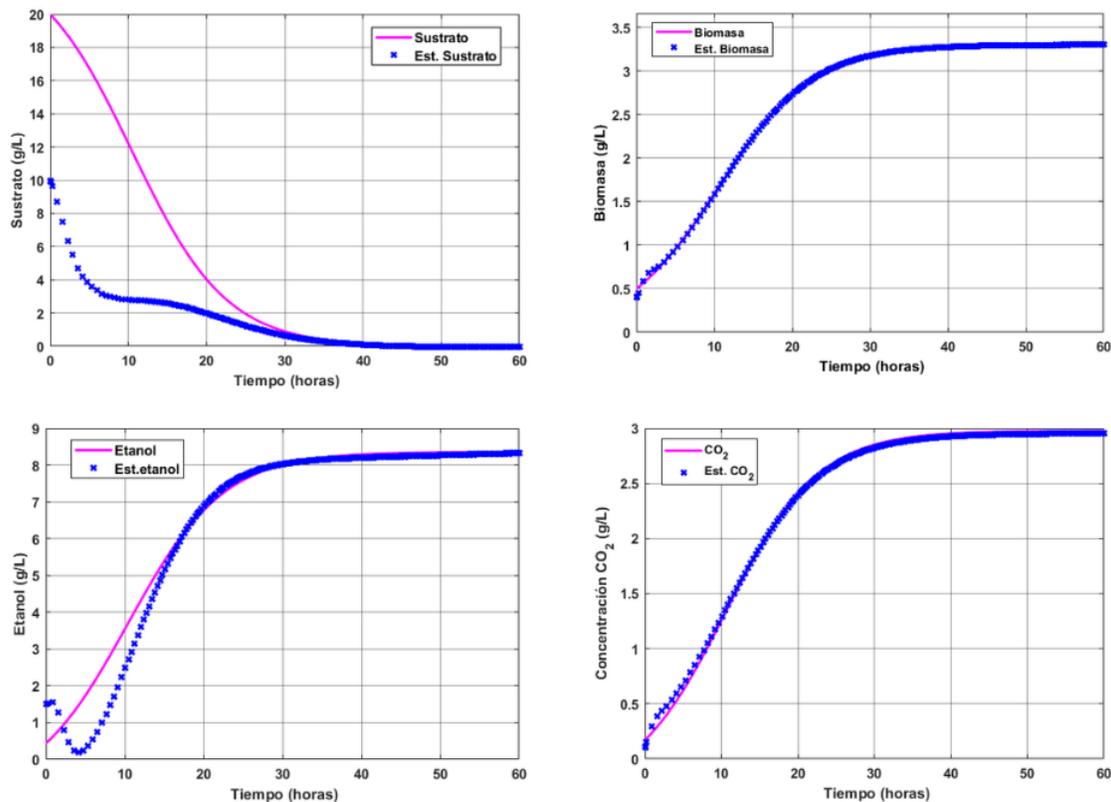


Figura 3.5: Estimación de variables de estado para observador adaptable robusto de orden completo. Simulación del modelo en lote.

Como se refleja en la **Figura 3.6**, el observador adaptable tuvo una buena respuesta de estimación en la parte transitoria logrando el amortiguamiento de oscilaciones y sin presentar picos de sobreimpulsos. Por otra parte, logró una compensación en la convergencia a cero del error de estado estacionario.

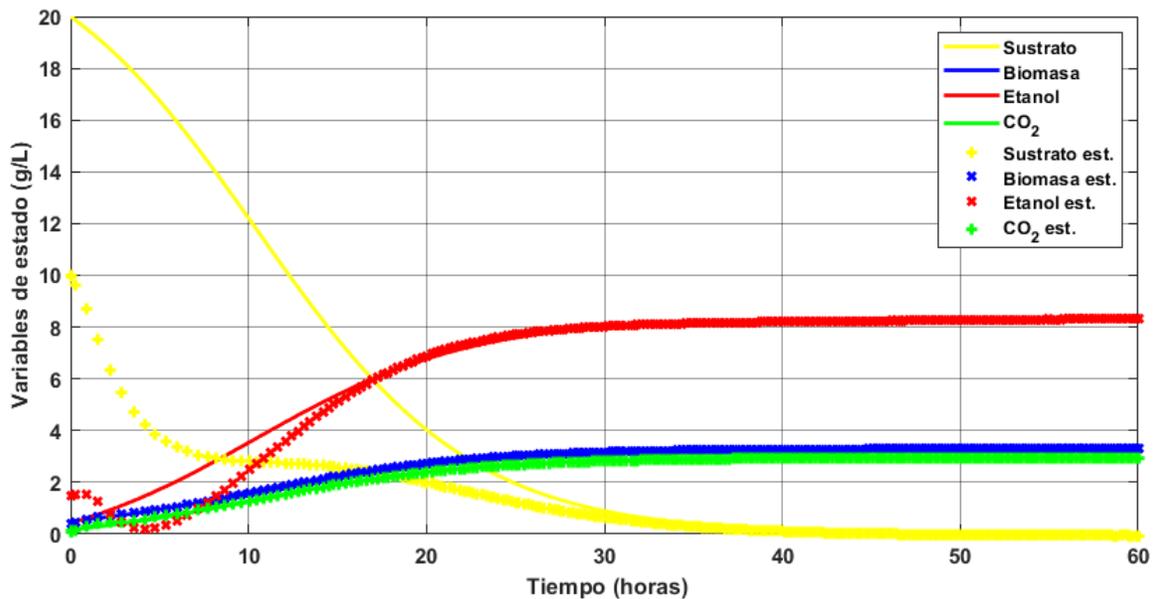


Figura 3.6: Observador adaptable robusto operando en lote. Estimación del vector de estado.

Es importante destacar que para el ajuste fino de la matriz de ganancias obtenida como parte de la solución *LMI*, en el caso del observador adaptable operando en lote, fue más fácil llegar a la compensación transitoria-estacionaria en la respuesta de estimación que con el observador robusto de orden completo. O sea, que lograr una respuesta transitoria libre de oscilaciones y sobreimpulsos no comprometía una respuesta adecuada en el estado estacionario.

3.3.2. Aplicación de observador adaptable. Modelo en continuo.

Características de simulación	Valores
Matriz de ganancias.	$L = [-10; -2.3; -16.5; -2.25]$
C.I. Sistema.	20, 0.5, 0.43, 0.17 g/L, S, X, Et, CO_2
C.I. Observador.	10, 0.4, 1.5, 0.1 g/L, S, X, Et, CO_2

Tabla 3.5: Estimación de variables de estado para observador adaptable robusto de orden completo. Simulación del modelo en continuo.

A continuación, en la **Figura 3.7**, se muestra el comportamiento del observador adaptable robusto estimando cada variable de estado con las mismas condiciones iniciales que se han presentado hasta el momento. La simulación se realiza utilizando como salida disponible la

concentración de biomasa. Podemos observar que para el modelo en continuo, el observador tuvo un buen comportamiento. Las oscilaciones en el estado transitorio para el sustrato y etanol fueron subamortiguadas, sin sobreimpulsos de pico máximo y se logró un buen desempeño en el error de convergencia de estimación. Para biomasa y CO_2 , las ganancias de observador obtenidas garantizaron el compromiso de la respuesta transitoria con la estacionaria deseada.

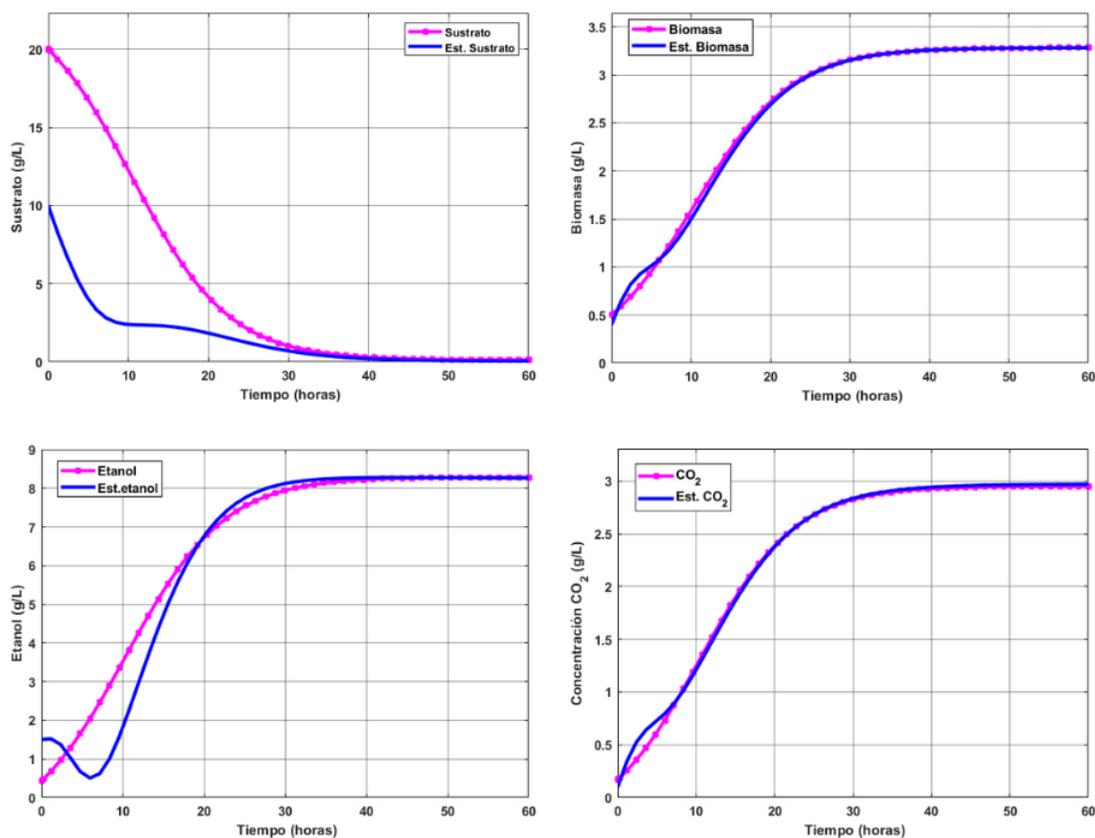


Figura 3.7: Observador adaptable robusto operando en continuo. Estimación del vector de estado.

Como se ilustra en la **Figura 3.8**, para el observador adaptable robusto de orden completo se logra un mejor compromiso entre la penalización del error de convergencia y una respuesta transitoria amortiguada. Para el caso de operación en continuo, también resultó ser más sencillo realizar el ajuste fino de la matriz de ganancias del observador con respecto al robusto.

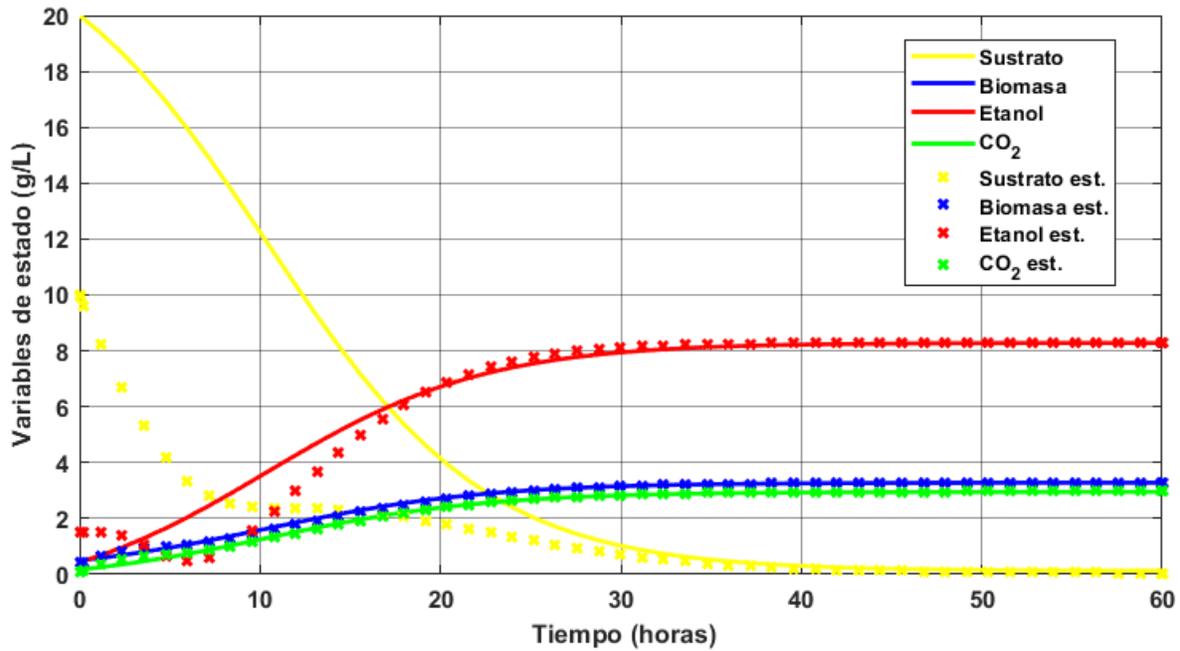


Figura 3.8: Observador adaptable operando en continuo.

3.4. Funcionamiento de observadores robusto y adaptable bajo entornos industriales desfavorables.

Luego de analizar en simulación el comportamiento de los observadores robusto y adaptable robusto de orden completo estimando las dinámicas del modelo matemático tanto para lote como para continuo, es hora de probar cómo reaccionarían bajo un entorno industrial adverso creado con la modificación de parámetros del proceso y simulando perturbaciones externas con ruidos.

En primer lugar, se modifican los parámetros del sistema real y se toman condiciones iniciales para los estimadores muy diferentes (10% de las reales). Estas variaciones se realizan con el objetivo de simular las incertidumbres existentes en nuestro modelo matemático y garantizar la estimación adecuada de los observadores pese a estas incertidumbres.

Por otra parte, se perturba el sistema con un paso escalón en la tasa de dilución de 0.012 h^{-1} a las 20 horas (**Figura 3.9**) y además se dopa la señal de salida de biomasa con ruido blanco, de esta manera se simula el ruido presente en la salida del sensor. Provocando estas simulaciones se puede apreciar la robustez del observador ante perturbaciones externas y ruido a la entrada del mismo.

Parámetros	Valor real	Valor modificado (lote)	Valor modificado (continuo)
θ_1	0.05	0.1	0.1
θ_2	0.007	0.01	0.03
θ_3	0.02	1	0.05
θ_4	0.007	0.01	0.002
θ_5	1	3	2
θ_6	1	2	3
θ_{11}	1	0.5	1.5

Tabla 3.6: Cambios en los parámetros del sistema.

Balace de biomasa con ruido:

$$\dot{X}_{ruidosa} = \theta_2(S^{\theta_5} X^{\theta_6}) - \theta_{11}Et^{\theta_7}CO_2^{\theta_8} \pm random(1g/L) \quad (3.12)$$

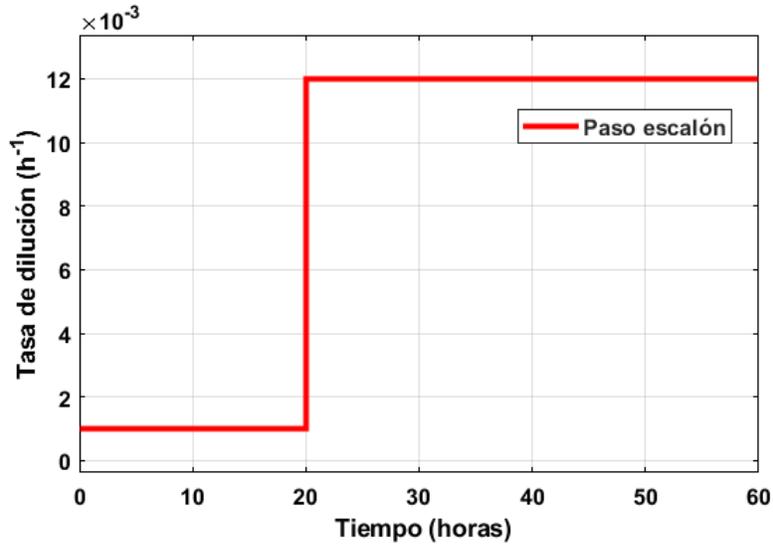


Figura 3.9: Paso escalón de $0.012 h^{-1}$ en la entrada de control a las 20 horas.

A continuación, se muestra el comportamiento de ambos observadores ante un entorno desfavorable con el biorreactor operando en continuo. En la **Figura 3.10** se ilustra que para las variables sustrato y etanol ocurre un sobreimpulso de pico máximo que provoca una respuesta transitoria en la estimación no deseada. Sin embargo, para el resto de variables de estado el comportamiento fue adecuado, pese a las grandes variaciones en el modelo matemático.

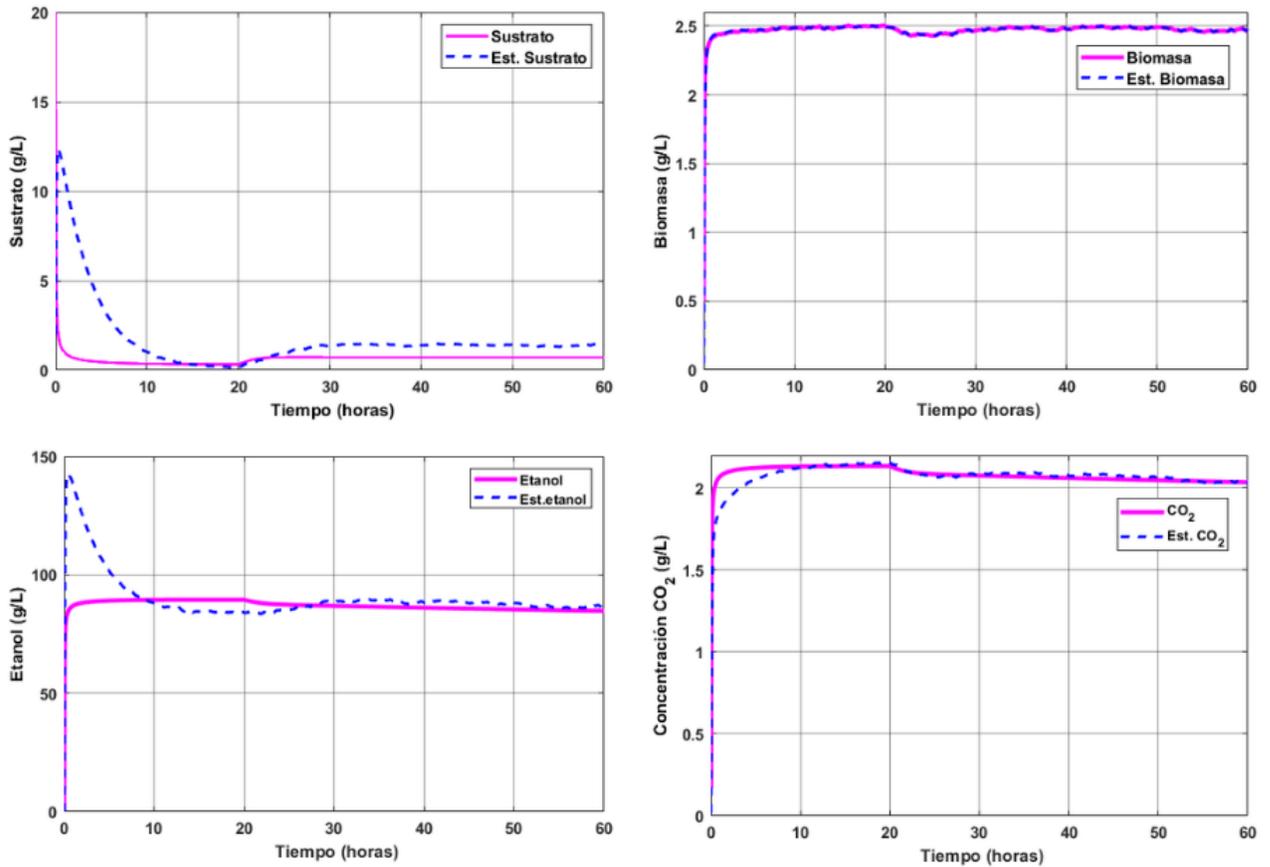


Figura 3.10: Comportamiento del observador robusto ante estimación con ruido en la salida del sensor, cambio de parámetros y C.I y salto en la tasa de dilución.

En la siguiente **Figura 3.11** se muestra el comportamiento del observador adaptable robusto ante un entorno industrial desfavorable y operando en continuo. Podemos observar que las oscilaciones en estado transitorio de la estimación fueron subamortiguadas, no presentando sobreimpulsos de pico máximo. Para el caso del etanol, la respuesta tuvo mayor presencia de oscilaciones en estado transitorio y estacionario con un rango de ± 2 g/L aproximadamente. Pese a las grandes variaciones en los parámetros del sistema, a la presencia de ruido y perturbación en la tasa de dilución, el desempeño del observador robusto adaptable fue adecuado.

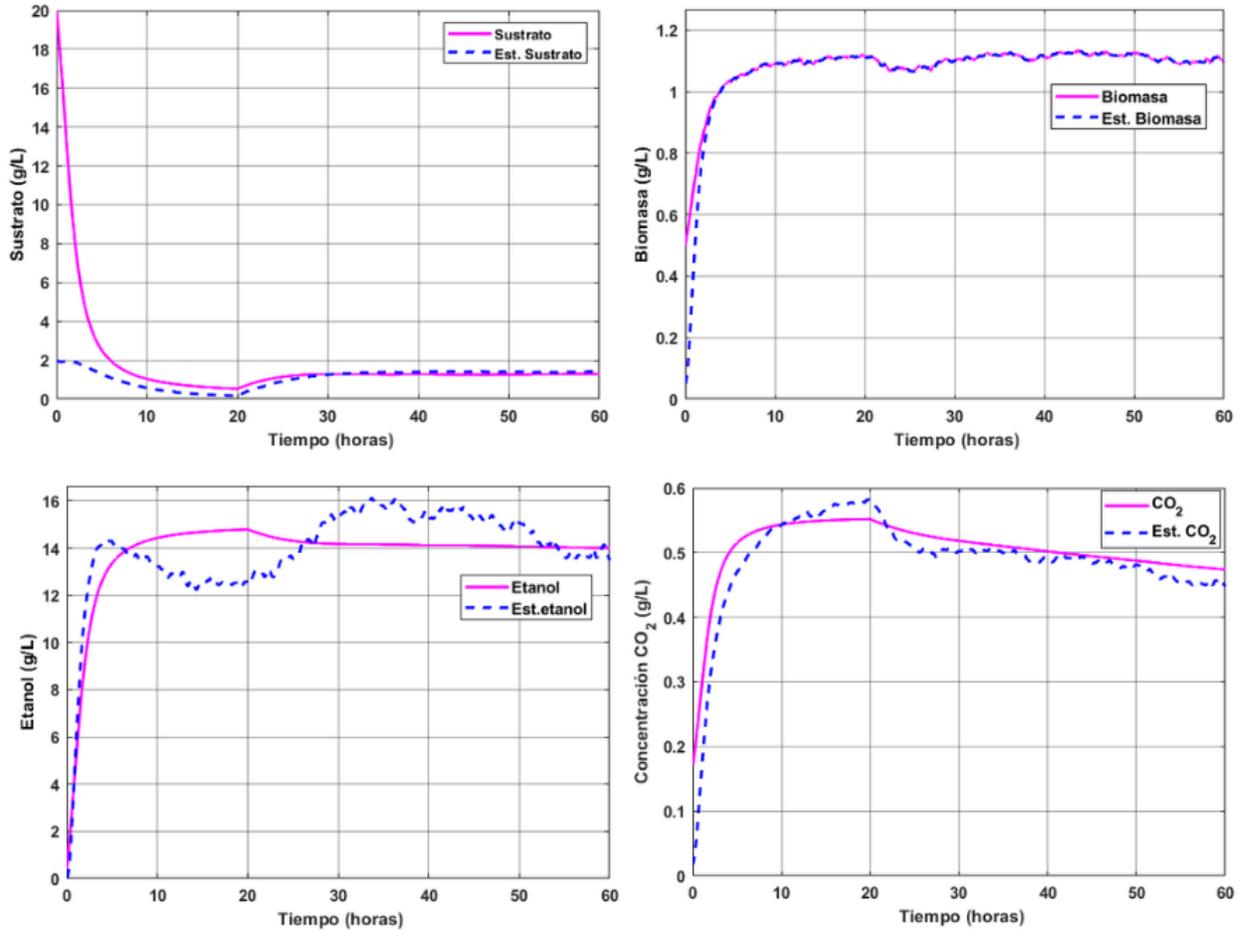


Figura 3.11: Comportamiento del observador adaptable robusto ante estimación con ruido en la salida del sensor, cambio de parámetros y C.I y salto en la tasa de dilución.

Como se observa en las **Figuras 3.10 y 3.11**, ambos observadores muestran robustez ante las variaciones en los parámetros del sistema y perturbaciones externas que se puedan presentar a lo largo del proceso. Sin embargo, el observador robusto de orden completo, tuvo un comportamiento en el estado transitorio de la estimación con picos máximos que superan el 10% del valor real, muy visibles en la estimación de sustrato y etanol fundamentalmente. Por otra parte, el estimador adaptable logró un mejor compromiso entre el estado transitorio y la convergencia del error de estimación a cero.

Estos comportamientos se ajustaron mediante la sintonización de la matriz de ganancias del observador obtenidas en las tablas (3.3) y (3.5), con el fin de obtener una mejor estimación de

las variables de estado. Por lo tanto, este ajuste de ganancias puede ser mejorado.

Cabe destacar que el ajuste del observador adaptable fue el más adecuado y fácil de realizar, ya que la ley de adaptabilidad propuesta para la matriz de ganancias adaptables (3.8) permitió un mejor compromiso entre las oscilaciones y el estado estacionario, mientras que para el robusto no fue posible llegar a esta compensación.

3.5. Comparación de observadores de acuerdo a criterios de la integral del error.

El estudio comparativo de los observadores propuestos se realizará analizando el desempeño de los mismos teniendo en cuenta los criterios que se basan en el error de observación: IAE (*Integral Absolute Error*), ISE (*Integral Squared Error*) e ITAE (*Time-weighted Absolute Error*) [67].

De modo general, IAE expresa que en sistemas que son altamente subamortiguados o sobreamortiguados no se conseguirá el óptimo desempeño. Un sistema óptimo basado en este criterio es aquel que posee un amortiguamiento razonable y una respuesta transitoria satisfactoria [10].

Por otra parte, el criterio ISE tiene mayor peso cuando hay error grande. Se debe lograr a su vez un compromiso con la amortiguación del sistema [10].

Por último, el criterio ITAE se emplea en sistemas con pequeños sobreimpulsos en la respuesta transitoria y las oscilaciones del sistema son adecuadamente amortiguadas [10].

$$IAE = \int_0^{\infty} |e(t)| dt \quad (3.13)$$

$$ISE = \int_0^{\infty} t |e(t)| dt \quad (3.14)$$

$$ITAE = \int_0^{\infty} e(t)^2 dt \quad (3.15)$$

A continuación, se muestra el desempeño de los observadores propuestos teniendo en cuenta los criterios (3.13), (3.14) y (3.15).

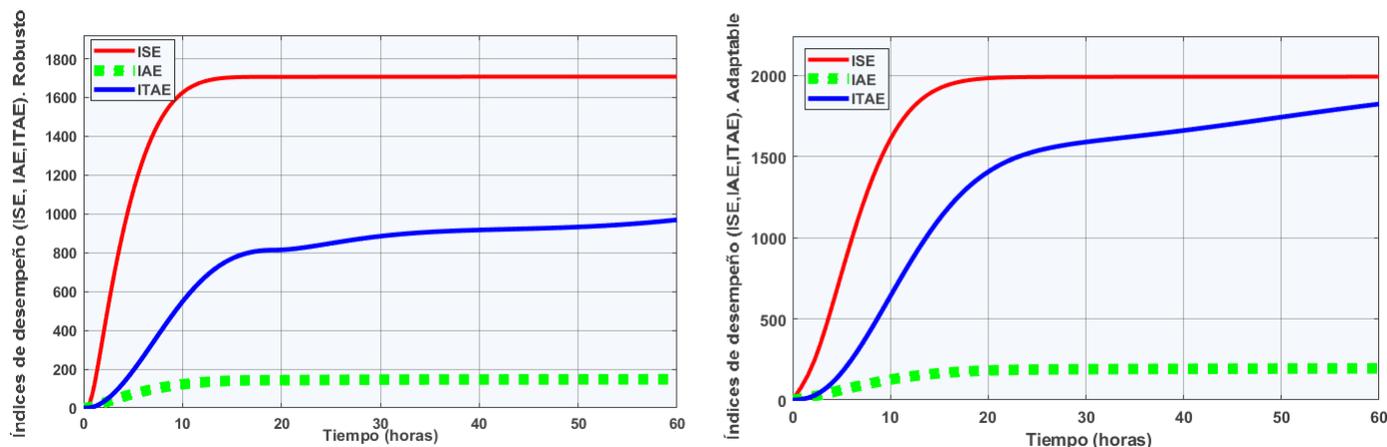


Figura 3.12: Comparación de desempeño de los observadores robusto y adaptable en biorreactor operando en lote según criterios de la integral del error.

Observador/Criterio	IAE	ISE	ITAE
Robusto de OC.	147.8	1707	969.7
Adaptable robusto OC.	194.7	1991	1822

Tabla 3.7: COmparación de desempeño de observadores operando en lote según criterios de la integral del error.

En la **Figura 3.12** se muestra el comportamiento de los índices de desempeño de cada observador con el sistema operando en lote en simulación. Para el caso del índice IAE toma índices de desempeño parecidos para ambos observadores. Recordemos que a medida que se minimiza este criterio, más satisfactoria es la respuesta transitoria del sistema. En la **Tabla 3.7** se observa que el valor mínimo lo alcanza el observador robusto.

Por otra parte, el criterio ISE da mas peso cuando hay un error grande y el valor mínimo se logra cuando existe un compromiso con la amortiguación. En la tabla mostrada, el menor índice ISE lo toma igualmente el observador robusto.

Finalmente, para el criterio ITAE se penaliza el error con el paso del tiempo, lográndose el mínimo valor para el observador robusto de orden completo.

Para operación en lote en simulación, el comportamiento es muy parecido para ambos observadores según los criterios IAE e ISE; sin embargo, se logra el mínimo valor para el observador

robusto de orden completo.

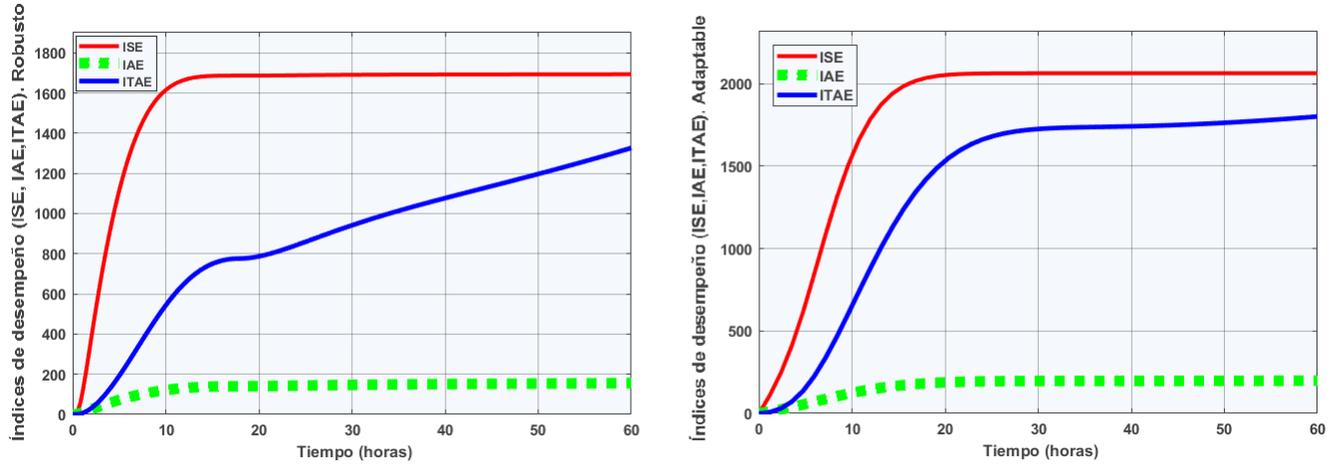


Figura 3.13: Desempeño de los observadores robusto y adaptable en biorreactor operando en continuo.

Observador/Criterio	IAE	ISE	ITAE
Robusto de OC.	155.8	1693	1327
Adaptable robusto OC.	198.3	2063	1801

Tabla 3.8: Desempeño de observadores operando en continuo según criterios de la integral del error.

Para el caso del desempeño de los observadores en operación en continuo según criterios de la integral del error, el resultado es muy parecido que para operación por lote. Según lo ilustrado en la **Figura 3.13** y en la **Tabla 3.8** podemos apreciar que el observador robusto nuevamente presenta mejor índice de desempeño que se traduce al mínimo valor entre ambos. El observador adaptable tiene un buen desempeño no muy distante del robusto, pero es este último el que logra alcanzar los mejores índices dentro de la simulación.

3.5.1. Desempeño de observadores en biorreactor operando en continuo y entorno no controlado.

Finalmente, se hace el análisis del desempeño de los observadores para operación en continuo provocando un entorno desfavorable dentro de la simulación [7]. Se analiza el desempeño de

los criterios de la integral del error ante cambios paramétricos y de condiciones iniciales en los observadores, saltos abruptos en la tasa de dilución del sistema y ruido blanco en la medición de biomasa que resulta ser la entrada para los estimadores. Se obtienen los resultados que se muestran a continuación.

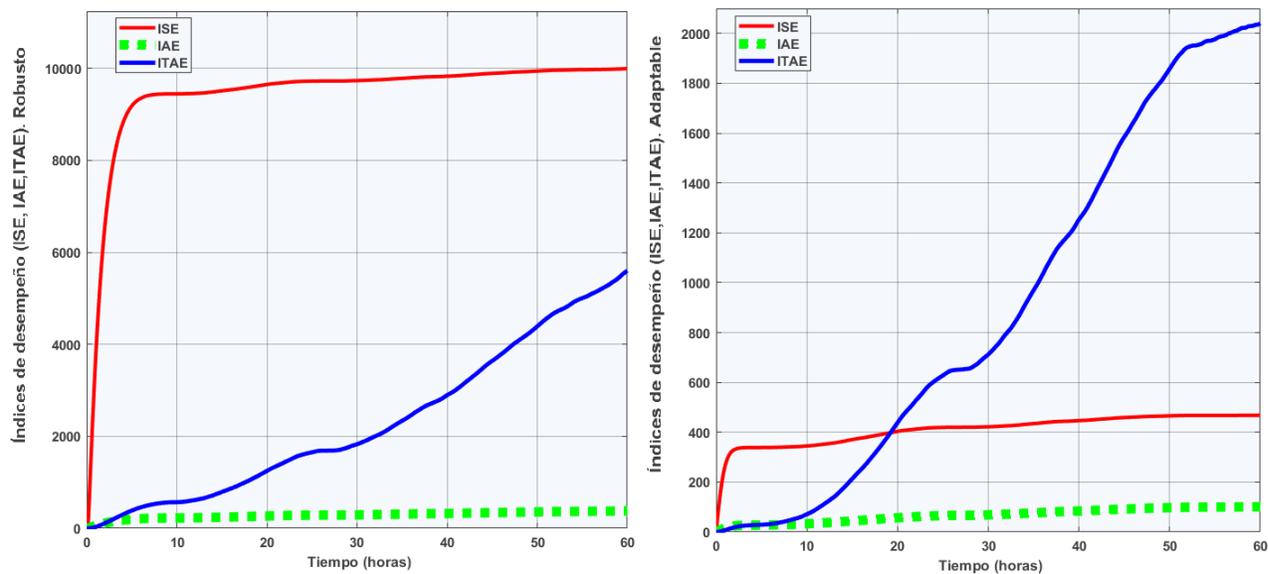


Figura 3.14: Desempeño de observadores robusto y adaptable robusto ante entorno desfavorable.

Observador/Criterio	IAE	ISE	ITAE
Robusto de OC.	379.3	9995	5600
Adaptable robusto OC.	101	467.8	2040

Tabla 3.9: Desempeño de observadores operando en continuo en entorno desfavorable según criterios de la integral del error.

Como se observa en la **Figura 3.14** y en la **Tabla 3.9** para el criterio IAE, el valor mínimo lo alcanzó el observador adaptable robusto, lo cual demuestra que tuvo un amortiguamiento razonable en la respuesta.

Para el criterio ISE, la diferencia entre ambos índices para el robusto es de más de 20 veces el valor alcanzado por el adaptable. Entonces, este último, logró presentar mejor criterio ISE.

Finalmente, el criterio ITAE aumenta el error a medida que pasa el tiempo pues depende directamente de esta variable; por tanto, es en el observador robusto adaptable de orden completo donde se minimiza este criterio.

3.6. Conclusiones del capítulo

Se concluye que el comportamiento en simulación de ambos observadores para el biorreactor operando en lote y en continuo fue favorable y son perfectamente aplicables en el mecanismo FDD propuesto en el siguiente capítulo. Con el análisis de las respuestas de los estimadores, se pudo apreciar un mejor balance entre el estado transitorio y estacionario con el observador robusto adaptable, el cual no presentó sobreimpulsos ni oscilaciones subamortiguadas. Por otro lado, el observador robusto sí presentó picos de sobreimpulso máximo y una respuesta transitoria no satisfactoria principalmente en la estimación del sustrato y el etanol.

Posteriormente, con el análisis de los índices de desempeño de los observadores siguiendo los criterios de la integral del error IAE, ISE, ITAE, se aprecia que bajo condiciones ideales el observador robusto presentó un mejor valor para ambos tipos de operaciones. Sin embargo, la respuesta para un entorno industrial desfavorable, con cambios en los parámetros del proceso, en sus condiciones iniciales y ante perturbaciones externas y ruido a la salida del sensor de turbidez, el observador que menor error y mejor desempeño en respuesta tuvo fue el robusto adaptable de orden completo según los criterios de la integral del error.

Es válido aclarar que estas respuestas se obtuvieron en un entorno simulado, lo cual puede darnos un punto de partida de cómo puede ser el comportamiento del sistema en tiempo real. Sin embargo, estos desempeños pueden variar en la práctica.

Capítulo 4

Mecanismos de detección y diagnóstico de fallos.

En este capítulo se implementan diferentes mecanismos de detección y diagnóstico de fallos basados en modelos. De esta manera, se detecta, aísla y se conoce la magnitud de las desviaciones que ocurren en los sensores de turbidez y CO_2 instalados en línea. Es de vital importancia conocer si el sensor de turbidez presenta fallos, ya que su salida se usa como entrada al observador de estado del proceso, que no solo estima las magnitudes que no se pueden medir sino que contribuye al monitoreo de estas variables de estado. El mecanismo FDD empleado, le permitirá al usuario tener conocimiento en tiempo real del estado de las alarmas y las magnitudes de los fallos. De esta manera, se podrá tomar decisiones oportunamente, garantizando el correcto funcionamiento del proceso.

4.1. Módulo de detección y diagnóstico de fallas.

Para el desarrollo de este módulo se utiliza la esencia de algunos métodos de detección y diagnóstico propuestos en el capítulo 1 tales como: el basado en modelo con observadores de diagnóstico (generación de residuos), redundancia analítica y otros libres de modelo como son redundancia física y análisis de señales o síntomas.

Para probar el algoritmo propuesto, inicialmente se simulan los procedimientos para el biorreactor operando en lote. Se tienen en cuenta las fallas en sensores y las de proceso, obviando las que puedan ocurrir en actuadores, ya que para este tipo de operación no se tienen flujos de entrada ni de salida.

4.1.1. FDD en sensores.

Para probar la simulación se requiere detectar y aislar las fallas en el sensor de turbidez y en la sonda de CO_2 utilizando el método basado en observadores de estado. Para ello, nos apoyamos

en el Esquema de Observadores Dedicados (DOS, por sus siglas en inglés) que tiene la ventaja de detectar y aislar fallas que ocurren simultáneamente utilizando como técnica los bancos de observadores y los residuos de estimación, **Figura 4.1** [46].

El esquema propuesto está basado en que cada observador del banco estará recibiendo a su entrada únicamente la señal de un instrumento de medición. Se debe garantizar con cada uno de ellos, la observabilidad de los estados que se miden en línea. Posteriormente, cada observador generará un residuo para comparar con un umbral de referencia que disparará ciertas alarmas cuando se sobrepasen los umbrales de detección. Como referencias de apoyo para desarrollar este tipo de esquema se tomaron de ejemplo las fuentes [5, 51].

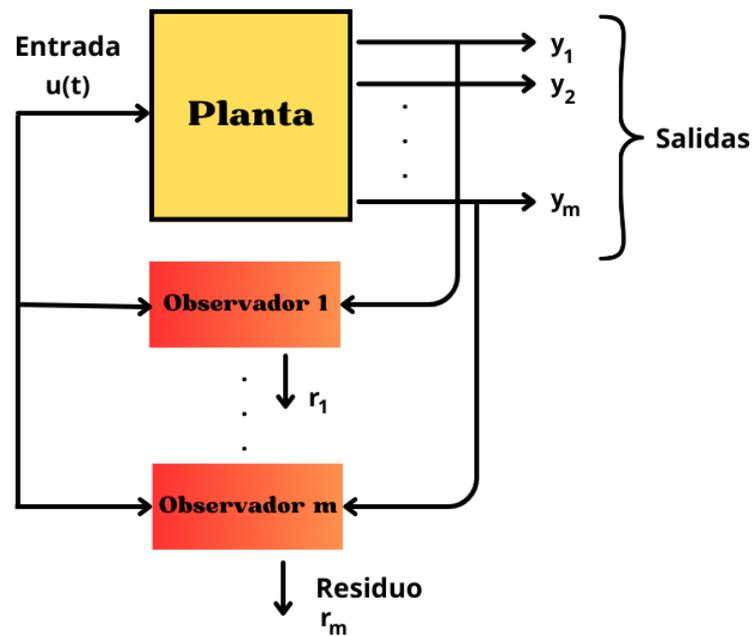


Figura 4.1: Esquema de observador dedicado (DOS) a considerar.

Teniendo en cuenta esta observación y siguiendo los esquemas clásicos de FDI basados en residuos, la detección de una falla sigue la lógica:

- $falla_i = \text{verdadera}$, si $r_i(t) > r_{ith}$.
- $falla_i = \text{falsa}$, si $r_i(t) \leq r_{ith}$.

Donde, i es el número de sensores para detectar fallas, en este caso serán dos, el de turbidez para biomasa y la sonda de CO_2 de Vernier; $r_i(t)$ son los residuos generados por cada sensor,

teniendo en cuenta que $r_i(t) = \hat{y} - y$. Además, r_{ith} son umbrales de detección fijos (*thresholds*) para cada salida.

Gracias a que se cuenta con el modelo matemático del proceso, se pueden mejorar los resultados de estimación y de esta forma se obtiene un módulo de FDD que provee información completa de la ocurrencia, localización y magnitud de la falla ocurrida [31].

Para garantizar FDD en los sensores, se simulan tres posibles situaciones: Falla aislada en el sensor de turbidez 1, falla aislada en la sonda Vernier de CO_2 y ocurrencia de fallas simultáneas en ambos sensores.

El sistema se desarrolla como se muestra en la **Figura 4.2**, se utiliza esquema DOS, en donde se recibe a la entrada del observador 1 la salida del sensor de turbidez 1 y para el observador 2 la señal recibida de la sonda de CO_2 .

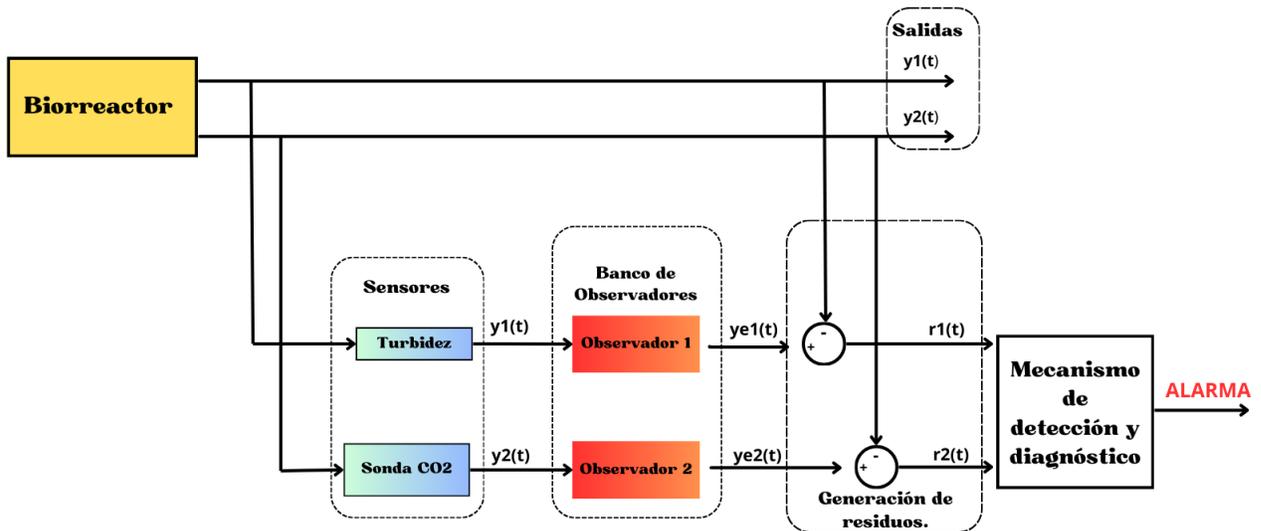


Figura 4.2: Módulo de detección y diagnóstico de fallas en sensores basado en esquema DOS.

El primer observador del banco es el Robusto Adaptable de orden completo que fue desarrollado en el Capítulo 3 de este trabajo de investigación. Para este estimador se toma como entrada la señal del sensor de turbidez 1, que representa la concentración de biomasa en el reactor. La variable medida (biomasa) garantiza la observabilidad completa de los estados. De modo que si ocurre una falla en la sonda de CO_2 , al no contar el observador 1 con esta entrada, la estimación de todas las variables de estado estará basada en una medición correcta. Esta técnica que propone el mecanismo DOS servirá como vía para la detección y aislamiento de fallas en la

sonda.

Por otra parte, para el segundo observador del banco, también Robusto Adaptable de orden completo, se precisa como entrada al observador la señal que entrega la sonda de CO_2 que garantiza la observabilidad de las concentraciones de sustrato, biomasa y CO_2 . De esta manera, si ocurre una falla en el sensor de turbidez 1, el observador 2 no la estimará, puesto que a su entrada no cuenta con esta medición fallida. Por lo tanto, este mecanismo será viable para detectar y diagnosticar fallas en el sensor de turbidez 1.

Ante la ocurrencia simultánea de fallas en ambos sensores o en cada uno por separado en distintos tiempos del proceso, se acude a la comparación con el modelo matemático validado experimentalmente que representa de manera fiel la dinámica que debe seguir el sistema para las señales de concentraciones de biomasa y CO_2 , respectivamente. Además, se cuenta con un segundo sensor de turbidez ubicado como redundancia física, en caso de que ocurran fallos en el primero de ellos, se reemplace por el segundo y así continuar estimando las variables de estado, dándole continuidad al proceso.

4.1.2. Algoritmo implementado para detección y diagnóstico de fallos.

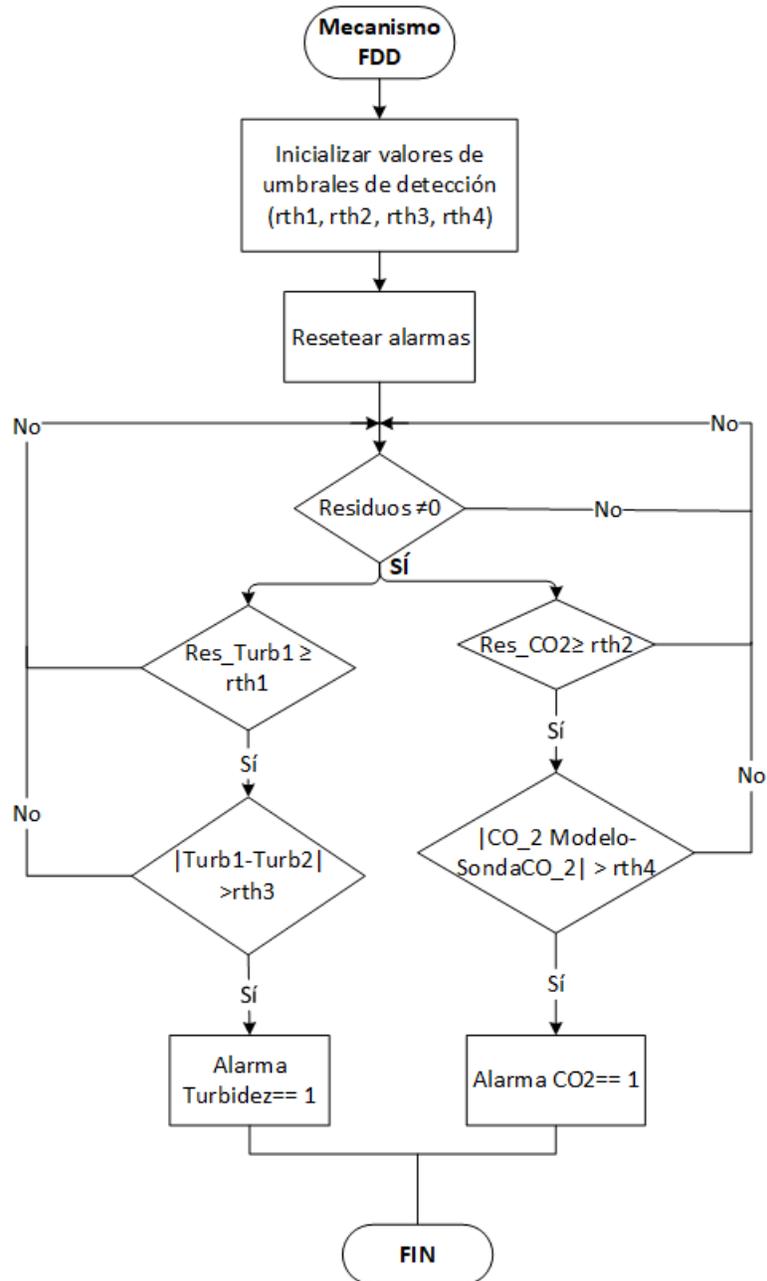


Figura 4.3: Algoritmo de detección y diagnóstico de fallos.

4.2. Simulación del bloque FDD usando observadores de estado.

En esta sección quedará reflejada en simulación, la lógica de programación del mecanismo de detección y diagnóstico de fallas aditivas en sensores y detección de anomalías en variables de proceso. Para ello, se tienen en cuenta 4 posibles casos de fallas, haciendo uso de Matlab[®] y la herramienta Simulink.

4.2.1. Caso 1: Fallas aditivas en sensor de turbidez 1.

El sensor de turbidez 1 será el encargado de medir la concentración de biomasa en g/L durante todo el proceso de fermentación alcohólica. De el correcto funcionamiento de este sensor depende una estimación válida del resto de variables de estado: concentraciones de sustrato, etanol y CO_2 . Por lo tanto, es imprescindible garantizar que la salida del mismo esté libre de fallas, y en caso de que presente anomalías, el sistema de monitoreo sea capaz de activar alarmas y mostrar la magnitud del fallo para su posterior revisión por el operario.

Las fallas en el sensor de turbidez 1 se simulan de diversas maneras en dependencia de su tipo. La falla abrupta, se representa como un paso escalón de amplitud unitaria aditivo a las 20 horas; la incipiente como una rampa de pendiente 0.1 a partir de las 25 horas y para la intermitente como un tren de pulsos de amplitud 0.5 a partir de las 20 horas, tal y como se muestra a continuación en la **Figura 4.4**.

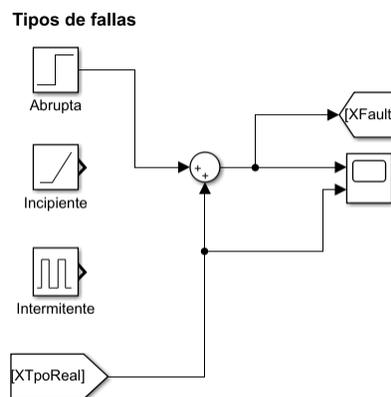


Figura 4.4: Caso 1: Simulación de fallas aditivas en sensor de turbidez 1.

Desde el momento que inicia el funcionamiento del bioproceso, se activa el mecanismo de detección y diagnóstico por medio de banco de observadores de estado, siguiendo esquema DOS. Ante la ocurrencia de una falla en el sensor de turbidez 1, se realiza la generación de residuos

dados por la comparación entre la salida del observador 1 que presenta como entrada la falla en el sensor y la del observador 2 que contiene la estimación correcta de la concentración de biomasa puesto que no contempla la entrada del sensor de turbidez 1 con fallos. En la **Figura 4.5**, se observa la desviación que ocurre en la magnitud de la concentración de biomasa cuando ocurre una falla en el sensor de turbidez 1 ante una falla abrupta.

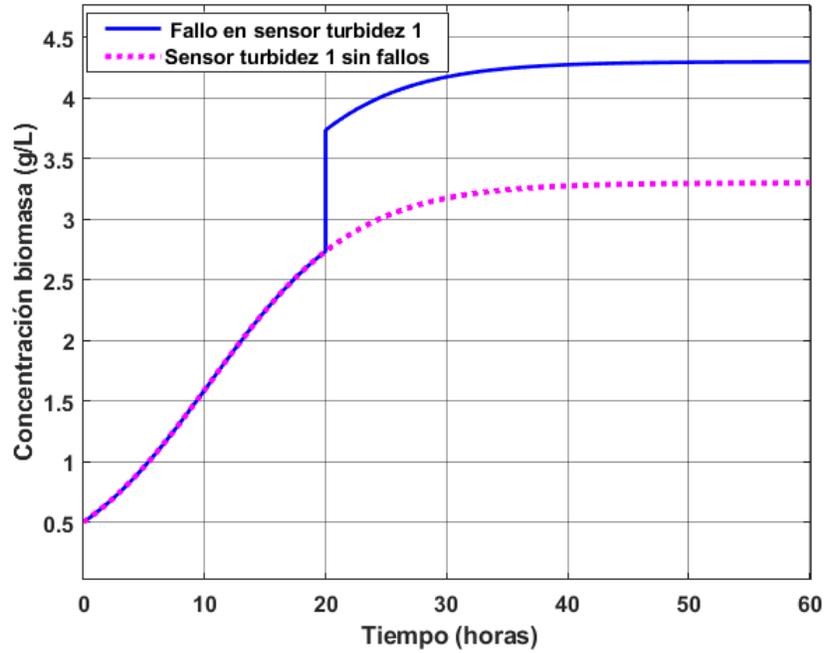


Figura 4.5: Falla abrupta en sensor de turbidez 1 afectando concentración de biomasa.

Como mecanismo de detección se genera la comparación de los residuos con el umbral de detección establecido para el caso del sensor de turbidez 1 el $r_{th1} = 0.3884$. Se escoge este valor para simulación, ya que es el máximo valor en el error de estimación que presenta el observador en estado transitorio (**Figura 4.7**).

Para la generación de alarma en el sensor de turbidez 1, se realiza la validación a su vez con el segundo sensor de turbidez instalado en la línea como redundancia física. Este segundo elemento, se representa en simulación como la salida obtenida por modelo matemático. De esta manera, se puede comparar su salida libre de fallos con la obtenida en el observador 1 y generar un residuo (4.8).

Por lo tanto, cualquier valor en el tiempo que traspase el umbral de detección r_{th1} y además genere un residuo considerable con respecto al sensor de turbidez 2, provocará la activación de una alarma en tiempo real para el sensor de turbidez principal, ver **Figura 4.6**. Es necesario que

ambas condiciones se cumplan para que ocurra un disparo de alarma en el sensor de turbidez 1. Además, con la fase de validación de la falla podemos conocer con exactitud la magnitud de la misma.

A continuación, se muestra la reacción del sistema FDD programado ante fallas en el sensor de turbidez 1. El *Workspace* de Matlab[®] nos muestra la magnitud aproximada de la falla ocurrida.

```
Fallo en sensor de turbidez 1. Magnitud de la falla:
1.011029
>>
```

Figura 4.6: Alarma en sensor de turbidez con magnitud de la falla.

A continuación, se muestra el valor del residuo generado ante la falla abrupta ocurrida en el sensor de turbidez 1. En la **Figura 4.7** vemos el momento en que el residuo sobrepasa el valor del umbral de detección establecido. Según el algoritmo programado la alarma no se activará aún hasta que no ocurra la validación con respecto al sensor de turbidez 2.

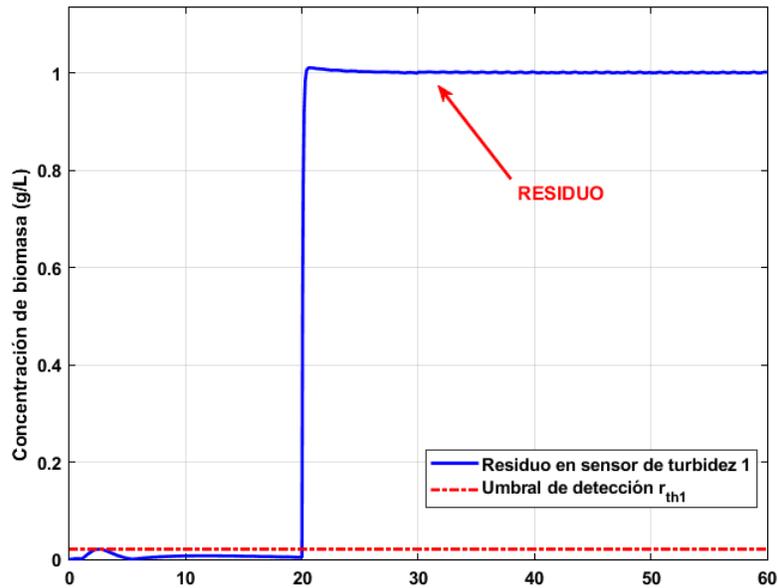


Figura 4.7: Residuo generado en la concentración de biomasa ante aparición de falla abrupta en sensor de turbidez. Umbral de detección (r_{th1}).

En este punto de la simulación ya se generó un residuo en el banco de observadores, indicando que efectivamente se sobrepasó el umbral establecido para el sensor de turbidez 1. Sin embargo,

esta condición no es suficiente para djsparar la alarma. En la siguiente **Figura 4.20**, se aprecia que también se generó un residuo en la comparación con el sensor de turbidez 2. Esta acción finalmente sí propicia la ocurrencia instantánea de una alarma para el usuario, indicando el reemplazo del sensor de turbidez 1 por el de turbidez 2.

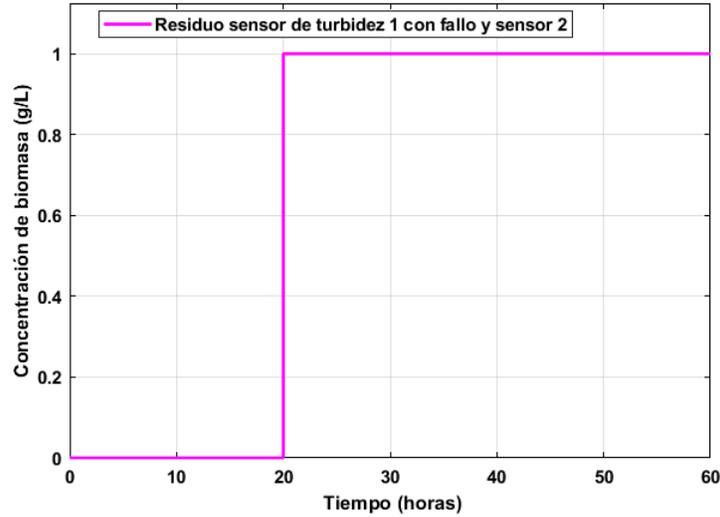


Figura 4.8: Residuo generado con sensor de turbidez 2. Validación de falla usando redundancia física.

A continuación, analizaremos el caso de falla en el sensor de turbidez 1 pero desde el punto de vista del comportamiento de las variables de estado estimadas a lo largo de este evento. Primeramente, se simula la falla abrupta en el sensor de turbidez 1, representada como un paso escalón de amplitud unitaria a las 25 horas (**Figura 4.9**). Posteriormente, se marcará estado de alarma en este sensor para avisarle al operario del mal funcionamiento del mismo. Como se muestra en la **Figura 4.10**, las variables de estado estimadas con el observador con falla en la salida del sensor de turbidez 1, presentan afectaciones en sus magnitudes alejándose de los rangos establecidos.

Pasadas dos horas del evento fallido, el usuario reincorpora a la línea de producción el sensor de turbidez 1 reparado y funcionando correctamente o el reemplazo por el sensor de turbidez 2. Como ilustra la **Figura 4.11**, a partir de las 27 horas ocurre la corrección de la falla y el sistema retoma la tarea de observación de manera normal.

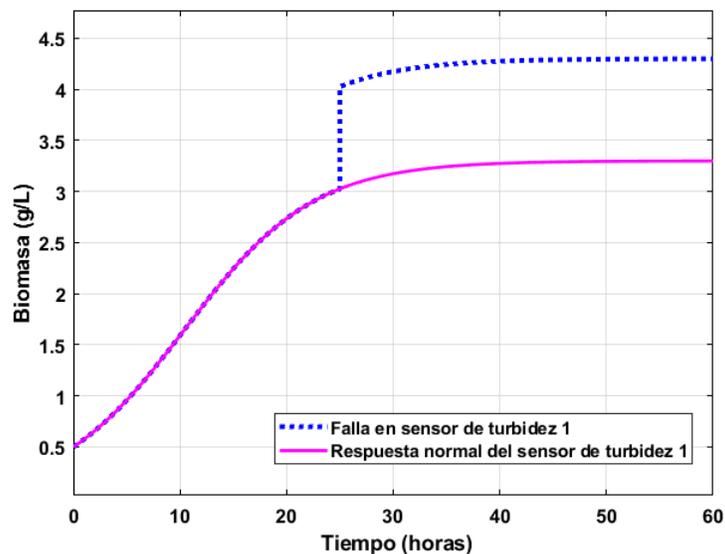


Figura 4.9: Respuesta de la biomasa ante falla abrupta en sensor de turbidez 1 a las 25 horas.

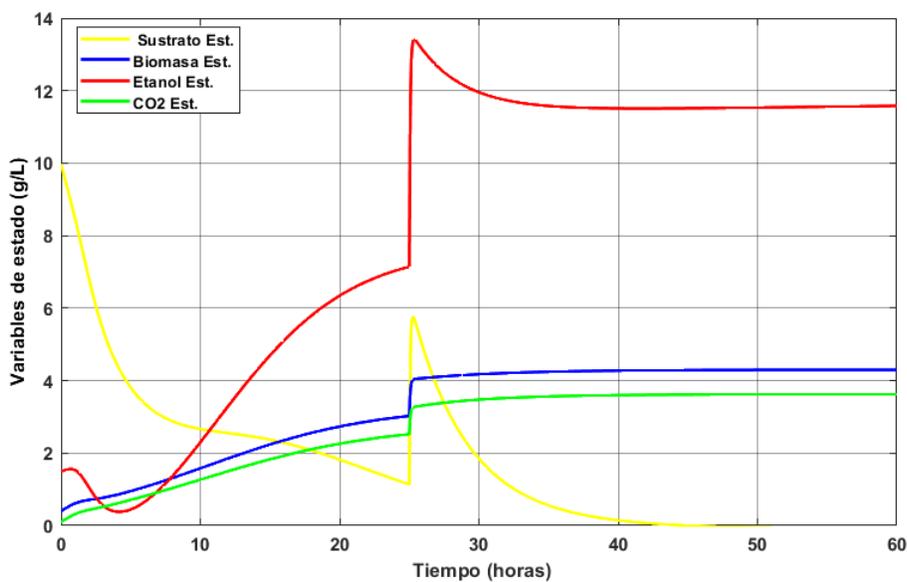


Figura 4.10: Comportamiento de las variables de estado estimadas con falla en sensor de turbidez 1.

En la siguiente figura, se refleja el comportamiento de la concentración de biomasa una vez

que se corrige el fallo en el sensor. Se observa un tiempo de respuesta para la estimación de unas 4 horas aproximadamente con el observador adaptable, en el que el error de convergencia del estimador tiende a cero con el paso del tiempo.

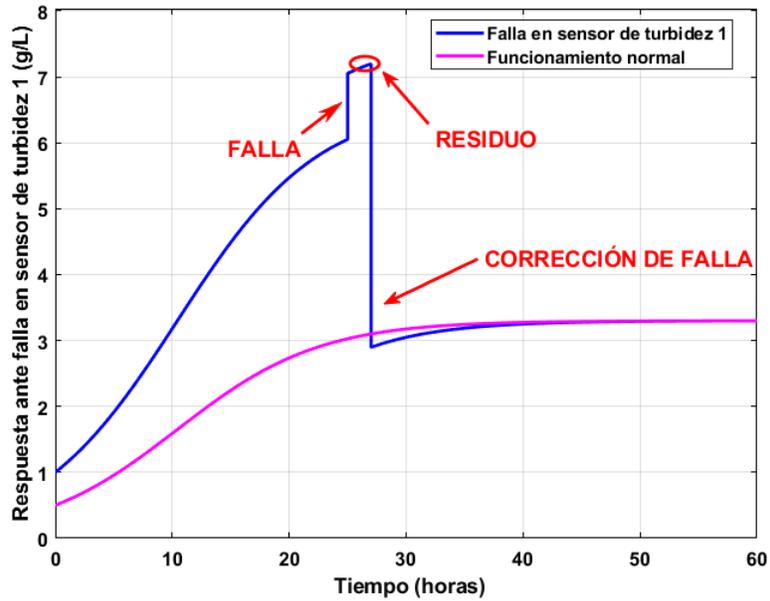


Figura 4.11: Respuesta de la biomasa con funcionamiento correcto del sensor de turbidez a las 27 horas.

A continuación, en las **Figuras 4.12, 4.13, 4.14 y 4.15**, se muestran el comportamiento de las variables de estado una vez que ocurre la falla y cuando se corrige la misma.

Se puede concluir que el observador adaptable de orden completo logra estimar correctamente todas las variables pese a una falla física ocurrida en el sensor de turbidez. A pesar que esta salida constituye la única entrada del observador, es posible darle continuidad al proceso de estimación de manera temprana y rápida.

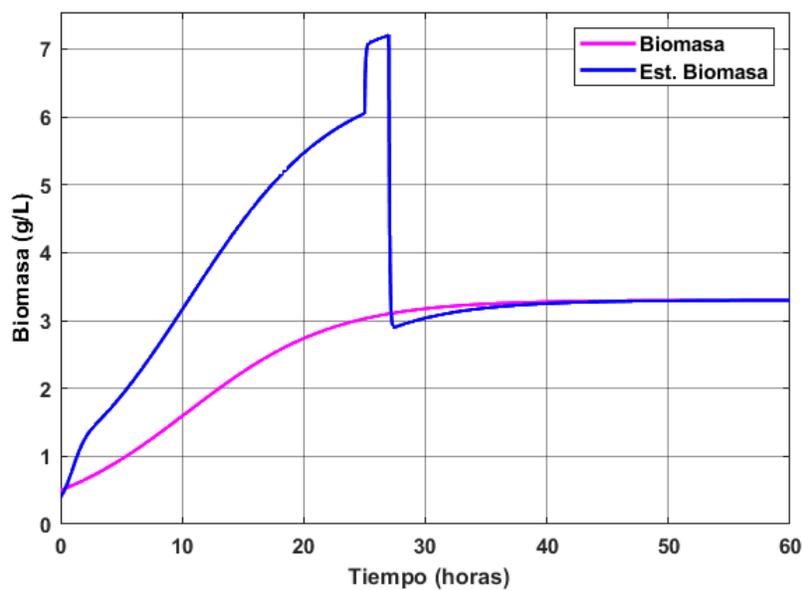


Figura 4.12: Respuesta de la biomasa estimada ante corrección de falla.

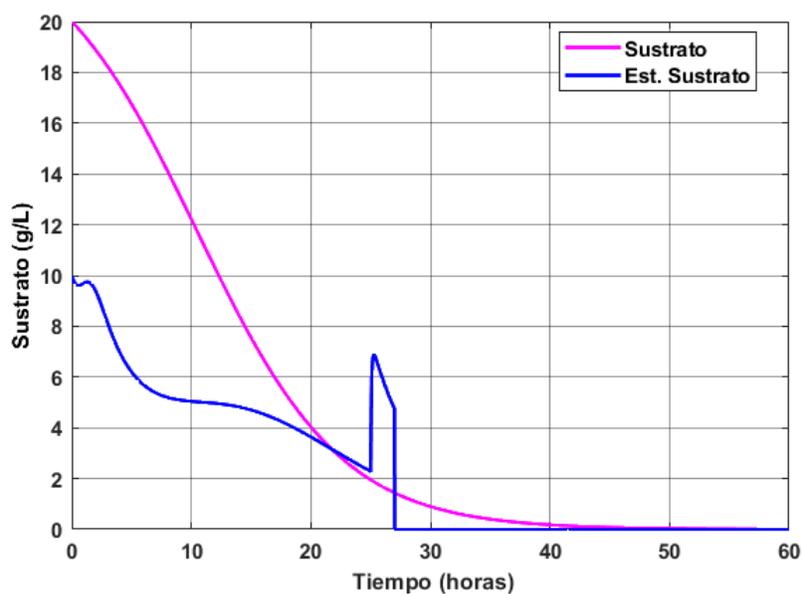


Figura 4.13: Respuesta del sustrato estimado ante corrección de falla.

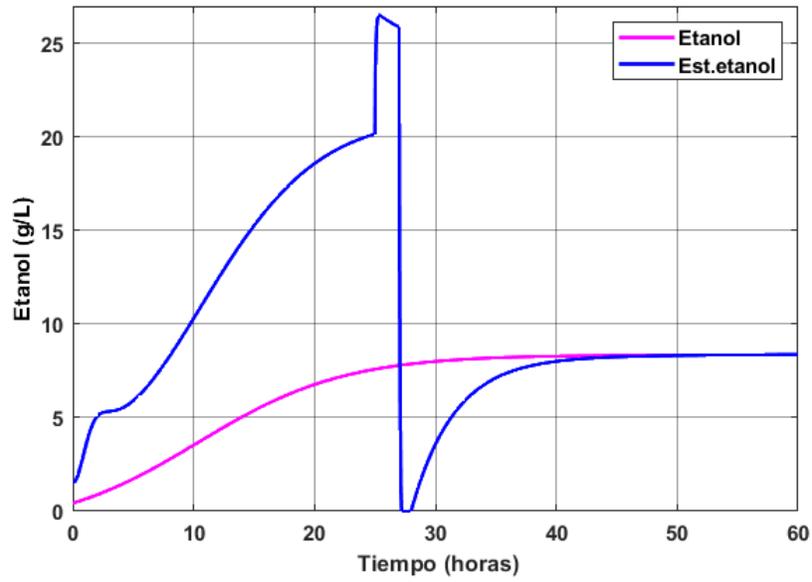
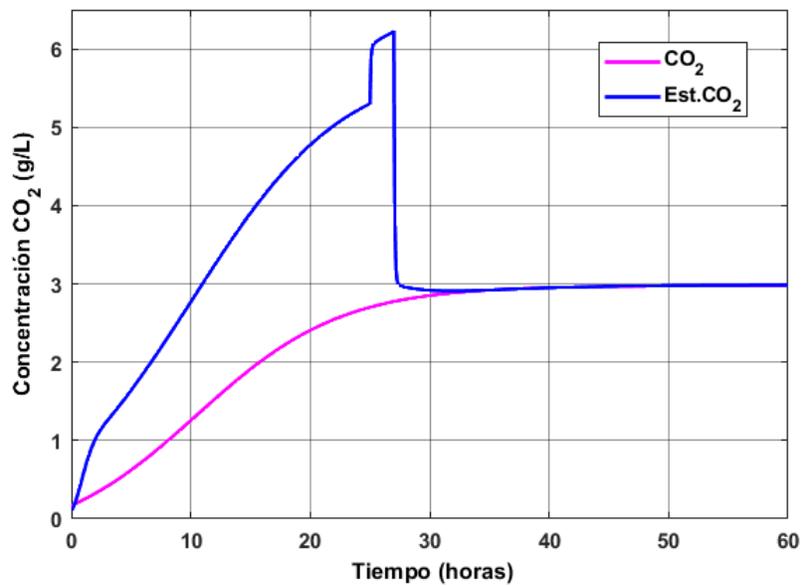


Figura 4.14: Respuesta del etanol estimado ante corrección de falla.

Figura 4.15: Respuesta de la concentración de CO_2 estimada ante corrección de falla.

4.2.2. Caso 2: Falla abrupta en sonda de CO_2 .

Para el caso que se muestra a continuación, se simula la ocurrencia de una falla abrupta en la sonda de medición de CO_2 la cual se representa como un paso escalón de amplitud 0.3 aditivo a las 30 horas, tal y como se muestra en la **Figura 4.16**. A partir del esquema FDD propuesto, también se pueden detectar, aislar y conocer las magnitudes de fallas aditivas en la sonda.

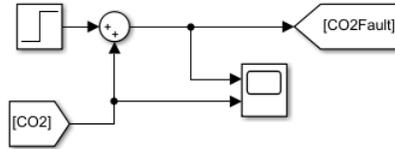


Figura 4.16: Caso 2: Simulación de falla aditiva en sonda de CO_2 .

A continuación, se muestra la salida del primer observador del banco, el cual se encuentra libre de fallos en su estimación (línea punteada) y la señal de salida del observador 2 que presenta la estimación de la falla en la sonda (**Figura 4.17**). Como se puede observar, una vez que ocurre una falla abrupta en la sonda, se tiene un salto en la señal de concentración de CO_2 y posteriormente, una desviación en dicha variable (residuos). Este fenómeno trae como consecuencia que la concentración no tome valores correctos según los requerimientos del proceso.

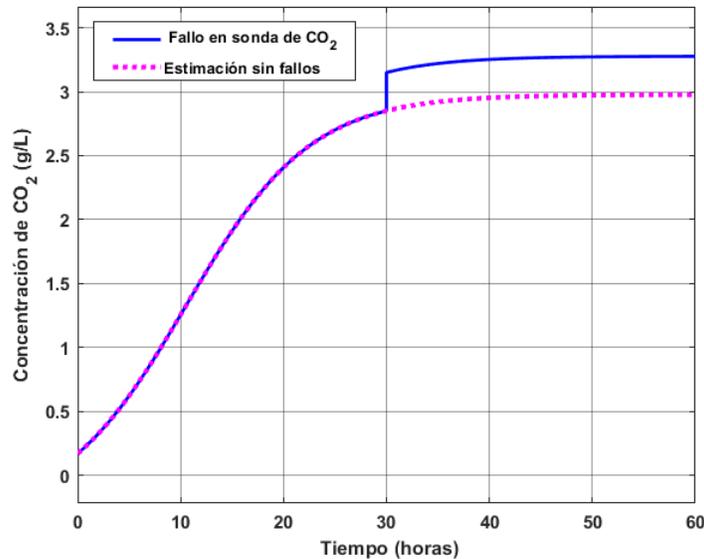


Figura 4.17: Falla abrupta en sonda de CO_2 afectando dicha concentración.

Similar al caso 1, el mecanismo de detección se genera mediante la comparación de los residuos

de los observadores con el umbral de detección establecido. Para el caso 2, el $r_{th2} = 0.05587$. Se escoge este valor para simulación, ya que es el máximo error de estimación que presenta el observador en estado transitorio (**Figura 4.19**).

Para la generación de una alarma en la sonda de CO_2 , se realiza la comprobación a su vez con el modelo matemático validado experimentalmente, a esta técnica se le llama redundancia analítica.

De esta manera, se puede comparar la salida de concentración de CO_2 obtenida en el modelo libre de fallos con la obtenida a la salida del observador 2 que presenta la estimación de la falla, para finalmente generar un residuo (4.20). Este residuo también presentará un umbral de detección, y será lo suficientemente considerable para que genere el disparo de una alarma.

Por lo tanto, cualquier valor en el tiempo que traspase el umbral de detección r_{th2} y además genere un residuo considerable con respecto al modelo de la dinámica del CO_2 , provocará la activación de una alarma en tiempo real, representando el malfuncionamiento de la sonda, **Figura 4.18**. Es necesario que ambas condiciones se cumplan para que ocurra un disparo de alarma. Con la fase de validación de la falla podemos conocer con exactitud la magnitud que esta presenta.

```
Fallo en sonda de CO2. Magnitud de la falla:  
0.304402  
>>
```

Figura 4.18: Alarma en sonda de CO_2 con magnitud de la falla.

En la figura anterior, se muestra el disparo de alarma para la sonda a través de un mensaje que lanza el *Workspace* de Matlab®. Se aprecia en qué sensor ocurrió la falla y la magnitud de la misma es aproximadamente 0.3 g/L.

En las **Figuras 4.19** y **4.20**, se aprecian los residuos generados por el banco de observadores y por la comparación con el modelo matemático para el funcionamiento de la sonda, respectivamente. Ambas condiciones deben propiciarse para generar la activación de alarma para indicarle al usuario el malfuncionamiento de la sonda de CO_2 .

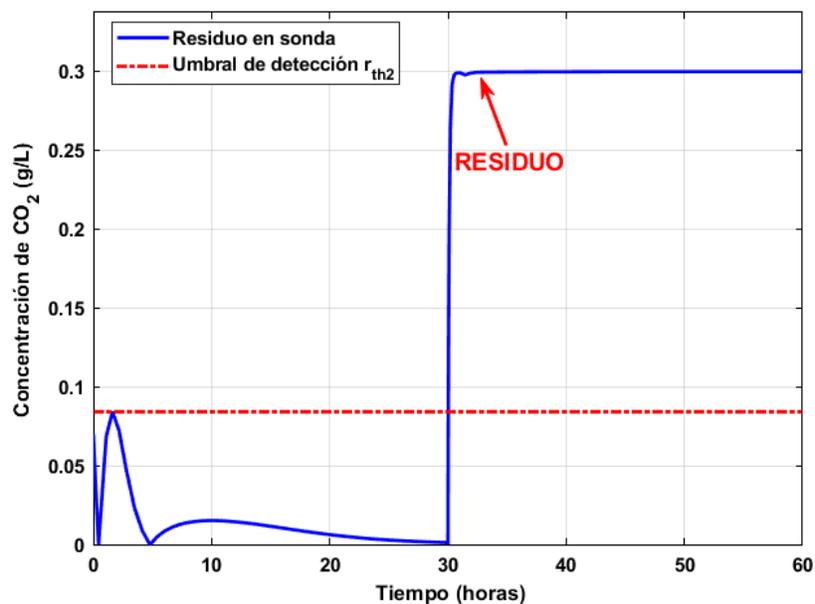


Figura 4.19: Residuo generado en la concentración de CO_2 ante aparición de falla abrupta en sonda. Umbral de detección (r_{th2}).

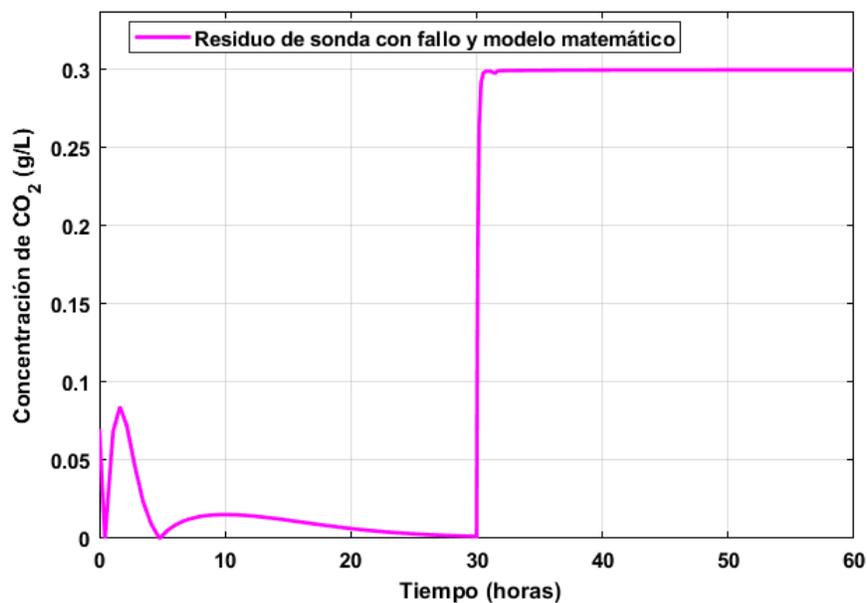


Figura 4.20: Residuo generado con modelo matemático. Validación de falla.

4.2.3. Caso 3: Fallas simultáneas en ambos sensores.

En este caso, se contempla la ocurrencia de fallas en el sensor de turbidez 1 y la sonda de CO_2 de manera simultánea. En la simulación de este caso se tienen en cuenta las fallas abruptas del caso 1 y 2, adicionadas al proceso real en los tiempos precisados anteriormente.

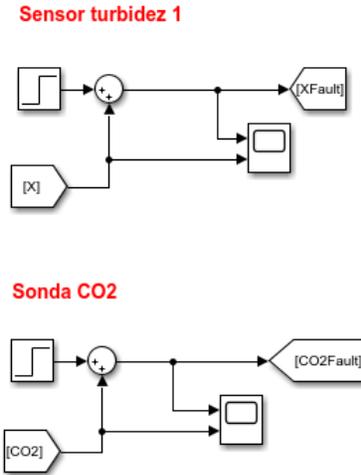


Figura 4.21: Caso 3: Simulación de falla aditiva en ambos instrumentos de medición.

A continuación, se muestran las salidas de los dos observadores que conforman el banco. En el primero de ellos, se estiman todas las variables de estado a partir de su entrada, la señal del sensor de turbidez 1 con fallas. Por otra parte, en el observador 2, se estiman las variables de estado a partir de la salida de la sonda de CO_2 con fallos.

Como se observa en las **Figuras** 4.22 y 4.23, la estimación de ambos observadores ante la ocurrencia de fallas simultáneas en sensor de turbidez 1 y la sonda es muy buena, ya que el error de estimación $e(t) \rightarrow 0$ a medida que transcurre el tiempo.

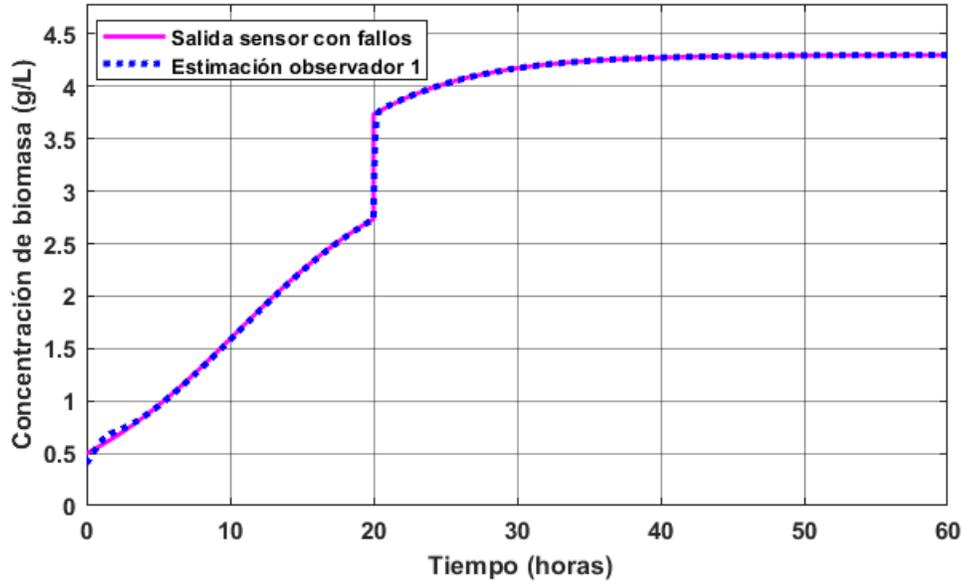


Figura 4.22: Respuesta de estimación del observador 1 ante falla abrupta en sensor de turbidez 1.

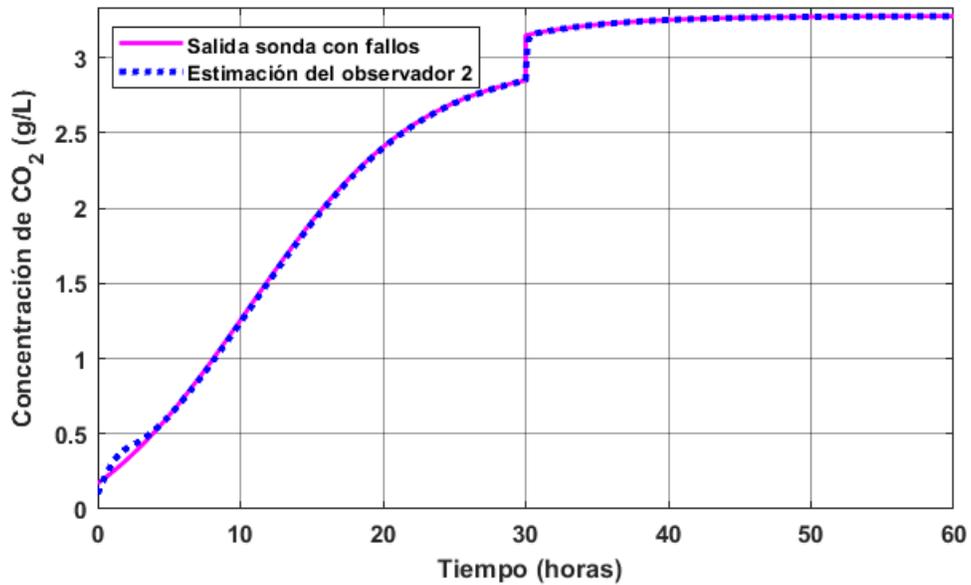


Figura 4.23: Respuesta de estimación del observador 2 ante falla abrupta en sonda de CO₂.

En la **Figura 4.24** se muestra el residuo generado ante fallas simultáneas en ambos sensores, viéndose reflejado a partir de las 20 horas, ya que en ese instante ocurre la falla en el sensor de turbidez. Ese valor residual es producto de la diferencia entre la salida del observador 1 con falla en sensor de turbidez 1 y el observador 2, donde el valor de la biomasa estimada es correcto ya que presenta como entrada el sensor de turbidez 2 entregando un valor correcto de esta variable.

Por otra parte, en la **Figura 4.25** se observan valores residuales generados entre la salida del segundo observador con falla en la sonda de CO_2 y la salida del primer observador con falla en el sensor de turbidez y afectando la estimación del CO_2 . Por tanto, se aprecian ambos residuos a las 20 y 30 horas, respectivamente.

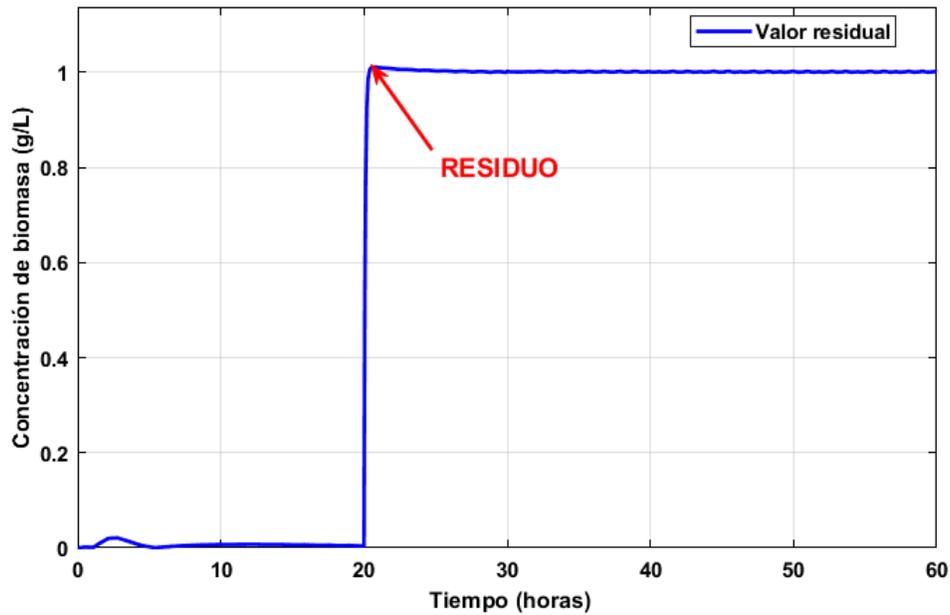


Figura 4.24: Residuo generado ante fallas en sensor de turbidez.

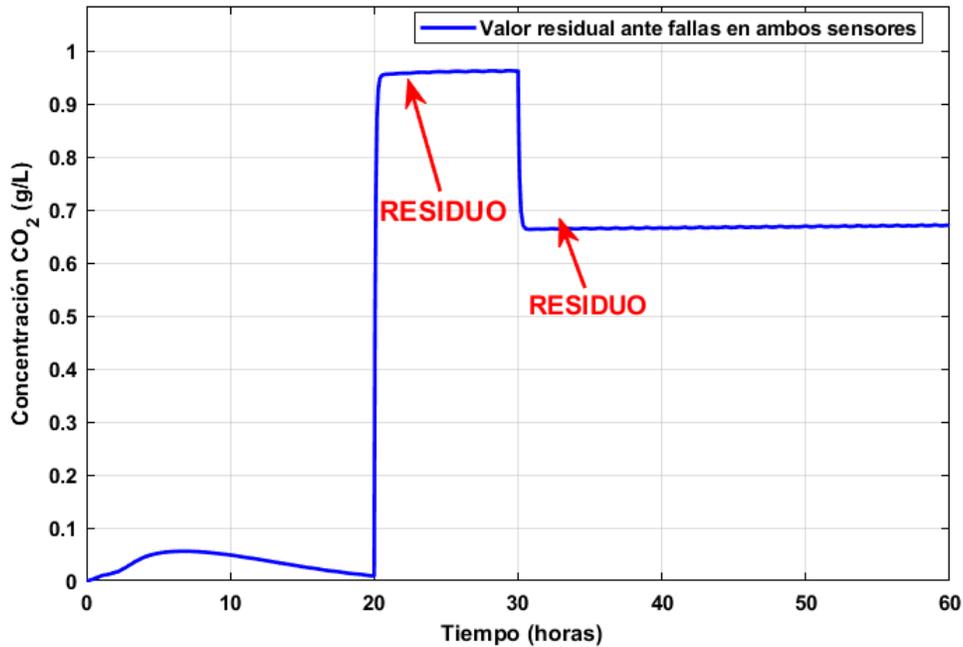


Figura 4.25: Residuos generados ante fallas abruptas en sonda de CO_2 .

Finalmente, se produce la visualización del disparo de dos alarmas en el *Workspace* de Matlab[®], representando la detección de fallas y el diagnóstico en ambos instrumentos de medición, **Figura 4.26**. Para validar la activación de alarmas ante fallas simultáneas se valida con el sensor de turbidez ubicado en línea como redundancia física para la biomasa y la comparación con el modelo matemático como redundancia analítica para validar la señal de concentración de CO_2 .

```
Fallo en ambos sensores.
Magnitud de la falla en sensor de turbidez 1:
1.011029
Magnitud de la falla en la sonda:
0.964503
>>
```

Figura 4.26: Alarmas en ambos sensores con magnitudes de las fallas.

4.2.4. Simulación de fallas incipientes e intermitentes.

Otro tipo de fallas aditivas que pueden presentar los instrumentos de medición además de las abruptas, pueden ser las incipientes y las intermitentes. A continuación, se simulan estas fallas dentro del sistema FDD tomando como ejemplo su influencia en el sensor de turbidez 1.

Primeramente, se muestra el comportamiento del sistema ante una falla incipiente a las 25 horas con pendiente 0.01 (**Figura 4.27**). Este tipo de fallas puede darse por problemas con la potencia del sensor, suciedad o desgaste.

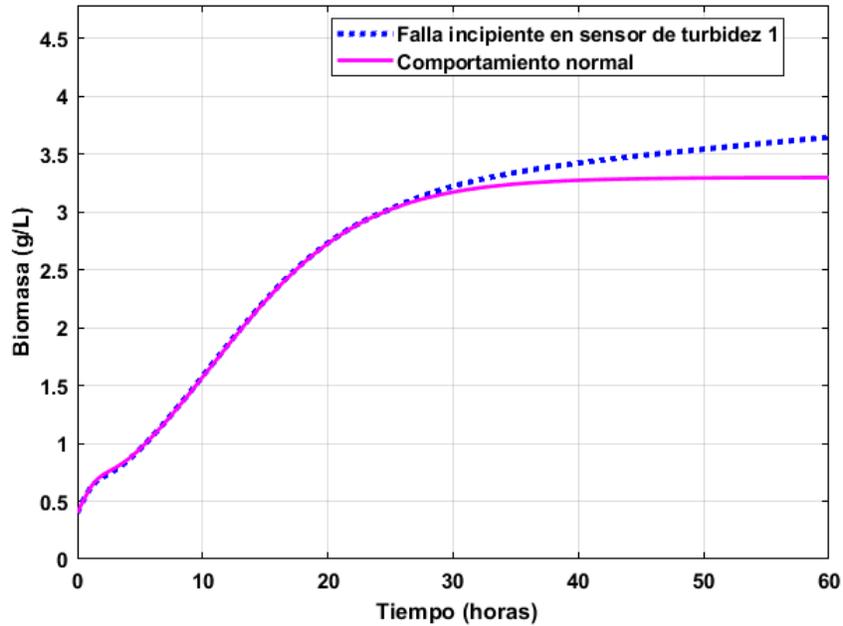


Figura 4.27: Falla incipiente en el sensor de turbidez 1.

El residuo generado muestra la forma de la falla incipiente, la cual se representa con una rampa caracterizada por una desviación con dinámica lenta e incipiente, ver **Figura 4.28**. Para el caso de falla incipiente también se valida la activación de la alarma no solo con el residuo generado entre los dos observadores del banco, sino también con la señal de salida del segundo sensor de turbidez ubicado en línea como redundancia física.

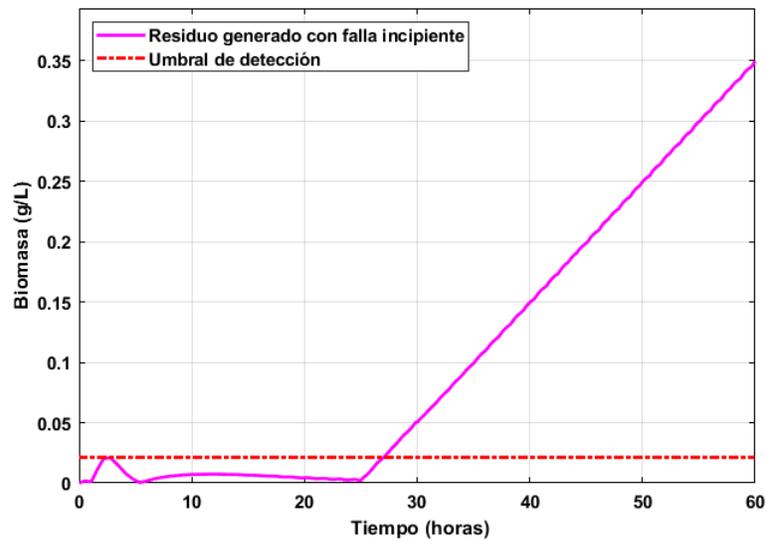


Figura 4.28: Residuo generado ante falla incipiente en sensor de turbidez 1.

Por último, se simula una falla intermitente que aparece a las 20 horas de iniciado el proceso, con amplitud de 0.5 g/L y un período de 3 horas. En la **Figura 4.29**, se muestra el comportamiento del sensor en funcionando normalmente y con la aparición de un fallo intermitente que puede estar dado por muchos factores, entre ellos, problemas de conexión del instrumento.

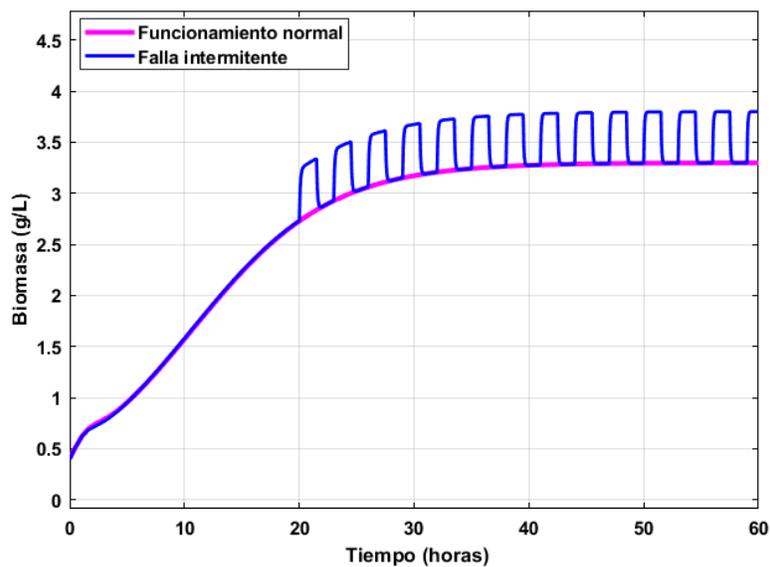


Figura 4.29: Falla intermitente en el sensor de turbidez 1.

Finalmente, en la **Figura 4.30**, se aprecia el valor residual obtenido con el esquema de observadores propuesto, donde se percibe a las 20 horas la aparición de un residuo que sobrepasa el umbral de detección. Para validar esta señal se valida con el segundo sensor de turbidez que también genera un residuo considerable. Con estas dos condiciones de residuos se genera finalmente el disparo de alarma ante falla intermitente.

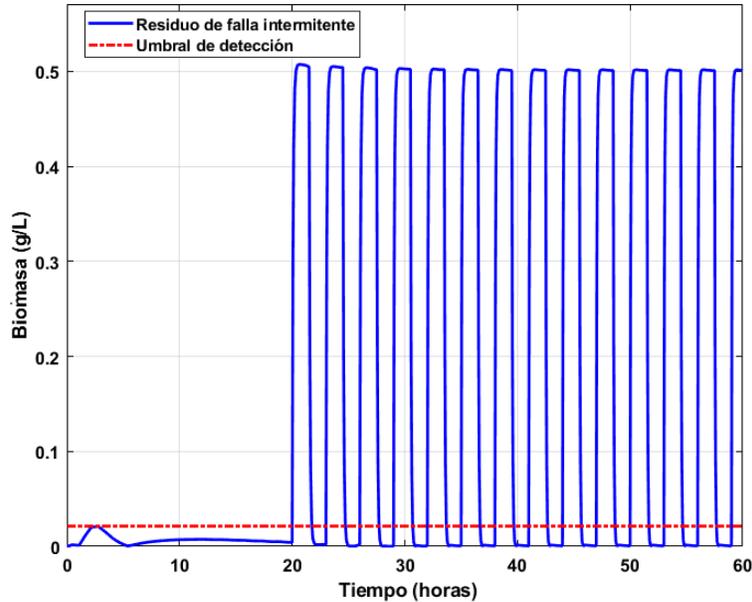


Figura 4.30: Residuo generado ante falla intermitente en sensor de turbidez 1.

4.3. Conclusiones del capítulo

En este capítulo, para el biorreactor operando en lote, se simuló fallas aditivas que pudieran estar presentes en el sensor de turbidez encargado de la estimación de las variables de estado del proceso y en la sonda de CO_2 . Se simuló el malfuncionamiento de los instrumentos de medición de forma individual y simultánea dentro del proceso, mediante fallas del tipo abruptas, incipientes e intermitentes.

Para lograr el aislamiento de fallas, se desarrolló en Matlab[®] un esquema de observadores dedicados (DOS), para generar residuos que serán evaluados posteriormente y comparados con umbrales de detección que activarán las alarmas de anomalías en el sistema. El algoritmo fue validado con métodos de redundancia física y con la dinámica del modelo matemático, para evitar la generación de falsas alarmas. Las técnicas FDD utilizadas, forman parte imprescindible del sistema de monitoreo que será implementado en el biorreactor de forma física y en tiempo real.

Capítulo 5

Sistema de monitoreo en tiempo real con mecanismo FDD para el biorreactor operando en lote.

En el siguiente capítulo, se implementa en tiempo real el mecanismo FDD probado en simulación basado en banco de observadores de estado para diagnosticar fallos en sensores. Se realiza la corrida con el biorreactor operando en lote, a partir de condiciones iniciales con el objetivo de adquirir las mediciones en línea de la turbidez y el CO_2 . Inicialmente, se muestran resultados de la prueba adquiriendo y corriendo el algoritmo en el software de Matlab[®]. Para finalizar se visualiza el sistema de monitoreo ante fallas aditivas en sensores, pero esta vez usando la plataforma Labview[™] *Real Time*.

5.1. Validación del modelo matemático del biorreactor en lote.

Para validar experimentalmente el modelo matemático propuesto, se tienen en cuenta las condiciones iniciales $S_0= 20$ g/L, $X= 0.5$ g/L, $Et= 0.43$ g/L y $CO_2= 0.17$ g/L.

Durante el proceso experimental la temperatura de incubación fue de $30 \pm 3^\circ$ C y la agitación fue de 150 rpm.

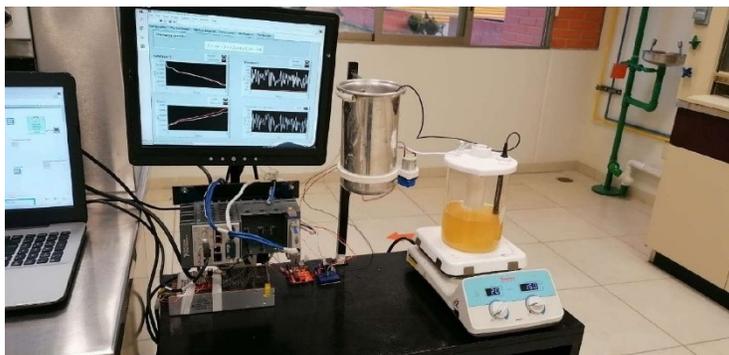


Figura 5.1: Sistema implementado en tiempo real. Imagen extraída de [2]

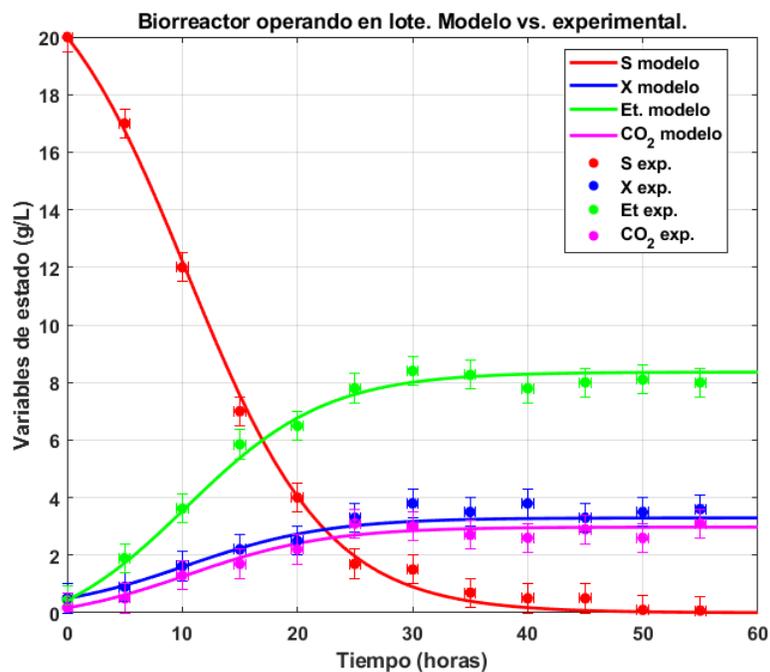


Figura 5.2: Datos experimentales obtenidos en tiempo real.

Para la puesta en marcha del sistema con el mecanismo de diagnóstico de fallos se cuentan con dos sensores de turbidez *TS300B* [22], la sonda *Vernier* de CO_2 , la tarjeta de adquisición de datos My RIO 6008 OEM y el sistema embebido cRIO9030 (ver **Apéndice A** para una caracterización de estas herramientas y el acondicionamiento de las señales).

Primero se realiza la adquisición de señales usando la tarjeta de adquisición de datos para probar el algoritmo en Matlab[®]. Finalmente, ya con el sistema embebido y el *rack* industrial, se hace la corrida usando *Labview*[™].

5.2. Monitoreo en tiempo real.

Para validar el sistema de monitoreo propuesto en tiempo real, se pone en marcha el proceso utilizando como sustrato la glucosa y de biomasa la cepa *Pichia anomala* [48]. El esquema de instrumentación de los elementos dentro del sistema se muestra en la **Figura 5.3**.

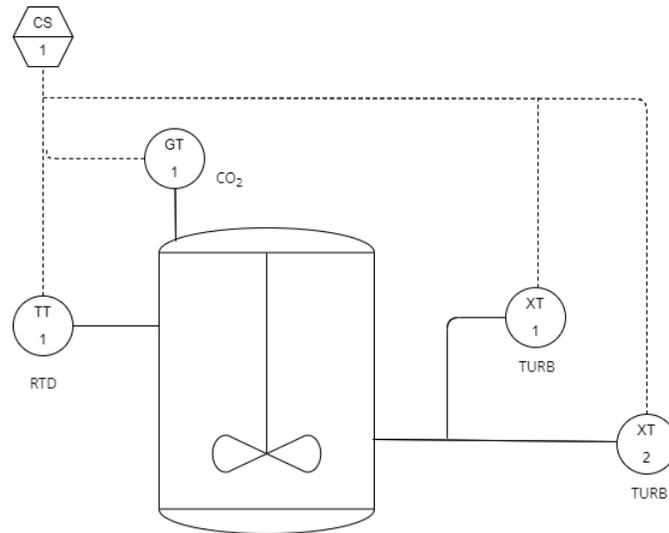


Figura 5.3: Diagrama del proceso según la norma ISA-S5.4.

Podemos definir:

- **XT**: Sensores de turbidez.
- **TT**: Sensor de temperatura.
- **GT**: Sonda de CO_2
- **CS**: Panel HMI

5.2.1. Mecanismo FDD implementado en Matlab[®] en tiempo real. Bio-reactor en lote.

Para la prueba del mecanismo de detección y diagnóstico de fallos en Matlab[®], se realiza la adquisición de las señales de turbidez y concentración de CO_2 en tiempo real (**Figura 5.4**). Se ocupó la *DAQ MyRIO 6008* para la adquisición de las señales.

Por otra parte, la programación del observador con sus respectivas ecuaciones diferenciales se realiza desde Matlab con el comando *ode45*. De la misma manera se programa el mecanismo FDD encargado de analizar el funcionamiento de los instrumentos de medición durante el proceso de fermentación y propiciar el disparo alarmas ante malfuncionamiento de los mismos [8, 60].

A las 15 horas, se perturba la señal del sensor de turbidez 1 con un paso escalón de amplitud 2 g/L tal y como se observa en la **Figura 5.5**. A continuación, se ilustra la salida de los observadores del banco implementado, el primero de ellos estimando la señal de biomasa con falla abrupta a las 15 horas y el segundo de ellos estimando la concentración de biomasa de manera correcta puesto a que no presenta como estrada el sensor de turbidez 1 con falla.

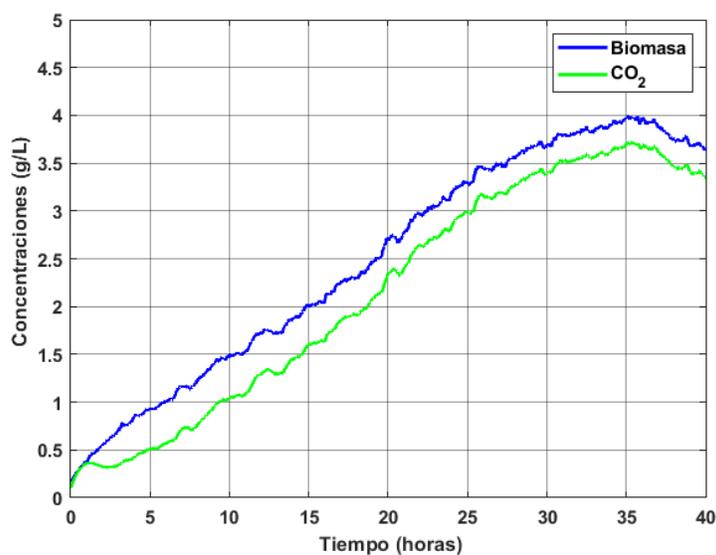


Figura 5.4: Adquisición de las señales de biomasa y CO_2 en tiempo real.

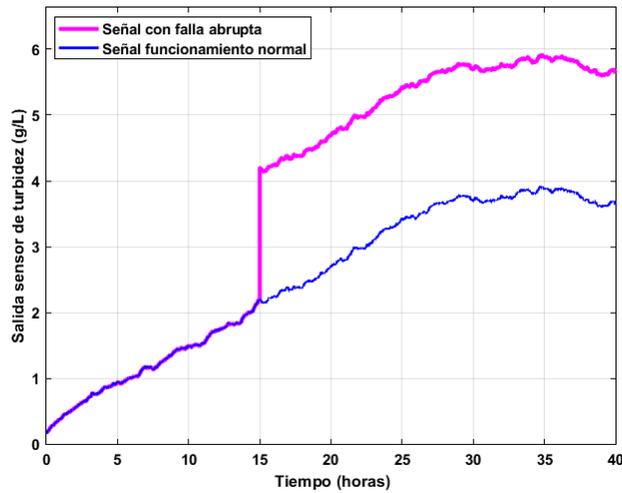


Figura 5.5: Salida del sensor de turbidez 1 con fallas *vs* comportamiento normal.

Ante la ocurrencia de una falla en el sensor, interviene la acción del banco de observadores, quedando como señal con fallas estimada a la salida del observador 1 la señal de la **Figura 5.6**. Recordemos que el primer observador del banco tiene a su entrada la salida del sensor de turbidez que garantiza la estimación de las variables de estado para el monitoreo del proceso.

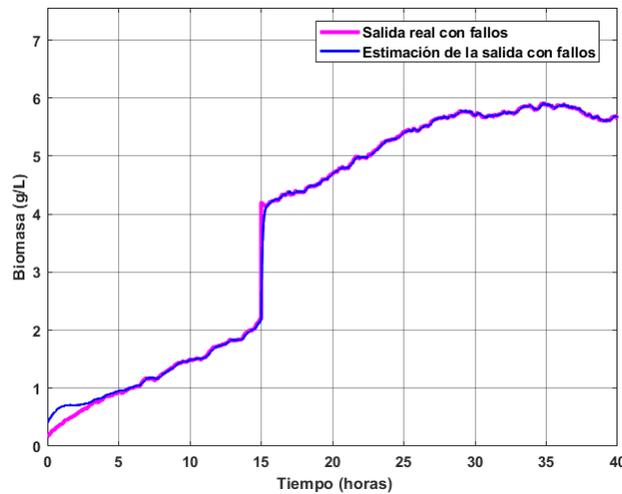


Figura 5.6: Biomasa estimada por observador 1 del banco con falla a su entrada.

A continuación, se muestra el comportamiento de las variables de estado estimadas por el primer observador del banco que estima a través de la salida del sensor de turbidez 1 con fallos.

Como se observa en la **Figura 5.7**, existe un residuo considerable en las variables observadas. Para el restablecimiento de su condición correcta, se debe reemplazar el sensor de turbidez 1 con fallas en el menor tiempo posible ya que de él depende la correcta estimación de las variables que no se pueden medir en línea: concentración de sustrato, etanol y CO_2 . A continuación, se muestra la estimación errónea de las variables de estado cuando ocurre una falla en el sensor de turbidez 1. Esto trae como consecuencia que no se logre el correcto monitoreo de las variables estimadas.

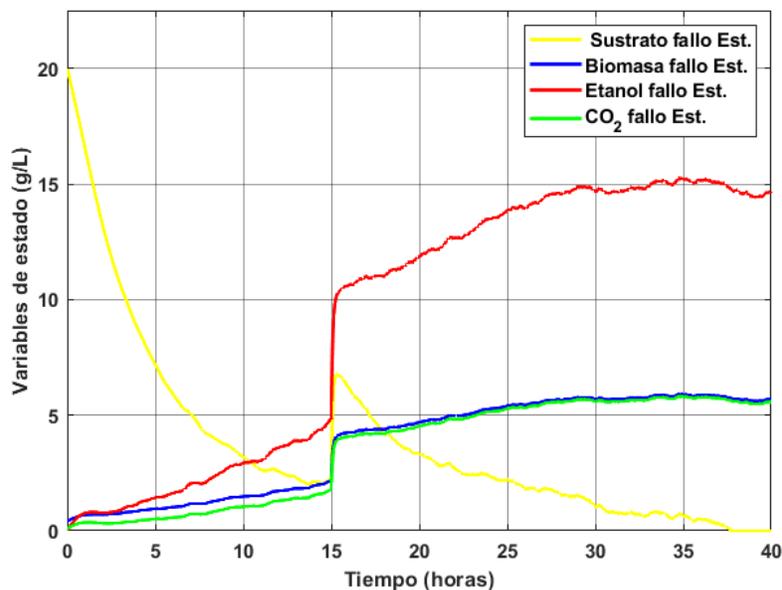


Figura 5.7: Estimación de variables de estado con fallo.

Es interesante mostrar en el caso del segundo observador del banco, que al no contar con la señal fallida del sensor de turbidez 1, sí se llega a la correcta estimación de las tres variables de estado observables para esta salida: sustrato, biomasa y CO_2 (ver **Figura 5.8**).

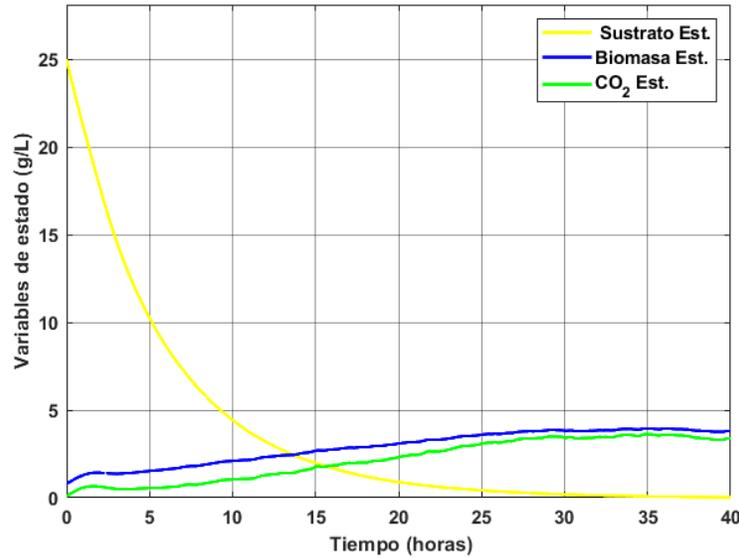


Figura 5.8: Estimación de variables de estado por el segundo observador del banco con entrada la sonda de CO_2 sin fallos.

Al ser la biomasa un estado observable teniendo como salida la concentración de CO_2 , es válido realizar la comparación entre la salida del segundo observador del banco libre de fallos con respecto a la salida del primer estimador con fallos. Con este procedimiento se genera un residuo que indica la ocurrencia de alguna anomalía en el primer sensor. En la **Figura 5.9** se observa un residuo a partir de las 15 horas que es cuando ocurre el fallo abrupto en el sensor de turbidez 1. La señal no vuelve a restablecerse ya que no se hizo el reemplazo del sensor de turbidez 1 durante el tiempo restante del proceso.

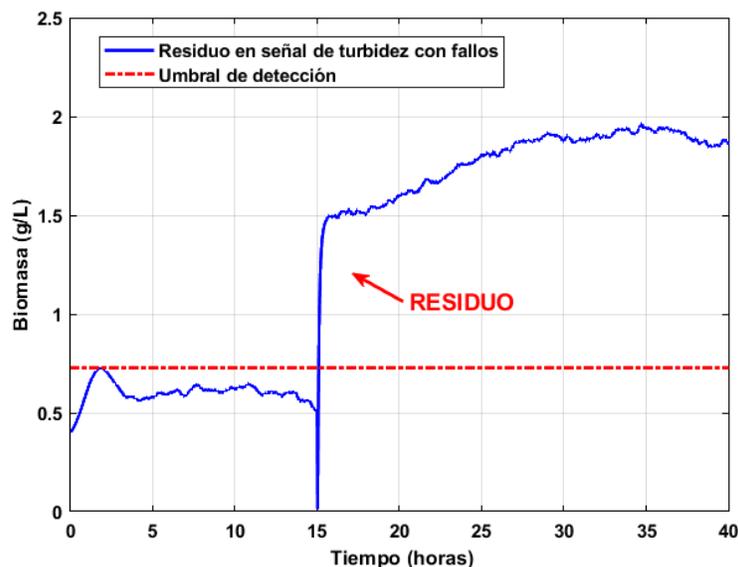


Figura 5.9: Residuo generado ante falla abrupta en el sensor de turbidez 1.

A continuación, se obtuvo el comportamiento del residuo ante fallas incipientes e intermitentes pero esta vez en tiempo real.

En la **Figura 5.10**, vemos la comparación entre el observador 1 con entrada el sensor de turbidez con fallas y el segundo observador que no estima con la medición de biomasa fallida. Se aprecia una desviación gradual en el funcionamiento del sensor a diferencia de la abrupta que se representa con un salto. De la misma manera, en la **Figura 5.11** se observa el residuo de la falla incipiente que empieza a marcar anomalía a partir de las 21 horas aproximadamente debido al avance gradual de la falla. Estas 6 horas de diferencia en la detección de la falla son pocas con respecto a las 60 horas de duración del proceso.

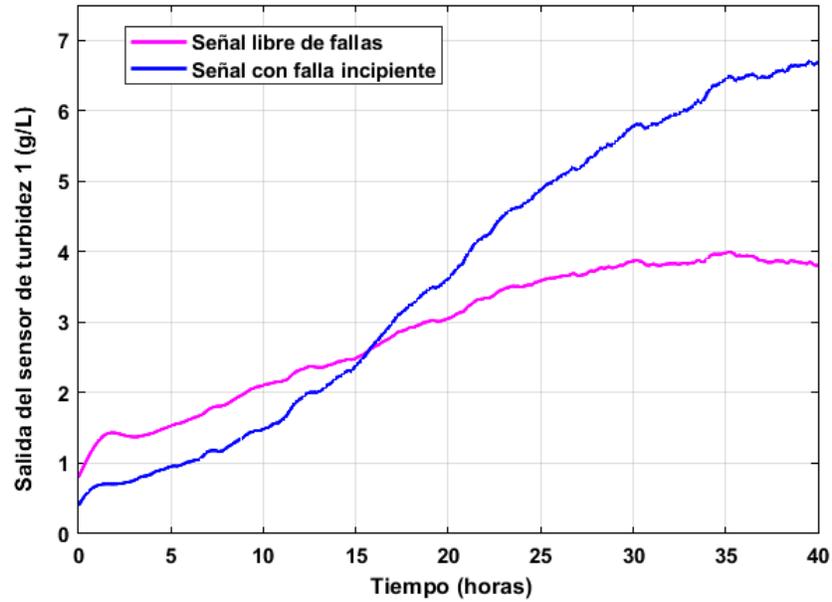


Figura 5.10: Señal del sensor de turbidez con falla incipiente *vs* correcto funcionamiento.

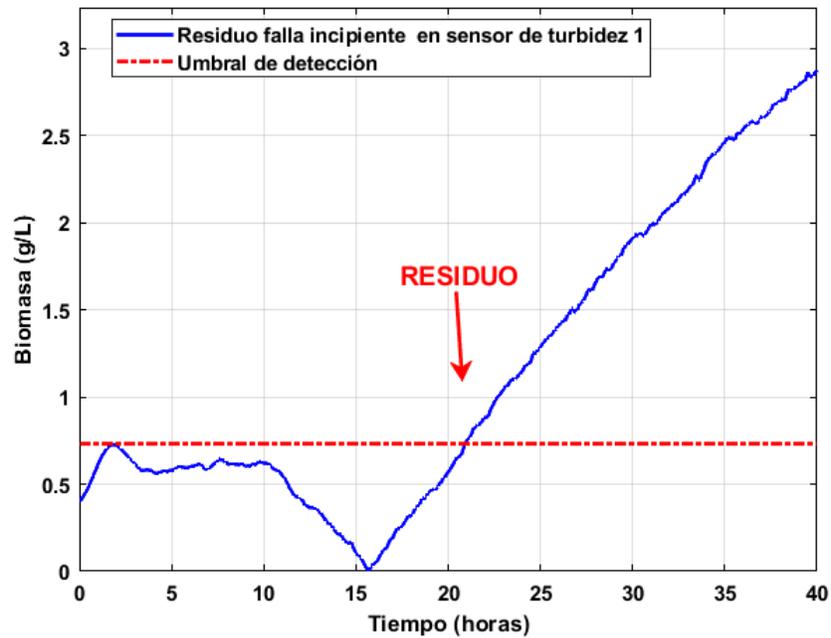


Figura 5.11: Residuo generado ante falla incipiente en el sensor de turbidez 1.

La prueba en tiempo real se realizó también ante falla intermitente debido a errores de conexión con el sensor. A partir de las 10 horas, mostrándose el comportamiento ilustrado a continuación.

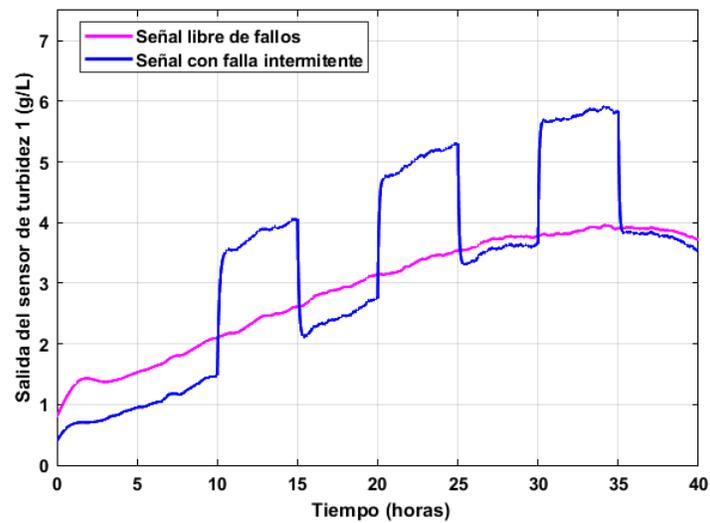


Figura 5.12: Señal del sensor de turbidez con falla intermitente *vs* correcto funcionamiento.

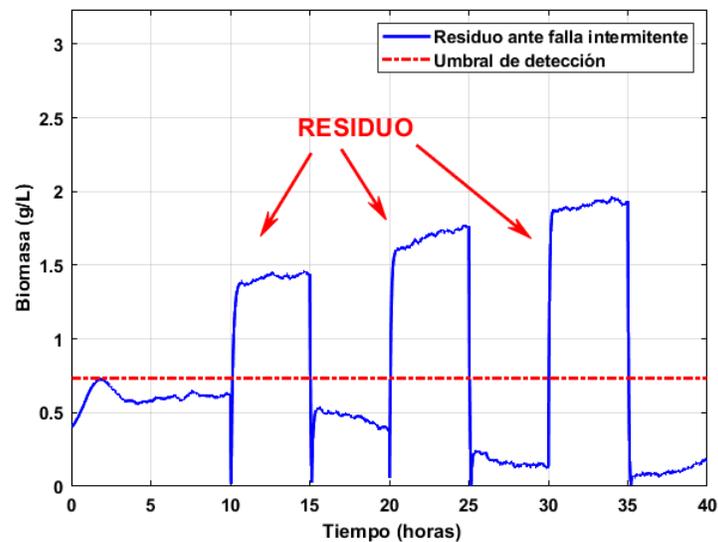


Figura 5.13: Residuo generado ante falla intermitente en el sensor de turbidez 1.

Posteriormente, se probó que el mecanismo funcionara en tiempo real para falla abrupta en

la sonda de CO_2 (**Figura 5.15**) a las 25 horas y con una amplitud de 1 g/L. En la siguiente figura se muestra la salida de cada observador del banco para el diagnóstico de fallas. En magenta se representa la salida del observador 1 que estima con la salida del sensor de turbidez libre de fallos. Por otra parte, la línea azul ilustra el comportamiento a la salida del segundo observador del banco cuya entrada pertenece a la sonda con fallo abrupto.

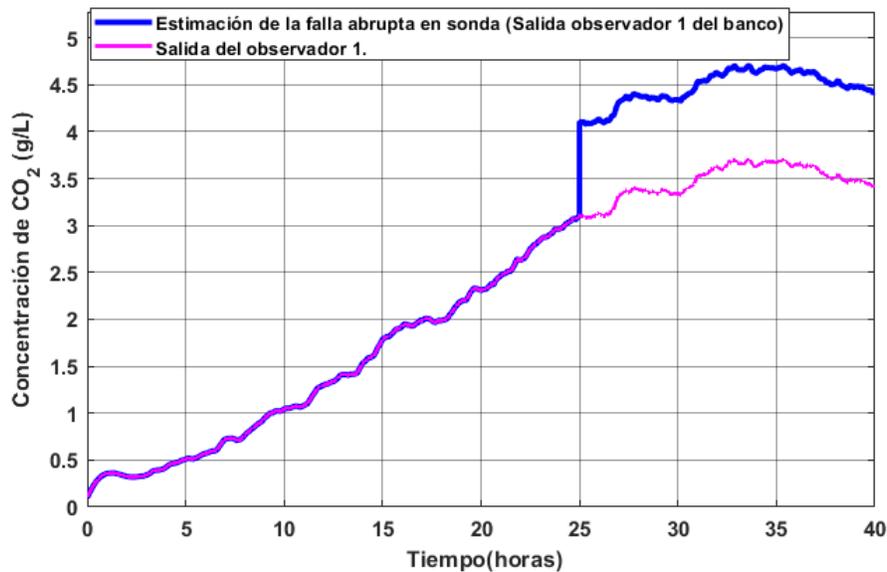


Figura 5.14: Señal de la sonda de CO_2 con falla abrupta *vs* correcto funcionamiento.

A continuación, se observa el comportamiento del residuo generado entre la salida del primer observador con entrada libre de fallos y el segundo observador del banco que sí posee a su entrada la señal de la sonda con malfuncionamiento. Al ser una falla del tipo abrupta ocurre la detección instantáneamente, su comportamiento es brusco y peligroso ya que puede conducir al sistema a la inestabilidad.

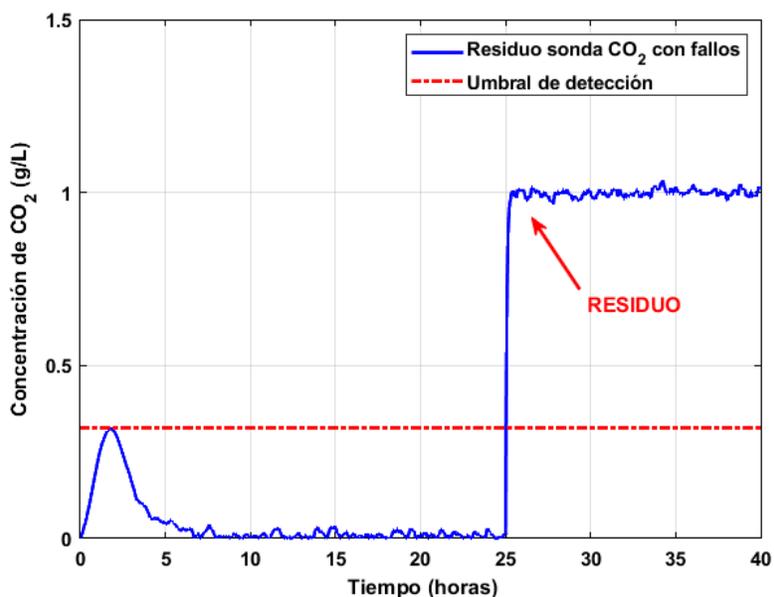


Figura 5.15: Residuo generado ante falla abrupta en la sonda de CO_2 .

Para finalizar, se probó el funcionamiento del mecanismo ante fallas abruptas con ocurrencia simultánea en ambos sensores a las 20 horas de haber iniciado el proceso.

En la **Figura 5.16** se muestran los resultados del comportamiento de las señales de biomasa y CO_2 ante fallas simultáneas. Estas gráficas constituyen las salidas de ambos observadores del banco implementado las cuales son un reflejo de las estimaciones fallidas para estas variables de estado.

En la **Figura 5.17**, se representa el residuo generado entre el primer observador del banco con entradas al sensor de turbidez 1 fallido y la salida del segundo sensor de turbidez para biomasa. Además, se muestra la salida del segundo observador del banco y la dinámica de la concentración de CO_2 según el modelo matemático para dicha variable.

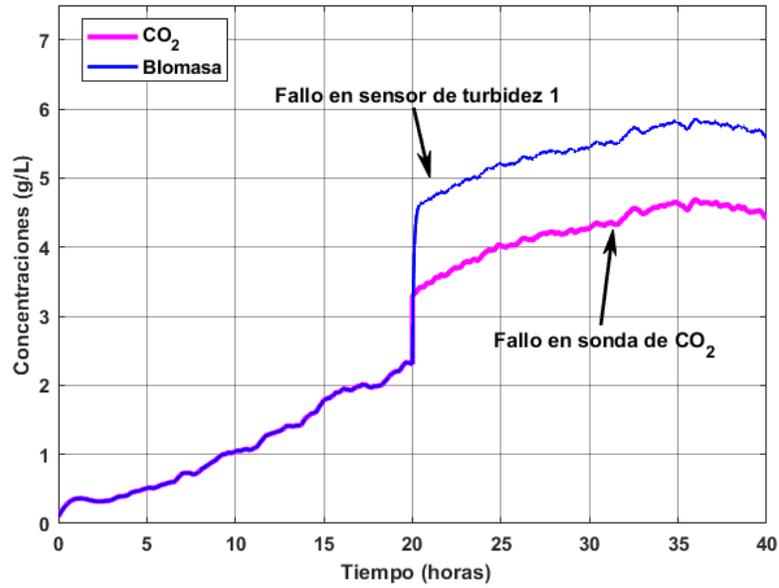


Figura 5.16: Señales estimadas con fallas simultáneas abruptas en sensor de turbidez 1 y en sonda de CO_2 .

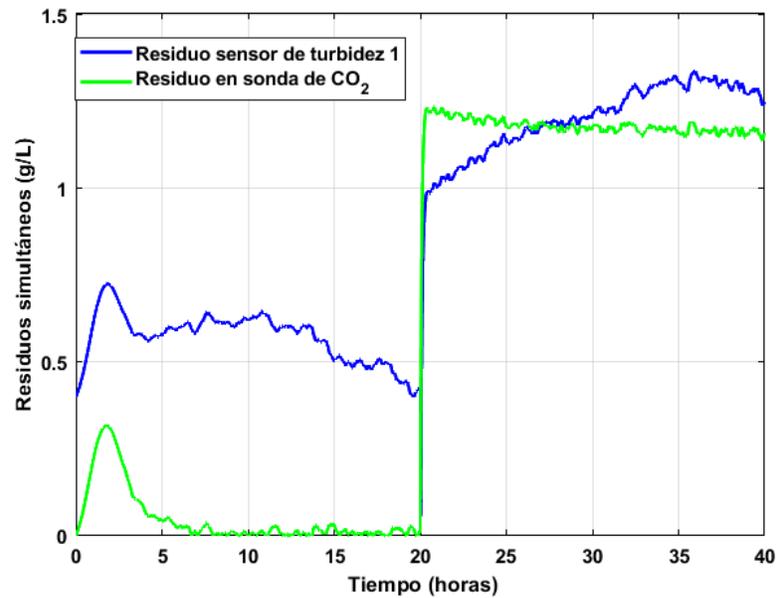


Figura 5.17: Residuo generado por banco de observadores ante falla abrupta en sensor de turbidez 1 y en sonda de CO_2 .

Observadores.	Matriz de ganancias.	C. I.
Observador del sistema.	$L = [-51; -20; -55; -22]$	$[20; 0.4; 0; 0.1]$
Primer observador del banco.	$L = [-51; -20; -55; -22]$	$[20; 0.4; 0; 0.1]$
Segundo observador del banco.	$L = [-0.2; -12; -128.5; -19.8]$	$[25; 0.8; 1.5; 0.1]$

Tabla 5.1: Ganancias de los observadores implementados en tiempo real y condiciones iniciales para biorreactor operando en lote.

Finalmente, mediante un algoritmo de programación, se asocian los residuos generados para cada caso de fallas en sensores con el disparo de alarmas para completar el sistema de monitoreo en tiempo real para uso del personal encargado de supervisar el proceso. Llegados a este punto, podemos concluir que el mecanismo de detección y diagnóstico de fallos basado en esquema de observadores dedicados (DOS), es completamente aplicable y eficiente para detectar anomalías y malfuncionamiento en instrumentos de medición instalados en línea.

Para una mejor visualización de las interfaces HMI programadas, en el siguiente epígrafe se muestran resultados del sistema de monitoreo propuesto, a través de la interfaz de Labview™ *Real Time*. Este desarrollo constituye uno de los aportes más importantes de esta investigación.

5.2.2. Interfaz HMI desarrollada en Labview™.

En esta sección se dará una explicación más ilustrativa del funcionamiento del sistema de monitoreo para detección y diagnóstico de fallos en sensores. Para ello utilizaremos la interfaz de Labview™ *Real Time*, la cual permite establecer un protocolo de comunicación serial con el controlador NI cRIO-9030, en donde se realiza la adquisición y el acondicionamiento de señales de los sensores. Algunas fuentes bibliográficas revisadas que describen casos de monitoreo en bioprocesos fueron: [4, 42, 50, 30, 43, 69].

La interfaz HMI está distribuida en dos pestañas principales: Panel principal y Diagnóstico.

En el **Panel principal (Figura 5.18)** se encuentra una visualización general y sencilla de las variables de estado y de los sensores conectados en línea con el proceso.

En este caso se tienen dos sensores de turbidez, donde el primero de ellos se utiliza como entrada al observador robusto que estimará las concentraciones de sustrato, biomasa, etanol y CO_2 . El segundo sensor de turbidez, se utiliza como entrada al segundo observador de estado del mecanismo FDD implementado. El objetivo es probar que verdaderamente funcione el esquema DOS propuesto para aislar fallas en los sensores, independientemente del proceso. Para este caso se hacen algunas variaciones en la programación, pero la lógica que se sigue es la misma.

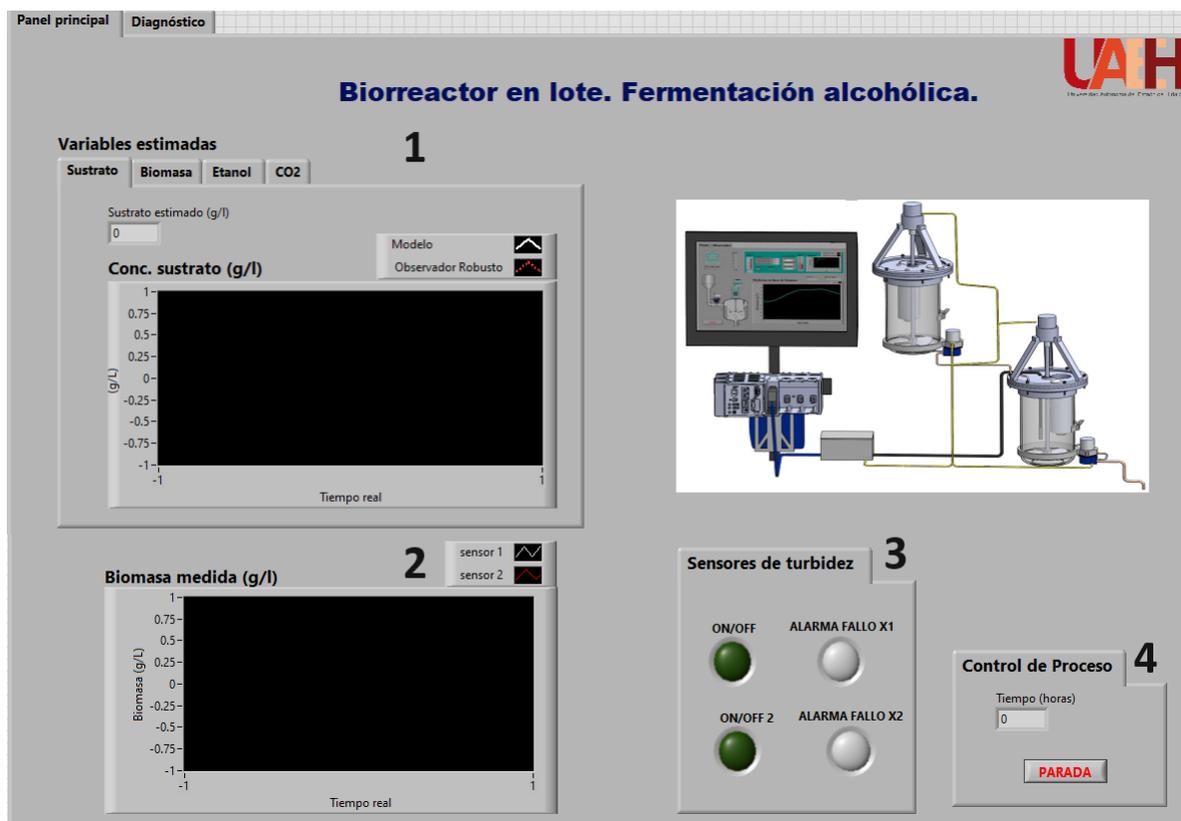


Figura 5.18: Distribución del Panel Principal de la interfaz HMI.

En la sección **1**, se muestra una gráfica con la estimación de cada variable de estado y su representación según el modelo matemático. Se realizó una primera corrida sin ocurrencia de fallos en los sensores, las variables de estado se comportaron como se muestra en la **Figura 5.19**.

En la sección **2**, se dispone de la visualización en tiempo real de las señales de salida de cada sensor de turbidez, convertidas a concentración de biomasa. En la **Figura 5.20**, se muestra la gráfica de las señales de salida de cada sensor cuando tienen un funcionamiento correcto.

Ya en la sección **3**, se visualiza el funcionamiento de los sensores de turbidez, activando alarmas en caso de ocurrencia de anomalías en ellos. Cada sensor tiene asociado un par de lámparas leds. En las de la izquierda se marca el estado de los sensores ON/OFF para detectar si están entregando señal de voltaje o no. Además, en las lámparas de la derecha se visualizan alarmas de sobrepaso asociadas a los valores de cada residuo generado por el banco de observadores.

Finalmente, en la sección **4** de esta pantalla, se muestra el control de la simulación, en donde se indica el tiempo transcurrido en horas y el botón de parada de emergencia.

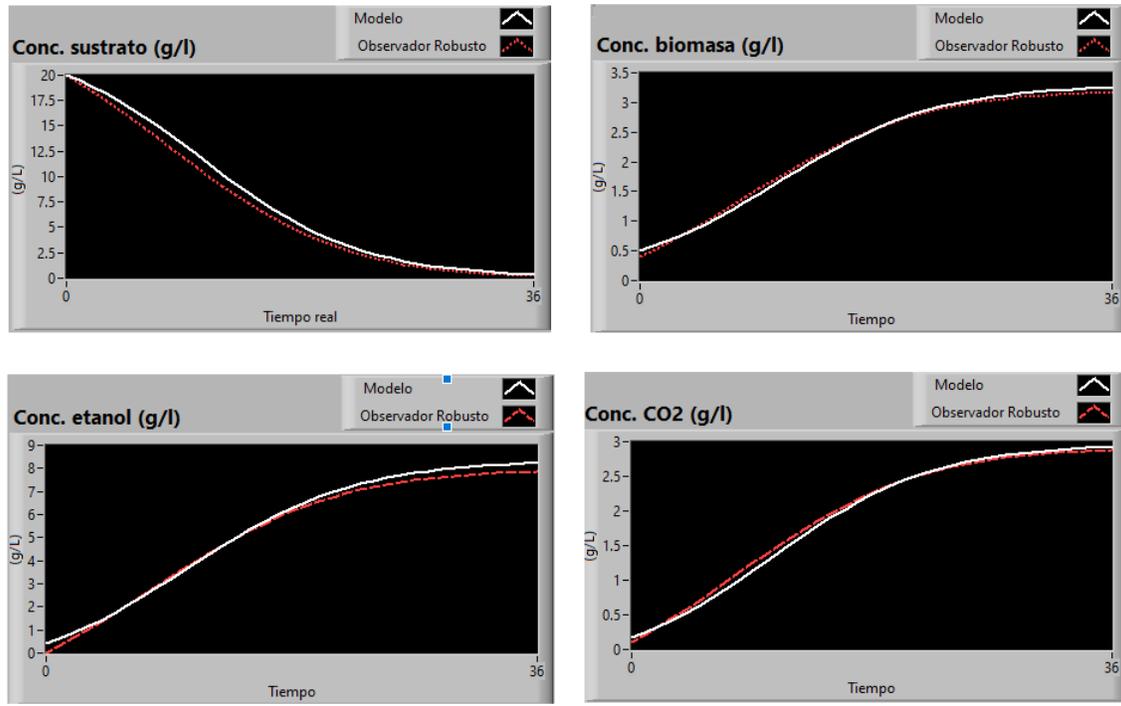


Figura 5.19: Monitoreo de las variables de estado estimadas.

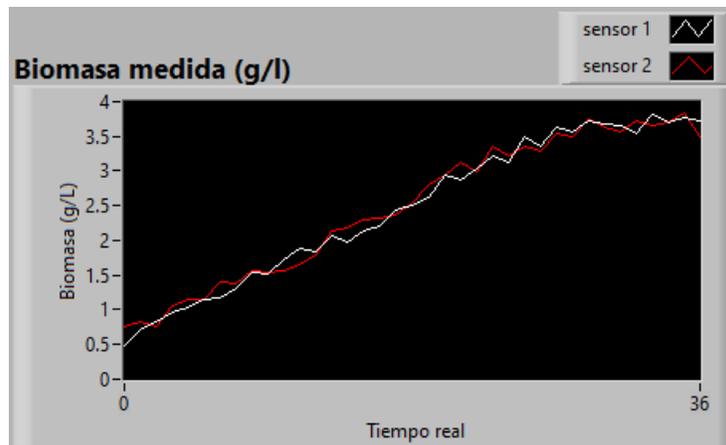


Figura 5.20: Señal en tiempo real de ambos sensores de turbidez.

La segunda pestaña de la aplicación es la de **Diagnóstico**, la cual presenta dos secciones, cada una dedicada al diagnóstico de fallos en los sensores de turbidez. En las **Figuras 5.21, 5.22**, se muestra el funcionamiento de los sensores de turbidez en ausencia de fallas, respectivamente. Estas pestañas muestran una primera gráfica con la señal de cada sensor con respecto a la estimación del banco de observadores. La segunda gráfica muestra el valor del residuo en tiempo real. Del lado izquierdo de esta pantalla se muestra valor numérico del residuo en la estimación y la magnitud del fallo en tiempo real.

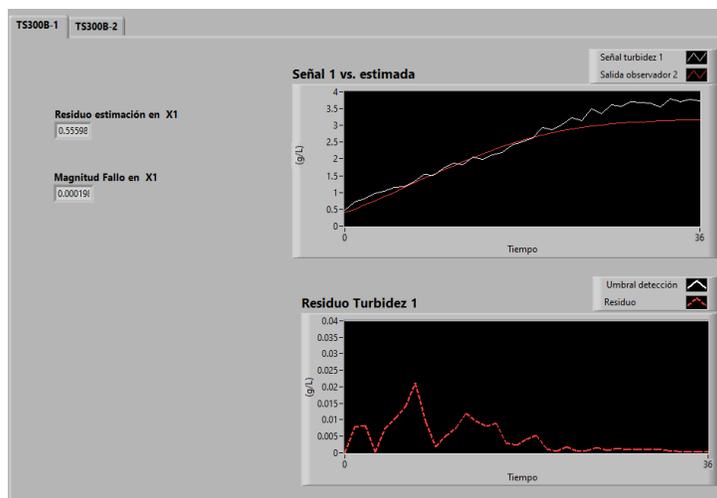


Figura 5.21: Monitoreo del funcionamiento del sensor de turbidez 1.

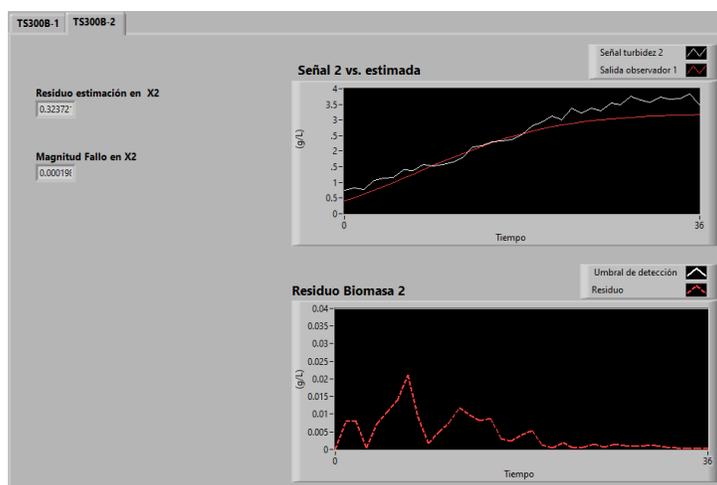


Figura 5.22: Monitoreo del funcionamiento del sensor de turbidez 2.

5.2.3. Programación del algoritmo para sistema FDD.

Como parte de los aportes de este trabajo de tesis, se encuentra la programación del algoritmo de detección y diagnóstico de fallos dentro del sistema de monitoreo. Para lograr este cometido, se utilizó la herramienta Instrumento Virtual (VI) de la aplicación, la cual se divide básicamente en 4 secciones (**Figura 5.23**). La primera comprende la adquisición de las señales de turbidez a través del *Compact RIO 9030* y el acondicionamiento de dicha señal. La señal de turbidez de cada sensor es recibida por los canales AI1 y AI2, respectivamente, las cuales se alimentan a los bloques de estandarización de voltaje. Posteriormente, se envía la señal de voltaje a un bloque que contiene la ecuación de relación de tensión con respecto a la biomasa para finalmente obtener en tiempo real el valor de la concentración de biomasa en g/L.

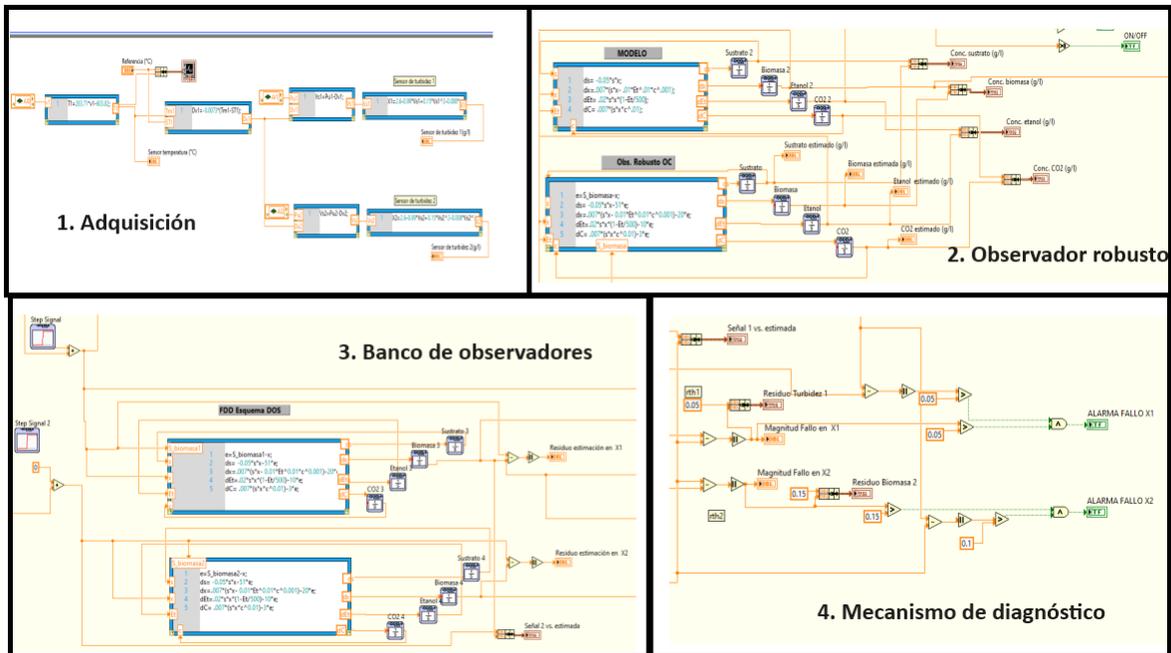


Figura 5.23: Distribución del VI para el monitoreo en tiempo real.

En la segunda sección se programa el observador robusto de orden completo implementado en simulación en el capítulo 3. Se utilizó como matriz de ganancias para todos los observadores $L = [-51; -20; -10; -3]$ para reducir el error y la velocidad de convergencia a medida que pasa el tiempo. Es importante establecer las condiciones iniciales para cada variable de estado en cada bloque integrador. Se utilizan para cada observador $[S_0; X_0; Et_0; CO_{2o}] = [20; 0.4; 0; 0.1]$.

En la sección 3, se programa el banco de estimadores basado en un esquema de observadores

dedicados para detectar fallos. Para finalizar, en la sección 4 se muestra el mecanismo de diagnóstico implementado, (**Figura 5.24**). Este algoritmo está basado en análisis de residuos que son comparados con umbrales de detección para cada sensor.

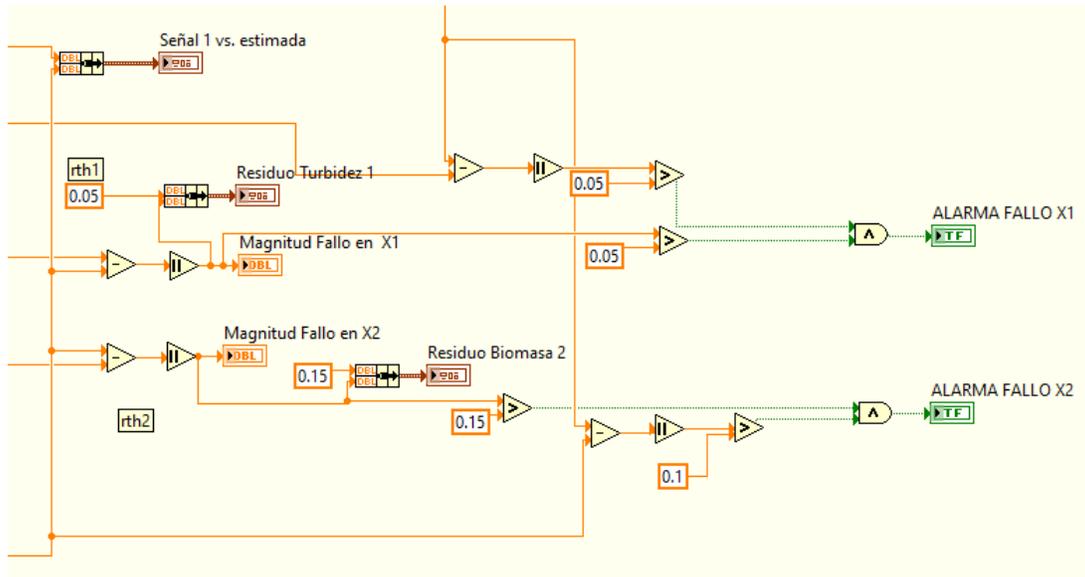


Figura 5.24: Algoritmo de diagnóstico de fallos basado en análisis de residuos.

5.2.4. Resultados del monitoreo en tiempo real del bioproceso.

Durante la corrida se probó el funcionamiento del mecanismo propuesto llevando a cabo el análisis en tres casos de estudio. Es importante destacar que se realizó la inducción de las fallas en los sensores de manera artificial. Las fallas abruptas se generaron como señales paso escalón, las incipientes con la función rampa y las intermitentes con un tren de pulsos.

5.2.5. Caso 1. Falla abrupta en sensor de turbidez 1.

Como se ilustra en la **Figura 5.25** ocurrió una falla abrupta en el sensor de turbidez 1 con amplitud de 2 g/L a las 10 horas de iniciado el proceso. El residuo de estimación es de 1.94 g/L aproximadamente a las 11 horas. En la **Figura 5.26** se observa la desviación en el sustrato a partir de que ocurre la falla y se hace notificar al usuario de la ocurrencia de esta en el sensor 1 para su correspondiente reemplazo por el sensor 2 cuyo funcionamiento correcto se representa en la **Figura 5.27**.

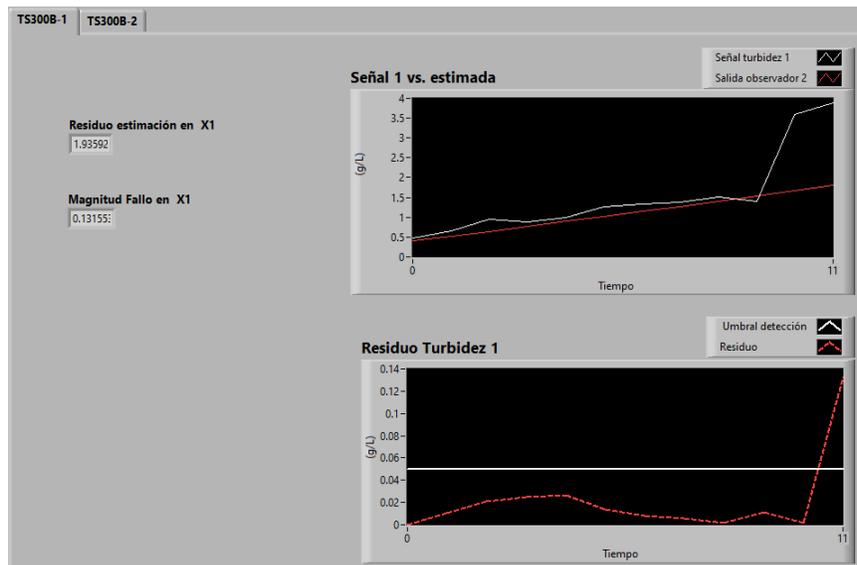


Figura 5.25: Diagnóstico de fallo en sensor de turbidez 1.

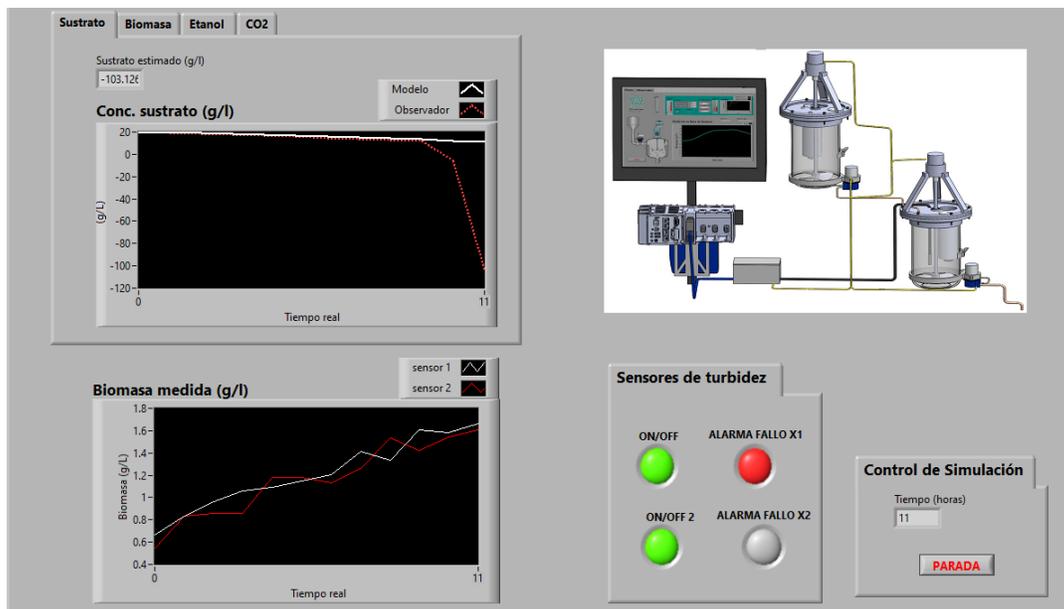


Figura 5.26: Alarma en panel principal ante fallo en sensor de turbidez 1.

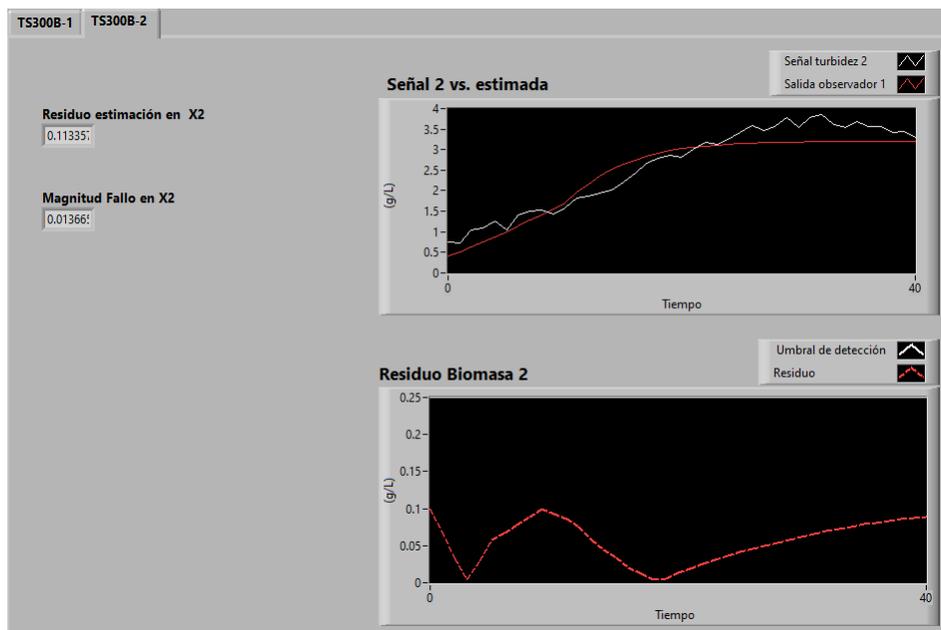


Figura 5.27: Funcionamiento correcto del sensor de turbidez 2 ante fallo en sensor de turbidez 1.

5.2.6. Caso 2. Falla abrupta en sensor de turbidez 2.

A continuación (Figuras 5.28, 5.29), se muestra la reacción del mecanismo de diagnóstico de fallos ante anomalías en el sensor de turbidez 2 con ocurrencia de falla abrupta de amplitud 2 g/L a las 15 horas de iniciado el proceso. En este caso se implementa la afalla en el segundo sensor de turbidez en vez de la sonda de CO_2 , pero el mecanismo es el mismo, y se prueba que funciona de manera correcta para cualquier sensor.

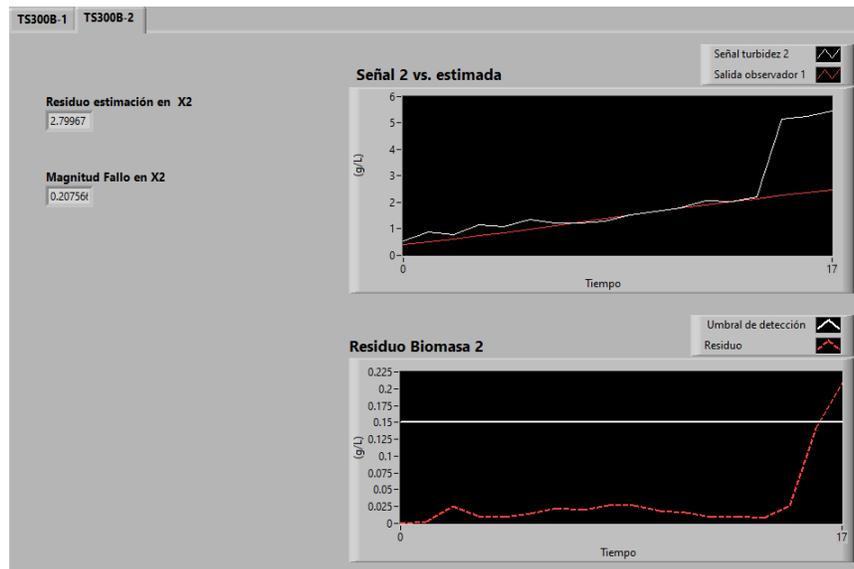


Figura 5.28: Diagnóstico de fallo en sensor de turbidez 2.

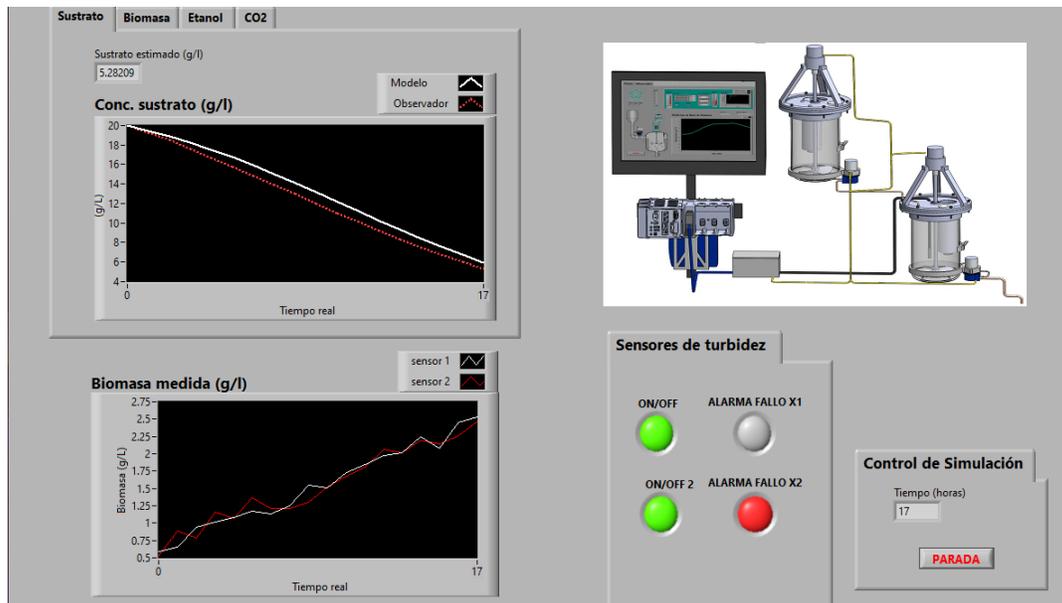


Figura 5.29: Alarma en panel principal ante fallo en sensor de turbidez 2.

5.2.7. Caso 3. Falla abrupta en ambos sensores de turbidez.

Llegados a este punto, se expone el sistema a fallas abruptas ocurridas simultáneamente en ambos sensores de turbidez. La respuesta del mecanismo de detección y diagnóstico de fallos se ilustra a continuación.

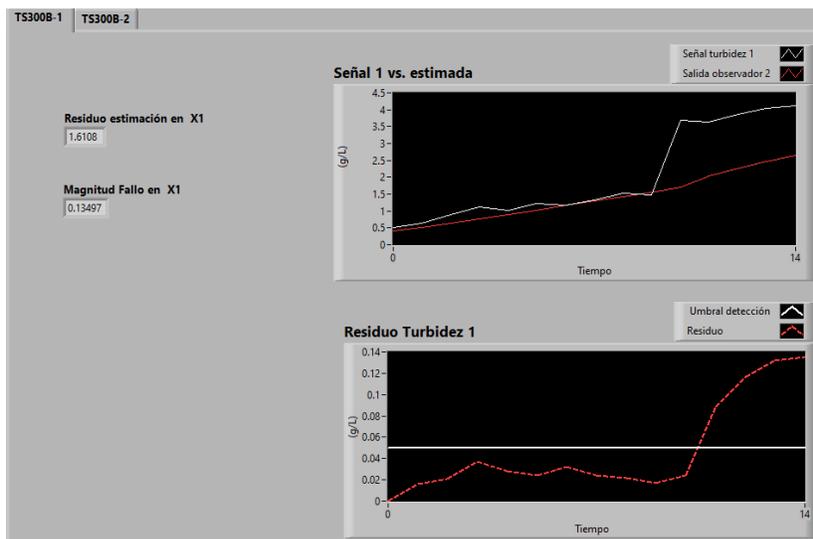


Figura 5.30: Diagnóstico de fallo en sensor de turbidez 1.

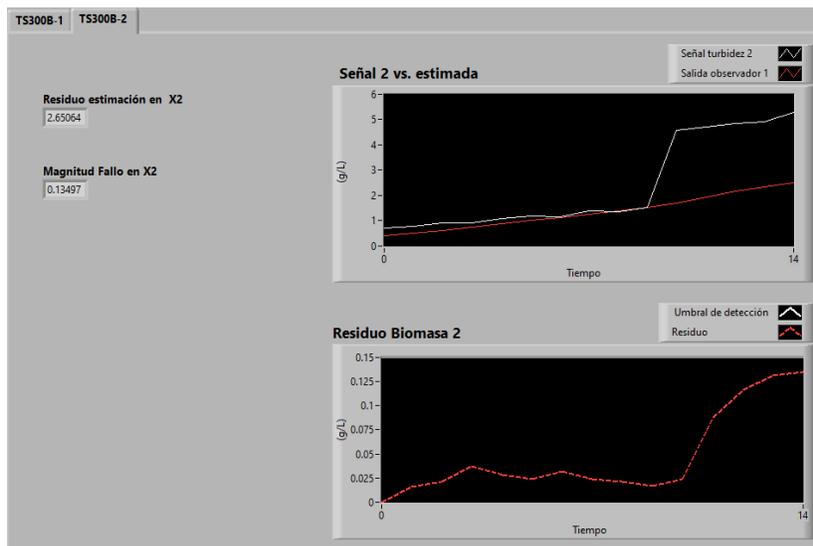


Figura 5.31: Diagnóstico de fallo en sensor de turbidez 2.

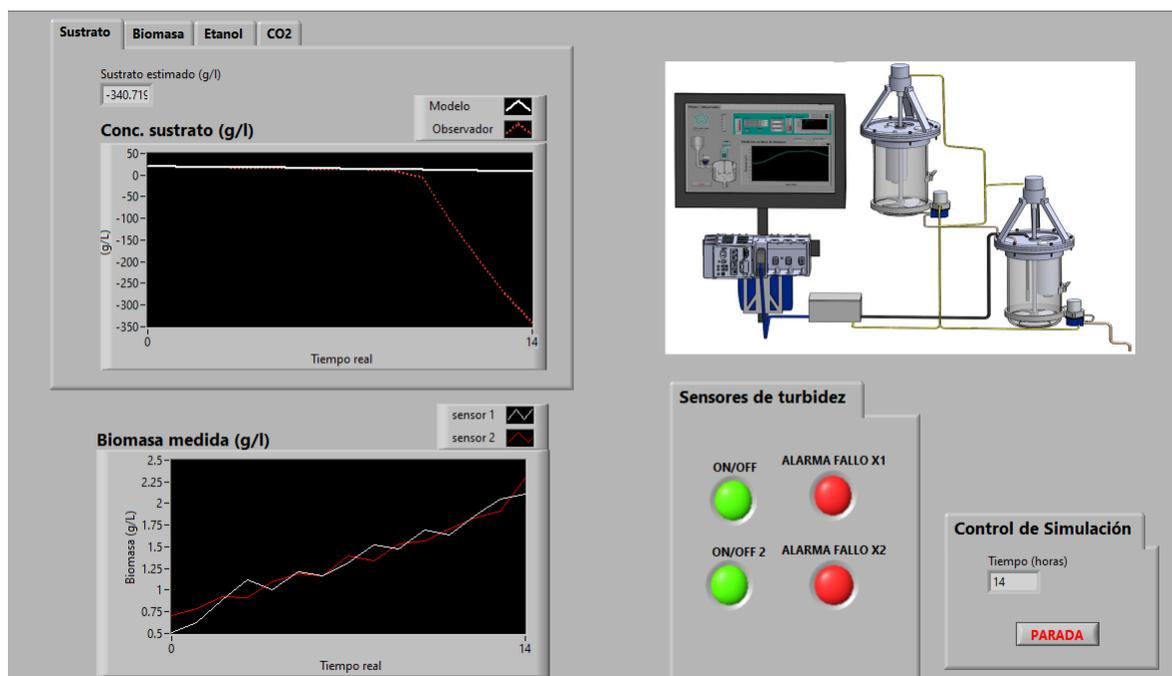


Figura 5.32: Alarma en panel principal ante fallo simultáneo en ambos sensores de turbidez a las 10 horas con amplitud 2 y 4 g/L, respectivamente.

5.3. Conclusiones del capítulo

A modo de conclusión, se puede resumir que fue posible desarrollar mecanismos de detección y diagnóstico de fallos basados en modelo utilizando observadores de estado. Para el biorreactor operando en lote, se tomaron en cuenta fallas aditivas que pudieran estar presentes en el sensor de turbidez y la sonda de CO_2 , ocurriendo de forma individual o simultánea dentro del proceso. Para lograr este cometido, se desarrolló en simulación un esquema de observadores dedicados (DOS), los cuales generan residuos que serán evaluados posteriormente y comparados con umbrales de detección para activar la aparición de anomalías en el sistema. Este mecanismo DOS, es validado con métodos de redundancia física y con la dinámica del modelo matemático, posibilitando tanto el aislamiento como la estimación de fallas. Las técnicas FDD utilizadas, forman parte imprescindible del sistema de monitoreo que será implementado en el biorreactor de forma física y en tiempo real. De esta manera, el usuario tendrá un conocimiento acertado del proceso y podrá intervenir en la toma de decisiones de manera temprana ante la desviación de variables de proceso o mal funcionamiento de los instrumentos de medición.

Capítulo 6

Conclusiones generales y trabajos futuros.

6.1. Conclusiones generales

1. Se desarrolló una cinética en laboratorio que nos permitió analizar el comportamiento de la planta a escala semi-piloto y proponer dos modelos matemáticos que representen la cinética de consumo de sustrato, biomasa, dióxido de carbono y etanol, en el proceso de fermentación por lote y continuo.
2. Fue imprescindible realizar el análisis de observabilidad para ambos modelos (lote y continuo), basado en el criterio de la matriz de observabilidad. Concluyendo que a partir de la medición de concentración de biomasa tomándola como salida del sistema, es posible garantizar la observabilidad completa del vector de estado.
3. El desempeño de los observadores en simulación fue analizado según los criterios de la integral del error IAE, ISE, ITAE. Concluyendo que el observador que mejor desempeño en respuesta tuvo fue el Robusto Adaptable de orden completo para el biorreactor operando en lote y continuo.
4. Se pudieron instrumentar y validar los sensores de turbidez y la sonda de CO_2 para el biorreactor operando en lote. El sensor de turbidez, a pesar de que es sensible a variaciones de luz y temperatura, mostró un buen desempeño para cuantificar la concentración de biomasa en línea.
5. Se logró la adquisición y el correcto procesamiento de las señales utilizando DAQ MyRIO 6008 OEM y el NI cRIO 9030. Además, se asociaron las señales de turbidez y concentración de CO_2 a las estrategias de estimación en línea para el biorreactor operando en lote. Se utilizaron plataformas como Matlab[®] y Labview[™] para el *rack* industrial. Las estructuras de observación seleccionadas mostraron un buen desempeño al momento de realizar la estimación de los estados del fermentador con la señal de biomasa como medición disponible.

6. Fue posible desarrollar mecanismos de detección y diagnóstico de fallos basados en modelo utilizando observadores de estado. Para el biorreactor operando en lote, se tomaron en cuenta fallas aditivas que pudieran estar presentes en el sensor de turbidez y la sonda de CO_2 , ocurriendo de forma individual o simultánea dentro del proceso. El mecanismo de esquema de observadores dedicados (DOS) propuesto, fue complementado con métodos de redundancia física y con la dinámica del modelo matemático, posibilitando tanto el aislamiento como la estimación de fallas en tiempo real de manera eficiente.
7. De esta manera, el usuario logra un correcto monitoreo y un conocimiento acertado del proceso que le permitirá la intervención en la toma de decisiones de manera temprana ante la desviación de variables de proceso o mal funcionamiento de los instrumentos de medición.

6.2. Trabajos futuros.

1. Implementar el sistema FDD propuesto para operación del biorreactor en continuo.
2. Se propone incorporar el control a lazo cerrado de variables de proceso importantes que no están modeladas como la temperatura, el pH, la velocidad de agitación y la concentración de hidrógeno.
3. Vincular el control de variables de proceso con observación de variables de estado, además incluir el mecanismo de detección y diagnóstico de fallos en sensores, válvulas y en variables de proceso, unificados en un sistema de monitoreo compacto.
4. Proponer otros algoritmos para solucionar fallas basados en sistemas metaheurísticos y redes neuronales.

6.3. Publicaciones de este trabajo.

1. López, P.A., Meneses, P., Castañeda, E., and Aguilar, R. Book entitled: *Towards Green Hydrogen Generation. In Part 4: Green Hydrogen Generation, Chapter 2: In-situ monitoring for the bio-hydrogen production using a low-cost sensor.* Which will be published in 2024 at Wiley.
2. Meneses, P., López, P.A., Peña, V., Lucho, C., R. Book entitled: *New Trendings on Data Analysis Techniques and Its Applications.*, Chapter 1: *Design of a novel algorithm for fault detection based in a dedicated observer scheme and multi-objective optimization for bioethanol production.* Accepted for publication by Springer.

3. Meneses, P., López, P.A., Ordaz, J.P., Cornejo, E., Romero, H., *Dedicated observers for sensors fault detection and diagnosis in real-time for bioethanol production*. En proceso de revisión.

6.4. Reconocimientos.

1. Seminario del posgrado en Ciencias en Automatización y Control (10 de noviembre de 2023) con el tema: **Observadores de estado en un bioproceso de fermentación alcohólica**.
2. Seminario del posgrado en Ciencias en Automatización y Control (19 de abril de 2024) con el tema: **Algoritmo de detección y diagnóstico de fallos aplicado a sensores**.
3. Participación en la difusión del Programa Educativo de la Licenciatura en Ingeniería de Control Automático y Robótica, dentro del marco de la Expo Universitaria, los días 14 y 15 de febrero del 2024.
4. Participación en la ponencia magistral denominada **Implementación de un sistema de monitoreo basado en observadores de estado para producir bioetanol utilizando residuos agroindustriales**, en el marco de la semana de divulgación de la ciencia del Área Académica de Computación y Electrónica.

Bibliografía

- [1] Perspectivas agrícolas 2021-2030. 2021.
- [2] R. Aguilar, E. Alvarado, F. Thalasso, and P. López. Monitoring ethanol fermentation in real time by a robust state observer for uncertainties. *Chemical Engineering Technology*, 02 2024.
- [3] R. Aguilar, P.A. López, and R. Femat. Unit intensification for exothermic chemical reactors via minimum stabilization time. *Chemical Engineering Science*, 289, 2024.
- [4] R. Aguilar, B. Ruiz, M.I. Neria, E. Rangel, O. Santos, and P.A. López. State estimation based on nonlinear observer for hydrogen production in a photocatalytic anaerobic bioreactor. *International Journal of Chemical Reactor Engineering*, 15(5), 2017.
- [5] E. Alcorta and P.M. Frank. Analysis of a class of dedicated observer schemes to sensor fault isolation. pages 60 – 65 vol.1, 10 1996.
- [6] E. Alvarado, R. Aguilar, M.I. Neria, T. Romero, V.J. Robles, and P.A. López. A novel kinetic model for a cocoa waste fermentation to ethanol reaction and its experimental validation. *Preparative Biochemistry and Biotechnology*, 53:167–182, 2023.
- [7] E. Alvarado, J.L. Mata, P.A. López, R.A. Garrido, F. Pérez, and R. Aguilar. Comparative analysis of a family of sliding mode observers under real-time conditions for the monitoring in the bioethanol production fermentation. 8(9):446, 2022.
- [8] L. Amabilis, A. Rodríguez, R. Baray, I. Robles, V. Gonzalez, and P. López. Robust fractional control based on high gain observers design (rnfc) for a spirulina maxima culture interfaced with an advanced oxidation process. *Open Chemistry*, 21(1):145–150, 2023.
- [9] E. Bernardi and E.J. Adam. Diseño de observadores para la detección y diagnóstico de fallas aplicados a la industria de procesos. Master’s thesis, Universidad Tecnológica Nacional, 2020.
- [10] R. Büchi. *PID Parameter Tables for Time-Delayed Systems, Found with Learning Algorithms According to Minimum IAE, ITAE and ISE Criteria*, pages 219–230. 09 2022.

- [11] V.P. Caballero, P.A. López, O.G. García, and A. Morales. Experimental validation off-line a nonlinear controller for removal of chromium using non-living cells of *Yarrowia lipolytica*. *Preparative Biochemistry and Biotechnology*, 2024.
- [12] P. Cabaneros, H. Feldman, M.M. Iglesias, H. Junicke, Kjøbsted J., and K.V. Gernaey. Benchmarking real-time monitoring strategies for ethanol production from lignocellulosic biomass. *Biomass and Bioenergy*, 2021.
- [13] J. Chen and R. Patton. *Robust Model-based Fault Diagnosis for Dynamic Systems*. 01 1999.
- [14] V. Chimmiri and R. Karri. *Optimal state and parameter estimation for fault detection and diagnosis of a nonlinear batch beer fermentation process, in: Optimal State Estimation for Process Monitoring, Fault Diagnosis and Control*. Springer, 2022.
- [15] G. Ciccarella, M. Dalla, and A. Germani. A luenberger like observer for nonlinear systems. *International Journal of Control*, 57(3):537–556, 1993.
- [16] D. Cortez, H. Hernández de León, and B. López. Diagnóstico de fallas mediante observadores por modos deslizantes: aplicado a un reactor biodiésel. In *Memorias del Congreso Nacional de Control Automático*.
- [17] C.I. Criollo and J.P. Valdés. Enfoques basados en observadores de estados para el diseño de filtros de detección de fallas en una clase de procesos industriales. Technical report, Universidad Politécnica Salesiana, 2021.
- [18] J.W. Delgado, J. Soler, and J.A. Peña. Aplicación de los modelos cinéticos logístico integrado y gompertz modificado para la producción de bioetanol en procesos fermentativos a partir de mucílago de cacao ccn-51. *Jornada de Jóvenes Investigadores del I3A*, 2019.
- [19] M. Diaz, V. Chaccara, G. Aquije, R. Atoche, V. Villanueva, C. Gamarra, and O. Samanamud. *Supervision, control, and data acquisition system of a heat exchanger, in: Indonesian Journal of Electrical Engineering and Computer Science*, volume 28, pages 155–164. 2022.
- [20] P.M. Doran. *Bioprocess Engineering Principles*. Acribia S.A, 1998.
- [21] D. Erdogmus, A. Umut, and J.C. Príncipe. A neural network perspective to extended luenberger observers. *Measurement and Control*, 35(1):10–16, 2002.
- [22] G. Flores, A. Rodríguez, L. Amabilis, V. González, O. Hernández, and P.A. López. A turbidity sensor development based on nl-pi observers: Experimental application to the control of a sinaloa’s river spirulina maxima cultivation. *Open Chemistry*, 18(1):1349–1361, 2020.
- [23] M. Flores. Detección y estimación de fallas en sistemas singulares lpv con aplicación a una columna de destilación, 2012.

- [24] J. Gertler. Structured residuals for fault isolation, disturbance decoupling and modelling error robustness. Technical report, School of Information Technology and Engineering. George Mason University, 1992.
- [25] A.I. González and V. Moreno. *Introducción a la automatización en los sistemas de producción*. Editorial Felix Varela, Cuba, 2017. ISBN: 978-959-07-1289-0.
- [26] A.J. González and O. Perez. Diseño de sistemas embebidos para automatización. 10 2022.
- [27] A.P. González, L. Diaz, P. Padmasree, and S. Hernández. Extended luenberger observer for a biodiesel production process with heterogeneous catalyst. *Memorias del Congreso Nacional de Control Automático*, 5:238–243, 10 2022.
- [28] E.A. Gómez. Comparación del desempeño de estimadores de estado para la predicción de variables en un biodigestor. Master’s thesis, Universidad Autónoma del Estado de Hidalgo, 2020.
- [29] J. Hernandez, R. Medina, and M. Hernandez. Instrumentation and design of a supervisory system for an anaerobic biodigestor. In *2012 IEEE International Symposium on Alternative Energies and Energy Quality (SIFAE)*, pages 1–6, 2012.
- [30] D.J. Hernández, B. Camacho, E. Ríos, J. Alarcón, and P.A. López. Modelling and multi-objective optimization for simulation of hydrogen production using a photosynthetic consortium. *International Journal of Chemical Reactor Engineering*, 18(7), 2020.
- [31] D.J. Hernández, P.A. López, and S. Carrillo. Experimental and kinetic study for lead removal via photosynthetic consortia using genetic algorithms to parameter estimation. *Environmental Science and Pollution Research*, 25:21286–21295, 2018.
- [32] R. Isermann. Process fault detection based on modeling and estimation methods- a survey. *Automática*, 1984.
- [33] S. Joshi, Sharma A. Sen, R. and, and P.A. Salam. *Status and Future Challenges for Non-conventional Energy Sources*. Springer, 2022.
- [34] R.E. Kalman. On the general theory of control systems. *IFAC Proceedings Volumes*, 1(1):491–502, 1960. 1st International IFAC Congress on Automatic and Remote Control, Moscow, USSR, 1960.
- [35] M.A. Kumar. *Biosensors and Automation for Bioprocess Monitoring and Control*. PhD thesis, Lund University, 2011.
- [36] K.N. Loayza. Determinación de las condiciones óptimas de fermentación para la obtención de bioetanol a partir del hidrolizado ácido de la corteza del cacao proveniente de la industria cacaotera del ecuador. Master’s thesis, Universidad Politécnica Salesiana, 2022.

- [37] D. Luenberger. An introduction to observers. *Automatic Control, IEEE Transactions on*, 16:596 – 602, 01 1972.
- [38] P. López, J. Cuervo, V. Robles, G. Del C Rodriguez, V. Pérez, and T. Romero. Development of a novel kinetic model for cocoa fermentation applying the evolutionary optimization approach. *International Journal of Chemical Reactor Engineering*, 14(5-6):1201–1209, 2018.
- [39] P. López, M. Neria, and R. Aguilar. Cadmium concentration stabilization in a continuous sulfate reducing bioreactor via sulfide concentration control. *Chemical Papers*, 67(3):326–335, 2013.
- [40] P.A. López, E. Alvarado, D.J. Hernández, F.J. Martinez, and E. Jiménez. *Chapter 4. A Generic Mathematical Model for Pest Control with Time Delay Dynamics Based on Silico Approaches*. In book: *Biology, Behavior and Ecology*. Nova, Science and Technology, 2023.
- [41] P.A. López, F.A. Cuevas, R.V. Gómez, and R. Aguilar. Improving bioethanol production via nonlinear controller with noisy measurements. *Chemical Engineering Communications*, 202(11):1438–1445, 2015.
- [42] P.A. López, R.A. Lopez, and R. Femat. Control in bioprocessing: Modeling, estimation and the use of soft sensors. *John Wiley and Sons*, 2020.
- [43] P.A. López, M. López, Núñez.C., H. Mukhtar, R. Aguilar, and V. Peña. A novel nonlinear sliding mode observer to estimate biomass for lactic acid production. *Chemical Product and Process Modeling*, 18(4):565–580, 2023.
- [44] P.A. López, R.A. López, and R. Femat. State estimation and observers. part ii: Observability and control concepts. in control in bioprocessing. control in bioprocessing: Modeling, estimation and the use of soft sensors. *John Wiley and Sons Ltd*, 7:501–512, 2020.
- [45] P.A. López, I. Neria, and R. Aguilar. A mathematical model for cadmium removal using a sulfate reducing bacterium: *Desulfovibrio alaskensis* 6sr. *Int J Environ R*, 7:501–512, 2013.
- [46] P.A. López, I. Neria, and R. Aguilar. A biotechnological alternative in the cadmium removal at high concentration: *Desulfovibrio alaskensis* 6sr. *Int J Environ Sci Technol*, 12:1975–1986, 2015.
- [47] P.A. López, M.I. Neria, and R.A. López. Increasing the bio-hydrogen production in a continuous bioreactor via nonlinear feedback controller. *International Journal of hydrogen energy*, 40(48):17224–17230, 2015.
- [48] P.A. López, C. Peña, C. Ruiz, and R. Aguilar. Increasing of lipid productivity in microalgae cultures via dynamic analysis and closed loop operation. *European Chemical Bulletin*, 6(4):145–150, 2017.

- [49] P.A. López, H. Puebla, H. Velázquez, and R. Aguilar. Comparison tools for parametric identification of kinetic model for ethanol production using evolutionary optimization approach. *International Journal of Chemical Reactor Engineering*, 14(6):1201–1209, 2016.
- [50] P.A. López, A.E. Rodríguez, O. Hernández, L.E. Amabilis, R. Baray, and J. Leon. Design of a robust sliding mode controller for bioreactor cultures in overflow metabolism via an interdisciplinary approach. *Open Chemistry*, 20(1):120–129, 2022.
- [51] A. Martinez, A. Alvarado, R. Posada, J. Méndez, B. González, and O. Sandoval. Dedicated observer scheme for fault diagnosis and isolation in instruments of an anaerobic reactor. *Procedia Technology*, 7:173–180, 03 2013.
- [52] M.I. Neria, P.A. López, and R. Aguilar. Partial control of a continuous bioreactor: Application to an anaerobic system for heavy metal removal. *Chemical Engineering Communications*, 2016:7, 2015.
- [53] K. Ogata. *Ingeniería de control moderna*. 2010.
- [54] F.A. Ortega, O.A. Pérez, and E.A. López. Comparación del desempeño de estimadores de estado no lineales para determinar la concentración de biomasa y sustrato en un bioproceso. *Información tecnológica*, 26(5):35–44, 2015.
- [55] A. Pérez and J.A. Venegas. Producción de bioetanol en México: Implicaciones socio-económicas. *Revista Internacional Administración y Finanzas*, 2017.
- [56] M. Rafay. Wireless biosensor system electronics for real time monitoring of bioreactor cell culture properties. Technical report, Instituto de Tecnología de Georgia, 2022.
- [57] S.G. Rahul, R. Chitra, A. Vulichi, S. Palla, and O. Reddy. *Virtual Instrumentation Based Graphical User Interface for Fermentation Bioprocess Monitoring Using LabVIEW*. In: *Innovations in Mechanical Engineering*. Springer Nature Singapore, 2022.
- [58] S.J. Reyes, Y. Durocher, P.L. Pham, and O. Henry. Modern sensor tools and techniques for monitoring, controlling, and improving cell culture processes. *Processes*, 2022.
- [59] S.J. Reyes, Y. Durocher, P.L. Pham, and H. Olivier. Modern sensor tools and techniques for monitoring, controlling, and improving cell culture processes. *Processes*, 10(2), 2022.
- [60] A.E. Rodríguez, Y. Bustos, V. González, P.A. López, O. Hernández, and L.E. Amabilis. A fractional high gain nonlinear observer design application for rivers environmental monitoring model, journal = *Mathematical and Computational Applications*,. 2020.
- [61] T. Romero, J. Cuervo, J. Robles, E. Rangel, and P.A. López. Experimental and kinetic production of ethanol using mucilage juice residues from cocoa processing. *International Journal of Chemical Reactor Engineering*, 16, 2018.

-
- [62] L.S. Rösner, W. Franziska, J. Gernot, and S. Beutel. Sensors and techniques for on-line determination of cell viability in bioprocess monitoring. *Bioengineering*, 9(12), 2022.
- [63] IFAC SAFE-PROCESS. Bibliography database, 2013.
- [64] C.R. Soccol, M. Rigon, L. Porto de Souza, A. Bianchi, L.A. Junior, and W. Sturm. *Data acquisition systems in bioprocesses*. 2012. DOI: 10.5772/48466.
- [65] B. Sánchez and R. Rojas. Detección y diagnóstico de fallas utilizando estructuras de transición robusta. *Revista Técnica de la Facultad de Ingeniería. Universidad de Zulia*, 2005.
- [66] F. Talebnia, D. Karakashev, and I. Angelidaki. Production of bioethanol from wheat straw: An overview on pretreatment, hydrolysis and fermentation. *Bioresource Technology*, 2010.
- [67] E.D. Tamayo. Sistema embebido basado en sensores de bajo costo utilizando un observador de estado adaptable para el monitoreo de biogás, 2021.
- [68] E.D. Tamayo, J.P. Ordaz, P.A. López, I. Gonzalez, and J.L. Hernández. Observador robusto de orden reducido aplicado a un biodigestor. *Pädi Boletín Científico De Ciencias Básicas E Ingenierías Del ICBI*, 10:48–56, 2022.
- [69] E. Vallejo and P.A. López. Strong chemical absorption of CO_2 and N_2 on a five-vacancy graphene surface. *Solid State Communications*, 356, 2022.
- [70] J.V. Villarroel, G.d.C.O. Angulo, and B. Briones. Degradación de azúcares reductores del mucílago de cacao para la producción de bioetanol. *Revista Facultad de Ingeniería*, 2022.

Apéndice A

Propuesta de instrumentación.

A continuación, se proponen los medios técnicos de automatización que se necesitaron para la puesta en marcha del biorreactor con los algoritmos propuestos. Se describen las características técnicas del *hardware* utilizado y otras particularidades de los *softwares* de desarrollo empleados.

A.1. Instrumentos de medición.

Los instrumentos de medición juegan un papel vital dentro de un lazo de control. De ellos depende que se efectúe un correcto control y monitoreo de las variables de proceso. Por tanto, es necesario que la información que brinden sea precisa y rápida según los requerimientos del sistema. La correcta calibración de estos dispositivos es esencial para garantizar esta labor y garantizar el buen desempeño dentro del proceso, [52].

A.1.1. Sensor de turbidez *TS300B*.

Para este sensor se llevó a cabo su calibración ya que constituirá la entrada de nuestros observadores de estado.

Características técnicas:

- Voltaje de operación: 5V.
- Corriente de operación máxima: 40 mA.
- Tiempo de respuesta: 500 ms.
- Salida analógica: 0- 4.5V.
- Salida digital: Nivel bajo/alto.
- Temperatura: 5°C-90°C.



Figura A.1: Sensor de turbidez *TS300B*.

A.1.2. Sensor de temperatura *WZP Pt100*.

Características técnicas:

- Rango de operación: -100 a 400 °C.
- Presición: ± 0.3 °C.
- Material de sonda: Acero inoxidable.
- Resistencia a 0°C: 100 Ω .
- Resistencia al agua.



Figura A.2: Sensor de temperatura *WZP-Pt100*.

A.1.3. Sensor de nivel *HC-SR04*.

Características técnicas:

- Voltaje de operación: DC 5V.

- Corriente de salida: 15 mA.
- Frecuencia de trabajo: 40Hz.
- Rango de trabajo: 2cm - 4m.
- Ángulo de medición: 15°.
- Señal de *Trigger*(entrada): 15 uS (pulso TTL).
- Señal de *Echo*(salida): Señal de *Trigger*(entrada)y el rango en proporción.

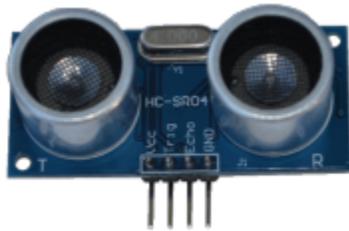


Figura A.3: Sensor de nivel *HC-SR04*.

A.1.4. Sensor de hidrógeno *MQ-8*.

Características técnicas:

- Tipo de sensor: Semiconductor.
- Voltaje de operación: $5V \pm 0.1V$.
- Rango de detección: 100 1000 ppm (H₂ gas).
- Resistencia de carga RL: Ajustable.
- Voltaje de salida: $V_s=2.5 \text{ a } 4 \text{ V}$.
- Resistencia del calentador: $33 \Omega \pm 5 \%$.
- Temperatura: $20^\circ\text{C} \pm 2^\circ\text{C}$.
- Humedad: $55 \% \pm 5 \% \text{ RH}$.



Figura A.4: Sensor de hidrógeno *MQ-8*.

A.1.5. Sonda de pH *Vernier*.

Características técnicas:

- Tipo de sensor: Cuerpo de policarbonato.
- Tiempo de respuesta: 90 % de lectura final en 1s.
- Rango de detección: pH 0-14.
- Exactitud: ± 0.2 unidades de pH.
- pH isopotencial: pH=7 (punto en el cual la temperatura no tiene efecto.)



Figura A.5: Sonda de pH *Vernier*.

A.1.6. Sonda de CO_2 *Vernier*.

Características técnicas:

- Tipo de sensor: Sensor de gas que mide la radiación infrarroja de CO_2 .
- Rangos de detección: Bajo (0-10,000 ppm, Alto (0-100,000 ppm).
- Voltaje de operación: $5\text{V} \pm 0.25\text{V}$.
- Temperatura normal de operación: $25^\circ\text{C} \pm 5^\circ\text{C}$.
- Rango de humedad: 5 al 95 %.

Figura A.6: Sonda de CO_2 Vernier.

A.2. Adquisición de datos.

La adquisición de las señales que entregan los sensores se realiza a través de la tarjeta de adquisición de datos del fabricante *National Instruments*.

A.2.1. Tarjeta de adquisición *MyRio6008 OEM*.

Características técnicas:

- Bus: USB.
- Voltaje de entrada: $\pm 1V$ a $\pm 20V$.
- Frecuencia de muestreo máxima: 10 kS/s.
- Frecuencia de salida: 150 Hz.
- Voltaje de salida: 0-5V.
- Entradas analógicas: 8 entradas simples, 4 diferenciales.
- Salidas analógicas: 2.



Figura A.7: Tarjeta de adquisición *MyRio6008 OEM*.

A.2.2. Módulo de adquisición Vernier Arduino *SparkFun*.

Características técnicas:

- Puertos: 2 puertos para sensores analógicos (BTA sockets) y 2 para digitales (BTD sockets).
- Botón de reset, indicador LED..
- Cuenta con un multiplexor para trabajar con ambos canales.
- Microcontroladores compatibles: SparkFun Arduino RedBoard, Arduino UNO, Arduino Leonardo e Intel Galileo.

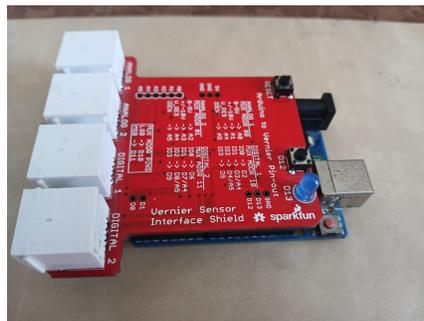


Figura A.8: Módulo de adquisición Vernier Arduino *SparkFun*.

A.2.3. Controlador CompactRIO-9030.

Características técnicas:

- CPU Dual-Core, FPGA Kintex-7 70T, 4 ranuras.

- Frecuencia de trabajo: 1.33 GHz.
- DRAM: 1 GB
- Puertos: 2 RJ-45 Gigabit Ethernet de tres velocidades, dos USB host, un dispositivo USB y dos RS-232 seriales.



Figura A.9: Cable USB *Manufacturer Part Number 184125-02*.

A.2.4. Cable USB *Manufacturer Part Number 184125-02*.



Figura A.10: Cable USB *Manufacturer Part Number 184125-02*.

A.3. Diagrama de conexiones.

A continuación, se muestra el diagrama de conexiones físicas del sistema utilizando inicialmente una tarjeta de adquisición de datos (Fig. A.11). De esta manera se lleva a cabo la obtención de las señales entregadas por los instrumentos de medición para realizar el acondicionamiento mediante el uso de filtros. Posterior a esto, se visualiza la dinámica de las variables en la interfaz HMI para la interacción con el usuario y su monitoreo, [19].

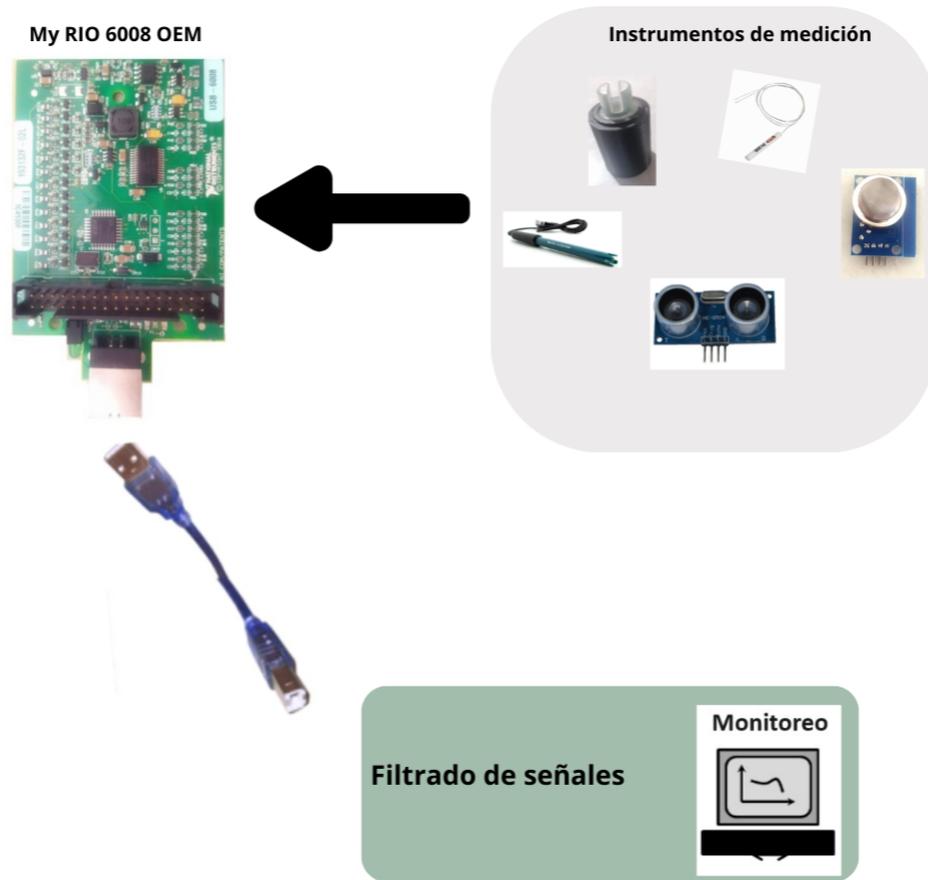


Figura A.11: Diagrama de conexiones físicas.

A.4. Interfaces hombre-máquina (HMI).

Para llevar a cabo un monitoreo adecuado de las variables de proceso, se requiere en primer lugar que las mediciones entregadas por los instrumentos de medición sean precisas y se visualicen cumpliendo con los requerimientos temporales del sistema, [62]. Para el caso de estudio, los sensores de biomasa y pH fueron correctamente calibrados para lograr este cometido. La plataforma de desarrollo principal tanto de la programación como de las interfaces es el *LabVIEW™2023* de *National Instruments*.

Una vez que la señal en voltaje es adquirida (A.12), se realiza la conversión en la unidad de medida del sensor. Para este caso (Fig. A.13), se visualiza la conversión correspondiente al sensor

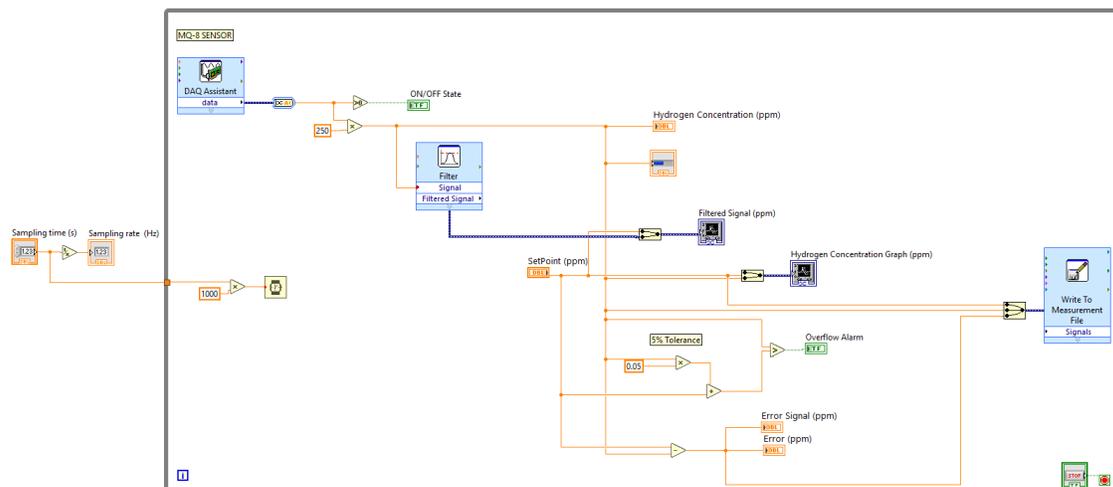


Figura A.13: Diagrama de programación.

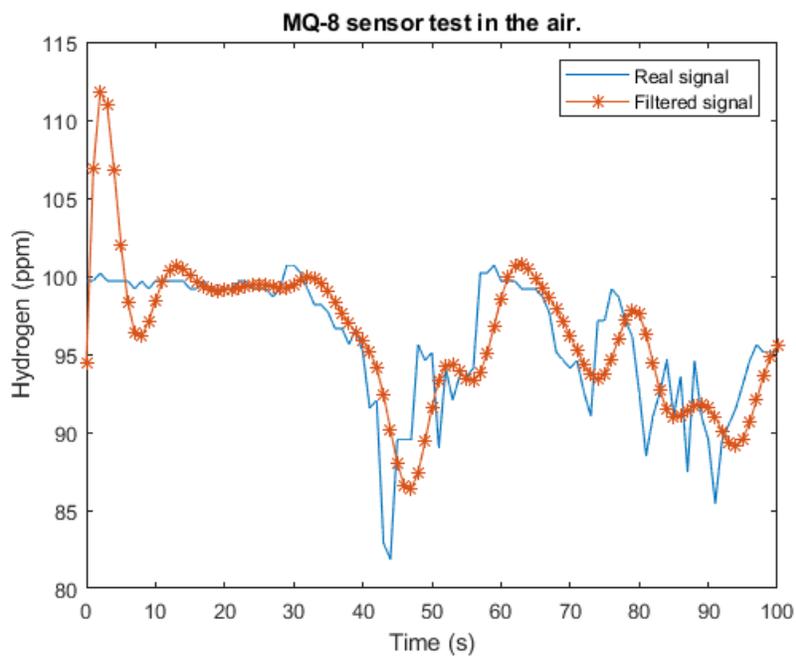


Figura A.14: Filtrado de la señal. Concentración de hidrógeno (ppm).

Posteriormente, se diseñó una interfaz hombre-máquina (Fig. A.15) en la plataforma Lab-

VIEW™ para mostrar al usuario una visualización amigable del proceso industrial y así facilitar el monitoreo en tiempo real de las variables de proceso, [57]. La interfaz diseñada tiene tres partes fundamentales. La primera se basa en completar datos del proceso, donde se muestra el valor de la variable de proceso a monitorear (concentración de hidrógeno para este caso) en el biorreactor y su respectivo error respecto a *setpoint*. Además, también se debe indicar el período de muestreo en el que operará el sistema y en base a ello, se define la frecuencia de muestreo del proceso.

Por otro lado, el proceso se monitorea mediante una alarma que indica sobrepaso de señal respecto a la referencia, teniendo en cuenta una tolerancia del 5%. Además, se cuenta con un indicador LED que se enciende si el sensor está entregando voltaje a su salida y de esta forma detectar si hay fallas con el dispositivo propiamente o con la conexión a la tarjeta de adquisición.

En la segunda parte, se encuentra el botón de parada de emergencia y una pequeña interacción en tiempo real de la variable en cuestión, en este caso, una barra que cambia en dependencia de la concentración de hidrógeno existente en ppm (partes por millón o g/L).

Finalmente, se visualizan las gráficas del proceso (Fig. A.16) que muestran la representación de la variable de proceso en relación con la consigna, la salida en tiempo real del filtro utilizado para cada caso (pasa bajas para sensor de hidrógeno) y la señal de error entre el valor real medido por el sensor y la *setpoint* impuesto por el usuario, [59].

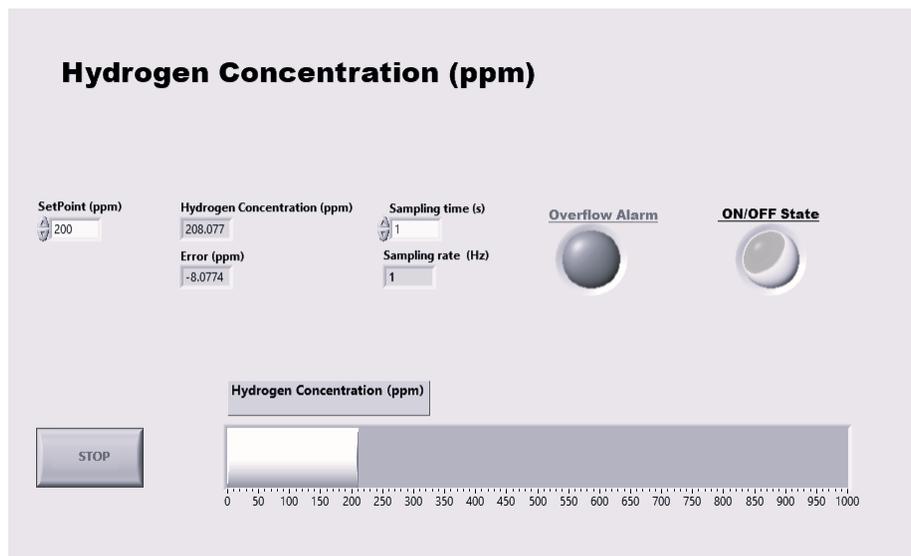


Figura A.15: Interfaz hombre-máquina para monitoreo de la concentración de hidrógeno.

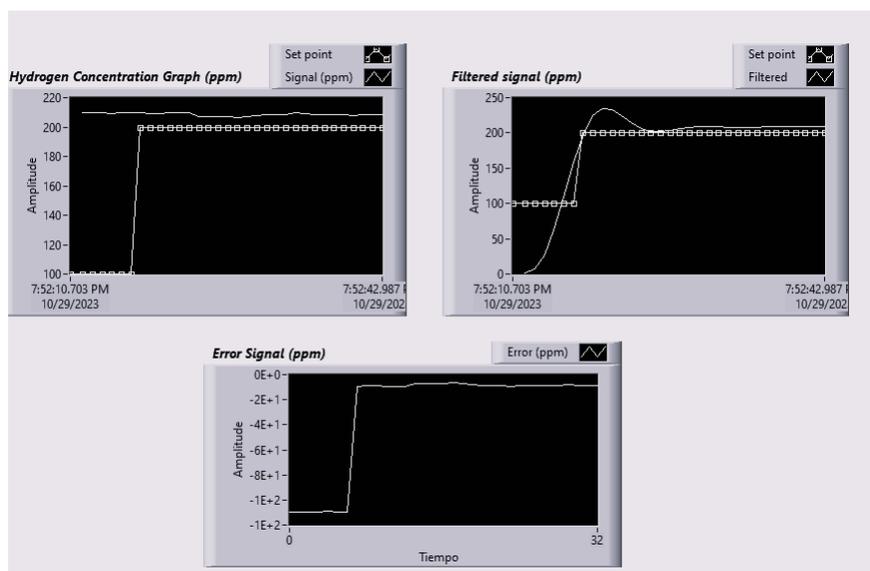


Figura A.16: Gráficos de proceso.

Sistema de monitoreo en línea basado en observadores de estado y diagnóstico de fallos para producir bioetanol



Nombre del documento: Sistema de monitoreo en línea basado en observadores de estado y diagnóstico de fallos para producir bioetanol.pdf
ID del documento: deaff1f6d8b04adb35c93c5eb60c35aeea70a986
Tamaño del documento original: 6,71 MB

Depositante: Manuel Pineda
Fecha de depósito: 20/6/2024
Tipo de carga: interface
fecha de fin de análisis: 20/6/2024

Número de palabras: 33.023
Número de caracteres: 199.471

Ubicación de las similitudes en el documento:



Fuentes principales detectadas

Nº	Descripciones	Similitudes	Ubicaciones	Datos adicionales
1	ru.dgb.unam.mx https://ru.dgb.unam.mx/bitstream/20.500.14330/TE501000708014/3/0708014.pdf 38 fuentes similares	2%		Palabras idénticas: 2% (1705 palabras)
2	dgsa.uaeh.edu.mx http://dgsa.uaeh.edu.mx:8080/jspui/bitstream/231104/2875/1/AT26532.pdf 38 fuentes similares	2%		Palabras idénticas: 2% (1522 palabras)
3	ru.dgb.unam.mx https://ru.dgb.unam.mx/bitstream/20.500.14330/TE501000802191/3/0802191.pdf 38 fuentes similares	1%		Palabras idénticas: 1% (1069 palabras)
4	rinacional.tecnm.mx https://rinacional.tecnm.mx/jspui/bitstream/TecNM/2934/1/ME_Victor_Emanuel_Mujica_Campos_2... 38 fuentes similares	1%		Palabras idénticas: 1% (1114 palabras)
5	repositorio.uta.edu.ec https://repositorio.uta.edu.ec/bitstream/123456789/19373/1/Tesis_t1086ec.pdf 38 fuentes similares	1%		Palabras idénticas: 1% (1142 palabras)

Fuentes con similitudes fortuitas

Nº	Descripciones	Similitudes	Ubicaciones	Datos adicionales
1	revistadigital.amca.mx Diagnostico de Fallas Mediante Observadores por Modos... https://revistadigital.amca.mx/diagnostico-de-fallas-mediante-observadores-por-modos-deslizantes...	< 1%		Palabras idénticas: < 1% (32 palabras)
2	repository.unad.edu.co http://repository.unad.edu.co/bitstream/10596/44943/3/Intorresh.pdf	< 1%		Palabras idénticas: < 1% (13 palabras)
3	scielo.org.co Detección y diagnóstico de fallas mediante técnicas de inteligencia ... http://scielo.org.co/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0012-73532016000500002	< 1%		Palabras idénticas: < 1% (19 palabras)
4	scholar.google.com Omar Hernández González - Google Scholar https://scholar.google.com/citations?user=blxCKtIAAAAJ	< 1%		Palabras idénticas: < 1% (18 palabras)
5	dspace.ups.edu.ec http://dspace.ups.edu.ec/bitstream/123456789/20791/1/UPS-CT009235.pdf	< 1%		Palabras idénticas: < 1% (20 palabras)