



**UNIVERSIDAD CATÓLICA
DE SANTIAGO DE GUAYAQUIL
FACULTAD DE EDUCACIÓN TÉCNICA PARA EL
DESARROLLO
CARRERA DE ELECTRÓNICA EN CONTROL Y
AUTOMATISMO**

TEMA:

**Análisis de métodos no paramétricos en la identificación de
sistemas de control**

AUTOR:

Curipayo Aguilar, Jonathan Rafael

**Trabajo de Titulación previo a la obtención del título de
INGENIERO ELECTRÓNICO EN CONTROL Y AUTOMATISMO**

TUTOR:

M. Sc. Philco Asqui, Luis Orlando

Guayaquil, Ecuador

8 de marzo del 2021



**UNIVERSIDAD CATÓLICA
DE SANTIAGO DE GUAYAQUIL**

**FACULTAD DE EDUCACIÓN TÉCNICA PARA EL DESARROLLO
CARRERA DE ELECTRÓNICA EN CONTROL Y AUTOMATISMO**

CERTIFICACIÓN

Certificamos que el presente trabajo fue realizado en su totalidad por el Sr. **Curipayo Aguilar, Jonathan Rafael** como requerimiento para la obtención del título de **INGENIERO ELECTRÓNICO EN CONTROL Y AUTOMATISMO**.

TUTOR

M. Sc. Philco Asqui, Luis Orlando

DIRECTOR DE CARRERA

M. Sc. Heras Sánchez, Miguel Armando

Guayaquil, a los 8 días del mes de marzo del año 2021



**UNIVERSIDAD CATÓLICA
DE SANTIAGO DE GUAYAQUIL**

**FACULTAD DE EDUCACIÓN TÉCNICA PARA EL DESARROLLO
CARRERA DE ELECTRÓNICA EN CONTROL Y AUTOMATISMO**

DECLARACIÓN DE RESPONSABILIDAD

Yo, Curipayo Aguilar, Jonathan Rafael

DECLARÓ QUE:

El trabajo de titulación **“Análisis de métodos no paramétricos en la identificación de sistemas de control”** previo a la obtención del Título de **Ingeniero Electrónico en Control y Automatismo**, ha sido desarrollado respetando derechos intelectuales de terceros conforme las citas que constan en el documento, cuyas fuentes se incorporan en las referencias o bibliografías. Consecuentemente este trabajo es de mi total autoría.

En virtud de esta declaración, me responsabilizo del contenido, veracidad y alcance del Trabajo de Titulación referido.

Guayaquil, a los 8 días del mes de marzo del año 2021

EL AUTOR

CURIPAYO AGUILAR, JONATHAN RAFAEL



**UNIVERSIDAD CATÓLICA
DE SANTIAGO DE GUAYAQUIL**

**FACULTAD DE EDUCACIÓN TÉCNICA PARA EL DESARROLLO
CARRERA DE ELECTRÓNICA EN CONTROL Y AUTOMATISMO**

AUTORIZACIÓN

Yo, Curipayo Aguilar, Jonathan Rafael

Autorizó a la Universidad Católica de Santiago de Guayaquil, la publicación, en la biblioteca de la institución del Trabajo de Titulación: **“Análisis de métodos no paramétricos en la identificación de sistemas de control”**, cuyo contenido, ideas y criterios son de mi exclusiva responsabilidad y total autoría.

Guayaquil, a los 8 días del mes de marzo del año 2021

EL AUTOR

CURIPAYO AGUILAR, JONATHAN RAFAEL

REPORTE DE URKUND

URKUND Lista de fuentes Bloques Fernando Palacios Meléndez (edwin_palacios)

Documento	TT_Curipayo.docx (D96725352)
Presentado	2021-02-27 10:27 (-05:00)
Presentado por	fernandopm23@hotmail.com
Recibido	edwin.palacios.ucsg@analysis.orkund.com
Mensaje	Revisión TT Jonathan Curipayo Mostrar el mensaje completo 4% de estas 24 páginas, se componen de texto presente en 4 fuentes.

Lista de fuentes	Bloques
	http://192.188.52.94:8080/bitstream/3317/15515/... <input type="checkbox"/>
	http://repositorio.ucsg.edu.ec/bitstream/3317/1... <input type="checkbox"/>
	http://repositorio.ucsg.edu.ec/bitstream/3317/1... <input type="checkbox"/>
	TT Chavez W.docx <input type="checkbox"/>
	Practica5-2020-2T-EFPM.pdf <input checked="" type="checkbox"/>
	Tesis felipe.pdf <input type="checkbox"/>
	1534280961_583__ingenieria-de-control-modern... <input type="checkbox"/>
	https://es.wikipedia.org/wiki/Sistema_de_control <input type="checkbox"/>

1 Advertencias. Reiniciar Exportar Compartir

UNIVERSIDAD CATÓLICA DE SANTIAGO DE GUAYAQUIL FACULTAD DE EDUCACIÓN TÉCNICA PARA EL DESARROLLO CARRERA DE INGENIERÍA

ELECTRÓNICA EN CONTROL Y AUTOMATISMO

TEMA:

Análisis

de métodos no paramétricos en la identificación de sistemas de control

AUTOR: Curipayo Aguilar, Jonathan Rafael

Trabajo de Titulación previo a

la obtención del título de INGENIERO ELECTRÓNICO EN CONTROL Y AUTOMATISMO

TUTOR: M. Sc. Philco Asqui, Luis Orlando

Guayaquil, Ecuador

DEDICATORIA

Dedico este trabajo principalmente a Dios, por haberme dado la vida y permitirme el haber llegado hasta ese momento tan importante de mi formación profesional. A mi madre, que es uno de los pilares más importantes y por demostrarme siempre su cariño y apoyo incondicional sin importar nuestras diferencias de opiniones. A mi padre, que fue otro pilar importante, aunque ya no estés con nosotros, siento que estás conmigo siempre y aunque nos faltaron muchas cosas por vivir juntos, sé que este momento hubiera sido tan especial para ti como lo es para mí. A mis hermanos, Tania, Mayra, Manuel, John y Milena por compartir momentos significativos conmigo y porque siempre están dispuestos a escucharme y ayudarme en cualquier momento

EL AUTOR

CURIPAYO AGUILAR, JONATHAN RAFAEL

AGRADECIMIENTO

Agradezco a Dios por protegerme durante todo mi camino y darme fuerzas para superar obstáculos y dificultades a lo largo de toda mi vida.

A mis Padres, por apoyarme siempre en mis decisiones, Por la gran confianza y dedicación que han puesto en mí.

A mis hermanos gracias por siempre estar conmigo y darme sus sabios consejos para poder seguir adelante y nunca rendirme ante nada.

A mis amigos que han sido parte de mi vida estudiantil gracias por brindarme su apoyo constante

A las autoridades y docentes gracias por sus enseñanzas las cuales me servirán para la vida cotidiana y Profesional.

EL AUTOR

CURIPAYO AGUILAR, JONATHAN RAFAEL



**UNIVERSIDAD CATÓLICA
DE SANTIAGO DE GUAYAQUIL**

**FACULTAD DE EDUCACIÓN TÉCNICA PARA EL DESARROLLO
CARRERA DE ELECTRÓNICA EN CONTROL Y AUTOMATISMO**

TRIBUNAL DE SUSTENTACIÓN

f. 

M. Sc. Romero Paz, Manuel de Jesús
DECANO

f. 

M. Sc. Heras Sánchez, Miguel Armando
DIRETOR DE CARRERA

f. 

M. Sc. Palacios Meléndez, Edwin Fernando
OPONENTE

Índice General

Índice de Figuras	XI
Índice de Tablas	XIV
Resumen	XV
Capítulo 1: Generalidades del trabajo de titulación	16
1.1. Introducción.....	16
1.2. Antecedentes.	17
1.3. Definición del Problema.....	17
1.4. Justificación del Problema.....	18
1.5. Objetivos del Problema de Investigación.....	18
1.5.1. Objetivo General.....	18
1.5.2. Objetivos Específicos.....	18
1.6. Hipótesis.	18
1.7. Metodología de Investigación.....	19
Capítulo 2: Fundamentación teórica.	20
2.1. ¿Qué son los sistemas de control?	20
2.2. Nociones de diseño de control.	21
2.3. Modelado con múltiples formas de representación.....	22
2.4. Tipos de sistemas de control.....	24
2.4.1. Sistemas de control de bucle o circuito abierto.....	25
2.4.2. Sistemas de control de bucle o circuito cerrado.....	26
2.4.3. Sistemas de control multivariable retroalimentado.....	28
2.5. Problemas básicos en el diseño del sistema de control.....	30
2.6. Análisis para el modelado matemático de sistemas de control de primer y segundo orden.	32
2.6.1. Modelos de función de transferencia.	33

2.6.2.	Respuestas dinámicas.....	34
2.6.3.	Sistemas de control de primer orden.	36
2.6.4.	Sistemas de control de segundo orden.....	38
Capítulo 3: Implementación, Simulación y Resultados obtenidos.		40
3.1.	Descripción general de un sistema de control retroalimentado feedforward.	40
3.2.	Aplicación práctica 1: estimación no paramétrica de una planta de destilación.	41
3.2.1.	Cargar y leer datos de la planta usando iddata.	42
3.2.2.	Simulación mediante el método de análisis de correlación (CRA).	44
3.2.3.	Simulación mediante el método de análisis espectral.	46
3.2.4.	Simulación mediante el método de estimación empírica de función de transferencia y periodogramas.	51
3.2.5.	Identificación no paramétrica utilizando System Identification Toolbox.....	54
3.3.	Aplicación práctica 2: estimación no paramétrica del flameo de un avión.	58
Conclusiones.....		66
Recomendaciones.....		67
Bibliografía.....		68

Índice de Figuras

Capítulo 2

Figura 2. 1: Diagrama de un proceso bajo control.	20
Figura 2. 2: Representación de una estructura de control mediante compensación en serie.	22
Figura 2. 3: Representación de un sistema de calefacción en una casa.	25
Figura 2. 4: Representación de un sistema de control de circuito abierto. ...	26
Figura 2. 5: Representación de un sistema de control de circuito cerrado. ..	26
Figura 2. 6: Bloque del sistema de control de circuito cerrado retroalimentado.	27
Figura 2. 7: Bloque del sistema de control de circuito cerrado retroalimentado.	28
Figura 2. 8: Arquitectura de un sistema de control de tráfico dinámico eficiente.	28
Figura 2. 9: Diagrama de un control multivariable retroalimentado con diferentes señales de entradas y salidas llamado sistemas MIMO.	30
Figura 2. 10: Respuesta al escalón del sistema de primer orden.	37
Figura 2. 11: Representación de las posiciones de los polos en el plano complejo.	38
Figura 2. 12: Diagrama de bloques del sistema de control PID.	39

Capítulo 3

Figura 3. 1: Diagrama de bloque de un sistema de control feedforward.	40
Figura 3. 2: Gráficas de las señales de entrada y salida de una planta destiladora.	42
Figura 3. 3: Gráficas de señales de salida y entrada obtenidas en MatLab.	43
Figura 3. 4: Gráficas de señales de salida y entrada con eliminación de tendencia lineal obtenidas en MatLab.	44
Figura 3. 5: Gráficas obtenidas mediante la función CRA.	45

Figura 3. 6: Gráfica de estimación de respuesta al escalón mediante análisis de correlación.	46
Figura 3. 7: Diagrama de bode sin IC con parámetros de truncamiento M=10 y M=50.....	47
Figura 3. 8: Diagrama de bode con IC (99%) para un parámetro M=10.....	48
Figura 3. 9: Diagrama de bode con IC (99%) para un parámetro M=50.....	50
Figura 3. 10: Diagrama de bode comparativo de los análisis SPA y ETFE con parámetro de retardo M=10 y M=50.	53
Figura 3. 11: Aplicación de interfaz gráfica para la identificación de sistemas.	55
Figura 3. 12: Importación de objetos de datos desde workspace de MatLab.	55
Figura 3. 13: Operaciones para eliminar (a) tendencias y medias, y (b) estimación no paramétrica.....	56
Figura 3. 14: Importar los modelos de estimación no paramétrica SPA, ETFE y CRA.....	56
Figura 3. 15: Gráficas de la respuesta en frecuencia (rad/s) para estimación no paramétrica utilizando SIT.	57
Figura 3. 15: Gráficas de la respuesta en frecuencia (Hz) para estimación no paramétrica utilizando SIT.	57
Figura 3. 17: Señales de entrada y salida para el sistema dinámico de flameo de un avión.....	58
Figura 3. 18: Gráficas de respuesta de aceleración y excitaciones sinusoidales.....	60
Figura 3. 19: Respuesta del análisis ETFE (rad/s) sin suavizado para el sistema dinámico de flameo.	60
Figura 3. 20: Respuesta del análisis ETFE (Hz) sin suavizado para el sistema dinámico de flameo.....	61
Figura 3. 21: Respuesta del análisis ETFE (Hz) suavizado (M=100, M=200 y M=400) para el sistema dinámico de flameo.....	62

Figura 3. 22: Respuesta del análisis ETFE (Hz) suavizado (M=100) para el sistema dinámico de flameo.	62
Figura 3. 23: Respuesta del análisis ETFE (Hz) suavizado (M=200) para el sistema dinámico de flameo.	63
Figura 3. 24: Respuesta del análisis ETFE (Hz) suavizado (M=400) para el sistema dinámico de flameo.	63
Figura 3. 25: Importar datos y modelos de estimación no paramétrica EFTE para M=100, M=200 y M=400.	64
Figura 3. 26: Gráficas de la respuesta en frecuencia (rad/s) para estimación no paramétrica ETFE utilizando SIT.	65

Índice de Tablas

Capítulo 2

Tabla 2. 1: Atributos de los sistemas de control y de gestión de proyectos..31

Resumen

El presente trabajo de titulación realiza la identificación de sistemas dinámicos de control mediante la estimación no paramétrica de respuesta al impulso utilizando el análisis de correlación (*Correlation Analysis, CRA*) basado en preblanqueado, análisis espectral de potencia (*Spectral Power Analysis, SPA*) y análisis empírico de la función de transferencia (*Empirical Transfer Function Estimate, ETFE*). En el área de sistemas dinámicos de control se modelan matemáticamente sistemas de diferentes órdenes y también realizan estimaciones paramétricas y no paramétricas. Se realiza una descripción teórica de los sistemas de control y del modelado matemático. Los datos que se utilizan son en general series de tiempo y nos sirven para implementar algoritmos o utilizar la herramienta de identificación de sistemas (SIT). Se realizaron dos escenarios de aplicación práctica para estimaciones no paramétricas ya indicadas. Finalmente, los resultados obtenidos en las simulaciones del código implementado en MatLab y de los objetos cargados a la aplicación SIT de MatLab.

Palabras claves: MODELADO, SISTEMAS, CONTROL, ESTIMACIONES, CORRELACIÓN, ETFE

Capítulo 1: Generalidades del trabajo de titulación

1.1. Introducción.

Desde el comienzo de nuestras vidas, cuando se crece se interactúa con nuestro entorno. De manera intuitiva, se aprendió a controlar las acciones al predecir su efecto. Estas predicciones se basan en un modelo innato ajustado a la realidad, utilizando experiencias pasadas. A partir de acciones muy simples (si empujo una pelota, rueda), pronto se volvió con la capacidad de enfrentar desafíos mucho más complicados (caminar, correr, andar en bicicleta, jugar al ping-pong).

Finalmente, este proceso culmina con el diseño de sistemas muy complicados como radios, aviones, teléfonos móviles, etc. para satisfacer necesidades. Esta parte se denomina sistema, y el resto de la naturaleza se denomina entorno del sistema. Las interacciones entre el sistema y su entorno se describen mediante puertos de entrada y salida. Durante mucho tiempo en la historia de la humanidad, los modelos fueron cualitativos, e incluso hoy en día describe la mayoría de las situaciones de la vida real utilizando este enfoque simple. En los últimos siglos este enfoque cualitativo se complementó con modelos cuantitativos basados en matemáticas avanzadas, y hasta la última década este parecía ser el enfoque más exitoso en muchos campos de la ciencia.

La mayoría de las leyes físicas son modelos cuantitativos que describen alguna parte de nuestra impresión de la realidad. Sin embargo, también quedó claro, muy pronto, que puede ser muy difícil hacer coincidir un modelo matemático con las observaciones y experiencias disponibles. En consecuencia, los métodos lógicos cualitativos tipificados por modelos difusos se volvieron más populares, una vez más.

Cada sesión de identificación consta de una serie de pasos básicos. Algunos de ellos pueden estar ocultos o seleccionados sin que el usuario sea consciente de su elección. Claramente, esto puede resultar en resultados

deficientes o subóptimos. En cada sesión se deben tomar las siguientes acciones:

- Recopilar información sobre el sistema;
- Seleccionar una estructura de modelo para representar el sistema;
- Elegir los parámetros del modelo para ajustarlo lo mejor posible a las medidas: selección de un criterio de “bondad de ajuste”;
- Validar el modelo seleccionado.

1.2. Antecedentes.

La identificación de sistemas en dinámica estructural se refiere a la estimación de las características dinámicas de la estructura en base a la excitación y respuesta conocidas. En otras palabras, la identificación estructural es un proceso para estimar las propiedades dinámicas de una estructura basándose en la respuesta medida a una excitación conocida. Las principales características dinámicas que pueden estimarse utilizando métodos de identificación de sistemas son las formas modales, las frecuencias naturales, las relaciones de amortiguamiento y los factores de participación.

Las propiedades estructurales dinámicas, como las frecuencias naturales y la relación de amortiguación, son parámetros importantes para la evaluación estructural de edificaciones. Existen principalmente dos clases de modelos matemáticos para la identificación de sistemas; métodos paramétricos y métodos no paramétricos

1.3. Definición del Problema.

El proceso de transferir los datos observados al modelo matemático es la base de la ciencia y la ingeniería. En el campo del control, este proceso se denomina "identificación del sistema", y luego el objetivo es encontrar un modelo dinámico (ecuación diferencial o diferencial) para partir de las señales de entrada y salida observadas. Sin embargo, sus características básicas son comunes en el proceso general de construcción de modelos de estadística y otros campos científicos. De acuerdo con lo explicado, se requiere

implementar aplicaciones prácticas para la identificación de sistemas mediante modelos no paramétricos.

1.4. Justificación del Problema.

La identificación del sistema cubre el problema de establecer modelos de sistema, en estos modelos se puede utilizar información previa sin importancia y como máximo se pueden utilizar varios parámetros (constantes físicas) cuando se conocen las propiedades del sistema. Por tanto, estamos hablando de los modelos de caja negra y caja gris para la identificación de sistemas dinámicos de control básicos hasta complejos.

1.5. Objetivos del Problema de Investigación.

1.5.1. Objetivo General.

Analizar los métodos no paramétricos en la identificación de sistemas de control utilizando el software de simulación MatLab.

1.5.2. Objetivos Específicos.

- Describir los fundamentos teóricos de los sistemas dinámicos de control y del modelado matemático.
- Implementar aplicaciones prácticas de identificación no paramétrica de sistemas dinámicos mediante los métodos de estimación CRA, SPA y ETFE.
- Evaluar los resultados obtenidos en la herramienta System Identification utilizando el método no paramétrico.

1.6. Hipótesis.

A través de la implementación de algoritmos para los análisis de correlación (CRA), espectral de potencia (SPA) y empírico de función de transferencia (ETFE) en MatLab se comprobará que utilizando System Identification Toolbox (SIT) los resultados que se obtienen serán idénticos. Y también, permitirá que los estudiantes de la carrera de Ingeniería Electrónica y Automatización cuenten con una guía práctica para aprender y comprender la identificación de sistemas.

1.7. Metodología de Investigación.

Los modelos matemáticos y basados en computadora proporcionan la base de la mayoría de los métodos de diseño de ingeniería. Se reconoce que son especialmente importantes en el desarrollo de sistemas dinámicos integrados, como aviones "configurados por control" o en aplicaciones robóticas complejas. Estos modelos generalmente involucran combinaciones de ecuaciones diferenciales ordinarias lineales o no lineales o ecuaciones en diferencias, ecuaciones diferenciales parciales y ecuaciones algebraicas. En algunos casos, los modelos pueden basarse en ecuaciones algebraicas diferenciales. Los modelos dinámicos también son importantes en muchos otros campos de investigación, incluida la fisiología, donde la naturaleza altamente integrada de los sistemas de control biológico está comenzando a comprenderse mejor.

La identificación de sistemas, que es el término amplio utilizado para describir los procesos de modelado experimental, generalmente se considera un campo maduro y los métodos clásicos de identificación involucran modelos lineales de tiempo discreto dentro de un marco estocástico. Los aspectos de la investigación descritos en esta tesis que se relacionan con aplicaciones de identificación, estimación de parámetros y técnicas de optimización para el desarrollo y validación de modelos involucran principalmente modelos de tiempo continuo lineales.

Capítulo 2: Fundamentación teórica.

En el presente capítulo se presenta los fundamentos teóricos de los sistemas de la ingeniería de control.

2.1. ¿Qué son los sistemas de control?

Con el término teoría de los sistemas de control, se refiere a la disciplina que estudia el comportamiento de los sistemas dinámicos, físicos o artificiales, y su control. Por sistema, se refiere a una colección de procesos u objetos, que interactúan entre sí o con el entorno y producen un resultado específico. El propósito del control es manipular ciertos parámetros del sistema de tal manera que el resultado del sistema sea el deseado. Entonces, como puede entenderse intuitivamente, los sistemas de control dinámicos están sujetos al principio axiomático de causalidad, lo que significa que una determinada acción producirá un efecto sobre el comportamiento del sistema. (Moysis et al., 2017)

La dinámica del sistema controlado suele estar representada por el diagrama de bloques que se muestra en la Figura 2.1. El propósito del diseño es controlar las variables de salida controladas por $y(t)$ según sea necesario. Este problema básicamente representa la señal de control $u(t)$ en un intervalo de tiempo específico, por lo que se pueden cumplir todos los objetivos de diseño. (Jurado Jaramillo, 2019)

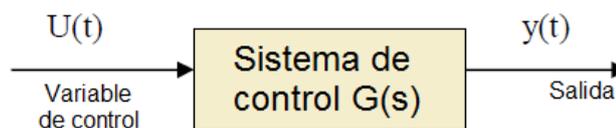


Figura 2. 1: Diagrama de un proceso bajo control.
Fuente: (Jurado Jaramillo, 2019)

La ingeniería de control se basa en los fundamentos de la teoría de la retroalimentación y el análisis de sistemas lineales, y genera los conceptos de la teoría de redes y la teoría de la comunicación. En consecuencia, la ingeniería de control no se limita a ninguna disciplina de ingeniería, sino que es aplicable a la ingeniería aeronáutica, química, mecánica, ambiental, civil y eléctrica. (Dorf & Bishop, 2011)

Los sistemas de control se refieren a un área muy amplia, que abarca muchas disciplinas y fenómenos. Entonces, con este término no solo nos referimos a los sistemas que se encuentran en la industria, sino a cualquier sistema que opere con el propósito de cumplir con un objetivo específico. La biología, por ejemplo, es un campo que se rige por sistemas de control naturales, tal aplicación son tratadas en Liu et al., (2008) y Zhang et al., (2012).

2.2. Nociones de diseño de control.

De acuerdo con la teoría de control convencional, el procedimiento del diseño de un sistema de control es encontrar un único mapeo de las señales de entrada al control de salida modelando matemáticamente el proceso y utilizando este modelo analítico para diseñar un controlador apropiado que satisfaga un cierto índice de desempeño. Para lograr la solución óptima, un modelo exacto es fundamental.

Una vez que el modelo es inexacto o cambiado, el sistema no puede alcanzar el rendimiento esperado, o incluso no puede garantizar la estabilidad del sistema. Es por eso por lo que existe una brecha considerable entre la teoría de control avanzada existente y sus aplicaciones. A diferencia de los sistemas de control convencionales, los sistemas de control expertos son completamente diferentes tanto en la filosofía de diseño como en el procedimiento.

Generalmente, en sistemas de control expertos (*Expert Control System, ECS*), el énfasis está en diseñar controladores para emular ciertas funciones inteligentes de los humanos al resolver problemas de control, en contraste con los sistemas de control convencionales que se enfocan en modelar el proceso. Esta distinción depende de las características de los ECSs, como la estructura basada en el conocimiento, el plan multitarea, el procesamiento de información incompleto o incierto, etc.

Es bien sabido que cuanto más inteligente es el controlador, menor es la precisión del modelo de proceso o el conocimiento previo requerido. Por lo

tanto, la tarea principal del diseño de los ECSs es construir el controlador experto.

Según Jurado Jaramillo, (2019) el método de diseño generalmente el proyectista establece la ubicación exacta de la estructura de controladores según con el proceso de control y aplica el diseño fijo en el sistema. La estructura de control que más se emplean en la industria es la compensación en serie, tal como se muestra en la figura 2.2.

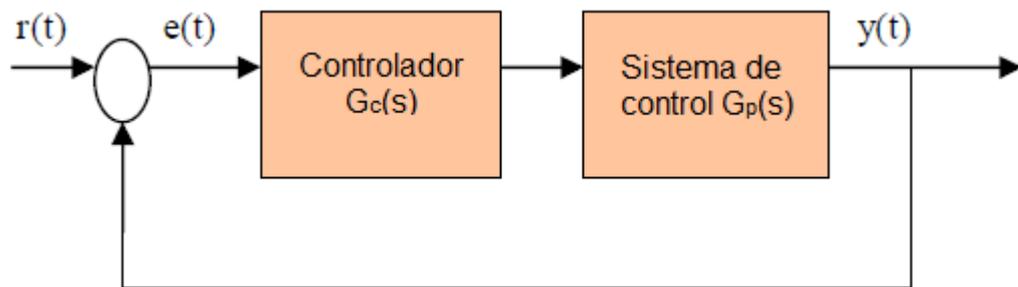


Figura 2. 2: Representación de una estructura de control mediante compensación en serie.

Fuente: (Jurado Jaramillo, 2019)

Por ejemplo, los controladores PID (Proporcional-Integral-Derivativo) son mecanismos de control retroalimentados y ampliamente utilizados en aplicaciones de robótica móvil (seguidores de línea y destreza) para conocer el valor y el error respecto de un objetivo.

2.3. Modelado con múltiples formas de representación.

Los ECS tienen una estructura en la que la base de conocimientos (conocimiento general sobre el proceso y los sistemas de control) está separada de la información sobre los datos de entrada y el motor de inferencia para aplicar este conocimiento a la resolución de problemas. Con esta separación, el controlador en un ECS podría reconfigurarse modificando la base de conocimientos.

Por lo tanto, la representación del conocimiento en ECS se puede agrupar en dos partes: modelado del sistema (incluido el proceso controlado y los controladores) y el mantenimiento de la información relevante y el conocimiento esencial para realizar las tareas de control y supervisión

inteligente. En general, el modelado consiste en dar alguna representación del conocimiento sobre el mundo real que se puede utilizar para obtener una descripción más completa, dada alguna información parcial.

La tarea del modelado es construir los modelos característicos dinámicos del sistema, incluido el proceso controlado y el controlador, tanto en forma implícita como explícita. Por lo general, las dificultades en el modelado de sistemas provienen de la falta de métodos efectivos para representar el conocimiento sobre un proceso controlado debido a la complejidad del sistema, manifestándose de diferentes maneras.

Por tanto, parece apropiado utilizar diferentes técnicas basadas en diferentes enfoques para construir los modelos para los diferentes tipos de complejidades en los procesos prácticos. Se deben usar múltiples formas de representación en el modelado principalmente porque:

1. Los modelos puramente matemáticos por lo general no pueden describir algunas propiedades de un proceso, en particular, propiedades cualitativas, como el conocimiento experiencial que se representa fácilmente mediante reglas.
2. Para describir las propiedades de un proceso dinámico generalmente se requieren diferentes formas de representación que incluyen: modelos cuantitativos, modelos cualitativos; y/o modelos semicualitativos, por ejemplo, modelos causales, matrices difusas, modelos característicos, modelos cualitativos, modelos basados en reglas, entre otras.
3. Modelar una amplia gama de comportamiento de la planta es muy útil para aumentar la autonomía de un sistema de control.
4. Las técnicas de inteligencia artificial (IA) proporcionan varios medios para representar procesos dinámicos de modo que los ECSs pueda hacer uso de diferentes modelos, incluidos modelos cuantitativos y cualitativos.
5. Diferentes tareas en diferentes niveles requieren diferentes modelos, por ejemplo, el nivel de control en tiempo real, se podrían utilizar algoritmos analíticos, así como control difuso; en el nivel de

supervisión, el código se expresa fácilmente en lógica y un sistema experto es un candidato natural; en el nivel de aprendizaje, se podrían considerar redes neuronales o algoritmos genéticos.

Las técnicas de IA proporcionan un enfoque sistemático para representar la lógica heurística (que describe modelos numéricos y simbólicos) y procesar diferentes tipos de información (incluidos datos cualitativos y cuantitativos). Por lo tanto, en un procedimiento de diseño ECS, formas versátiles de representación que incluyen modelos tanto cualitativos como cuantitativos, como un modelo analítico, un modelo causal, un modelo basado en reglas, un modelo basado en marcos, un modelo de memoria asociado, una red neuronal modelo, etc.

Debería usarse para diferentes capas jerárquicas y situaciones, en lugar de modelos puramente numéricos, como en los sistemas de control convencionales, o modelos puramente basados en reglas como los que existen en la mayoría de los controladores basados en reglas. Por lo tanto, múltiples modelos que se componen de diferentes paradigmas proporcionan una amplia gama de capacidad de representación para ECSs.

2.4. Tipos de sistemas de control.

Un sistema de control es una interconexión de componentes que forman una configuración de sistema que proporcionará la respuesta deseada del sistema. La base para el análisis de un sistema es la base proporcionada por el sistema lineal, que asume una relación causa-efecto para los componentes de un sistema. Un componente o proceso que controlar se puede representar mediante un bloque tal como se observa en la figura 2.1.

Un sistema de control es un dispositivo o conjunto de dispositivos para administrar, ordenar, dirigir o regular el comportamiento de otros dispositivos o sistemas. Los sistemas de control son una parte importante de la sociedad moderna, y su aplicabilidad varía desde un simple electrodoméstico como un sistema de calefacción y un calentador de agua hasta sistemas muy complicados como aviones y robótica. Un ejemplo simple de sistema de

control es un sistema de calefacción en una casa (véase la figura 2.3); aquí, la diferencia entre las temperaturas deseadas y reales se utiliza para el control. Si la temperatura cae por debajo de un valor establecido, se enciende una fuente de calor constante, que se apaga nuevamente cuando la temperatura sube por encima de un máximo establecido. Este tipo de relé o sistema de control on-off es de uso común debido a su costo relativamente bajo.

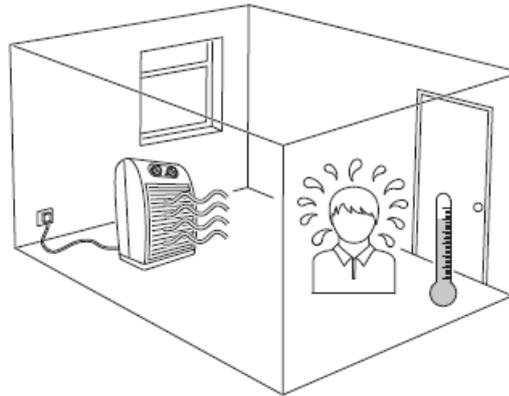


Figura 2. 3: Representación de un sistema de calefacción en una casa.
Fuente: (Roskilly & Mikalsen, 2015b)

Se puede dar una clasificación de los sistemas de control de la siguiente manera. (a) Sistema de control de bucle abierto y (b) Sistema de control de bucle cerrado (retroalimentación), que son descritos en las secciones 2.4.1 y 2.4.2. La principal diferencia entre el sistema de bucle abierto y el de bucle cerrado es que un sistema de bucle abierto no puede compensar ninguna perturbación del sistema.

2.4.1. Sistemas de control de bucle o circuito abierto.

Un sistema de control de circuito abierto utiliza un controlador o actuador de control para obtener la respuesta deseada, tal como se muestra en la figura 2.4. El sistema de control de circuito abierto utiliza un dispositivo de actuación para controlar el proceso directamente sin usar el dispositivo. Un ejemplo de un sistema de control de circuito abierto es una tostadora eléctrica. (Dorf & Bishop, 2011)

Dado que en los sistemas de control de bucle abierto la entrada de referencia no se compara con la salida medida, para cada entrada de

referencia hay una condición de funcionamiento fija. Por lo tanto, la precisión del sistema depende de la calibración. El rendimiento del sistema de circuito abierto se ve gravemente afectado por la presencia de perturbaciones o variaciones en las condiciones operativas/ambientales.

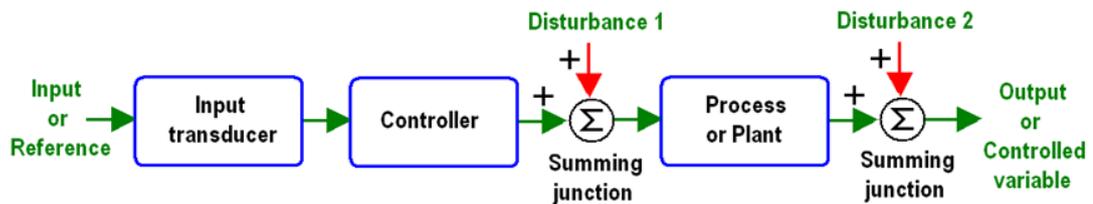


Figura 2. 4: Representación de un sistema de control de circuito abierto.

Fuente: (Khatri, 2010; Nise, 2015)

2.4.2. Sistemas de control de bucle o circuito cerrado.

Un sistema de control de circuito cerrado (véase la figura 2.5) utiliza una medida adicional de la salida real para comparar la salida real con la respuesta de salida deseada. La medida de la salida se llama señal de retroalimentación. Un sistema de control de retroalimentación es un sistema de control que tiende a mantener una relación de una variable del sistema con otra comparando funciones de estas variables y usando la diferencia como medio de control. A medida que el sistema se vuelve más complejo, la interrelación de muchas variables controladas puede considerarse en el esquema de control. Un ejemplo de sistema de control de circuito cerrado es una persona que conduce un automóvil observando la ubicación del automóvil en la carretera y haciendo los ajustes apropiados.

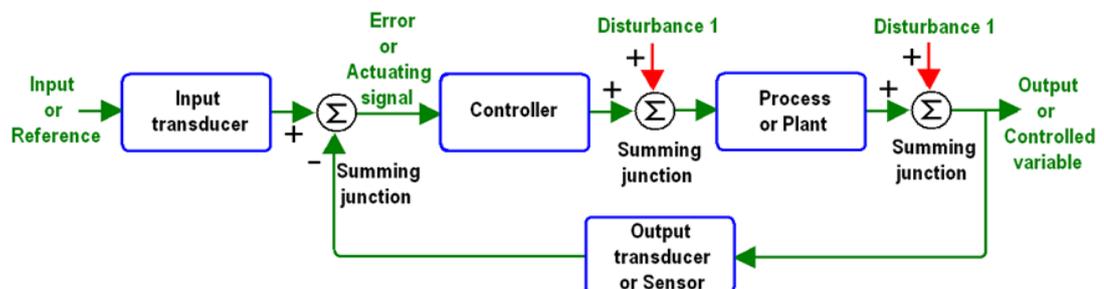


Figura 2. 5: Representación de un sistema de control de circuito cerrado.

Fuente: (Khatri, 2010; Nise, 2015)

Cualquier sistema en el que se monitorea la cantidad de salida y se compara con la entrada, y cualquier diferencia que se utilice para activar el sistema hasta que la salida sea igual a la entrada se denomina sistema de

control de circuito cerrado o de retroalimentación. Los elementos de un sistema de control de bucle cerrado se representan en forma de diagrama de bloques utilizando el enfoque de función de transferencia. La forma general de tal sistema se muestra en la figura 2.6. La función de transferencia que relaciona $R(s)$ y $C(s)$ se denomina función de transferencia de bucle cerrado y está dada por:

$$C(s) = G(s)E(s) \quad (2.1)$$

$$B(s) = H(s)C(s) \quad (2.2)$$

$$E(s) = R(s) - B(s) \quad (2.3)$$

Sustituyendo las ecuaciones 2.1 y 2.2 en la ecuación 2.3, queda:

$$C(s) = G(s)[R(s) - H(s)C(s)]$$

$$C(s) = G(s)R(s) - G(s)H(s)C(s)$$

$$C(s)[1 + G(s)H(s)] = G(s)R(s)$$

$$\frac{C(s)}{R(s)} = \frac{G(s)}{1 + G(s)H(s)} \quad (2.4)$$

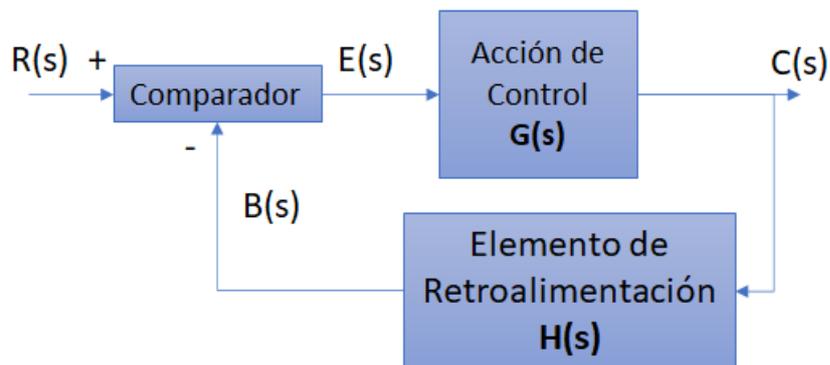


Figura 2. 6: Bloque del sistema de control de circuito cerrado retroalimentado.
Elaborado por: Autor.

La función de transferencia de bucle cerrado es la función de transferencia de ruta directa dividida por uno más la función de transferencia de bucle abierto. Considere el ejemplo del sistema de calefacción de una casa (ver figura 2.3), donde la habitación se encuentra bien aislada, la temperatura podría subir a un nivel incómodo y el calor podría haber sido apagado por alguien que detecta la temperatura de la habitación. Esta situación se ilustra en la figura 2.7. (Roskilly & Mikalsen, 2015b)

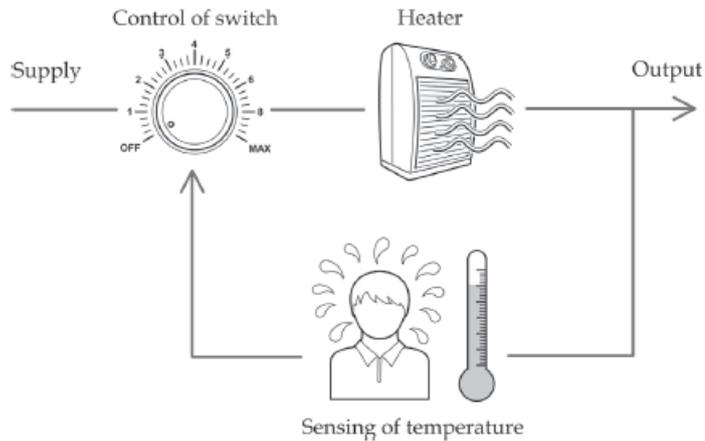


Figura 2. 7: Bloque del sistema de control de circuito cerrado retroalimentado.
Fuente: (Roskilly & Mikalsen, 2015b)

2.4.3. Sistemas de control multivariable retroalimentado.

La teoría de los sistemas multivariables se ha estudiado desde la década de los años 60's y, por lo tanto, está bien documentada en la literatura. En Skogestad, (2014) se destacan muchos aspectos del análisis y síntesis de controladores y se dan referencias a publicaciones importantes en el área. El siguiente ejemplo de la vida cotidiana da una motivación para el uso de técnicas de control multivariable e introduce algunas propiedades que deben tratarse en sistemas multivariables, es decir, la interacción.

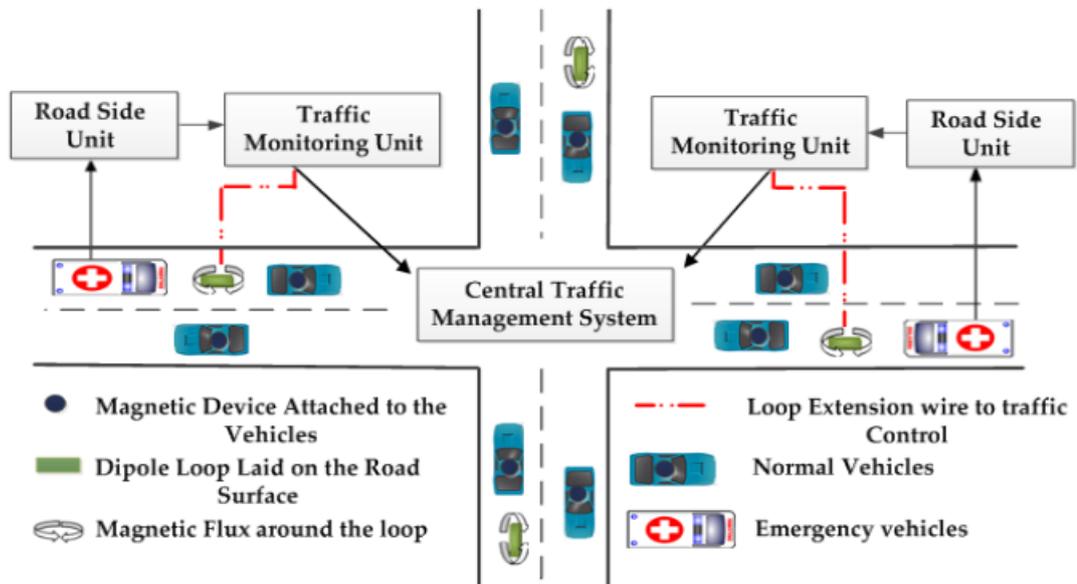


Figura 2. 8: Arquitectura de un sistema de control de tráfico dinámico eficiente.
Fuente: (Bharadwaj et al., 2013)

Un ejemplo sencillo de tráfico de carretera es un cruce de dos caminos, tal como el mostrado por la figura 2.8. Puesto que hay cuatro flujos de tráfico

de entran y salen de este cruce, el sistema tiene múltiples entradas y múltiples salidas. Por lo tanto, este cruce de carreteras es considerado un sistema multivariable.

La funcionalidad del cruce suele estar garantizada por las normas de tráfico, los semáforos o las señales de tráfico. Se podría decir que estos constituyen un controlador. Las principales tareas de este controlador son proporcionar seguridad vial y un flujo de tráfico fluido. La forma más sencilla de operar un cruce es introducir una regla para el derecho de paso y asignarla a cada flujo de tráfico que ingresa. Obviamente, este es un enfoque escalar para controlar el tráfico, ya que cada flujo se controla individualmente y los otros flujos de tráfico se tratan como perturbaciones. Por experiencia personal se sabe que esto funciona bien para cruces tranquilos, pero conduce a la congestión del tráfico en cruces concurridos o posibles accidentes si los flujos se encuentran en el cruce al mismo tiempo. Y ciertamente, sin una racionalidad considerable de los conductores, tales cruces no funcionarían en absoluto.

La razón de la limitación de rendimiento es la interacción, es decir, los lazos de control individuales interactúan cuando una determinada acción de un conductor conduce a una reacción de otro conductor. Sin un controlador sofisticado, el rendimiento no se puede mejorar. Un esquema más avanzado para operar un cruce es colocar señales de tráfico o semáforos. Por lo general, algunos flujos de tráfico tienen mayor prioridad que otros flujos de tráfico. Por lo tanto, estas reglas se aplican a varios flujos de tráfico al mismo tiempo y son enfoques de control multivariable. Nuevamente, se sabe que el tráfico generalmente fluye de manera más segura y suave, incluso si el cruce está ocupado. Además, el rendimiento depende menos de la racionalidad de los conductores. Además, las mejoras obtenidas no se basan en cambios constructivos del cruce sino en cambios de la estrategia de control.

Finalmente, se muestra el diagrama de bloques general (véase la figura 2.9) de un sistema multivariable retroalimentado, también conocido como un sistema MIMO, es decir, múltiples entradas y múltiples salidas. Se tienen

entradas, tales como, sensores de temperatura, humedad y presión, y salidas retroalimentadas y enviadas por lo general a actuadores. El sistema es idéntico a un sistema de bucle cerrado con la diferencia que es MIMO.

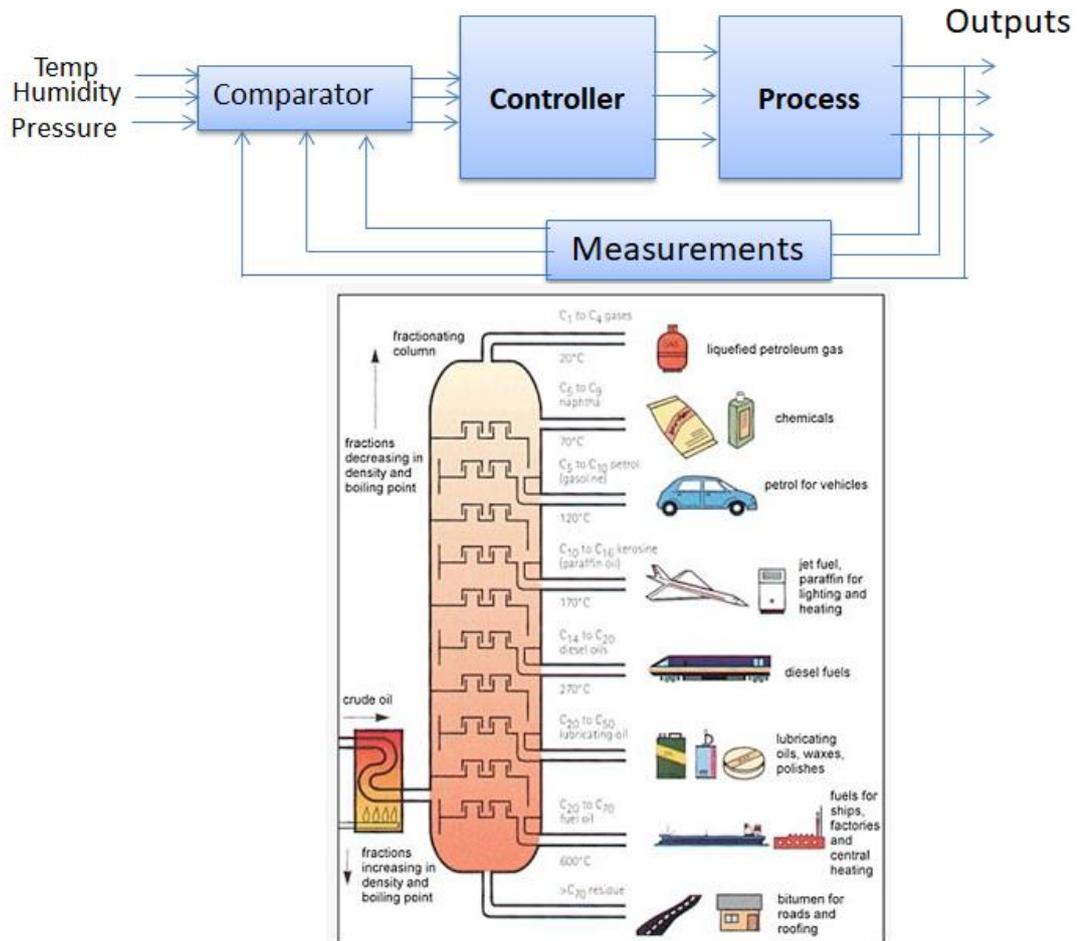


Figura 2. 9: Diagrama de un control multivariable retroalimentado con diferentes señales de entradas y salidas llamado sistemas MIMO.

Fuente: (Dorf & Bishop, 2011)

2.5. Problemas básicos en el diseño del sistema de control.

Antes de seguir adelante, serán útiles algunas comparaciones entre los sistemas de control y los sistemas de gestión de proyectos. La gestión de proyectos es un sistema de control de circuito cerrado. Un proceso de control de circuito cerrado asegura que un sistema funcione dentro de los límites de control. En el control de circuito cerrado, la salida del sistema se retroalimenta directamente para cambiar las entradas del sistema.

Por ejemplo, la forma en que un termostato funciona con un horno para controlar la temperatura de la habitación es un ejemplo de control de circuito

cerrado. El control de circuito cerrado comienza con un objetivo explícito, por ejemplo, la temperatura ambiente deseada; una medida del estado del sistema frente a ese sistema objetivo, por ejemplo, la diferencia entre la temperatura ambiente real y deseada; y un mecanismo para ajustar las entradas del sistema para corregir la diferencia y alcanzar el objetivo (por ejemplo, encender o apagar el horno).

A continuación, en la tabla 2.1 se presentan los atributos de los sistemas de control y de los sistemas de gestión de proyectos. Aunque no todos los atributos de los sistemas de control se pueden encontrar en los sistemas tradicionales de gestión de proyectos. También, la movilidad de la gestión de proyectos para que se parezca más a sistemas de control adaptativo de circuito cerrado.

Tabla 2. 1: Atributos de los sistemas de control y de gestión de proyectos.

	Control de Procesos	Gestión de Proyectos
Procesos	Una operación o un marcador de desarrollo natural y progresivamente continuo por una serie de cambios graduales que se suceden de una manera relativamente fija y conducen a un resultado particular.	Un conjunto de actividades paso a paso necesarias para producir el Salir. Suele realizarse de forma lineal en métodos tradicionales y de forma incremental e iterativa en métodos ágiles.
Sistemas	Una combinación de componentes que actúan juntos y cumplen un determinado objetivo.	Los sistemas de proyectos y productos se separan en métodos tradicionales y ágiles.
Perturbaciones	Una señal que tiende a afectar negativamente el valor de la salida de un sistema.	Un resultado de desempeño que no cumple con las expectativas. Ya sea costo, cronograma o déficit de rendimiento técnico
Control de retroalimentación	Una operación en presencia de perturbaciones tiende a reducir la diferencia entre la salida de un sistema y la entrada de referencia.	Retroalimentación de la dirección del proyecto sobre costos, cronograma y desempeño técnico en enfoques maduros. Por lo general, solo el costo y el horario son menos maduros.

Amortiguación	La amortiguación es una influencia dentro o sobre un sistema oscilatorio que tiene el efecto de reducir, restringir o prevenir sus oscilaciones.	Los puntos de control diseñados para evitar perseguirnos cuando los entregables del proyecto no cumplen con las expectativas y se aplican soluciones urgentes que crean más oscilaciones en el flujo del proceso.
---------------	--	---

Elaborado por: Autor.

2.6. Análisis para el modelado matemático de sistemas de control de primer y segundo orden.

Otra forma de clasificar la teoría de control no se basa en las especificaciones de diseño del sistema, sino en el método que se emplea para estudiarlas. Por tanto, la teoría del control se puede distinguir entre clásica y moderna. La teoría clásica del control fue históricamente la primera en desarrollarse. Se basa principalmente en un análisis de dominio de frecuencia para estudiar sistemas, mediante el uso de la transformada de Laplace para tiempo continuo y la transformada Z para sistemas de tiempo discreto. La estabilidad se estudia a través de técnicas de lugar de raíces y el criterio y los métodos de Routh-Hurwitz para el diseño de controladores se basan nuevamente en los diagramas de lugar de raíces, Nyquist y Bode.

La teoría de control moderna se basa principalmente en el estudio de sistemas en el dominio del tiempo. Dado que los sistemas complejos se describen principalmente mediante ecuaciones diferenciales de orden superior, se utiliza una técnica simple para transformarlos en un sistema de ecuaciones diferenciales de primer orden. Luego, se estudia la estabilidad observando los valores propios de la matriz del sistema y los métodos de diseño del controlador pueden basarse en la transformación de un sistema a una forma canónica equivalente.

También se establecen otras propiedades como controlabilidad y observabilidad. Sin embargo, en general, las técnicas de control clásicas y modernas se superponen en muchas partes, ya que es fácil conectar una

función de transferencia en el dominio de la frecuencia a una representación del espacio de estados en el dominio del tiempo, por lo que esta distinción no siempre se tiene en cuenta al estudiar los sistemas de control.

2.6.1. Modelos de función de transferencia.

Una función de transferencia es una función racional definida en el dominio de la frecuencia que representa la relación entrada-salida de un sistema. Para una función del tiempo $x(t)$, la transformada de Laplace se define como la integral

$$X(s) = \mathcal{L}\{x(t)\} = \int_{0^-}^{\infty} x(t) e^{-st} dt \quad (2.5)$$

Es importante notar que la integral comienza desde 0^- . Para una discusión completa sobre el tema, ver el texto de Ogata, (2010). Entonces, $X(s)$ es la transformada de Laplace de la señal de entrada e $Y(s)$ la transformada de Laplace de la señal de salida. La función de transferencia del sistema viene dada por:

$$G(s) = \frac{Y(s)}{X(s)} = \frac{b_m s^m + b_{m-1} s^{m-1} + \dots + b_0}{a_n s^n + a_{n-1} s^{n-1} + \dots + a_0} = K \frac{(s - z_1) \dots (s - z_n)}{(s - p_1) \dots (s - p_n)} \quad (2.7)$$

Donde, z_i y p_i representan los ceros y los polos de la función de transferencia, respectivamente. K es la matriz de ganancia y, en general, se sostiene que $n \geq m$, es decir, la función de transferencia es adecuada. Según las dos formas anteriores para la función de transferencia, hay dos comandos para definirla en Matlab. Usando el primer comando, se da como entrada los polinomios numerador y denominador de $G(s)$ mientras que, usando la segunda función, se ingresan los ceros y polos de $G(s)$.

```
num=[bm, ..., b0];
den=[an, ..., a0];
sys=tf(num, den);
zeros=[z1, ..., zm];
poles=[p1, ..., pn];
sys=zpk(zeros, poles, k);
```

Por supuesto, Matlab ofrece la opción de pasar de una descripción a otra. Entonces, si un sistema se define en forma tf, el comando zpk (sys) imprimirá el sistema en forma de ganancia de polo cero y viceversa. Además, los siguientes comandos son útiles para obtener los polos/ceros de una función de transferencia cuando se dispone de conocimiento del numerador y denominador, o lo contrario.

```
[num, den]=zp2tf (z, p, k);  
[z, p, k]=tf2zp (num, den);  
pole(sys);  
zero(sys);  
[w, z, p]=damp(sys);  
pzmap(sys);
```

Por último, un método más para definir funciones de transferencia en Matlab es definir primero la variable de dominio de frecuencia s como un parámetro de función de transferencia. Esto se puede lograr con el comando `s = tf ('s')`. Al usar esto, ahora se puede definir cualquier función de transferencia usando operaciones matemáticas.

2.6.2. Respuestas dinámicas.

Por el término respuesta, se refiere a la salida obtenida cuando el sistema es impulsado por una entrada específica. Por lo general, la entrada es la función escalón y la respuesta se denomina respuesta escalonada, que es útil para estudiar características como el tiempo de subida, pico y establecimiento, así como el error de estado estable. Cuando la entrada es un impulso $\delta(t)$, la respuesta se llama respuesta al impulso. Ambas respuestas tienen comandos separados en Matlab. Para cualquier otro tipo de respuesta, el intervalo de tiempo y la entrada deben ser definidos primero por el usuario y luego se puede usar el comando "lsim".

Para cada respuesta, al hacer clic con el botón derecho en la ventana de la figura, puede mostrar varias características del sistema como sobreimpulso, tiempo de subida y tiempo de asentamiento, que se presentarán de forma más analítica en la siguiente sección. Todos los comandos se muestran a continuación.

```

step(sys)
step(sys,Tfinal)
time t=Tfinal
step(sys, t)
data=stepinfo('sys')
[v,t]=step(sys)
impulse(sys)
impulse(sys, Tfinal)
impulse(sys, t)
[v,t]=impulse(sys)
lsim(sys, u, t)
lsim(sys, u, t, x0)
v=lsim(sys, u, t)

```

Para las respuestas del sistema, se pueden definir los siguientes valores que permite evaluar y comparar varias características del comportamiento del sistema.

- a. Estado estable: el valor al que se asienta la respuesta del sistema después de que todas sus oscilaciones se han extinguido. También llamado valor final del sistema y que se puede calcular fácilmente usando el teorema del valor final, definida por:
- b. Error de estado estable: la diferencia entre la salida y la entrada (señal de referencia) cuando el sistema alcanza su estado estable.
- c. Tiempo de retardo (T_d): el tiempo necesario para que la respuesta del sistema alcance el 50% de su valor final.
- d. Tiempo de subida (T_r): el tiempo necesario para que la respuesta pase del 10% al 90% de su valor final.
- e. Tiempo de establecimiento (T_s): el tiempo necesario para que la respuesta alcance y se mantenga dentro de $\pm 2\%$ de su valor final.
- f. Tiempo máximo: el tiempo necesario para que la respuesta alcance su primer pico (y normalmente el máximo).
- g. Porcentaje de Overshoot (O%): la relación entre el valor pico máximo de la respuesta y su valor de estado estable, expresado como porcentaje.

En la siguiente sección, se darán ejemplos de sistemas de primer y segundo orden con parámetros variables, con el fin de observar cómo cambian estas características en la respuesta temporal.

2.6.3. Sistemas de control de primer orden.

Los sistemas de primer orden son sistemas donde la entrada y la salida están conectadas por una ecuación diferencial de primer orden. Esta estructura conduce a una función de transferencia de primer orden de la forma:

$$G(s) = \frac{b}{s + a} \quad (2.8)$$

Siendo el ejemplo más simple de una función de transferencia, los sistemas de primer orden también son importantes en el estudio de sistemas de orden superior, ya que, a través de la descomposición de fracciones parciales, se puede ver que cualquier sistema de orden superior con una función de transferencia de orden superior se puede descomponer en la suma (o conexión en paralelo) de subsistemas de primer orden, es decir,

$$K \frac{(s - z_1) \dots (s - z_n)}{(s - p_1) \dots (s - p_n)} = \frac{a_1}{s - p_1} + \dots + \frac{a_n}{s - p_n} + k_s \quad (2.9)$$

Donde, $k_s = 0$ para $m < n$. Suponiendo por simplicidad que $a = b$, esto no es una pérdida de generalidad, dado que el sistema $G(s)$ se puede reescribir como,

$$G(s) = \left(\frac{b}{a}\right) \frac{a}{s + a} \quad (2.10)$$

Donde, el término $\left(\frac{b}{a}\right)$ puede considerarse como un factor de escala.

Para sistemas de primer orden, se define el siguiente parámetro:

- Constante de tiempo: el factor $\frac{1}{a}$ se denomina constante de tiempo del sistema de primer orden y se define como el tiempo necesario para que la respuesta al escalón alcance el 63% de su valor final. El tiempo de retardo, el tiempo de subida y el tiempo de asentamiento del sistema de primer orden son calculados mediante:

$$T_d = \frac{0.6931}{a}, T_r = \frac{2.1972}{a}, T_s = \frac{3.912}{a}$$

Entonces, está claro que todas estas características dependen de 'a'. El siguiente ejemplo (script de Matlab) muestra el cambio en estas

características ya que el parámetro 'a' toma valores diferentes. Se utiliza zpk para crear y convertir a un modelo de ganancia-polo-cero para los valores de 'a'.

```
figure(1)
a1=1; sys1=zpk([],-a1,a1); hold on; grid on
step(sys1)
a2=2; sys2=zpk([],-a2,a2); hold on; grid on
step(sys2)
a3=3; sys3=zpk([],-a3,a3); hold on; grid on
step(sys3)
a4=4; sys4=zpk([],-a4,a4); hold on; grid on
step(sys4)
legend ('Para a=1', 'Para a=2', 'Para a=3', 'Para a=4')
```

En la figura 2.10 se muestran las diferentes respuestas al escalón para valores de $1 \leq a \leq 4$.

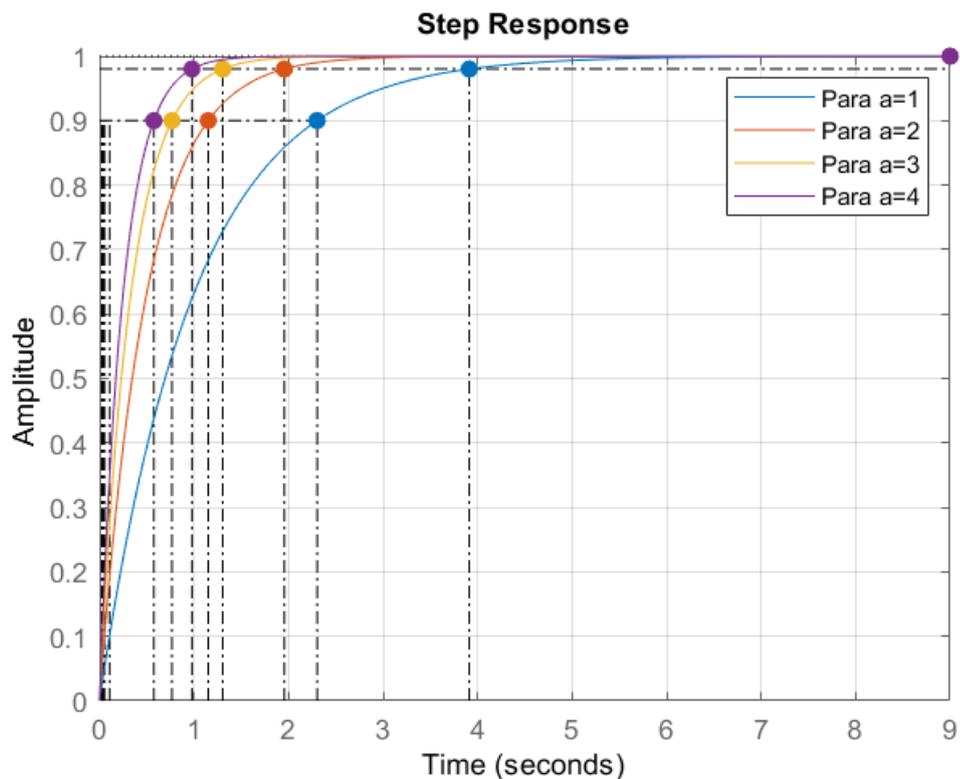


Figura 2. 10: Respuesta al escalón del sistema de primer orden.

Elaborado por: Autor.

Al observar la respuesta al escalón para los cuatro sistemas de la figura 2.10, se puede ver la dramática disminución en los tiempos de subida y asentamiento de las respuestas al escalón, que convergen más rápidamente

al estado estable a medida que a se mueve hacia la izquierda en el plano complejo.

2.6.4. Sistemas de control de segundo orden.

Los sistemas de segundo orden son mucho más interesantes que los de primer orden y pueden describir una gama mucho más amplia de fenómenos. Esto se debe a que un sistema de segundo orden puede tener polos complejos, que dan lugar a oscilaciones en la respuesta del sistema. Las funciones de transferencia de segundo orden generalmente se escriben en la siguiente forma,

$$G(s) = \frac{\omega_n^2}{s^2 + 2\zeta\omega_n s + \omega_n^2}$$

Donde, ζ es el factor de amortiguamiento del sistema y ω_n es su frecuencia natural. Los polos de la función de transferencia son:

$$s_{1,2} = -\zeta\omega_n \pm \omega_n\sqrt{\zeta^2 - 1}$$

Por lo que está claro que dependiendo del valor del factor de amortiguación (ζ) el sistema puede tener polos complejos, imaginarios o reales. Esto se muestra en la figura 2.11.

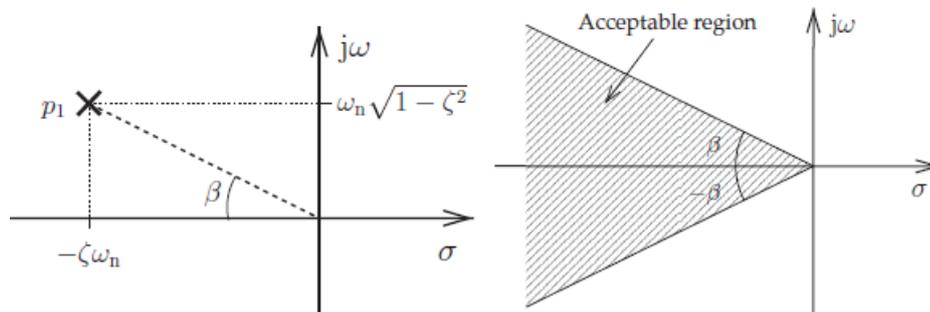


Figura 2. 11: Representación de las posiciones de los polos en el plano complejo.

Fuente: (Roskilly & Mikalsen, 2015a)

Para $\zeta = 0$, los polos del sistema son $\pm i\omega_n$ y son puramente imaginarios, por lo que el sistema exhibirá una respuesta oscilante sin amortiguación. Para $0 < \zeta < 1$, el sistema tiene dos polos conjugados complejos en $-\zeta\omega_n \pm \omega_n\sqrt{\zeta^2 - 1}$ y la respuesta será una oscilación amortiguada, exhibiendo un sobreimpulso en su respuesta transitoria.

Para $\zeta = 1$, el sistema tendrá un polo en $-\zeta\omega_n$ con multiplicidad igual a dos y la respuesta del sistema no exhibe ningún sobreimpulso y converge en el estado estable en el tiempo más rápido posible. Para $\zeta > 1$ el sistema tiene dos polos reales y la respuesta no presentará ningún sobreimpulso, pero alcanzará el estado estable más lento que en el caso de $\zeta = 1$. Estos diferentes casos se describen en la figura 2.12. El tiempo pico de un sistema de segundo orden y el porcentaje de sobrepaso en este pico máximo para una respuesta escalonada están dados por (Nise, 2015)

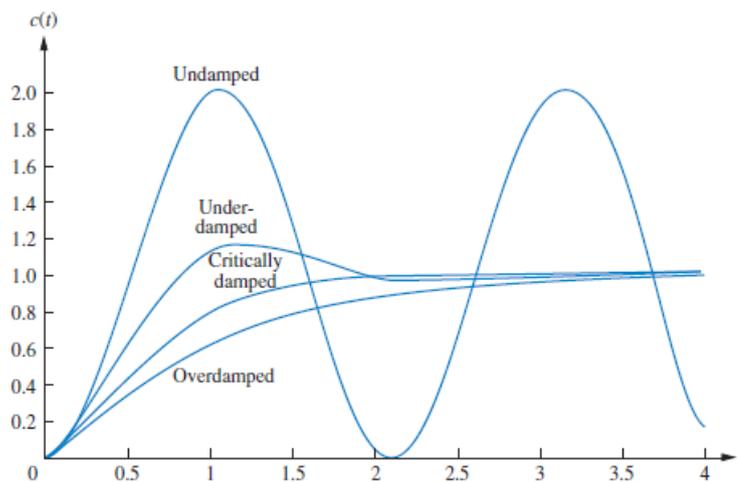


Figura 2. 12: Diagrama de bloques del sistema de control PID.
Fuente: (Nise, 2015)

Capítulo 3: Implementación, Simulación y Resultados obtenidos.

El presente capítulo se desarrolla dos aplicaciones prácticas para el análisis de métodos no paramétricos en la identificación de sistemas de control utilizando el software de simulación MatLab.

3.1. Descripción general de un sistema de control retroalimentado feedforward.

En esta sección se considera al sistema de control retroalimentado feedforward como el que se muestra en la figura 3.1. Se observa que P es la planta, las señales u , d y v son la variable manipulable, perturbación de medición y no medición, respectivamente. El controlador de estabilización $C_F(z)$ que recibe la señal de perturbación de medición (d).

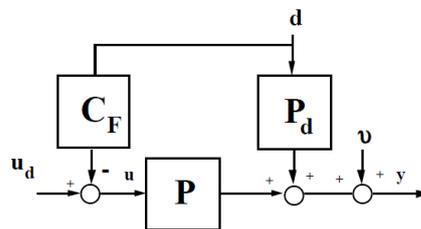


Figura 3. 1: Diagrama de bloque de un sistema de control feedforward.
Elaborado por: Autor.

Las siguientes señales u_d , d , y v son cuasi-estacionarias con media cero y no mantienen correlación entre ellas. Cada una de las señales ya mencionadas presentan una densidad espectral de potencia Φ_{u_d} , Φ_d , y Φ_v , respectivamente. A continuación, se muestre el análisis matemático del sistema de control de lazo cerrado retroalimentado para obtener los valores de los espectros de las señales ya mencionadas, así como, las respuestas en el régimen de la frecuencia.

De la figura 3.1 se obtiene que:

$$y = v + dP_d + Pu \quad (3.1)$$

$$u_d - C_F d = u \quad (3.2)$$

Se procede a reemplazar la ec. (3.2) en ec. (3.1), por lo tanto, la señal de salida (y) es:

$$\begin{aligned}
y &= v + dP_d + P(u_d - C_F d) \\
y &= v + dP_d + Pu_d - C_F dP \\
y &= Pu_d + (P_d - C_F P)d + v \quad (3.3)
\end{aligned}$$

A continuación, de la ec. (3.2) y ec. (3.3) se expresan las ecuaciones espectrales de las señales de control de entrada y salida:

$$\Phi_u = \Phi_{u_d} + |C_F(e^{j\omega})|^2 \Phi_d = \Phi_{u_d} + |C_F|^2 \Phi_d \quad (3.4)$$

$$\Phi_y = |P(e^{j\omega})|^2 \Phi_{u_d} + |P_d(e^{j\omega}) - C_F(e^{j\omega})P(e^{j\omega})|^2 \Phi_d + \Phi_v$$

$$\Phi_y = |P|^2 \Phi_{u_d} + |P_d - C_F P|^2 \Phi_d + \Phi_v \quad (3.5)$$

Para este tipo de sistema de control retroalimentado las señales u_d , d , y v se consideran independientes entre sí, es decir, que $\Phi_{du_d} = \Phi_{vu_d} = \Phi_{dv} = 0$. Finalmente, el espectro correlacionado es:

$$\Phi_{yu} = P\Phi_u + P_d\Phi_{du} \quad (3.6)$$

$$\Phi_{du} = \Phi_{du_d} - C_F\Phi_d = -C_F\Phi_d \quad (3.7)$$

Reemplazando la ec. (3.4) y ec. (3.7) en ec. (3.6) el espectro correlacionado entre la salida y entrada es:

$$\Phi_{yu} = P\Phi_{u_d} + |C_F|^2 P\Phi_d - P_d C_F \Phi_d \quad (3.8)$$

En las siguientes secciones se desarrollan dos escenarios de simulación para la identificación no paramétrica en sistemas de control retroalimentados, y los resultados obtenidos son comparados para comparar la respuesta real con la respuesta de estimación no paramétrica.

3.2. Aplicación práctica 1: estimación no paramétrica de una planta de destilación.

En este escenario de simulación se desarrolla la identificación no paramétrica mediante análisis de correlación (CRA) y análisis espectral SPA y ETFE. La figura 3.2 muestra las señales de salida (gráfica superior) que representa a la temperatura y la señal de entrada (gráfica inferior) PRBS que representa al caudal de reflujo de una planta de destilación.

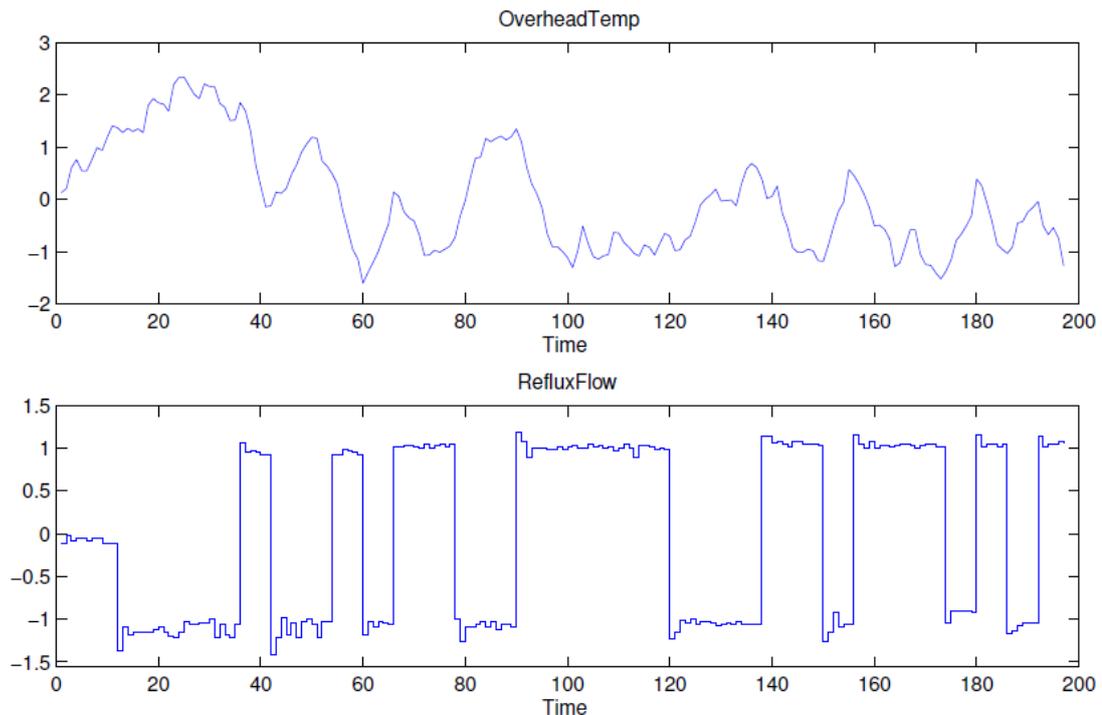


Figura 3. 2: Gráficas de las señales de entrada y salida de una planta destiladora.
Elaborado por: Autor.

3.2.1. Cargar y leer datos de la planta usando iddata.

A continuación, se procede a cargar la información del archivo (*.dat) para los datos de salida “pheny.dat” y datos de entrada “phenu.dat” utilizando la función “iddata ()”. Esta nos permite leer los datos de entrada/salida y sus propiedades para la identificación del sistema de control en el dominio del tiempo o frecuencia. Se debe considerar un tiempo de muestreo de 1 minuto.

```

% Escenario 1: estimación no Paramétrica CRA, SPA y ETFE
% Trabajo de Titulación: JONATHAN CURIPAYO
close all, clear all, clc
load pheny.dat;
load phenu.dat;
y = pheny; % señal de salida de temperatura
u = phenu; % señal de entrada del caudal de reflujo
T = 1; % tiempo de muestro de 1 minuto
phenoldata=iddata(y,u,T, 'OutputName', 'OverheadTemp',
'InputName', 'RefluxFlow');

```

Una vez que se leen los datos de entrada y salida de la planta de fenol, el siguiente script permite generar las gráficas de los 197 datos de entrada y salida. La figura 3.3 muestra las gráficas que representan los datos de entrada y salida de la planta de destilación. La figura 3.4 muestra las gráficas de la

planta de destilación, pero eliminando el valor medio o la tendencia lineal (detrend) de un vector o matriz, generalmente para el procesamiento de la transformada rápida de Fourier (*Fast Fourier Transform, FFT*). La función “detrend” calcula el ajuste por mínimos cuadrados de una línea recta (o línea compuesta para tendencias lineales por partes) a los datos y resta la función resultante de los datos.

```
dry = iddata(y, u, T, 'OutputName', 'OverheadTemp', 'InputName',
'RefluxFlow');
dry.InputName = 'u - Caudal de reflujo';
dry.OutputName = 'y - Temperatura';
dry.TimeUnit = 'segundos';
```

```
figure(1)
plot(dry(1:197));
title('Señal de salida (y) y entrada (u)');
grid on
```

```
figure(2)
dry = detrend(dry);
plot(dry(1:197));
title('Señal de entrada y salida con eliminación de tendencia');
```

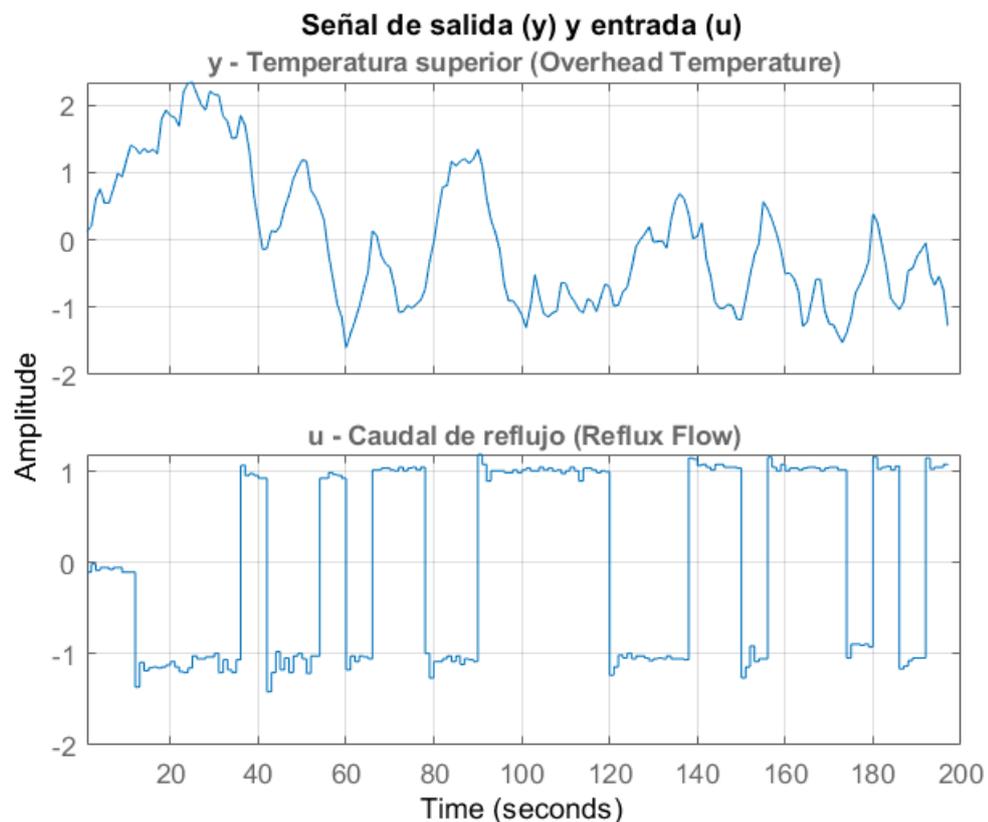


Figura 3. 3: Gráficas de señales de salida y entrada obtenidas en MatLab.
Elaborado por: Autor.

La figura 3.3 es correctamente representada ya que es idéntica a la figura 3.2 de la planta de destilación.

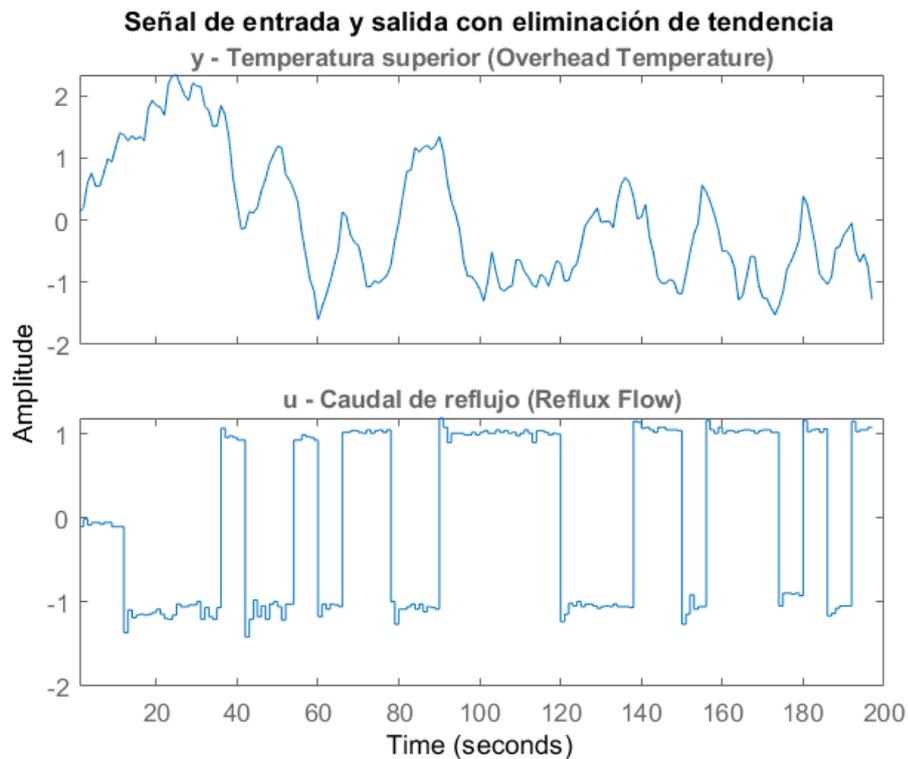


Figura 3. 4: Gráficas de señales de salida y entrada con eliminación de tendencia lineal obtenidas en MatLab.

Elaborado por: Autor.

3.2.2. Simulación mediante el método de análisis de correlación (CRA).

En esta sección se realiza el algoritmo para realizar la estimación no paramétrica mediante análisis de correlación (CRA). Se utiliza la función “cra()” que realiza la estimación de la respuesta al impulso utilizando un análisis de correlación basado en blanqueado previo. Se debe ajustar el número de retardos en $M = 98$ y el filtro de preblanqueo en $n_a = 1$.

```
figure(3)
M=98; % ajustar número de retardos (LAGS)
na=1; % ajustar orden del filtrado de preblanqueado
tplot=2; % graficar todos los plots
[ir,R,cl]=cra(iddata(y,u,T),M,na,tplot);
```

La figura 3.5 muestran las funciones de covarianzas, correlación y estimación de respuesta al impulso. Las dos gráficas superiores de la figura 3.5 muestran las covarianzas para salida filtrada y entrada previamente blanqueada, respectivamente. Las dos gráficas inferiores de la figura 3.5

muestra la correlación de entrada a salida (blanqueado previamente) y la estimación de respuesta de impulso, respectivamente.

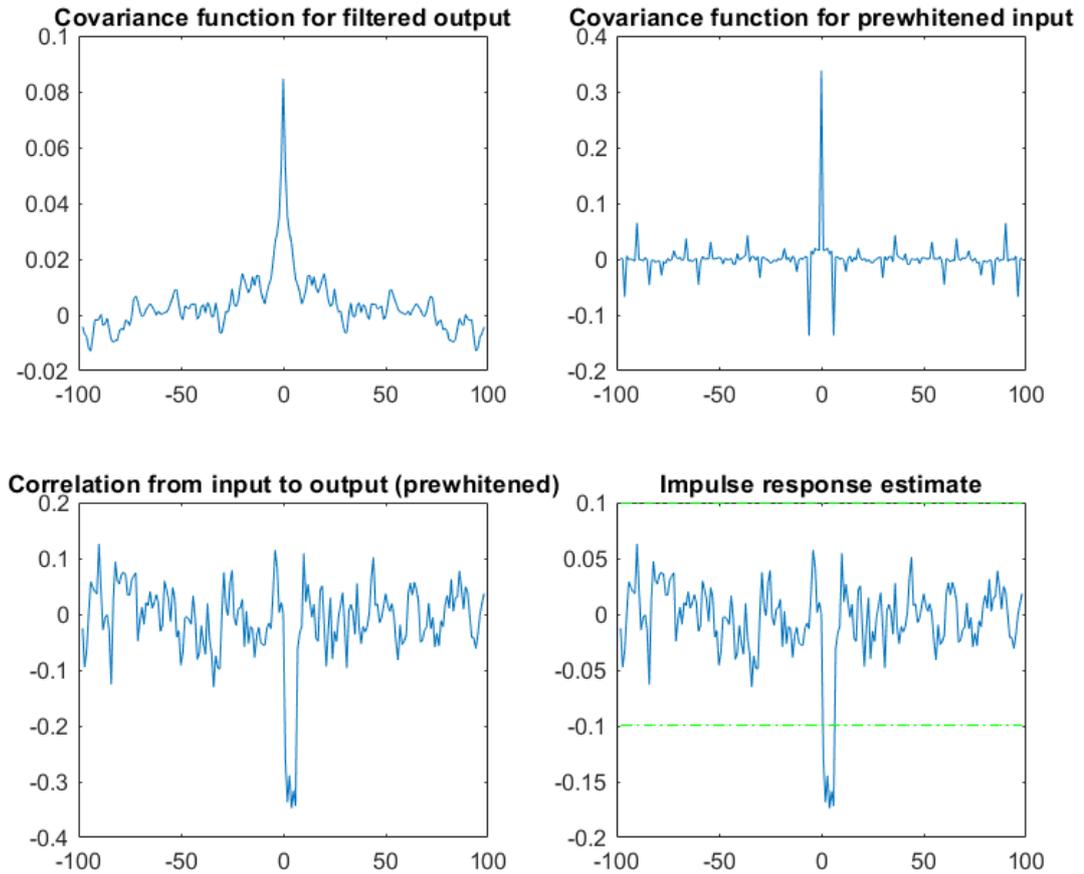


Figura 3. 5: Gráficas obtenidas mediante la función CRA.
Elaborado por: Autor.

A continuación, se muestra el algoritmo que genera la respuesta de estimación de respuesta al escalón de la planta de destilación. La figura 3.6 muestra el resultado obtenido para la estimación no paramétrica de la planta de destilación.

```

% Generar gráfica estimada para la respuesta al escalón
figure(4)
sr=cumsum(T*ir); % sumatoria de resultados estimados
plot(sr); % graficar estimación de respuesta al escalón
title('Respuesta al escalón');
hold on
plot(0:0.1:98,-1, '.') % recta para la ganancia
hold on
plot(5.1,0:-0.01:-0.633, '.') % recta para tao
hold on
plot(1,0:0.-0.01:-0.04, '.') % recta para retardo
grid;
legend('Estimación de respuesta al escalón')

```

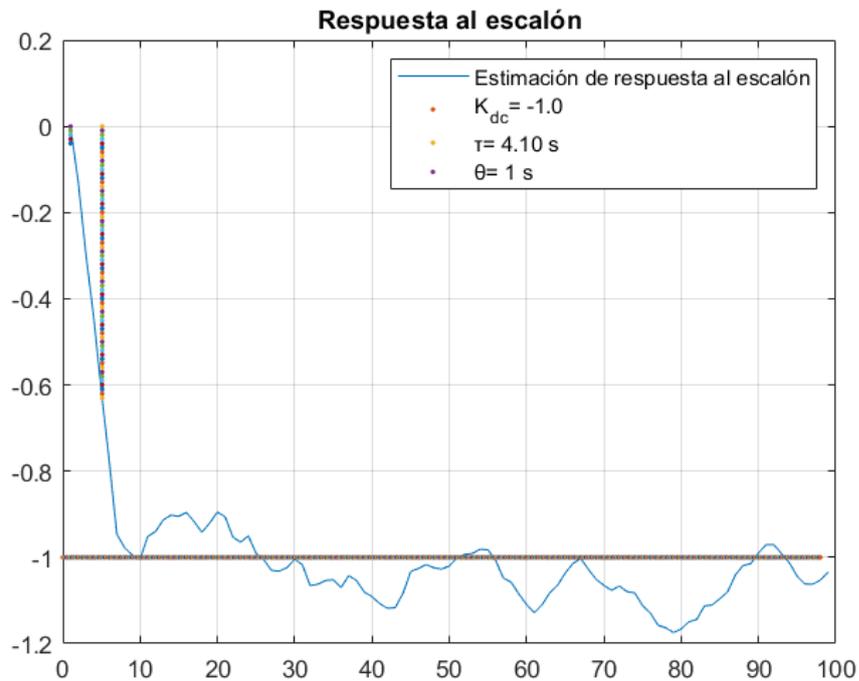


Figura 3. 6: Gráfica de estimación de respuesta al escalón mediante análisis de correlación.

Elaborado por: Autor.

3.2.3. Simulación mediante el método de análisis espectral.

A continuación, se realiza la estimación de la respuesta de frecuencia con resolución de frecuencia fija utilizando análisis espectral utilizando la función `spa()` de MatLab. Es decir, que `spa(datos)` estima la respuesta de frecuencia (con incertidumbre) y el espectro de ruido a partir de datos en el dominio del tiempo o de la frecuencia. Las siguientes líneas de programación realizan el análisis espectral de potencia (SPA) usando el parámetro de truncamiento de retardo Tukey para 10 y 50 sin considerar los intervalos de confianza.

```
figure(5)
M=10;
Espectral=spa(phenoldata,MM); % análisis espectral de potencia
plot(Espectral); % graficar SPA para M=10
hold on
M=50;
Espectral=spa(phenoldata,MM); % análisis espectral de potencia
plot(Espectral); % graficar SPA para M=50
grid on;
legend('Param trunca M=10 (sin IC)', 'Param trunca M=50 (sin IC)')
title('Diagrama de Bode sin IC con parámetros de truncamientos M=10 y M=50');
```

A continuación, se presenta el resultado obtenido mediante SPA, la figura 3.7 ilustra las gráficas de magnitud y fase para el parámetro de retardo de Tukey en $M=10$ y $M=50$ sin establecer los límites de intervalo de confianza.

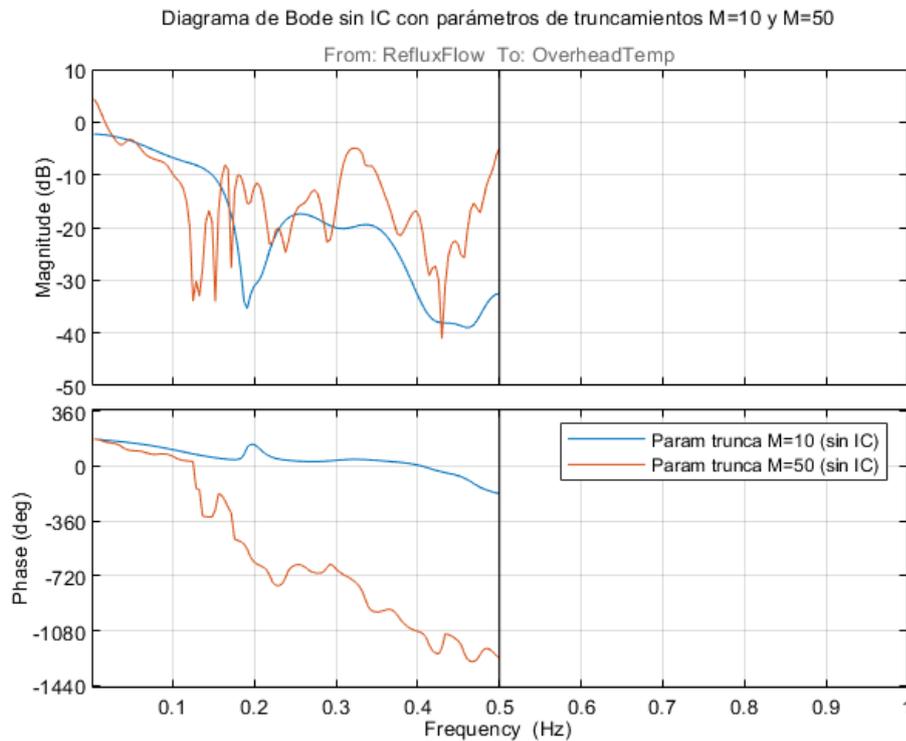


Figura 3. 7: Diagrama de bode sin IC con parámetros de truncamiento $M=10$ y $M=50$.

Elaborado por: Autor.

Ahora, se presenta el código script para implementar la función SPA, pero considerando tres niveles de IC. Los niveles considerados para el análisis espectral de potencia son: 99% (h,3), 95% (h,2) y 68% (h,1) y cuyos parámetros de retardo son $M=10$ y $M=50$.

```
figure(6)
w = logspace(-2,pi,128); M=10 % parámetro de retardo Tukey
g = spa(phenoldata,M,w); % generar SPA
h = bodeplot(g); % graficar Magnitud y Fase
showConfidence(h,3) % muestra IC del 99%
legend('Param trunca M=10 (con IC)')
title('Bode con intervalo de confianza del 99% y M=10');
figure(7)
w = logspace(-2,pi,128); M=50 % parámetro de retardo Tukey
g = spa(phenoldata,M,w); % generar SPA
h = bodeplot(g); % graficar Magnitud y Fase
showConfidence(h,3) % muestra IC del 99%
legend('Param trunca M=50 (con IC)')
title('Bode con intervalo de confianza del 99% y M=50');
```

Aunque con los IC del 95% y 99% son suficientemente aceptables ya que los datos se encuentran dentro del rango (sin errores). Las señales espectrales de potencia con ventanas de retardo de Tukey para $M=10$ (véase la figura 3.8) y $M=50$ (véase la figura 3.9) con IC del 99%. A partir de las figuras 3.8 y 3.9 se obtienen los estimados de ganancia y constante de tiempo y después serán comparadas con los resultados del ETFE (sin suavizar).

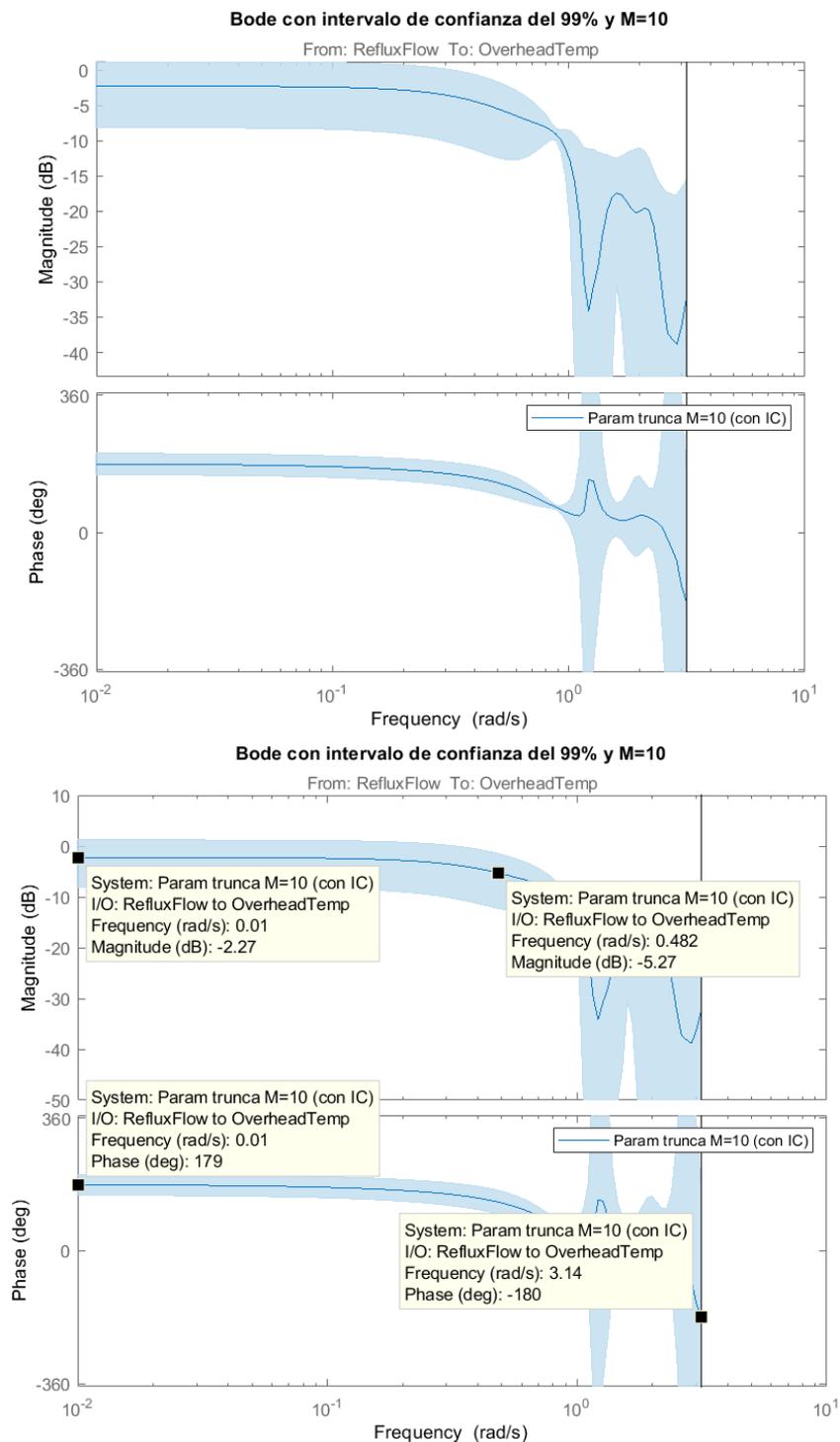


Figura 3. 8: Diagrama de bode con IC (99%) para un parámetro $M=10$.
Elaborado por: Autor.

Ahora, se procede a calcular la ganancia nominal del sistema a partir de la figura 3.8. En las gráficas de debajo de la figura 3.8 se observa una $K_{dc}(dB) = -2.27 dB$ y su ganancia nominal se define como:

$$\begin{aligned} -2.27 &= 20 \log K_{dc} \\ -\frac{2.27}{20} &= \log k_{dc} \Rightarrow K_{dc} = 10^{-\frac{2.27}{20}} \\ K_{dc} &= 0.77 \end{aligned}$$

A continuación, se procede a calcular la constante de tiempo (τ) y el tiempo de retardo (θ) a partir de la figura 3.8. En las gráficas inferiores de la figura 3.8 se observa que la frecuencia de corte y de fase son $\omega_b = 0.482 rad/s$ y $\phi = -180^\circ$, respectivamente y una frecuencia de Nyquist $\omega = 3.14 rad/s$.

$$\begin{aligned} \tau &= \frac{1}{\omega_b} = \frac{1}{0.482 \frac{rad}{s}} \\ \tau &= 2.075 s \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \phi &= -\tan^{-1}\left(\frac{\omega}{\omega_b}\right) - \frac{180^\circ}{\pi} \omega \theta = -180^\circ \\ \frac{180^\circ}{\pi} \omega \theta &= 180^\circ - \tan^{-1}\left(\frac{\omega}{\omega_b}\right) \\ \theta &= \left[180^\circ - \tan^{-1}\left(\frac{\omega}{\omega_b}\right)\right] \frac{\pi}{\omega \cdot 180^\circ} \\ \theta &= \left[180^\circ - \tan^{-1}\left(\frac{3.14}{0.482}\right)\right] \frac{\pi}{3.14(180^\circ)} \\ \theta &= 0.549 s \end{aligned}$$

De manera similar al IC del 99% y $M=10$, se procede al análisis con el mismo IC del 99%, pero con un valor de truncamiento de $M=50$. En la figura 3.9 se muestra el diagrama de bode para $M=50$ y se observa el valor de ganancia $K_{dc}(dB) = 4.58 dB$ que permite calcular la ganancia nominal del sistema:

$$\begin{aligned} K_{dc} &= 10^{\frac{4.58}{20}} \\ K_{dc} &= 1.69 \end{aligned}$$

Después se calcula la constante de tiempo (τ) y el tiempo de retardo (θ) a partir de la figura 3.9. En las gráficas inferiores de la figura 3.9 se observa

que la frecuencia de corte y de fase son $\omega_b = 0.0815 \text{ rad/s}$ y $\phi = -900^\circ$, respectivamente y una frecuencia de Nyquist $\omega = 3.14 \text{ rad/s}$.

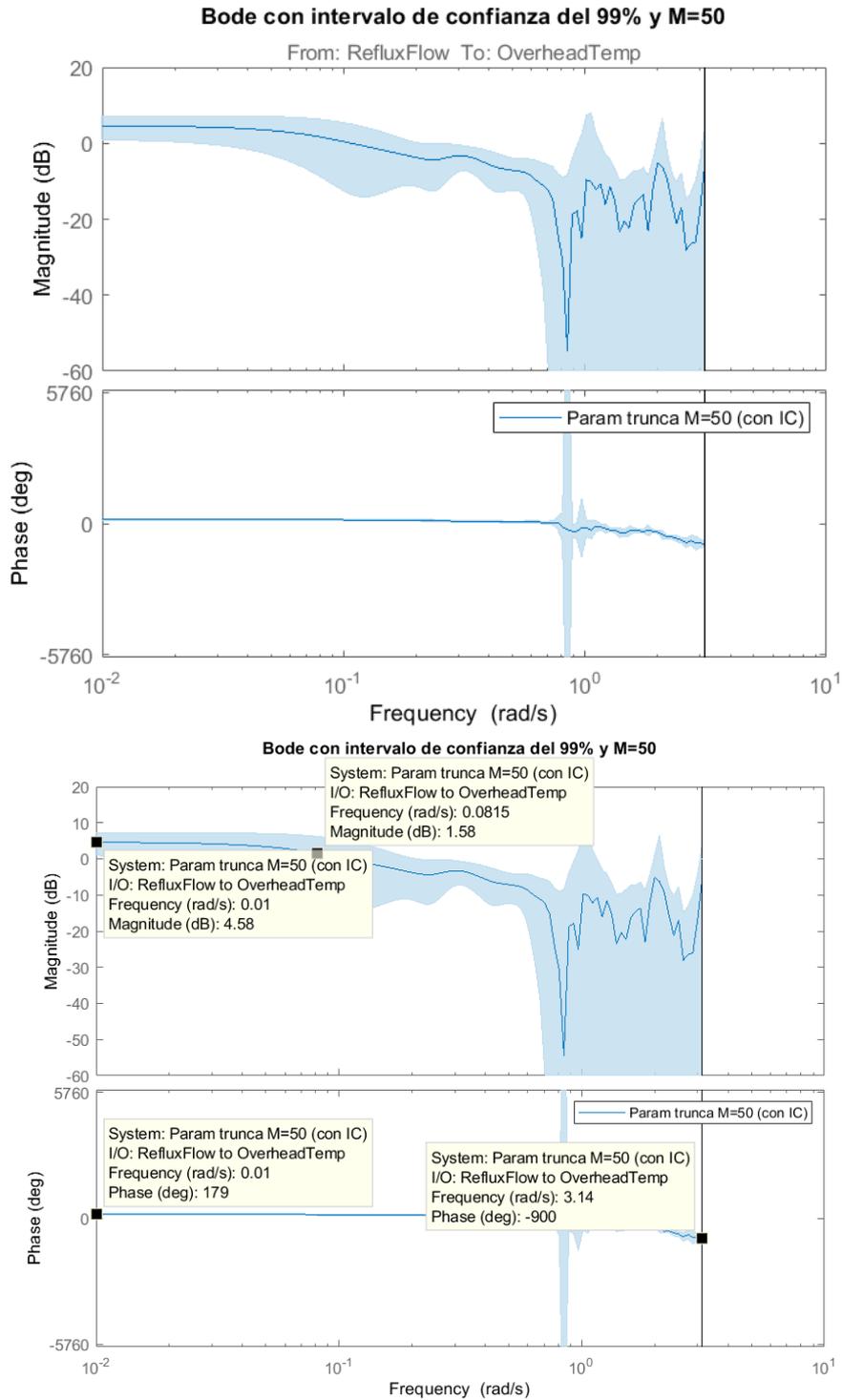


Figura 3. 9: Diagrama de bode con IC (99%) para un parámetro M=50.
Elaborado por: Autor.

$$\tau = \frac{1}{\omega_b} = \frac{1}{0.0815 \frac{\text{rad}}{\text{s}}}$$

$$\tau = 12.27 \text{ s}$$

$$\phi = -\tan^{-1}\left(\frac{\omega}{\omega_b}\right) - \frac{180^\circ}{\pi}\omega\theta = -900^\circ$$

$$\theta = \left[900^\circ - \tan^{-1}\left(\frac{\omega}{\omega_b}\right)\right] \frac{\pi}{\omega \cdot 180^\circ}$$

$$\theta = \left[900^\circ - \tan^{-1}\left(\frac{3.14}{0.0815}\right)\right] \frac{\pi}{3.14(180^\circ)}$$

$$\theta = 4.511 \text{ s}$$

3.2.4. Simulación mediante el método de estimación empírica de función de transferencia y periodogramas.

En esta sección se utiliza el método de estimación empírica de funciones de transferencia y periodogramas llamada también ETFE. En MatLab se utiliza la función “etfe (data)” que permite la estimación de funciones de transferencias sin suavizar de la siguiente forma:

$$y(t) = G(q)u(t) + v(t)$$

Los datos contienen datos de entrada-salida de dominio de tiempo o frecuencia o datos de series de tiempo, por ejemplo:

- a. Si los datos son señales de entrada-salida en el dominio del tiempo, g es la relación entre la transformada de Fourier de salida y la transformada de Fourier de entrada para los datos. Para datos no periódicos, la función de transferencia se estima en 128 frecuencias igualmente espaciadas $[1:128]/128 * \pi/T_s$. Para datos periódicos que contienen un número entero de períodos, la respuesta se calcula en las frecuencias $k * 2 * \pi/T_s$ para $k = 0$ hasta la frecuencia de Nyquist.
- b. Si los datos son señales de entrada-salida en el dominio de la frecuencia, g es la relación entre la salida y la entrada en todas las frecuencias, donde la entrada es distinta de cero.
- c. Si los datos son datos de series de tiempo (sin canales de entrada), g es el periodograma, que es el cuadrado absoluto normalizado de la transformada de Fourier de los datos.

Aunque, también se utiliza la función “etfe (datos, M)” donde se aplica una operación de suavizado en las estimaciones espectrales sin procesar utilizando una ventana de Hamming que produce una resolución de frecuencia

de aproximadamente π/M . El efecto de M es similar al efecto de M en el análisis de estimación espectral (SPA). Sin embargo, M se ignora para datos periódicos.

Para este trabajo de titulación se utiliza la función “`etfe(data)`” esta sintaxis como alternativa a SPA para sistemas y espectros de banda estrecha. Abajo se muestra el algoritmo para el análisis de SPA con parámetro de retardo $M=10$ y $M=50$, y análisis ETFE sin suavizado. La figura 3.10 muestra la gráfica comparativa entre los modelos SPA y ETFE.

```
figure(8)
M=10; % parámetro de retardo Tukey
Gs1=spa(phenoldata,M); % generar SPA
M=50; % parámetro de retardo Tukey
Gs2=spa(phenoldata,M); % generar SPA
Ge=etfe(phenoldata); % análisis ETFE sin suavizar
bode(Gs1,Gs2,Ge); % graficar diagrama de Bode (Magnitud y Fase)
legend('SPA M=10', 'SPA M=50', 'ETFE')
title('Comparativa de respuesta de frecuencia entre SPA (M=10 y
M=50) y ETFE');
grid;
```

De manera similar al análisis SPA realizado para los parámetros $M=10$ y $M=50$ se procede a calcular el valor nominal de la ganancia K_{dc} para el análisis ETFE. En el diagrama de bode inferior de la figura 3.10 se observa que para el análisis EFTE la ganancia $K_{dc}(dB) = 5.74 dB$, por tanto, su ganancia nominal es:

$$K_{dc} = 10^{\frac{5.74}{20}}$$

$$K_{dc} = 1.94$$

A continuación, se procede a calcular la constante de tiempo (τ) y el tiempo de retardo (θ) a partir de la figura 3.10. En las gráficas inferiores de la figura 3.10 se observa que la frecuencia de corte y de fase son $\omega_b = 0.0646 \text{ rad/s}$ y $\phi = -1080^\circ$, respectivamente y una frecuencia de Nyquist $\omega = 3.14 \text{ rad/s}$.

$$\tau = \frac{1}{\omega_b} = \frac{1}{0.0646 \frac{\text{rad}}{\text{s}}}$$

$$\tau = 15.48 \text{ s}$$

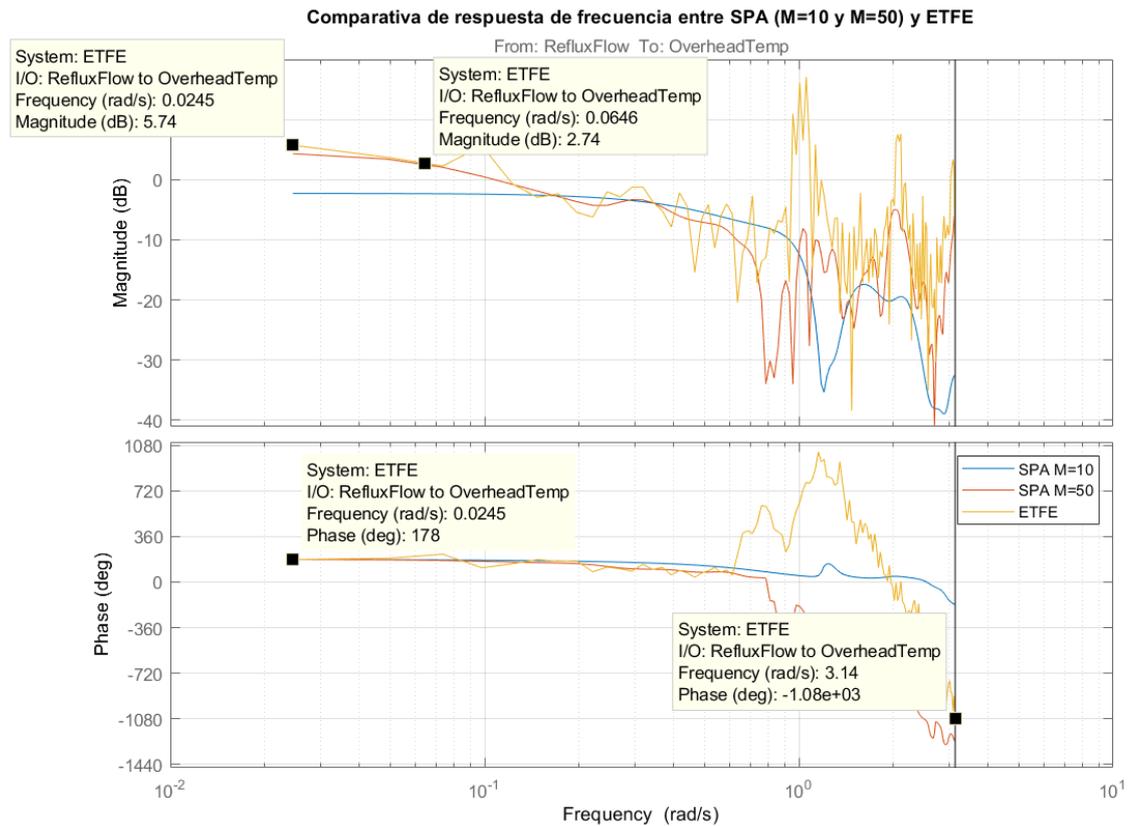
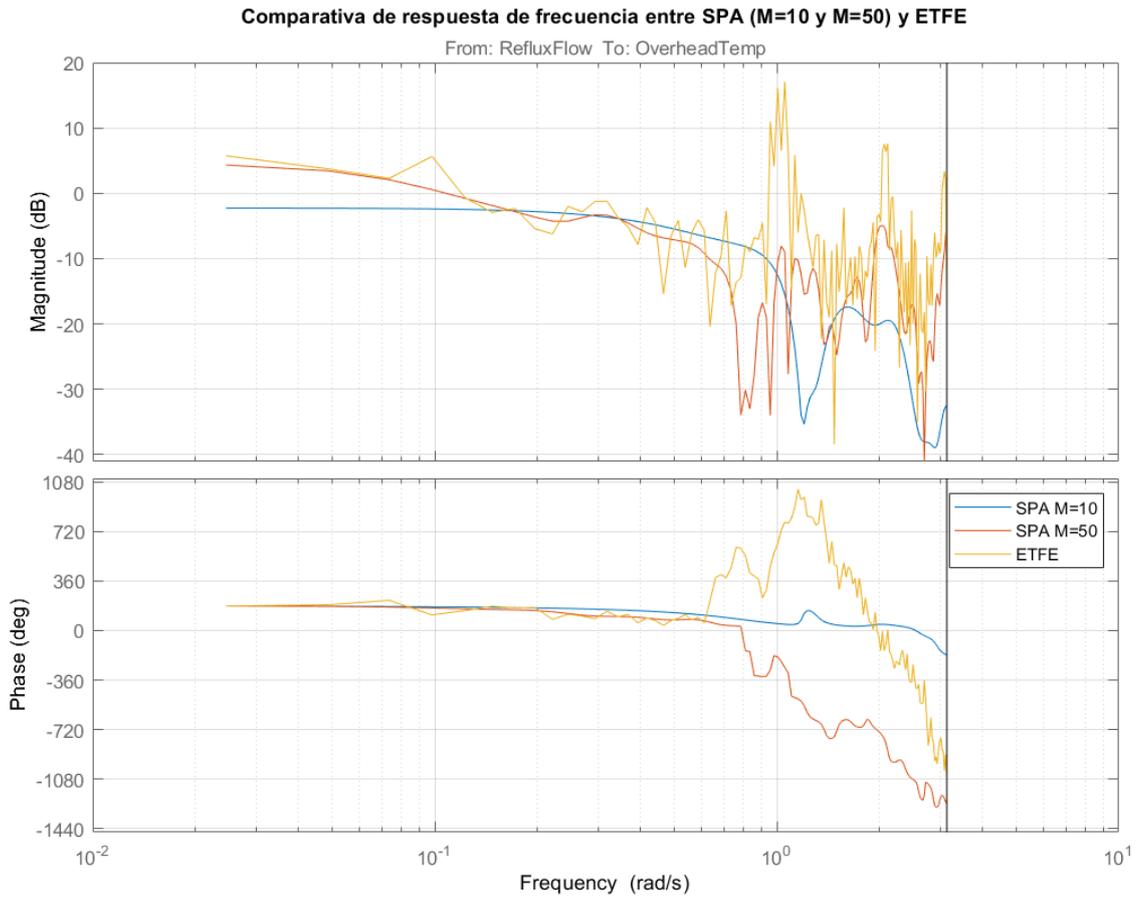


Figura 3. 10: Diagrama de bode comparativo de los análisis SPA y ETFE con parámetro de retardo M=10 y M=50.

Elaborado por: Autor.

$$\phi = -\tan^{-1}\left(\frac{\omega}{\omega_b}\right) - \frac{180^\circ}{\pi} \omega \theta = -900^\circ$$

$$\theta = \left[1080^\circ - \tan^{-1}\left(\frac{\omega}{\omega_b}\right)\right] \frac{\pi}{\omega \cdot 180^\circ}$$

$$\theta = \left[1080^\circ - \tan^{-1}\left(\frac{3.14}{0.0646}\right)\right] \frac{\pi}{3.14(180^\circ)}$$

$$\theta = 5.51 \text{ s}$$

Para cada escenario de simulación entre los análisis de SPA (M = 10 y M = 50) y EFTE, se puede verificar que el retardo es el mismo que el calculado en las figuras 3.8 a 3.10. En cada caso, el ancho de banda de excitación en la señal de entrada es la misma frecuencia de corte.

3.2.5. Identificación no paramétrica utilizando System Identification Toolbox.

A continuación, se utilizará System Identification Toolbox (caja de herramientas para la identificación de sistemas). Para ello, se requiere primero cargar los datos de "datosfenol.m" y llamar System Identification desde el Command Windows de Matlab,

```
>> datosfenol
>> systemIdentification
```

La figura 3.11 muestra la aplicación System Identification Toolbox (SIT) la misma permite crear y usar modelos de identificación no paramétrica y paramétrica para modelos de cajas negra, blanca y gris. Los datos de entrada y salida en el dominio del tiempo y la frecuencia se pueden utilizar para identificar funciones de transferencia de tiempo continuo y discreto, así como modelos de proceso y espacio de estado. También proporciona un algoritmo de estimación de parámetros en línea integrado.

Las figuras 3.12 a 3.14 muestran los pasos para utilizar System Identification Toolbox (SIT). La figura 3.12 muestra cómo importar datos, y seleccionar "Objeto de datos" y después genera otra ventana para la importación de datos "Importar datos", en la cual en "Object" se escribe "datosfenol" y luego hacer clic en "Import" para que se muestren los datos.

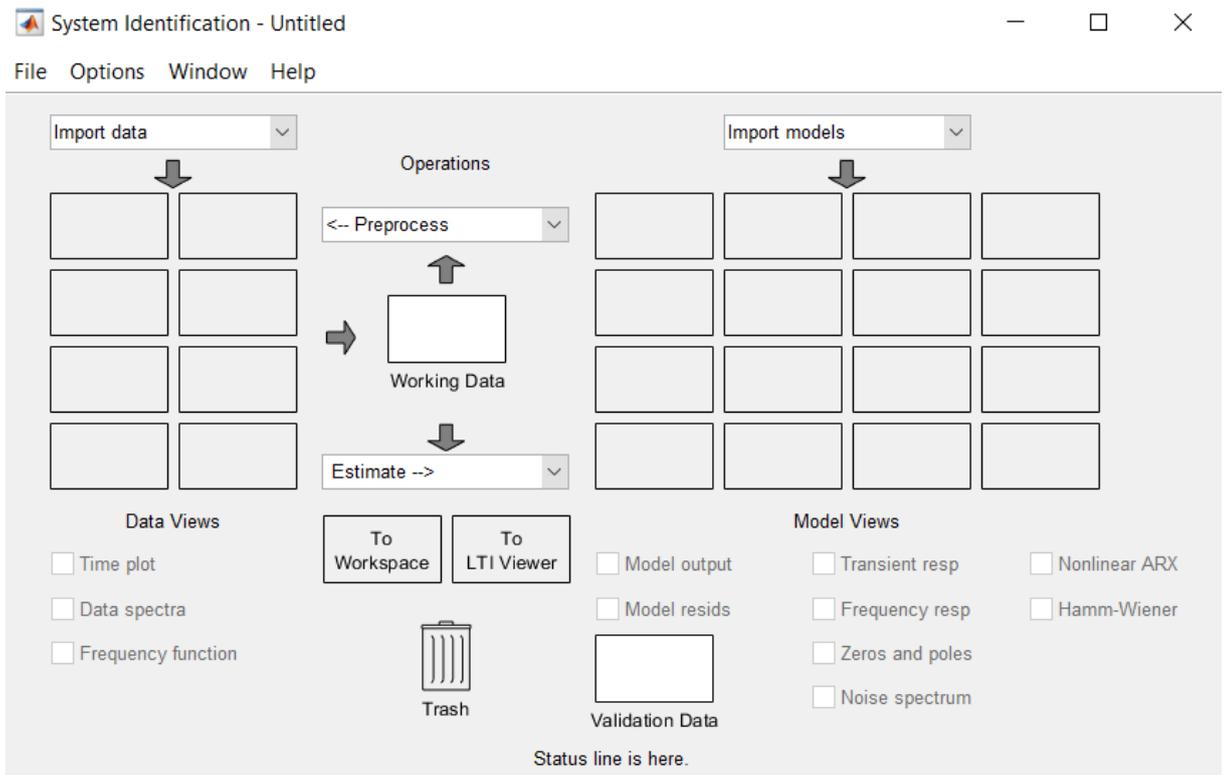


Figura 3. 11: Aplicación de interfaz gráfica para la identificación de sistemas.
Elaborado por: Autor.

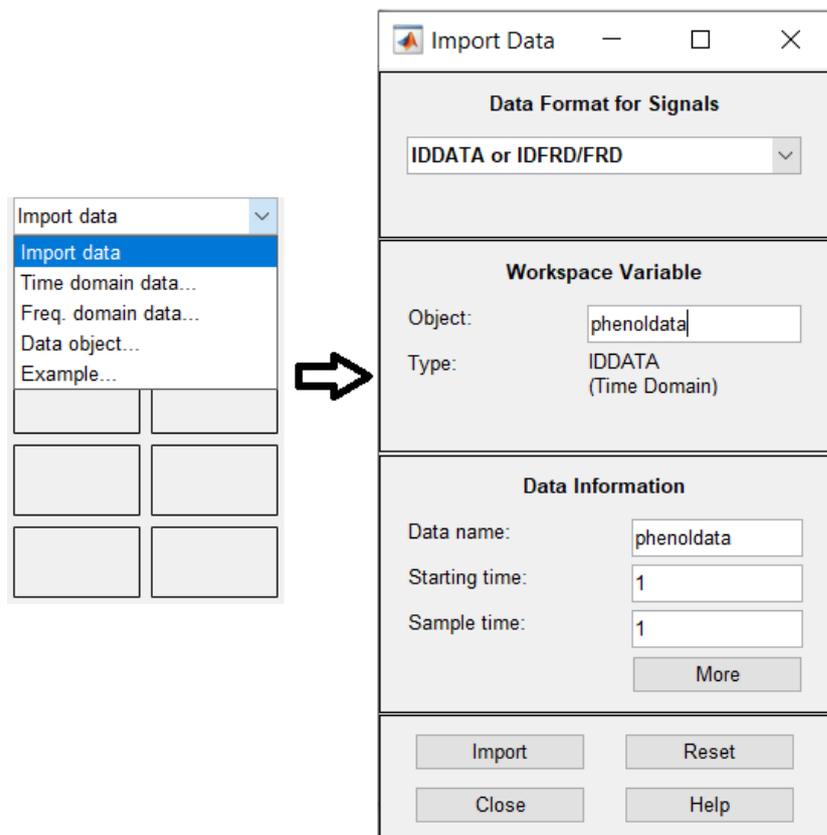


Figura 3. 12: Importación de objetos de datos desde workspace de MatLab.
Elaborado por: Autor.

La Figura 2.11 (a) muestra las diferentes opciones de "operación", para las cuales el sistema elimina la tendencia (eliminar tendencia) y selecciona el valor medio (valor medio). La Figura 2.11 (b) muestra la selección de espectro (SPA, EFTE) y la estimación del modelo relacionado.

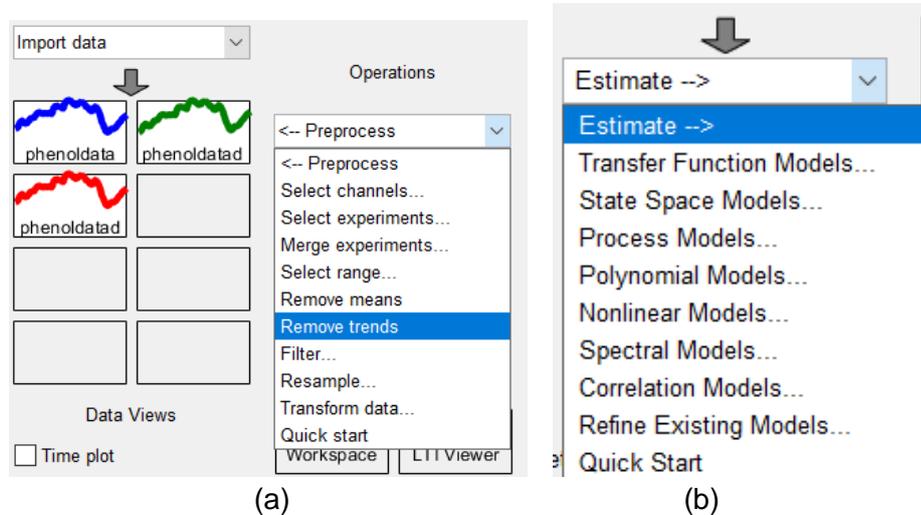


Figura 3. 13: Operaciones para eliminar (a) tendencias y medias, y (b) estimación no paramétrica.

Elaborado por: Autor.

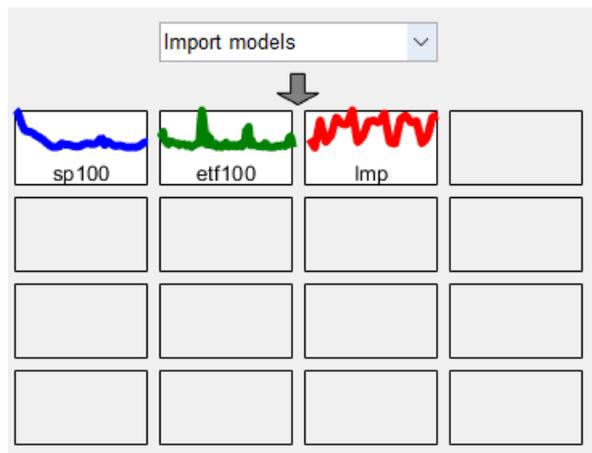


Figura 3. 14: Importar los modelos de estimación no paramétrica SPA, EFTE y CRA.

Elaborado por: Autor.

En las figuras 3.15 y 3.16 se muestran los resultados de la respuesta en frecuencia (rad/s y Hz) que se obtienen para la estimación no paramétrica mediante análisis de correlación (CRA), análisis espectral de potencia (SPA) y análisis de estimación empírica de la función de transferencia (ETFE). Los resultados obtenidos resultan ser idénticos a los mostrados en las figuras 3.8 a 3.10.

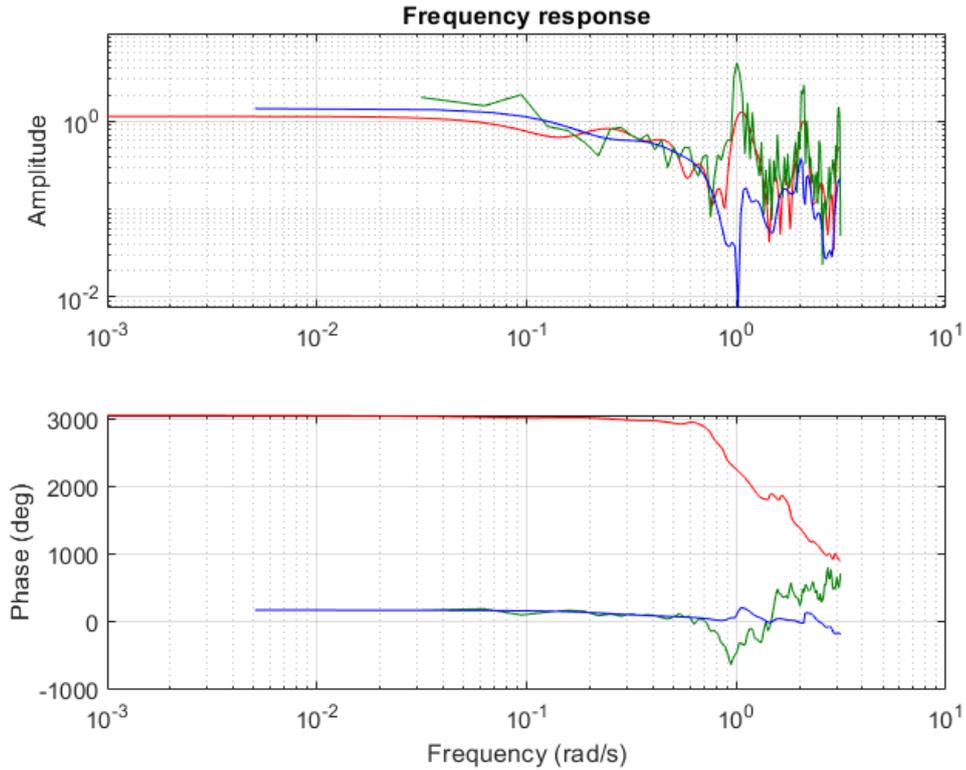


Figura 3. 15: Gráficas de la respuesta en frecuencia (rad/s) para estimación no paramétrica utilizando SIT.
Elaborado por: Autor.

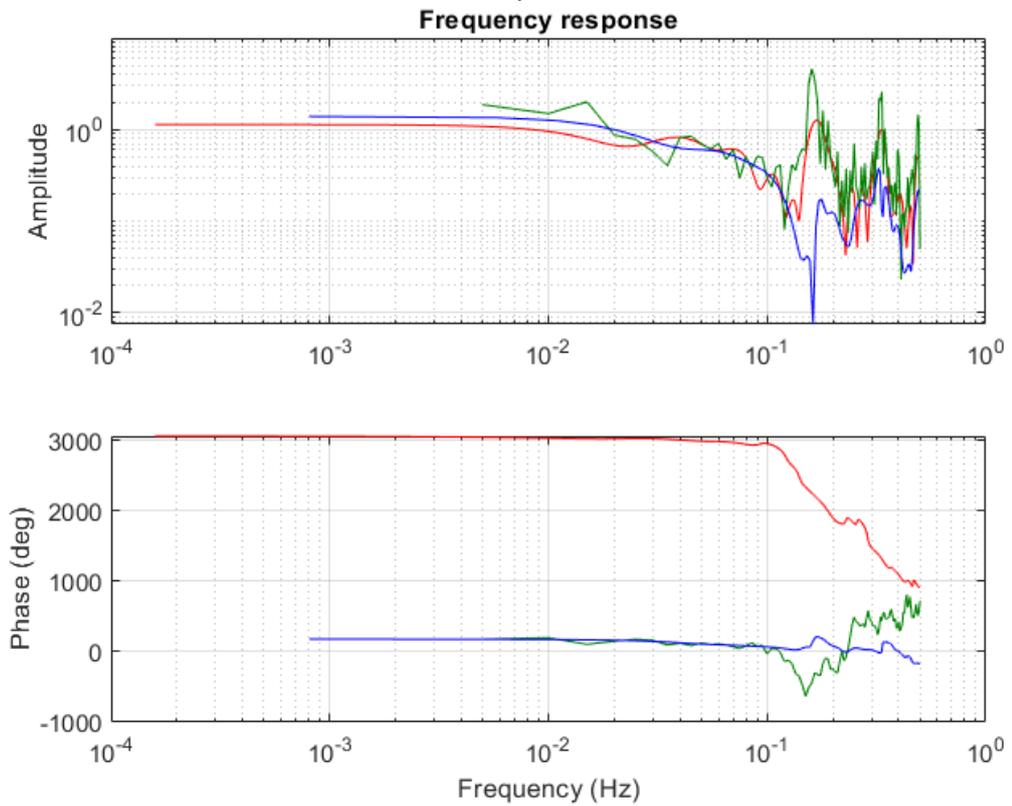


Figura 3. 16: Gráficas de la respuesta en frecuencia (Hz) para estimación no paramétrica utilizando SIT.
Elaborado por: Autor.

Finalmente, se comprueba que los algoritmos propuestos en la estimación no paramétrica de las secciones 3.2.2 a 3.2.4 cumplen el mismo objetivo que System Identification Toolbox. La importancia de utilizar de manera apropiada y correctamente las funciones que involucran el análisis CRA, SPA y ETFE sin necesidad de contar con la herramienta de identificación de sistemas.

3.3. Aplicación práctica 2: estimación no paramétrica del flameo de un avión.

De manera similar a lo desarrollado en la sección 3.2, este escenario de simulación implementa la identificación no paramétrica mediante análisis ETFE para el sistema dinámico de flameo de un avión. La figura 3.17 muestra las señales filtradas mediante el filtro de pasa banda Butterworth cuyo sistema dinámico resulta ser de 5to orden. Las gráficas tanto superior como inferior de la figura 3.17 representa la señal de entrada $u(t)$ (excitación de ráfaga) y la señal de salida $y(t)$ (respuesta de aceleración), respectivamente.

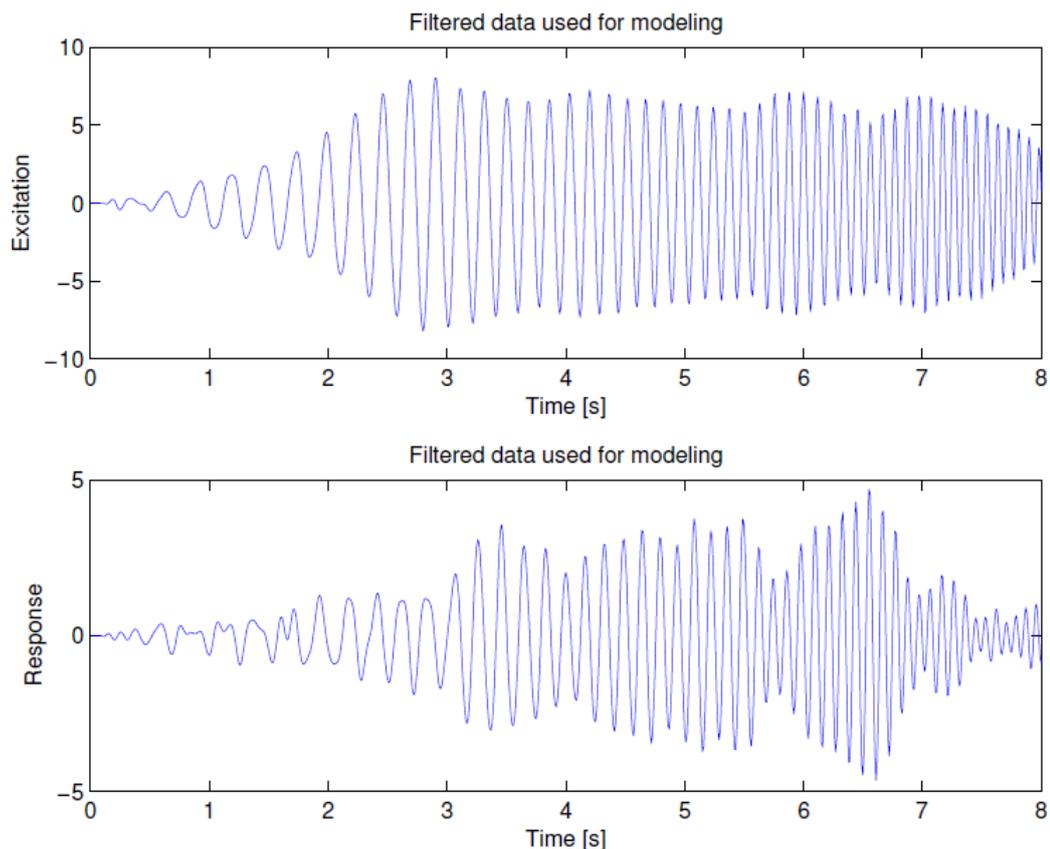


Figura 3. 17: Señales de entrada y salida para el sistema dinámico de flameo de un avión.

Elaborado por: Autor.

Se implementa el algoritmo en MatLab para la estimación de respuesta en frecuencia no paramétrica ETFE sin suavizar y suavizado (ventana de retardo $M=100, 200$ y 400). A continuación, se muestra el script para cargar los datos de entrada u_1 y salida y_1 del sistema dinámico de flameo en un avión. Una vez cargados los datos al “iddata” se grafican (figure (9)) las señales de los datos de entrada (u_1) y salida (y_1). El script también permite realizar el análisis de estimación empírica de la función de transferencia (ETFE) a través de la función “etfe ()” sin suavizado.

```

load uflutest.dat;
load yflutest.dat;
y1 = yflutest; % respuesta de aceleración
u1 = uflutest; % excitaciones sinusoidales
T1 = 0.01;      % 0.01 tiempo de muestreo
flameo =
iddata(y1,u1,T1,'OutputName','Aceleración','InputName',
,'Excitaciones');
dry =
iddata(y1,u1,T1,'OutputName','Aceleración','InputName',
,'Excitaciones');
dry.InputName = 'u1 - Excitaciones Sinusoidales';
dry.OutputName = 'y1 - Respuesta de aceleración';
dry.TimeUnit = 'seconds';

figure(9)
plot(dry(1:800)); % graficar datos de señales de
entrada y salida
title('Señal de salida (y_1) y entrada (u_1)');

figure(10)
Ge=etfe(flameo); % generar análisis ETFE sin suavizar
bode(Ge) % graficar diagrama de Bode (Magnitud y Fase)
legend('ETFE sin suavizar')
grid on

```

Las figuras 3.18, 3.19 y 3.20 muestran las gráficas de señales de entrada/salida y el diagrama de bode (en rad/s y Hz) para el sistema dinámico de flameo propuesto. Las figuras 3.19 y 3.20 son las respuestas en magnitud y fase (figura 3.19 en rad/s y figura 3.20 en Hz) obtenida mediante el análisis de ETFE sin suavizado y que posteriormente será comparada con la respuesta que se obtiene del análisis ETFE suavizado y mediante el SIT de MatLab.

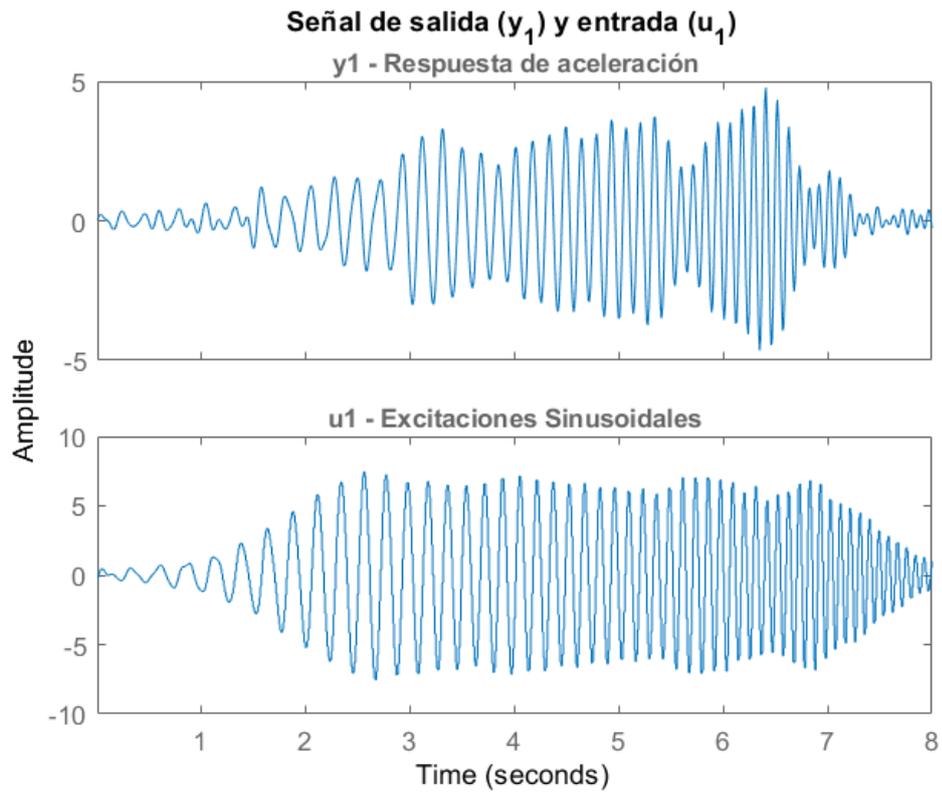


Figura 3. 18: Gráficas de respuesta de aceleración y excitaciones sinusoidales.
Elaborado por: Autor.

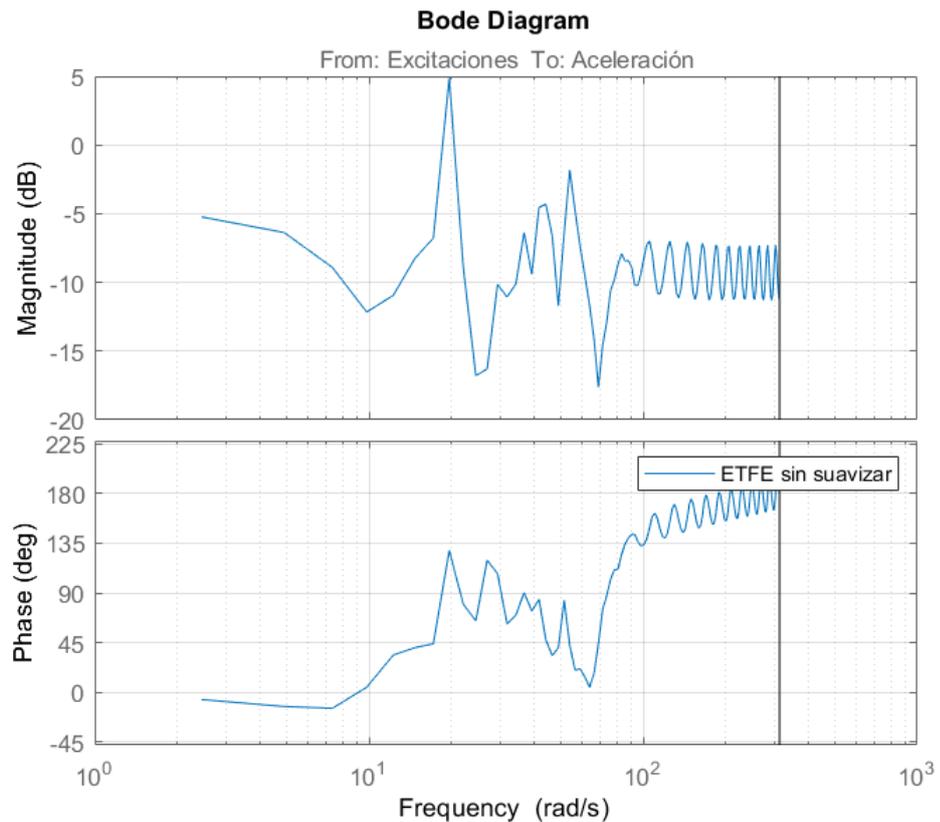


Figura 3. 19: Respuesta del análisis ETFE (rad/s) sin suavizado para el sistema dinámico de flameo.
Elaborado por: Autor.

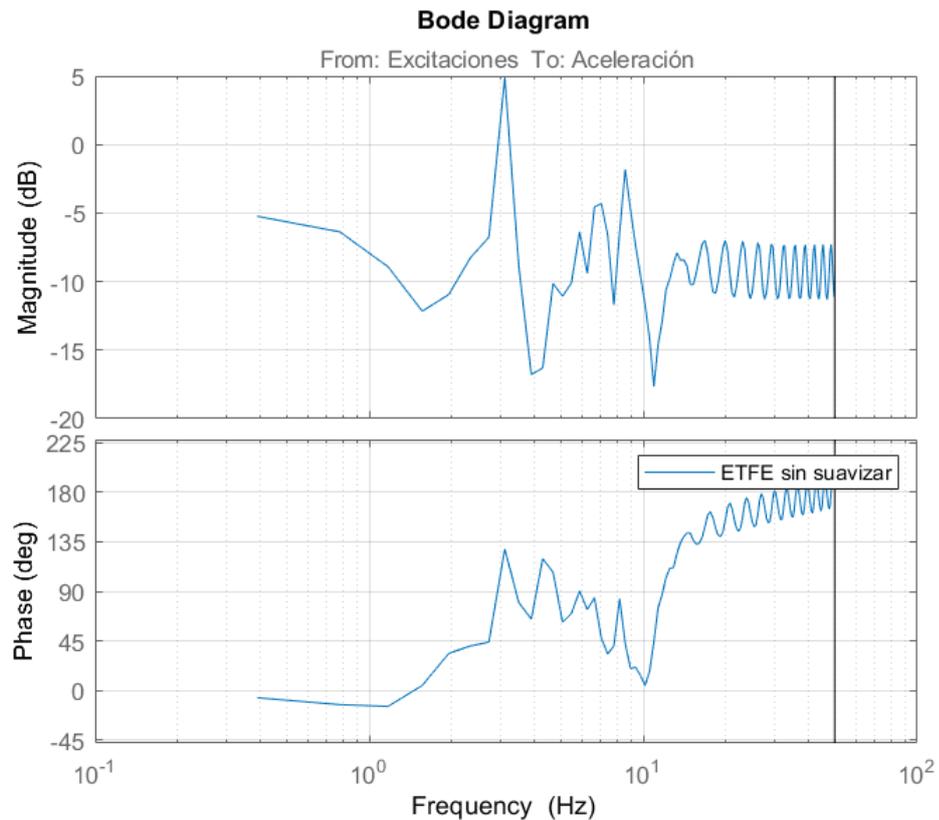


Figura 3. 20: Respuesta del análisis ETFE (Hz) sin suavizado para el sistema dinámico de flameo.
Elaborado por: Autor.

Ahora se implementa el código para el análisis ETFE suavizado para el parámetro de la ventana de Hamming (cuyo efecto es el mismo de M utilizado en SPA). La figura 3.21 muestra el resultado obtenido del análisis ETFE suavizado para ventanas de Hamming 100, 200 y 400.

```
figure(11)
M=400; % ajustar ventana de Hamming
Ge=etfe(flameo,M); % generar ETFE suavizado
bode(Ge) % graficar ETFE suavizado
grid on; hold on;

M=200; % ajustar ventana de Hamming
Ge=etfe(flameo,M); % generar ETFE suavizado
bode(Ge) % graficar ETFE suavizado
grid on; hold on;

M=400; % ajustar venatana de Hamming
Ge=etfe(flameo,M); % generar ETFE suavizado
bode(Ge) % graficar ETFE suavizado
legend('M=100','M=200','M=400')
grid on;
```

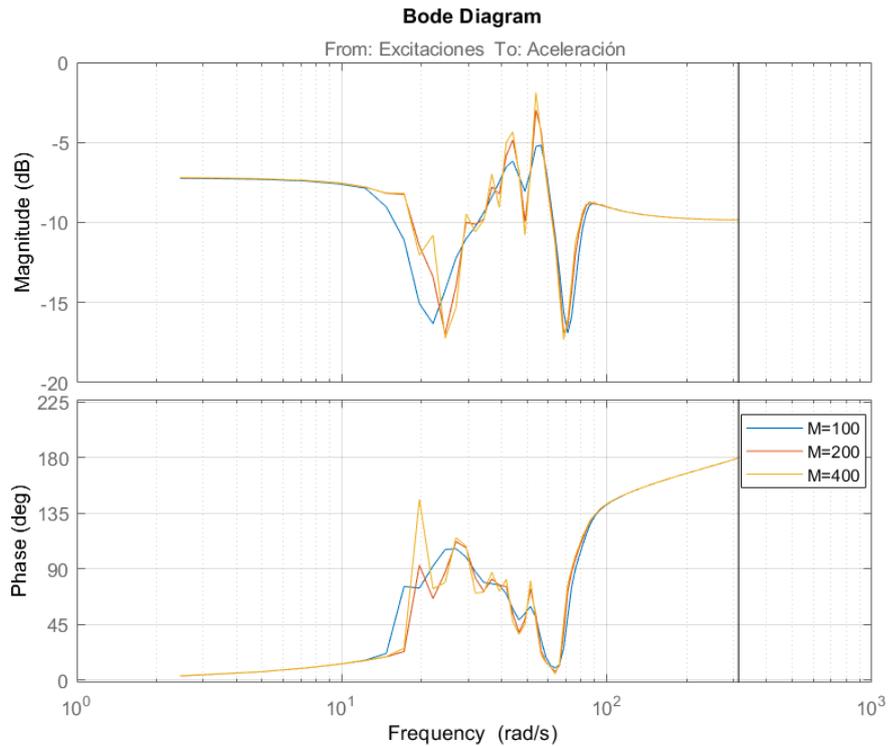


Figura 3. 21: Respuesta del análisis ETFE (Hz) suavizado (M=100, M=200 y M=400) para el sistema dinámico de flameo.
Elaborado por: Autor.

Las figuras 3.22 a 3.24 muestran los análisis ETFE suavizado para cada ventana de Hamming.

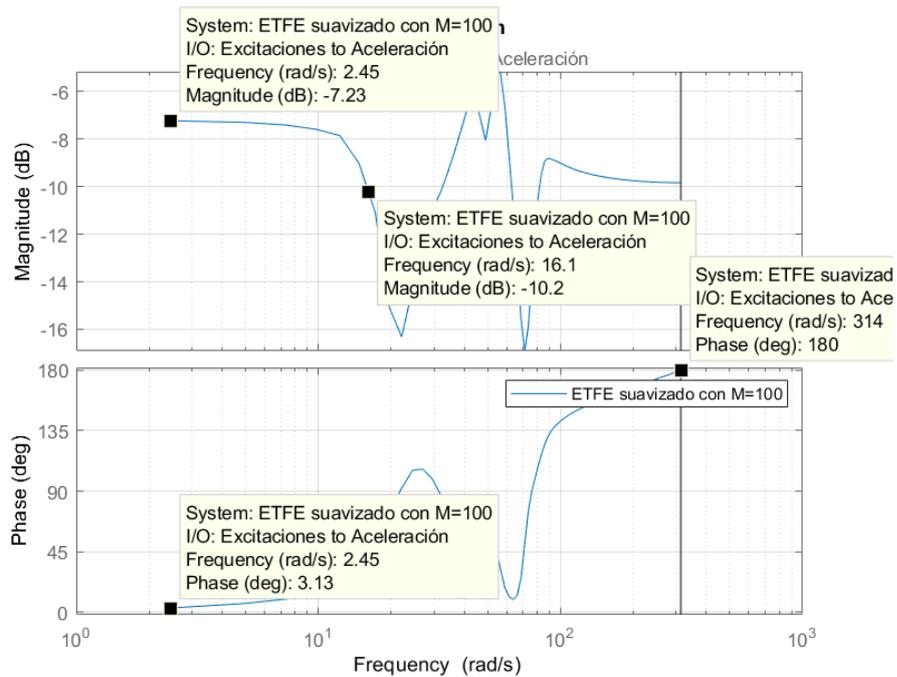


Figura 3. 22: Respuesta del análisis ETFE (Hz) suavizado (M=100) para el sistema dinámico de flameo.
Elaborado por: Autor.

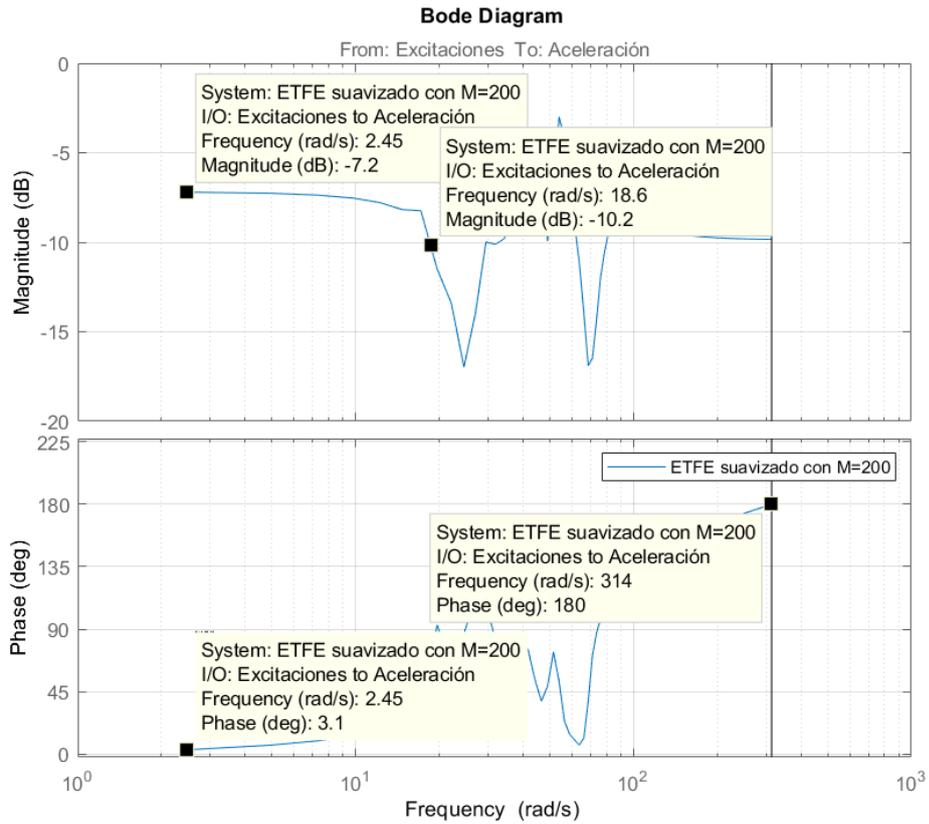


Figura 3. 23: Respuesta del análisis ETFE (Hz) suavizado (M=200) para el sistema dinámico de flameo.

Elaborado por: Autor.

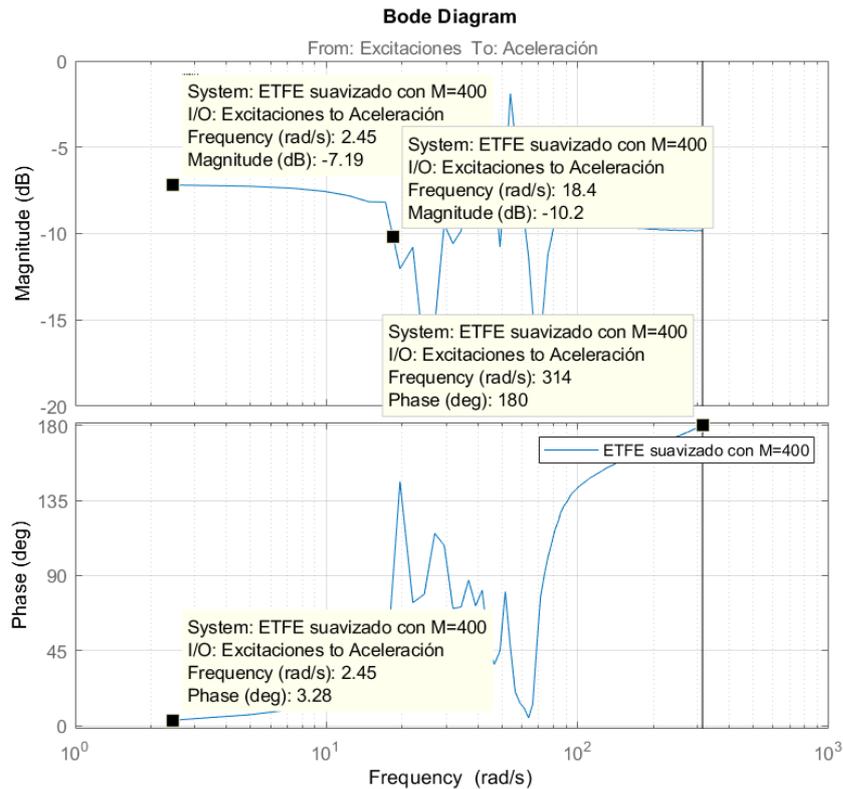


Figura 3. 24: Respuesta del análisis ETFE (Hz) suavizado (M=400) para el sistema dinámico de flameo.

Elaborado por: Autor.

Los dos modelos de estimaciones SPA y ETFE recomiendan un IC estimado de alrededor del 99% cuando se utilizan modelos de estructuras, se tendrá un mayor sesgo, pero la varianza (sensibilidad al ruido) será menor. Sin aplicar SPA y ETFE, hay una desviación porque se considera un número limitado de muestras y porque la señal es aperiódica, porque para una señal periódica, la desviación es siempre cero. Cuando se utilizan SPA y ETFE en ambos casos, la desviación desaparece gradualmente a medida que aumenta el número de muestras. Aunque la varianza no disminuye con el tamaño de la muestra.

De igual forma que lo realizado en la sección 3.2.5 se procede a comprobar los resultados de estimación no paramétrica mediante análisis ETFE utilizando la aplicación SIT de MatLab. A continuación, se cargan los datos de entrada y salida del sistema dinámico de control del flameo de un avión.

```
>> yflutest.dat
>> load uflutest.dat
>> systemIdentification
```

Posteriormente, se siguen los mismos pasos de la sección 3.2.5 (véanse las figuras 3.11 a 3.14) para la estimación no paramétrica ETFE.

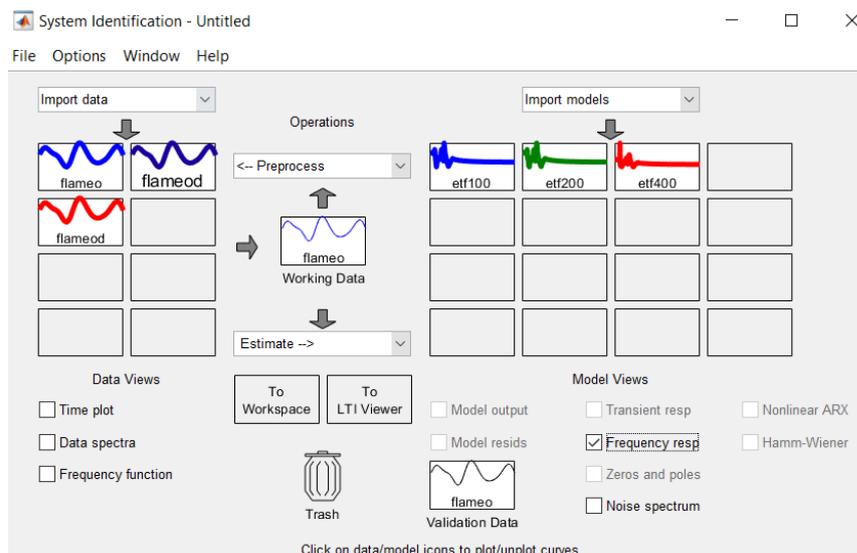


Figura 3. 25: Importar datos y modelos de estimación no paramétrica EFTE para M=100, M=200 y M=400.

Elaborado por: Autor.

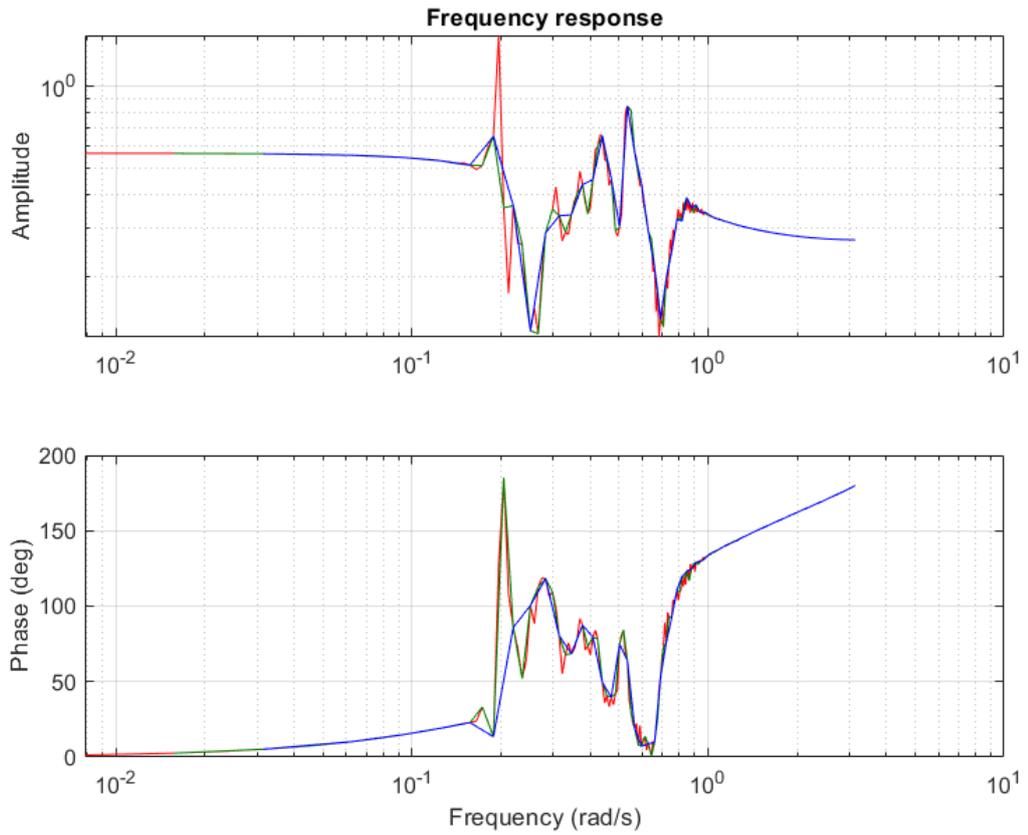


Figura 3. 26: Gráficas de la respuesta en frecuencia (rad/s) para estimación no paramétrica ETFE utilizando SIT.

Elaborado por: Autor.

Conclusiones.

Para identificar sistemas lineales, se pueden encontrar técnicas disponibles en los dominios de tiempo y frecuencia para encontrar buenos modelos. Se espera utilizar los dos "mundos" de manera eficaz para obtener buenos resultados de reconocimiento. En este seminario, señalamos métodos y estándares de evaluación y verificación en dos áreas.

La mayoría de las cosas relacionadas con el preprocesamiento, la identificación y la verificación de datos se pueden hacer en la interfaz gráfica de usuario (GUI) en la Caja de herramientas de identificación del sistema de Matlab (SITB).

Tenga en cuenta que ETFE y SPA pueden producir límites de error dependientes de la frecuencia en la estimación de la respuesta de frecuencia. Es muy valioso cuando se considera un control robusto. ETFE calcula la relación DFT de las secuencias de entrada y salida.

Recomendaciones.

- Incentivar a los estudiantes de la Carrera de Electrónica y Automatización el estudio de los sistemas de control mediante modelado matemático.
- Promover el análisis de la identificación de sistemas complejos para estimaciones no paramétricas y paramétricas mediante la herramienta “System Identification Toolbox (SIT)” de MatLab.

Bibliografía

- Bharadwaj, R., Deepak, J., Baranitharan, M., & Vaidehi, V. V. (2013). Efficient dynamic traffic control system using wireless sensor networks. *2013 International Conference on Recent Trends in Information Technology (ICRTIT)*, 668–673. <https://doi.org/10.1109/ICRTIT.2013.6844280>
- Dorf, R. C., & Bishop, R. H. (2011). *Modern control systems* (12th ed). Pearson.
- Hernández, R. (2011). *Introducción a los Sistemas de Control: Conceptos, aplicaciones y simulación con MATLAB*. Pearson Educación de México, SA de CV. <https://public.ebookcentral.proquest.com/choice/publicfullrecord.aspx?p=5134048>
- Jurado Jaramillo, J. L. (2019). *Control adaptativo para control de velocidad y ángulo en motores DC para robots móviles* [Trabajo de Titulación]. Universidad Católica de Santiago de Guayaquil.
- Khatri, G. (2010). *Toroidal Equilibrium Feedback Control at EXTRAP T2R* [Master Thesis].
- Liu, P., Zhang, Q., Yang, X., & Yang, L. (2008). Passivity and Optimal Control of Descriptor Biological Complex Systems. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 53(Special Issue), 122–125. <https://doi.org/10.1109/TAC.2007.911341>
- Moysis, L., Azar, A. T., Kafetzis, I., Tsiaousis, M., & Charalampidis, N. (2017). Introduction to Control Systems Design Using Matlab: *International Journal of System Dynamics Applications*, 6(3), 130–170. <https://doi.org/10.4018/IJSDA.2017070107>
- Nise, N. S. (2015). *Control systems engineering* (Seventh edition). Wiley.
- Ogata, K. (2010). *Modern control engineering* (5th ed). Prentice-Hall.

Roskilly, T., & Mikalsen, R. (2015a). Closed-Loop Stability. En *Marine Systems Identification, Modeling and Control* (pp. 97–122). Elsevier.
<https://doi.org/10.1016/B978-0-08-099996-8.00005-7>

Roskilly, T., & Mikalsen, R. (2015b). Introduction. En *Marine Systems Identification, Modeling and Control* (pp. 1–13). Elsevier.
<https://doi.org/10.1016/B978-0-08-099996-8.00001-X>

Skogestad, S. (2014). *Multivariable Feedback Control: Analysis and Design*.

Zhang, Q., Liu, C., & Zhang, X. (2012). *Complexity, Analysis and Control of Singular Biological Systems* (Vol. 421). Springer London.
<https://doi.org/10.1007/978-1-4471-2303-3>



Presidencia
de la República
del Ecuador



Plan Nacional
de Ciencia, Tecnología,
Innovación y Saberes



SENESCYT
Secretaría Nacional de Educación Superior,
Ciencia, Tecnología e Innovación

DECLARACIÓN Y AUTORIZACIÓN

Yo, **Curipayo Aguilar, Jonathan Rafael** con C.C: # 040185467-4 autor del Trabajo de Titulación: **Análisis de métodos no paramétricos en la identificación de sistemas de control** previo a la obtención del título de **Ingeniero electrónico en control y automatismo** en la Universidad Católica de Santiago de Guayaquil.

1.- Declaro tener pleno conocimiento de la obligación que tienen las instituciones de educación superior, de conformidad con el Artículo 144 de la Ley Orgánica de Educación Superior, de entregar a la SENESCYT en formato digital una copia del referido trabajo de titulación para que sea integrado al Sistema Nacional de Información de la Educación Superior del Ecuador para su difusión pública respetando los derechos de autor.

2.- Autorizo a la SENESCYT a tener una copia del referido trabajo de titulación, con el propósito de generar un repositorio que democratice la información, respetando las políticas de propiedad intelectual vigentes.

Guayaquil, 8 de marzo del 2021

f. _____

Nombre: Curipayo Aguilar, Jonathan Rafael

C.C: 040185467-4

REPOSITARIO NACIONAL EN CIENCIA Y TECNOLOGÍA

FICHA DE REGISTRO DE TESIS/TRABAJO DE TITULACIÓN

TÍTULO Y SUBTÍTULO:	Análisis de métodos no paramétricos en la identificación de sistemas de control		
AUTOR(ES)	Curipayo Aguilar, Jonathan Rafael		
REVISOR(ES)/TUTOR(ES)	MSc. Philco Asqui, Luis Orlando		
INSTITUCIÓN:	Universidad Católica de Santiago de Guayaquil		
FACULTAD:	Facultad de Educación Técnica para el Desarrollo		
CARRERA:	Electrónica en Control y Automatismo		
TÍTULO OBTENIDO:	Ingeniero Electrónico en Control y Automatismo		
FECHA DE PUBLICACIÓN:	8 de marzo del 2021	No. DE PÁGINAS:	69
ÁREAS TEMÁTICAS:	Modelado Matemático y Sistemas de Control		
PALABRAS CLAVES/ KEYWORDS:	Modelado, Sistemas, Control, Estimaciones, Correlación, ETFE		
RESUMEN/ABSTRACT (150-250 palabras):			
<p>El presente trabajo de titulación realiza la identificación de sistemas dinámicos de control mediante la estimación no paramétrica de respuesta al impulso utilizando el análisis de correlación (Correlation Analysis, CRA) basado en preblanqueado, análisis espectral de potencia (Spectral Power Analysis, SPA) y análisis empírico de la función de transferencia (Empirical Transfer Function Estimate, ETFE). En el área de sistemas dinámicos de control se modelan matemáticamente sistemas de diferentes órdenes y también realizan estimaciones paramétricas y no paramétricas. Se realiza una descripción teórica de los sistemas de control y del modelado matemático. Los datos que se utilizan son en general series de tiempo y nos sirven para implementar algoritmos o utilizar la herramienta de identificación de sistemas (SIT). Se realizaron dos escenarios de aplicación práctica para estimaciones no paramétricas ya indicadas. Finalmente, los resultados obtenidos en las simulaciones del código implementado en MatLab y de los objetos cargados a la aplicación SIT de MatLab.</p>			
ADJUNTO PDF:	<input checked="" type="checkbox"/> SI	<input type="checkbox"/> NO	
CONTACTO CON AUTOR/ES:	Teléfono: +593-9-89802460	E-mail: Jonathan.a-15@hotmail.com	
CONTACTO CON LA INSTITUCIÓN: COORDINADOR DEL PROCESO DE UTE	Nombre: Palacios Meléndez, Edwin Fernando		
	Teléfono: +593-9-67608298		
	E-mail: edwin.palacios@cu.ucsg.edu.ec		
SECCIÓN PARA USO DE BIBLIOTECA			
Nº. DE REGISTRO (en base a datos):			
Nº. DE CLASIFICACIÓN:			
DIRECCIÓN URL (tesis en la web):			