



UNIVERSIDAD MICHOACANA DE SAN  
NICOLÁS DE HIDALGO

---

---

FACULTAD DE INGENIERÍA ELÉCTRICA  
“DISEÑO DE UNA HERRAMIENTA  
EXPERIMENTAL PARA IDENTIFICACIÓN DE  
SISTEMAS”

T E S I S

PARA OBTENER EL TÍTULO DE  
INGENIERO EN ELECTRÓNICA

PRESENTA:

HUGO ALVARO ZAMUDIO

ASESOR:

M. I. SALVADOR RAMÍREZ ZAVALA

MORELIA,  
MICHOACÁN

DICIEMBRE 2019



# Dedicatoria

---

## *A mis padres*

Salvador Hugo Alvaro Monjaraz y Leticia Zamudio, por su cariño, apoyo incondicional y todas las enseñanzas y consejos, los regaños y todas las horas que pacientemente han dedicado a mi formación como ser humano.

## *A mis hermanas*

Angélica Alvaro Zamudio y Leticia Alvaro Zamudio, cuyo ejemplo de trabajo y esfuerzo me inspiraron a cumplir mis metas.

# Agradecimientos

---

A lo largo de mi estancia en la Facultad de Ingeniería eléctrica de la UMSNH, he tenido la fortuna de conocer excelentes profesores, compañeros y amigos de los cuales siempre quedaran los buenos recuerdos y las grandes experiencias vividas a quienes brindo mis más sinceros agradecimientos.

A mi asesor M.C. Salvador Ramírez Zavala, por su tiempo y paciencia, orientación y consejos que me brindo a lo largo del desarrollo de este proyecto.

A los profesores Israel Luna, Octavio Barriga, Félix Jiménez, Sigrid García, José Alberto Avalos, Gabriela Barrera, Aarón Padilla, Arthur Cleary, Pedro Duarte, Diana Sepúlveda, Carlos Manuel Sánchez, Carlos Salas, Saúl Calderón, Víctor Quintero, y todos los demás maestros que día con día se esfuerzan por brindar sus conocimientos que pudieron compartirme.

A mi compañero Juan Tapia por su colaboración en este proyecto.

A mis amigos y compañeros Julio Cesar Leyva, Rosalía Cortés Cerón, Memo Cendejas, Peter Potter, Day González, Imelda, Faby, Ranulfo Bermúdez, Alberto Elisea, Erick Vielma, Hugo Pedraza, Rudy Ambriz, Romeo Barajas, Eli Rivera, Andrés Domínguez, Tranquilino Domínguez, Agustín Garibo, Mayo Mendiola, Benjamín Arcos, Omar Santana, Giovanni Estrada, Juanito , Ricardo Bernabé, por tantos buenos momentos.

A mi familia, que siempre estuvo brindándome su amor y apoyo incondicional.

A mí querida casa de estudio UMSNH por brindarme el espacio para culminar mis estudios profesionales.

## Resumen

La *identificación de sistemas* en el área de control ha sido una herramienta utilizada ante el desconocimiento de los parámetros que rigen la naturaleza de un fenómeno físico, en consecuencia la identificación permite el conocimiento aproximado del comportamiento de dicho fenómeno.

En este trabajo se desarrolla una herramienta en Matlab que permite obtener un modelo de un sistema utilizando los métodos de identificación paramétrico y no lineal. Esta herramienta también se puede utilizar para obtener los datos reales de un sistema físico que se desea identificar haciendo uso de una tarjeta de adquisición de datos.

Entre los métodos de identificación se trabajara con los modelos paramétricos tipo caja negra (ARX ARMAX OE BJ e IV), y con los modelos no lineales se implementará el modelo Hammerstein-Wiener y Lógica difusa (ANFIS), Para comprobar la efectividad de la herramienta se utiliza un sistema lineal y uno no lineal en forma simulada, además de un sistema real, y se comparan los resultados de identificación de dichos sistemas bajo estudio utilizando índices de desempeño y validación estadística.

## Abstract

The identification of control area has been a tool used in the absence of the parameters that govern the nature of physical phenomenon therefore the identification allows the approximate knowledge of the behavior of the phenomenon.

In this work a tool is developed in Matlab that allows to obtain a model of a system using the parametric and non-linear identification methods. This tool can also be used to obtain the real data of a real system that you want to identify using a data acquisition card.

Among the identification methods, we will work with the black box type parametric models (ARX, ARMAX, OE, BJ, IV), and with the non linear models the Hammerstein-Wiener and Fuzzy Logic (ANFIS) model will be implemented, to check the effectiveness of the tool. To implement and prove those models, we prove a linear system, a non linear system in simulation, in addition to a real system, and the identification results of these systems under study are compared using performance index and statistical validation.

## Índice General

Capítulo 1 .....	1
1.1. Introducción .....	1
1.2. Objetivo General .....	1
1.3. Objetivos Particulares .....	1
1.4. Metodología .....	2
1.5. Justificación .....	3
1.6. Descripción del Contenido de los Capítulos .....	3
Capítulo 2 .....	5
2.1. Teoría de Identificación de Sistemas .....	5
2.1.1. Concepto de sistema .....	5
2.1.2. Modelo de un sistema .....	6
2.1.3. Tipos de modelos .....	6
Modelos mentales, intuitivos o verbales. ....	6
Modelos no paramétricos. ....	6
Modelos paramétricos o matemáticos. ....	6
Determinísticos o estocásticos. ....	6
Dinámicos o estáticos. ....	6
2.1.4. Métodos de obtención de modelos .....	7
2.2. Modelos para Identificación .....	8
2.2.1. Elección de la Estructura del Modelo .....	9
2.2.2. Elección del Modelo Ajuste de Parámetros .....	9
2.2.3. Cálculo del Modelo .....	9
2.2.4. Validación .....	9
2.2.5. Primer Orden: Método de la Tangente de Ziegler y Nichols .....	11
2.2.6. Primer Orden Método de Dos Puntos .....	12
2.2.7. Segundo Orden Sobreamortiguado: Método de Oldenbourg-Sartorius .....	14
2.3. Identificación mediante modelos Paramétricos Lineales .....	16
2.3.1. Modelo ARX .....	17

2.3.2. Variable Instrumental.....	17
2.3.3. Modelo ARMAX.....	17
2.3.4. Modelo Output Error .....	18
2.3.5. Modelo Box-Jenkins .....	18
2.4. Identificación mediante modelos paramétricos No lineales.....	18
2.4.1. Modelo Wiener .....	19
2.4.2. Modelo Hammerstein .....	21
2.4.3. Modelo Hammerstein-Wiener .....	22
2.4.4. Identificación mediante Lógica Difusa (ANFIS) .....	23
2.5. Validación en el dominio del Tiempo .....	28
2.6. Índices de Desempeño.....	28
2.6.1. Integral del Error Cuadrático (ISE).....	29
2.6.2. Integral del tiempo cuadrático por el error cuadrático (ISTSE) .....	29
2.6.3. Integral del tiempo por el error cuadrático (ITSE) .....	29
2.6.4. Integral del error absoluto (IAE).....	29
2.6.5. Integral del tiempo por el error absoluto (ITAE).....	29
2.7. Validación Estadística.....	30
2.7.1. Media .....	30
2.7.2. Desviación Estándar .....	30
2.7.3. Varianza.....	30
2.7.4. Covarianza .....	30
2.7.5. Correlación .....	30
2.7.6. Similitud.....	31
Capítulo 3 .....	32
3.1. Desarrollo de Interfaz Gráfica de Usuario y Hardware.....	32
3.2. Las Interfaces graficas del software de Identificación.....	33
3.3. Interfaz de Presentación .....	34
3.3.1. Interfaz Principal de Identificación .....	34
3.3.2. Selección del Trabajo .....	35
3.3.3. Procesamiento de la Señal .....	52

3.4. Identificación con Respuesta al Escalón .....	54
3.5. Identificación con Modelos Paramétricos Lineales .....	55
3.6. Identificación con Modelos No lineales.....	60
3.7. Identificar mediante lógica difusa (ANFIS) .....	66
3.8. Interfaz de Validación .....	70
3.9. Desarrollo y Construcción del Hardware.....	73
3.9.1. Selección de Entrada .....	75
3.9.2. Actuadores .....	76
3.9.3. Etapa Exclusiva para motores de CD.....	78
3.9.4. Vista del Módulo Terminado.....	81
Capítulo 4 .....	83
4.1. Pruebas y Resultados.....	83
4.2. Sistema Lineal Simulado Masa-Resorte-Amortiguador.....	87
4.2.1. Identificación de Sistema Lineal Simulado: Masa-Resorte-Amortiguador (M-R-A) con respuesta a señal binaria pseudoaleatoria .....	87
4.2.2. Sistema M-R-A Respuesta al Escalón .....	92
4.3. Sistema No Lineal Simulado Péndulo Invertido.....	98
4.3.1. Identificación de Sistema No Lineal Simulado Péndulo Invertido ante entrada Binaria Pseudoaleatoria (BPSA).....	100
4.3.2. Péndulo Invertido ante entrada Cuadrada. ....	103
4.3.3. Péndulo Invertido ante entrada Escalón.....	106
4.4. Sistema Real Motor de Corriente Directa.....	109
4.4.1. Datos para las pruebas de identificación en Motor Real .....	111
4.4.2. Datos Ajustados para la identificación.....	111
4.4.3. Identificación mediante datos reales Motor de CD .....	113
4.4.4. Sistema Motor Entrada Cuadrada Uniforme .....	117
4.5. Sistema Motor Entrada Escalón.....	120
Capítulo 5 .....	125
5.1. Conclusiones .....	125
5.2. Recomendaciones.....	126

5.3. Trabajos Futuros .....	126
Bibliografía .....	127
Apéndice A .....	128
Cómo implementar una interfaz gráfica GUIDE en Matlab.....	128
Apéndice B .....	132
Iniciación a la DAQ USB 6009.....	132
Apéndice C .....	138
Conexión de la Tarjeta de Adquisición de datos DAQ USB 6009 con la circuitería y el motor de CD.....	138
Apéndice D.....	139
Modelo Masa-Resorte-Amortiguador .....	139
Sistema No lineal Péndulo Invertido .....	141
Modelo Motor de Corriente Directa GM14904S016.....	142

## ÍNDICE DE FIGURAS

<b>Figura 2.1.</b> Sistema Dinámico con entrada $u(t)$ , perturbación $e(t)$ y salida $y(t)$ .....	5
<b>Figura 2.2.</b> Proceso de Identificación .....	8
<b>Figura 2.3.</b> Método de la Tangente. Curva de reacción en sistema de 2° orden o mayor.....	11
<b>Figura 2.4.</b> Método de dos puntos. Curva de reacción en sistemas de 2° orden o mayor .....	13
<b>Figura 2.5.</b> Respuesta de un sistema de segundo orden a un escalón.....	15
<b>Figura 2.6.</b> Representación simbólica del sistema $y=Gu+He$ .....	16
<b>Figura 2.7.</b> Modelo Wiener. La entrada pasa por un bloque lineal invariante en el tiempo y después por un bloque no lineal .....	19
<b>Figura 2.8.</b> Modelo Hammerstein. La entrada pasa por un bloque no lineal y después por un bloque lineal invariante.....	21
<b>Figura 2.9.</b> Modelo Hammerstein-Weiner. La entrada pasa por un bloque no lineal, entra a un bloque lineal invariante en el tiempo y finalmente por un bloque no lineal .....	22
<b>Figura 2.10.</b> (a) Campana Generalizada, (b) Campana de Gauss, (c) Sigmoidal, (d) Trapezoidal, (e) Triangular y (f) Tipo Z .....	24
<b>Figura 2.11.</b> Función de pertenencia de Campana Generalizada.....	24
<b>Figura 2.12.</b> (a) Modelo Difuso TSK y (b) Arquitectura de ANFIS .....	27
<b>Figura 3.1.</b> Diagrama general.....	32
<b>Figura 3.2.</b> Diagrama general de las interfaces del proyecto.....	34
<b>Figura 3.3.</b> Interfaz Ventana de presentación .....	34
<b>Figura 3.4.</b> Señalamiento de bloques en interfaz principal.....	35
<b>Figura 3.5.</b> Diagrama de Selección de Trabajo .....	36
<b>Figura 3.6.</b> (a) Selección “Desde archivo” y (b) Selección de Archivo.txt.....	36
<b>Figura 3.7.</b> (a) Archivo.txt y (b) Despliegue Entrada/Respuesta desde Archivo.txt.....	37
<b>Figura 3.8.</b> (a) Selección “Modelos Preestablecidos” y (b) Activación Menú	

“Modelos Preestablecidos” .....	37
<b>Figura 3.9.</b> Bloques Selección de Modelos .....	38
<b>Figura 3.10.</b> (a) Modelo Bola-Barra y (b) Inicialización de parámetros.....	39
<b>Figura 3.11.</b> (a) Modelo circuito R-L-C en serie y (b) Inicialización de parámetros.....	40
<b>Figura 3.12.</b> (a) Modelo Control Crucero y (b) Parámetros Control Crucero .....	40
<b>Figura 3.13.</b> (a) Modelo Masa-Resorte-Amortiguador y (b) Parámetros Modelo Masa-Resorte-amortiguador.....	41
<b>Figura 3.14.</b> (a) Modelo Posición de Motor de CD y (b) Inicialización de Parámetros.....	41
<b>Figura 3.15.</b> (a) Modelo Motor de CD y (b) Inicialización de Parámetros .....	42
<b>Figura 3.16.</b> (a) Inicialización de Parámetros definido por el usuario y (b) Función de Transferencia.....	42
<b>Figura 3.17.</b> Menú selección de Entrada .....	43
<b>Figura 3.18.</b> (a) Entrada Seno y (b) Parámetros Entrada Seno .....	43
<b>Figura 3.19.</b> (a) Entrada Triangular y (b) Parámetros Entrada Triangular .....	44
<b>Figura 3.20.</b> (a) Entrada Cuadrada y (b) Parámetros Entrada Cuadrada.....	44
<b>Figura 3.21.</b> (a) Entrada Rampa y (b) Parámetros Entrada Rampa .....	44
<b>Figura 3.22.</b> (a) Entrada Impulso y (b) Parámetros Entrada Impulso.....	44
<b>Figura 3.23.</b> (a) Entrada Escalón y (b) Parámetros Entrada Escalón.....	45
<b>Figura 3.24.</b> (a) Entrada Cuadrada Random y (b) Parámetros Entrada Cuadrada..... Random.....	45
<b>Figura 3.25.</b> (a) Selección Simulación y Muestreo, (b) Selección Entrada y (c) Configuración de parámetros.....	45
<b>Figura 3.26.</b> (a) Señal Triangular y (b) Parámetros .....	46
<b>Figura 3.27.</b> Simulación de un Modelo R-L-C con entrada Cuadrada.....	47
<b>Figura 3.28.</b> Selección de Trabajo desde Adquisición .....	47
<b>Figura 3.29.</b> Interfaz Adquisición sin contador de salida.....	48
<b>Figura 3.30.</b> Lista de Dispositivos.....	48
<b>Figura 3.31.</b> Información del Dispositivo .....	49

<b>Figura 3.32.</b> (a) Selección canal de salida y (b) Carga en tabla.....	49
<b>Figura 3.33.</b> (a) Selección Canal de entrada y (b) Carga en tabla.....	49
<b>Figura 3.34.</b> (a) Menú Borrar canal y (b) Canal borrado en tabla.....	50
<b>Figura 3.35.</b> (a) Menú Generar Señales de salida y (b) Grafica adquisición de datos .....	50
<b>Figura 3.36.</b> (a) Retardo por usuario, (b) Grafica señal retardo por usuario, (c) Retardo Random y (d) Gráfica señal retardo Random .....	51
<b>Figura 3.37.</b> Tratamiento de los datos.....	52
<b>Figura 3.38.</b> Interfaz Adquisición con contador de Salida .....	52
<b>Figura 3.39.</b> Bloques de Procesamiento de la señal E/S.....	53
<b>Figura 3.40.</b> Interfaz Ajuste de E/S .....	53
<b>Figura 3.41.</b> Selección de datos para identificación y validación .....	54
<b>Figura 3.42.</b> Métodos de Identificación.....	55
<b>Figura 3.43.</b> Interfaz Respuesta al Escalón .....	55
<b>Figura 3.44.</b> Interfaz Modelos Paramétricos Lineales .....	56
<b>Figura 3.45.</b> (a) Respuesta a la Frecuencia y (b) Respuesta al Impulso.....	56
<b>Figura 3.46.</b> Estimación del orden del retardo .....	57
<b>Figura 3.47.</b> (a) Estimación del orden del modelo y (b) Respuesta de la Identificación .....	57
<b>Figura 3.48.</b> (a) Estimación Modelo de Continua y (b) Respuesta de la identificación.....	58
<b>Figura 3.49.</b> (a) Estructuras básicas de identificación tipo caja negra y (b) Respuestas identificación.....	58
<b>Figura 3.50.</b> Modelos Identificados .....	58
<b>Figura 3.51.</b> (a) Menú Modelo de Proceso y (b) Respuesta Identificación modelo de proceso ARMA1 .....	59
<b>Figura 3.52.</b> (a) Menú Variables de Estado, (b) Respuesta Identificación Variabe de 4 Estados, (c) Matrices A, B y C, (d) Matrices D y K.....	60
<b>Figura 3.53.</b> Menú Color de Graficación.....	61
<b>Figura 3.54.</b> (a) Menú Estructuras tipo caja negra, (b) Función de Transferencia del Modelo del Ruido y (c) Función de transferencia del	

Modelo Identificado.....	60
<b>Figura 3.55.</b> Interfaz Modelos No lineales.....	61
<b>Figura 3.56.</b> Menú Estimar Modelos usando nlarx.....	61
<b>Figura 3.57.</b> (a) Menú Elección del estimador no lineal y (b) Lista de Estimadores .....	62
<b>Figura 3.58.</b> (a) Lista de Estimadores nlarx y (b) Tipos de Estimadores para nlarx.....	63
<b>Figura 3.59.</b> Gráfica Identificación no lineal ARX con estimador editado Wavenet .....	63
<b>Figura 3.60.</b> Gráfica Identificación no lineal ARX sin editar estimador .....	64
<b>Figura 3.61.</b> Menú Estimar Modelos usando nlhw y menú Estimador entrada.....	64
<b>Figura 3.62.</b> Lista Elección del modelo .....	64
<b>Figura 3.63.</b> Lista de Estimadores.....	65
<b>Figura 3.64.</b> Menú Modelos Identificados.....	66
<b>Figura 3.65.</b> Identificación mediante Lógica Difusa.....	67
<b>Figura 3.66.</b> Menú Modelos Identificados.....	67
<b>Figura 3.67.</b> (a) Parámetros mediante grid partition, (b) Lista de Funciones de Membresía de entrada y (c) Lista de Funciones de membresía de salida.....	68
<b>Figura 3.68.</b> Elección Radio del Cluster .....	68
<b>Figura 3.69.</b> Elección Número de Cluster .....	69
<b>Figura 3.70.</b> Gráfica Grado Funciones de Membresía vs Entrada .....	69
<b>Figura 3.71.</b> Parámetros Entrenamiento ANFIS.....	70
<b>Figura 3.72.</b> Colores de Graficación.....	70
<b>Figura 3.73.</b> Gráfica Grado de Membresía Vs Salida .....	70
<b>Figura 3.74.</b> Datos Estructura seleccionada y reglas del entrenamiento Anfis.....	70
<b>Figura 3.75.</b> Respuesta del Modelo Identificado mediante entrenamiento Anfis.....	71
<b>Figura 3.76.</b> Interfaz de validación .....	72
<b>Figura 3.77.</b> Datos de la Interfaz “Calcular índices de desempeño” .....	72
<b>Figura 3.78.</b> Validación con diferentes entradas.....	73
<b>Figura 3.79.</b> Interfaz Validación Matemática .....	74
<b>Figura 3.80.</b> (a) Dimensiones Módulo de Identificación y (b) Implementación Módulo de Identificación.....	75
<b>Figura 3.81.</b> Circuitería implementada .....	75

<b>Figura 3.82.</b> Diagrama Conexión de Etapas .....	76
<b>Figura 3.83.</b> (a) Diagrama y (b) Diagrama implementado en Baquelita .....	77
<b>Figura 3.84.</b> (a) Diagrama Bloque Actuadores y (b) Diagrama implementado en baquelita .....	78
<b>Figura 3.85.</b> Proceso Etapa Exclusiva para motores de CD .....	79
<b>Figura 3.86.</b> LM2907 .....	80
<b>Figura 3.87.</b> (a) Conexión Motor Pittman y (b) Frecuencia Motor a 24v .....	80
<b>Figura 3.88.</b> Diagrama Convertidor de Frecuencia a Voltaje.....	81
<b>Figura 3.89.</b> (a) Convertidor Frecuencia-Voltaje con valores y (b) Implementación Convertidor Voltaje-Frecuencia .....	82
<b>Figura 3.90.</b> (a) Vista Frontal, (b) Vista Trasera, (c) Vista Lateral derecha, (d) Vista Lateral izquierda, (e) Vista superior y (f) Vista Inferior.....	83
<b>Figura 4.1.</b> (a) Entrada BPSA, (b) Entrada Cuadrada y (c) Entrada Escalón .....	85
<b>Figura 4.2.</b> Proceso de Identificación .....	86
<b>Figura 4.3.</b> (a) Entrada Cuadrada Aleatoria, (b) Entrada cuadrada y (c) Entrada Escalón.....	87
<b>Figura 4.4.</b> Representación Sistema Lineal Masa-Resorte-Amortiguador .....	88
<b>Figura 4.5.</b> (a) Señal de entrada BPSA y (b) Señal de Salida ante entrada BPSA .....	89
<b>Figura 4.6.</b> (a) Acercamiento Señal de Entrada y (b) Datos de Identificación Y validación Señal de Sálida .....	90
<b>Figura 4.7.</b> Similitud de las señales de salida de los modelos y de los datos medidos .....	91
<b>Figura 4.8.</b> Similitud de las señales de salida de los modelos y de los datos medidos (acercamiento) .....	91
<b>Figura 4.9.</b> Señal de error y acercamiento señal de error de los modelos identificados.....	92
<b>Figura 4.10.</b> Similitud de los modelos identificados sistema MRA ante Entrada escalón.....	93
<b>Figura 4.11.</b> Aproximación de los modelos identificados con entrada escalón.....	94
<b>Figura 4.12.</b> (a) Error de los modelos identificados ante entrada escalón respuesta al escalón y (b) Acercamiento del error.....	95

<b>Figura 4.13.</b> Señal de Entrada, señal de salida ante entrada cuadrada .....	96
<b>Figura 4.14.</b> Similitud de las señales de los modelos identificados ante cuadrada .....	97
<b>Figura 4.15.</b> Acercamiento de los Modelos Identificados respuesta entrada cuadrada.....	97
<b>Figura 4.16.</b> Error modelos identificados, Acercamiento del error ante entrada cuadrada.....	98
<b>Figura 4.17.</b> Sistema Péndulo Invertido .....	99
<b>Figura 4.18.</b> (a) Señal de Entrada BPSA y (b) Señal de Salida Sistema Péndulo Invertido .....	101
<b>Figura 4.19.</b> (a) Respuesta Modelos Identificados ante entrada BPSA Péndulo Invertido y (b) Acercamiento respuestas .....	102
<b>Figura 4.20.</b> (a) Error sistemas identificados entrada BPSA sistema Péndulo Invertido y (b) Acercamiento error .....	103
<b>Figura 4.21.</b> (a) Señal de entrada cuadrada sistema Péndulo Invertido y (b) Señal de Salida entrada cuadrada .....	105
<b>Figura 4.22.</b> Respuesta Modelos Identificados entrada cuadrada sistema Péndulo Invertido ante entrada escalón y (b) Acercamiento de los modelos identificados.....	106
<b>Figura 4.23.</b> Error de los modelos identificados Sistema Péndulo Invertido ante entrada cuadrada .....	106
<b>Figura 4.24.</b> (a) Señal de Entrada y (b) Señal de Salida entrada escalón .....	108
<b>Figura 4.25.</b> (a) Modelos identificados ante entrada escalón sistema péndulo invertido y (b) Acercamiento de los modelos identificados.....	109
<b>Figura 4.26.</b> (a) Error Sistema Péndulo Invertido ante entrada Escalón y (b) Acercamiento del error .....	110
<b>Figura 4.27.</b> Motor Pittman GM149040s16 .....	111
<b>Figura 4.28.</b> Diagrama Ajuste de datos de Entrada y Salida Motor de CD .....	112
<b>Figura 4.29.</b> (a) Señal de entrada cuadrada aleatoria sistema motor de CD y (b) Señal de Salida .....	114
<b>Figura 4.30.</b> Comparación modelos identificados sistema Motor ante	

entrada cuadrada aleatoria .....	115
<b>Figura 4.31.</b> Acercamiento modelos identificados sistema Motor ante entrada cuadrada aleatoria .....	116
<b>Figura 4.32.</b> (a) Error ante entrada cuadrada aleatoria sistema motor CD y (b) Acercamiento del error.....	117
<b>Figura 4.33.</b> (a) Entrada cuadrada sistema motor CD y (b) Señal de Salida .....	118
<b>Figura 4.34.</b> (a) Modelos Identificados sistema Motor ante entrada cuadrada uniforme y (b) Acercamiento de los modelos identificados .....	119
<b>Figura 4.35.</b> Error Modelos identificados sistema motor ante entrada cuadrada uniforme y (b) Acercamiento del error.....	120
<b>Figura 4.36.</b> (a) Señal de entrada escalón sistema motor de CD y (b) Señal de Salida .....	122
<b>Figura 4.37.</b> (a) Respuesta de los modelos identificados entrada escalón sistema motor de CD y (b) Acercamiento de los modelos identificados.....	123
<b>Figura 4.38.</b> Error de los Modelos Identificados sistema Motor ante entrada escalón y (b) Acercamiento del error.....	124

## ÍNDICE DE TABLAS

<b>Tabla 2.1</b> Constantes para la identificación de los modelos de primer orden más tiempo muerto .....	14
<b>Tabla 2.2</b> Relación existente entre T1, TA, T2 y TA .....	15
<b>Tabla 4.1</b> Parametros Diferentes Modelos del sistema MRA ante entrada escalón .....	90
<b>Tabla 4.2</b> Índices de desempeño Modelos Identificados en sistema MRA .....	92
<b>Tabla 4.3</b> Índices de desempeño Modelos Identificados en sistema MRA .....	95
<b>Tabla 4.4</b> Índices de desempeño en sistema MRA con entrada cuadrada .....	98
<b>Tabla 4.5</b> Parámetros para simulación Péndulo Invertido .....	100
<b>Tabla 4.6</b> Parámetros de los modelos de Identificación Sistema Péndulo Invertido ante entrada escalón.....	100
<b>Tabla 4.7</b> Índice de desempeño sistema Péndulo Invertido ante entrada BPSA .....	104
<b>Tabla 4.8</b> Índice de desempeño Sistema Péndulo Invertido ante entrada cuadrada .....	107
<b>Tabla 4.9</b> Índice de desempeño Sistema Péndulo Invertido ante entrada escalón .....	110
<b>Tabla 4.10</b> Datos del motor C.D.....	111
<b>Tabla 4.11</b> Datos identificación motor CD señal cuadrada pseudoaleatoria sin ajuste.....	113
<b>Tabla 4.12</b> Datos identificación motor CD señal cuadrada pseudoaleatoria sin ajuste.....	113
<b>Tabla 4.13</b> Índices de Desempeño Sistema Motor de CD ante entrada Cuadrada aleatoria.....	115
<b>Tabla 4.14</b> Índices de Desempeño Sistema Motor ante entrada cuadrada Aleatoria .....	117
<b>Tabla 4.15</b> Índices de Desempeño Sistema Motor ante entrada Cuadrada Aleatoria.....	121
<b>Tabla 4.16</b> Índices de Desempeño Sistema Motor ante entrada Escalón.....	124

### Siglas y Acrónimos

<b>ARX</b>	Estructura Autorregresiva con entrada externa
<b>ARMAX</b>	Estructura Autorregresiva de promedio móvil con entrada externa
<b>BJ</b>	Modelo Box Jenkins
<b>OE</b>	Modelo Output Error
<b>IV</b>	Modelo Variables Instrumentales
<b>H-W</b>	Modelo Hammerstein-Wiener
<b>ANFIS</b>	Sistema Neuro Adaptativo de Inferencia Difusa
<b>LTI</b>	Sistema Lineal Invariante en el tiempo
<b>NL</b>	No linealidad
<b>TSK</b>	Takashi Sugeno Kang
<b>ISE</b>	Integral del error cuadrático
<b>ISTSE</b>	Integral del tiempo cuadrático por el error cuadrático
<b>ITSE</b>	Integral del tiempo por el error cuadrático
<b>IAE</b>	Integral del error absoluto
<b>ITAE</b>	Integral del tiempo por el error absoluto
<b>DAQ</b>	Tarjeta de Adquisición de Datos

### Letras Griegas Y Mayúsculas

$\Delta_u$	Cambio de entrada
$\Delta_y$	Cambio de Salida
$K_p$	Ganancia $K_p$
$t_{28}$	Tiempo porcentual 28%
$t_{63}$	Tiempo porcentual 63%
$t_m$	Tiempo medio
$m$	Tiempo total
$a$	constante a
$b$	constante b
$c$	constante c
$d$	constante d
$k$	Ganancia $K_p$
$TA$	Tiempo A
$Tc$	Tiempo C
$y(t)$	Salida Medida
$u(t)$	Entrada Medida
$H(t)$	Ruido Medido
$G(q)$	Función $G(q)$
$H(q)$	Función $H(q)$

<b>A(q)</b>	Polinomio A en el operador de retraso q-1
<b>B(q)</b>	Polinomio B en el operador de retraso q-1
<b>i</b>	Condicion Inicial
<b>N</b>	Valor final de muestras N
<b>M</b>	Valor final de muestras M
<b><math>\mu_f</math></b>	Funcion de membresia
<b>F</b>	Universo F
<b>A<sub>ij</sub></b>	Conjuntos Difusos
<b>F<sub>i</sub></b>	Funciones reales
<b>X<sub>i</sub></b>	Variables de Entrada
<b>u(k)</b>	Entrada al sistema Difuso
<b>y(k)</b>	Salida sistema Difuso
<b>W<sub>i</sub></b>	Nivel de impacto de la regla i
<b>e</b>	error
<b>S<sub>x</sub></b>	Desviacion Estandar
<b>Var</b>	Varianza
<b>S<sub>xy</sub></b>	Covarianza
<b>j</b>	Correlacion
<b>y</b>	Salida del modelo
$\bar{y}$	Salida del modelo normalizado
$\bar{w}_i$	Grado del Polinomio A(q)
<b>na</b>	Impacto nomalizado de la regla i
<b>nb</b>	Grado del Polinomio B(q)
<b>nc</b>	Grado del Polinomio C(q)
<b>nf</b>	Grado del Polinomio F(q)
<b>nk</b>	coeficiente polinomico k
<b>B<sub>ij</sub></b>	valor escalar
<b>q</b>	operador de adelanto
<b>q<sup>-1</sup></b>	Operador de atraso

## Capítulo 1

### 1.1. Introducción

El diseño de un controlador continuo o discreto, ya sea mediante técnicas clásicas o en variables de estado, requiere de un modelo de la planta a controlar que caracterice su comportamiento dinámico. Este modelo permite al diseñador realizar y validar mediante simulación el ajuste de los parámetros del controlador que permiten obtener una respuesta que satisfaga las especificaciones de diseño. En este trabajo se estudian diferentes alternativas para obtener el modelo de un sistema como paso previo al diseño de un controlador. Utilizando la respuesta del sistema se implementa una identificación del sistema con diferentes modelos, como respuesta al escalón, paramétricos lineales, no lineales y lógica difusa.

Cuando se carece de información sobre el sistema que se desea controlar es necesario realizar una aproximación sobre su comportamiento, al trabajar con diferentes sistemas, se pueden definir diferentes parámetros (Función de transferencia, tiempo de respuesta etc.) los cuales orientan para definir un control deseado sobre determinado sistema, dicho control tiene el fin de lograr un comportamiento predeterminado.

En necesario recordar que un sistema es una combinación de componentes que actúan en conjunto para alcanzar un objetivo específico que también puede ser un fenómeno físico como procesos biológicos, químicos, entre otros.

Un modelo matemático no es la única forma de obtener el comportamiento de un sistema, un sistema puede representarse en muchas formas diferentes, por lo que puede tener muchos modelos, dependiendo del enfoque usado para obtenerlos y del objetivo para el que son obtenidos.

### 1.2. Objetivo General

El objetivo general de este proyecto es crear una herramienta de apoyo para identificar y validar los modelos obtenidos e implementar la circuitería necesaria a través de una tarjeta de adquisición de datos para identificar sistemas reales, que permita comparar los índices de desempeño a través de diferentes tipos de estímulos para obtener su modelo identificado.

### 1.3. Objetivos Particulares

Los objetivos particulares son los siguientes:

- Desarrollo de un software en un ambiente de trabajo de Matlab para la identificación de Sistemas
- Implementación de una interfaz amigable con el usuario
- Programar algunos modelos de identificación de sistemas
- Construir hardware, circuitería necesaria para identificación de sistemas reales.
- Simular y validar sistema lineal y no lineal
- Simular y validar en un sistema real

#### 1.4. Metodología

Para el desarrollo del software, se utiliza un ambiente de programación en MATLAB con la utilería (toolbox) de GUIDE (Interfaces Graficas de Usuario) con esta interfaz se capturan los datos del sistema en estudio para observar su comportamiento y proponer un modelo identificado.

Para facilitar el manejo de la herramienta desarrollada se realizan interfaces de fácil acceso para el usuario utilizando GUIDE de Matlab.

Para este trabajo se realiza la identificación de sistemas para estos modelos (ARMAX) La programación de los modelos de identificación y en general para todas las interfaces de usuario desarrolladas en este proyecto se realizan desde un *script* (hoja de programación) que permite asociar todas las interfaces mediante una programación orientada a objetos.

Para la identificación de sistemas reales se implementará un hardware (circuitería necesaria) para la adquisición de datos del sistema. El hardware estará formado por diversos circuitos electrónicos interconectados entre sí y una tarjeta de adquisición de datos DAQ USB-6009, la cual tiene una librería *Data Acquisition Tool Box* compatible con Matlab que contiene funciones para facilitar la adquisición de datos entre la tarjeta y Matlab.

Esta herramienta permite el estudio de un sistema lineal con Matlab mediante simulación de sistemas, comparando diversos métodos de identificación, así como la utilización de los métodos de identificación para sistemas no lineales se definen los sistemas bola y barra en simulación para poderlos utilizar con la herramienta e identificar y validar su respuesta. Y se muestran los resultados obtenidos de la herramienta al utilizar el sistema masa resorte amortiguador como lineal y sistema péndulo invertido como no lineal.

Se utiliza un pequeño motor de corriente directa de 12V para validar la eficacia de la herramienta al adquirir los datos del sistema físico real para validar el uso de la herramienta diseñada y el hardware implementado.

En este proyecto el estudio de un sistema real se logrará en base a la unión de la interfaz, el control de la tarjeta de adquisición de datos y el módulo de adquisición de datos adaptado específicamente para motores de voltaje de corriente directa en el que se compararan diversos métodos de identificación.

Finalmente se realiza una tabla comparativa del análisis numérico de las respuestas de los modelos identificados tanto en simulación y real en el dominio del tiempo comparando su resultado de los métodos de identificación.

### **1.5. Justificación**

Al carecer de un modelo matemático que describa el comportamiento de un fenómeno físico, es necesario recurrir a otro tipo de herramientas como la identificación de sistemas para poder deducir un comportamiento que sea lo más aproximado a su comportamiento real.

La identificación de sistemas permite la obtención de un modelo matemático del sistema bajo estudio a partir de la observación de las entradas y salidas del propio sistema permitiendo definir algunas de las características más destacables que componen al modelo del sistema bajo estudio.

En este trabajo se pretende comprobar diversos métodos de identificación y poder comparar cuál de los modelos es más idóneo y así poder elegir la mejor opción de identificación posible para realizar acciones como un control sobre el sistema.

La versatilidad y flexibilidad de poder observar diferentes modelos sobre un mismo fenómeno físico, permite que sea más práctico tomar decisiones acerca del fenómeno estudiado y comprender cómo se pueden modificar sus características (función de transferencia obtenida, parámetros, estabilidad, etc.) y poder determinar acciones de control, velocidad, tiempo de respuesta entre otros.

Por estos motivos la razón de ser de este trabajo complementará la visión del sistema a identificar, la elección de sus parámetros, y contribuirá a desarrollos futuros referentes al comportamiento del sistema.

### **1.6. Descripción del Contenido de los Capítulos**

En el primer capítulo se planteó el panorama general del trabajo, una breve introducción acerca de la identificación de sistemas, el objetivo general, y los objetivos particulares, las generalidades y la justificación de este trabajo.

En el capítulo 2 se fundamenta el marco teórico acerca de los modelos que se desean implementar para la identificación del sistema los modelos propuestos son los siguientes:

- Identificación con respuesta al escalón
- Identificación mediante modelos Paramétricos Lineales
- Identificación mediante modelos paramétricos No lineales
- Identificación mediante Lógica Difusa
- Validación en el Dominio del tiempo

En el capítulo 3 se explica a detalle cómo se realiza el proceso de desarrollo de la Interfaz de usuario con la herramienta GUIDE de Matlab y la construcción de la circuitería necesaria (hardware) el cual consta de varias etapas que dan como resultado una identificación para un fenómeno real y una sección que es exclusiva para la identificación de pequeños motores de corriente directa.

En el capítulo 4 se muestran los resultados de los modelos de identificación tanto para el modelo Lineal "Masa-Resorte-Amortiguador", el modelo no lineal "Péndulo Invertido" y el modelo real "Motor de CD" realizando un análisis numérico de los errores de todos los modelos obtenidos.

En el capítulo 5 se presentan las conclusiones, recomendaciones y trabajos futuros del trabajo.

## Capítulo 2

### 2.1. Teoría de Identificación de Sistemas

Para una mejor interpretación y entendimiento de los métodos de identificación de sistemas en este capítulo se explican conceptos necesarios para saber cómo es que los sistemas se pueden descomponer en diversos métodos de identificación, aplicamos tanto a fenómenos físicos como experimentales.

Se abordan los siguientes puntos:

- Concepto de Sistema
- Modelo de un Sistema
- Tipos de Modelos
- Métodos de Obtención de Modelos
- Identificación del Sistema

#### 2.1.1. Concepto de sistema

Un sistema es toda realidad en la que interactúan variables de diferentes tipos para producir señales observables. Las señales observables que son de interés para el observador se denominan salidas del sistema, mientras que las señales que pueden ser manipuladas libremente por dicho observador son las entradas del mismo. El resto de señales que influyen en la evolución de las salidas pero no pueden ser manipuladas por el observador se denominan *perturbaciones*. La Figura 2.1 muestra el diagrama Dinámico de un sistema. (López Guillén, 2003).

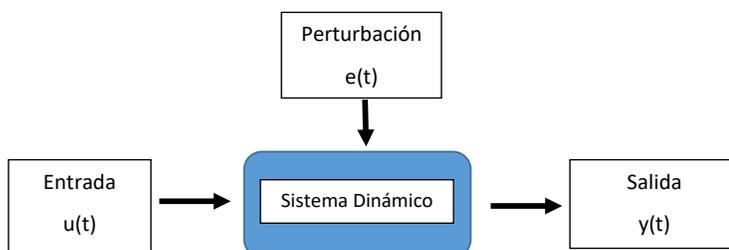


Figura 2.1. Sistema Dinámico con entrada  $u(t)$ , perturbación  $e(t)$  y salida  $y(t)$

### 2.1.2. Modelo de un sistema

Cuando es necesario conocer el comportamiento de un sistema para algunas condiciones determinadas y ante unas entradas determinadas se puede recurrir a la experimentación sobre el sistema y a la observación de sus salidas. Sin embargo, en muchos casos la experimentación puede resultar compleja o incluso imposible de llevar a cabo, lo que es necesario trabajar con algún tipo de representación que se aproxime a la realidad, a esta representación se conoce como modelo.

Básicamente, un modelo es una herramienta que permite predecir el comportamiento de un sistema sin necesidad de experimentar sobre él.

### 2.1.3. Tipos de modelos

Los modelos de sistemas físicos pueden ser de muy diversos tipos. Una clasificación, en función del grado de formalismo matemático que poseen, es la siguiente:

**Modelos mentales, intuitivos o verbales.** Estos modelos carecen de formalismo matemático. Para conducir un coche, por ejemplo, se requiere un modelo mental o intuitivo sobre el efecto que produce el movimiento del volante, pero no es necesario caracterizar dicho efecto mediante ecuaciones matemáticas exactas.

**Modelos no paramétricos.** Muchos sistemas quedan perfectamente caracterizados mediante un gráfico o tabla que describa sus propiedades dinámicas mediante un número no finito de parámetros. Por ejemplo, un sistema lineal queda definido mediante su respuesta al impulso o al escalón, o bien mediante su respuesta en frecuencia.

**Modelos paramétricos o matemáticos.** Para aplicaciones más avanzadas, puede ser necesario utilizar modelos que describan las relaciones entre las variables del sistema mediante expresiones matemáticas como pueden ser ecuaciones diferenciales (para sistemas continuos) o en diferencias (para sistemas discretos). En función del tipo de sistema y de la representación matemática utilizada, los sistemas pueden clasificarse en:

**Determinísticos o estocásticos.** Se dice que un modelo es determinístico cuando expresa la relación entre entradas y salidas mediante una ecuación exacta. Por contra, un modelo es estocástico si posee un cierto grado de incertidumbre. Estos últimos se definen mediante conceptos probabilísticos o estadísticos.

**Dinámicos o estáticos.** Un sistema es estático cuando la salida depende únicamente de la entrada en ese mismo instante (un resistor, por ejemplo, es un sistema estático). En estos sistemas existe una relación directa entre entrada y salida, independiente del tiempo. Un sistema dinámico es aquél en el que las salidas evolucionan con el tiempo tras la aplicación de una determinada entrada (por ejemplo, una red RC). En estos últimos, para conocer el valor actual de la salida es

necesario conocer el tiempo transcurrido desde la aplicación de la entrada. Continuos o discretos. Los sistemas continuos trabajan con señales continuas, y se caracterizan mediante ecuaciones diferenciales. Los sistemas discretos trabajan con señales muestreadas, y quedan descritos mediante ecuaciones en diferencias.

Todo modelo matemático o paramétrico, por tanto, consta de una o varias ecuaciones que relacionan las entradas y salidas (en los modelos dinámicos la variable  $t$  -tiempo- juega también un papel primordial).

De ahí que a los modelos matemáticos se les conozca más comúnmente como modelos paramétricos, ya que pueden definirse mediante una estructura y un número finito de parámetros.

#### 2.1.4. Métodos de obtención de modelos

Existen dos métodos principales para obtener el modelo de un sistema:

**Modelado teórico.** Se trata de un método analítico, en el que se recurre a leyes básicas de la física para describir el comportamiento dinámico de un fenómeno o proceso.

**Identificación del sistema.** Se trata de un método experimental que permite obtener el modelo de un sistema a partir de datos reales recogidos de la planta bajo estudio. El modelado teórico tiene un campo de aplicación restringido a procesos muy sencillos de modelar, o aplicaciones en que no se requiera gran exactitud en el modelo obtenido. En muchos casos, la estructura del modelo obtenido a partir del conocimiento físico de la planta posee un conjunto de parámetros desconocidos porque sólo se pueden determinar experimentando sobre el sistema real. De ahí la necesidad de recurrir a los métodos de identificación de sistemas.

Los modelos obtenidos mediante técnicas de identificación tienen, sin embargo, las siguientes desventajas:

- Su rango de validez suele ser limitado (sólo son aplicables a un determinado punto de trabajo, un determinado tipo de entrada o un proceso concreto).
- En muchos casos es difícil dar significado físico al modelo obtenido, puesto que los parámetros identificados no tienen relación directa con ninguna magnitud física. Estos parámetros se utilizan sólo para dar una descripción aceptable del comportamiento conjunto del sistema.

En la práctica, lo ideal es recurrir a una mezcla de ambos métodos de modelado para obtener el modelo final. El uso de datos reales para identificar los parámetros del modelo provee a éste de una gran exactitud, pero el proceso de identificación se ve tanto más facilitado cuanto mayor sea el conocimiento sobre las leyes físicas que rigen el proceso.

## 2.2. Modelos para Identificación

La identificación de sistemas consiste en la determinación de un modelo que represente lo más fielmente posible al sistema bajo estudio, a partir del conocimiento previo sobre éste y de los datos medidos. Esto se logra esencialmente ajustando los parámetros obtenidos hasta que la salida del modelo coincida lo mejor posible con la salida medida. Para saber si un modelo es bueno una prueba es comparar la salida del modelo con datos medidos que no se usaron en la estimación de los parámetros.

Para modelos paramétricos se tiene que asumir una estructura. Si el sistema es lineal, se puede estimar directamente la respuesta al impulso o al escalón usando análisis de correlación o su respuesta en el dominio del tiempo. Este método es muy utilizado para comparar con otros modelos. Actualmente no es una limitación trabajar solo con modelos lineales ya que existen también métodos de identificación no lineales como el modelo Hammerstein-Wiener y el modelo ANFIS. El diagrama general de una identificación se presenta en la Figura 2.2

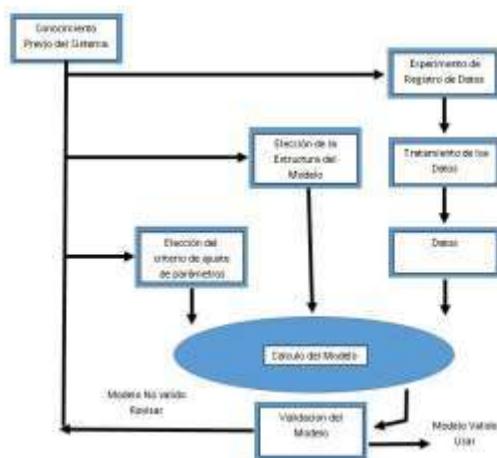


Figura 2.2. Proceso de Identificación

A continuación, se abordarán cada una de las etapas que conforman el proceso de identificación.

### Conocimiento Previo del sistema

La naturaleza del sistema bajo estudio depende de la información que el mismo suministre, por lo que es preciso saber qué magnitud debemos medir, es decir, si el sistema suministra información en una señal de voltaje, presión, temperatura, etc.

### **Experimento de Registro de Datos**

Una vez que se tiene la certeza de cuál es la información que se desea medir, es necesario registrar y capturar los datos del evento, ya que es de vital importancia saber con exactitud cómo es que se comporta ese sistema bajo ciertos estímulos que se le aplican. Tanto los estímulos aplicados al sistema; como la respuesta del mismo es lo que se pretende registrar en el experimento.

### **Tratamiento de los Datos**

Basados en la etapa anterior, los datos capturados varían por cuestiones de experimentación o también suelen contener datos erróneos o exceso de información, por lo que es necesario hacer un ajuste o tratamiento de los datos aplicando filtros u otras técnicas de procesamiento de datos para “purificar” de alguna manera los datos registrados, cuando ya tienen tratados los datos se procede a elegir la estructura del modelo

#### **2.2.1. Elección de la Estructura del Modelo**

En esta parte del proceso se elige cuál va a ser el modelo que se va a probar, es realmente importante ya que estos modelos pueden ser lineales o no lineales y de ellos depende completamente la aproximación a la respuesta real.

#### **2.2.2. Elección del Modelo Ajuste de Parámetros**

Una vez que se ha ya seleccionado un Modelo ya sea lineal o no lineal, se deben ajustar los parámetros del modelo, estos parámetros pueden ser coeficientes polinómicos para el caso lineal, o valores de retardo para un modelo no lineal, entonces se eligen los valores de los parámetros y continua con el siguiente paso del proceso.

#### **2.2.3. Cálculo del Modelo**

En esta parte del proceso, con el modelo definido, ajustado y con los parámetros necesarios, se hace el cálculo del modelo mediante alguna herramienta computacional.

#### **2.2.4. Validación**

En esta etapa se define si la respuesta del modelo elegido comparada con la respuesta real del sistema es aproximada; si lo es entonces el modelo es válido, pero si no lo es, entonces el modelo elegido no es válido y se debe de repetir de nuevo el proceso de identificación

hasta encontrar un modelo aproximado que comparado con la respuesta real del sistema logre satisfacer las expectativas del usuario.

**Los modelos de identificación que se abordan en este trabajo son de dos tipos:**

Modelos Paramétricos Lineales. Este tipo de modelo se caracteriza por relacionar las variables del sistema mediante expresiones matemáticas, y estos modelos son: Respuesta al escalón, Modelo ARX (Autoregressive eXogenous Variable), ARMAX (Autoregressive Moving Average eXogenous), BJ(Box-Jenkins), OE(Output Error), IV (Instrumental Variable) son modelos paramétricos lineales tipo caja negra.

Modelos Paramétricos No Lineales: Cuando la respuesta de un sistema no se puede aproximar por métodos convencionales, se puede aplicar un modelo no lineal como los modelos Hammerstein-Wiener ANFIS. Cada uno de estos modelos se detalla a continuación. (López Guillén, E. (2003) pp. 1-7)

**Modelo de Identificación con respuesta al escalón**

El escalón es la señal de prueba más utilizada, en la práctica sólo puede lograrse de forma aproximada ya que es imposible lograr un cambio brusco de una variable en un tiempo infinitesimal. El uso de esta señal tiene la ventaja de la sencillez en su generación y que el tiempo de experimentación es corto. Como desventaja se puede mencionar la introducción de una alteración relativamente grande en el comportamiento del sistema, lo cual no siempre es permisible. El procedimiento para obtener los parámetros del modelo estará en dependencia del modelo propuesto para la identificación, a partir de la respuesta del sistema a esta señal de estímulo. En este modelo, se puede identificar el sistema con respuesta al escalón de primer orden dados por la ecuación (2.1), segundo orden sobreamortiguado descritos por la ecuación (2.2) y de segundo orden subamortiguado por la ecuación (2.3). Primero se explicarán los métodos para la identificación de sistemas de primer orden y posteriormente para el segundo orden sobreamortiguado y segundo orden subamortiguado.

$$G_{p(s)} = \frac{K_p e^{-t_m s}}{T_s s + 1} \quad (2.1)$$

$$G_p(s) = \frac{K_p e^{-t_m s}}{(T_1 s + 1)(T_2 s + 1)} \quad (2.2)$$

$$G_p(s) = \frac{\omega_n^2 K_p e^{-t_m s}}{s^2 + 2\xi\omega_n s + \omega^2} = \frac{K_p e^{-t_m s}}{T^2 s^2 + 2\xi T s + 1} \quad (2.3)$$

### 2.2.5. Primer Orden: Método de la Tangente de Ziegler y Nichols

El primer método de identificación propuesto como parte de un procedimiento de identificación de sistemas con entrada escalón, fue desarrollado por Ziegler y Nichols. Aunque estos autores no supusieron que el sistema a identificar fuera auto-regulado, esto es que la respuesta del sistema se aproxima a un valor finito, el procedimiento de identificación puede utilizarse para obtener un modelo de primer orden más tiempo muerto.

El procedimiento requiere que se trace una recta tangente a la curva de reacción del proceso en su punto de inflexión o de máxima pendiente, como se muestra en la Figura 2.3 para obtener un modelo de primer orden más tiempo muerto, se debe identificar los cambios de entrada  $\Delta u$  y salida  $\Delta y$ , la constante de tiempo  $\tau$  y el tiempo muerto aparente  $t_m$  del sistema.

De la Figura 2.3 se puede observar que el tiempo transcurrido entre la aplicación del escalón de entrada y el punto en que la recta tangente corta el eje del tiempo es el tiempo muerto aparente del sistema, y el tiempo transcurrido entre este instante y el tiempo en que la tangente corta el valor final de la salida  $y_u$  es la constante de tiempo.

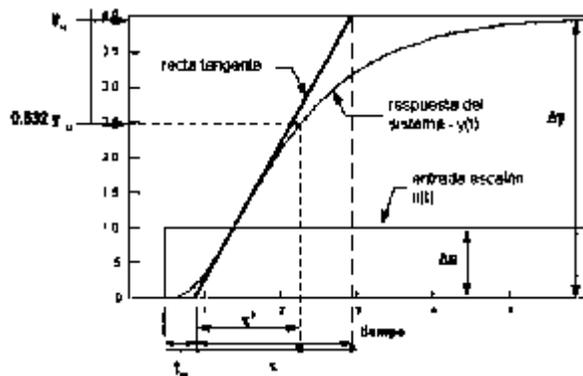


Figura 2.3. Método de la Tangente. Curva de reacción en Sistema de 2º orden o mayor

Para obtener la ganancia  $K_p$  de la ecuación (2.1), se realiza con la relación del cambio total en la salida por el cambio en la entrada definido por la ecuación (2.4).

$$K_p = \frac{\Delta y}{\Delta u} \quad (2.4)$$

El procedimiento propuesto por Miller es una variación del de Ziegler y Nichol y al igual que éste requiere que se trace una recta tangente al punto de inflexión de la respuesta. La ganancia y el tiempo muerto en este método se calculan de la misma forma que en el método de Ziegler y Nichols. La variación propuesta por Miller radica en el cálculo de la constante de tiempo del modelo, ésta se calcula como el tiempo requerido para que la respuesta alcance el 63.2% del cambio total a partir del tiempo muerto. Esta variación hace que la respuesta del modelo y la del sistema real coincidan en por lo menos un punto, ambas respuestas pasan por el mismo punto en el instante  $t = t_m + \tau$ .

### 2.2.6. Primer Orden Método de Dos Puntos

Para el método de dos puntos se requiere obtener dos parámetros de la respuesta del sistema a la entrada escalón llamados la constante de tiempo y el tiempo muerto aparente del sistema, para obtener estos parámetros se pueden establecer dos ecuaciones con dos incógnitas utilizando dos puntos sobre la curva de reacción. De este modo se garantiza que la respuesta del modelo coincida con la del sistema real en estos dos puntos como mínimo. Existen varios métodos para obtener estos dos puntos y poder obtener el modelo aproximado del sistema.

El primer método basado en dos puntos sobre la curva de reacción fue propuesto por Smith. (Smith Digital Computer Process International Textbook Co., 1972)

Los instantes seleccionados por este autor fueron los tiempos requeridos para que la respuesta alcance el 28.3% ( $t_{28}$ ) y el 63.2% ( $t_{63}$ ) del valor final, y corresponden a la ecuación (2.5) y la ecuación (2.6).

$$t_{28} = t_m + \frac{\tau}{3} \quad (2.5)$$

$$t_{63} = t_m + \tau \dots\dots\dots(2.6)$$

Este sistema de ecuaciones se puede resolver para  $t_m$  y  $\tau$  obteniéndose la ecuación (2.7) y la ecuación (2.8).

$$\tau = 1.5(t_{63} - t_{28}) \dots\dots\dots(2.7)$$

$$\tau_m = 1.5(t_{63} - t) \dots\dots\dots(2.8)$$

Con posterioridad a la presentación del método de dos puntos de Smith se han desarrollado otros basados en el mismo procedimiento, diferenciándose únicamente en la selección de los dos instantes en que la respuesta del modelo se hace coincidir con la del proceso real. Pueden establecerse, por consiguiente, ecuaciones generales para los métodos de dos puntos, con el fin de identificar un modelo de primer orden más tiempo muerto dado por la ecuación 2.1 con base en los tiempos requeridos para alcanzar dos puntos específicos en la curva de reacción del proceso. Si  $p_1$  y  $p_2$  son dos valores porcentuales del cambio en la respuesta del sistema a un cambio escalón en la entrada y  $t_1$  y  $t_2$  son los tiempos requeridos para alcanzar estos dos valores, como se muestra en la Figura 2.4 entonces los parámetros de un modelo de primer orden más tiempo muerto se pueden obtener de la ecuación (2.9) y la ecuación (2.10).

$$\tau = at_1 + bt_2 \dots\dots\dots(2.9)$$

$$t_m = ct_1 + dt_2 \dots\dots\dots(2.10)$$

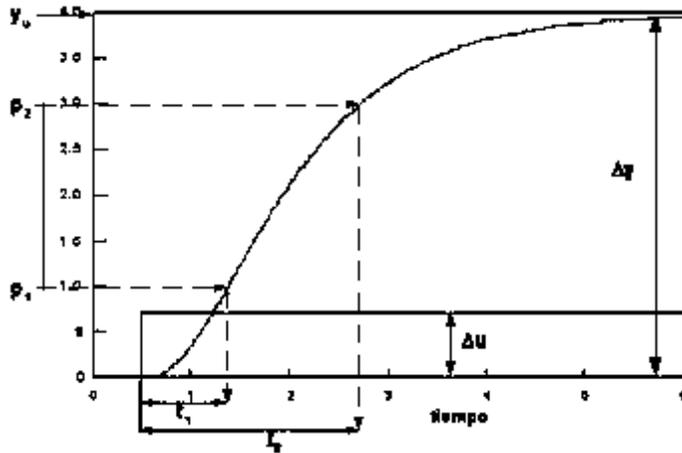


Figura 2.4. Método de dos puntos. Curva de Reacción en Sistema de 2° orden o mayor

Y la ganancia con la ecuación (2.4), los porcentajes del cambio en la respuesta para la determinación de los dos tiempos requeridos por el procedimiento de identificación, así como los valores de las constantes a, b, c y d para los métodos de Alfaro, Bröida, Chen y Yan, Ho, Smith y Vitecková, se resumen en Tabla 2.1.

**Tabla 2.1 Constantes para la identificación de los modelos de primer orden más tiempo muerto**

Método	% $P_1(t_1)$	% $P_2(t_2)$	$a$	$b$	$c$	$d$
Alfaro	250	75.0	-0.910	0.910	1.262	-0.262
Bröida	28.0	40.0	-5.500	5.500	2.800	-1.800
Chen y Yang	33.0	67.0	-1.400	1.400	1.540	-0.540
Ho	35.0	85.0	-0.670	0.670	1.300	-0.290
Smith	28.3	63.2	-1.500	1.500	1.500	-0.500
Viteckova	33.0	70.0	-1.245	1.245	1.498	-0.498
Ho	35.0	85.0	-0.463	0.463	1.574	-0.574
Viteckova	33.0	70.0	-0.749	0.749	1.937	-0.937

En la Tabla 2.2 se muestran los tiempos y constantes para obtener un modelo de segundo orden con un polo doble dado por la ecuación (2.11).  $\tau$ .

$$G_p(s) = \frac{k_p e^{-t_m s}}{(\tau s + 1)^2} \quad (2.11)$$

Utilizando el método de Ho y el de Vitecková, que también se basan en dos puntos sobre la curva de reacción del proceso.

### 2.2.7. Segundo Orden Sobreamortiguado: Método de Oldenbourg-Sartorius

Se utiliza este método para sistemas de segundo orden no oscilatorio. La ganancia se calcula igual al caso de primer orden con la ecuación (2.12).

$$k = \frac{\Delta c}{\Delta r} \quad (2.12)$$

Se propone la función de Transferencia de Segundo Orden para la ecuación (2.13).

$$F(s) = \frac{k}{(T_1s+1)(T_2s+1)} \quad (2.13)$$

Para calcular las constantes de tiempo  $T_1$  y  $T_2$ , se usan las relaciones entre los tiempos  $T_A$  y  $T_c$ , determinados gráficamente cuando se traza una tangente por el punto de inflexión de la curva que representa la respuesta de un sistema de segundo orden a un escalón en la ecuación (2.14) y (2.15).

$$T_A = T_1 \left( \frac{T_2}{T_1} \right)^n \quad \text{donde } n = \frac{T_2}{T_1 - T_2} \quad (2.14)$$

$$T_c = T_1 + T_2 \quad (2.15)$$

La solución analítica de las ecuaciones resultantes al sustituir  $T_a$  y  $T_c$  en las expresiones (2.14) y (2.15) es muy compleja, por lo que resulta mejor aplicar un procedimiento gráfico.

Estas expresiones pueden escribirse como en las ecuaciones 2.16 y 2.17.

$$1 = \frac{T_1}{T_A} \left( \frac{\frac{T_2}{T_A}}{\frac{T_1}{T_A}} \right)^n \quad (2.16)$$

$$T_C/T_A = \frac{T_1}{T_A} \left( \frac{T_1}{T_A} + \frac{T_2}{T_A} \right) \quad (2.17)$$

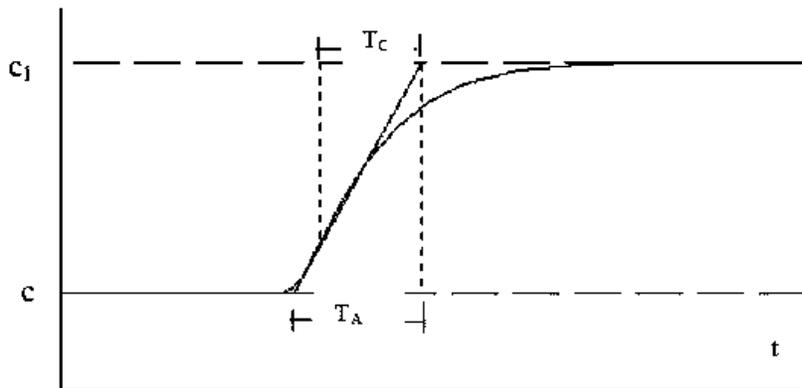


Figura 2.5. Respuesta de un sistema de segundo orden a un escalón

De la ecuación (2.17) se obtiene la Tabla 2.2

**Tabla 2.2 Relación existente entre T1**

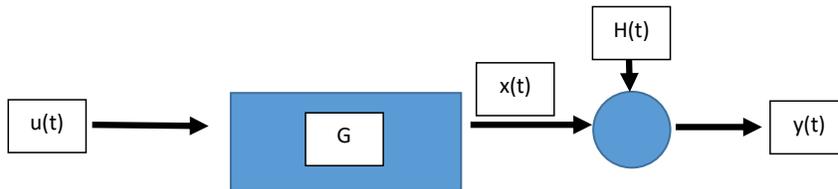
<b>T<sub>1</sub>/T<sub>A</sub></b>	0	0.1	0.2	0.3	0.4	0.5	0.6	0.7	0.8	0.9	1
<b>T<sub>2</sub>/T<sub>A</sub></b>	1	0.73	0.57	0.44	0.34	0.25	0.18	0.12	0.07	0.03	0

Es importante señalar que si  $T_c/T_a=0.736$ , la recta que representa a la expresión es la tangente a la curva, lo que significa que T1 y T2 son iguales. Si la relación  $T_c/T_a < 0.736$  no hay intersección entre la recta y la curva y significa que está en presencia de un sistema de orden superior al segundo, caso para el cual este método no es aplicable.

Uno de los más graves problemas de estos métodos es el trazado de la tangente. Sin embargo esto se puede, realizar fácilmente utilizando Matlab. (M. Alfaro, 2001 pp.12-17)

**2.3. Identificación mediante modelos Paramétricos Lineales**

El modelo lineal general de un sistema puede ser descrito simbólicamente según la Figura 2.6



*Figura 2.6. Representación simbólica del sistema  $y=Gu+He$*

La salida medida  $y(t)$  es debida a la entrada medida  $u(t)$  y al ruido  $H(t)$ . Donde G denota las propiedades dinámicas del sistema, es decir, cómo la salida se forma desde la entrada. Para sistemas lineales se llama función de transferencia polinomial entre la entrada y la salida. H refiere las propiedades del ruido y se le llama también modelo del ruido, y describe cómo está formada la perturbación en la salida.

**Representación Polinomial de la función de transferencia**

Una forma útil de representar G y H es en funciones racionales de  $q^{-1}$ . El modelo paramétrico ARX (Auto-Regresive-eXogen) corresponde a la ecuación 2.19

$$G(q) = q^{-nk} \frac{B(q)}{A(q)} \quad H(q) = \frac{1}{A(q)} \quad (2.19)$$

Donde A y B son polinomios en el operador de retraso  $q^{-1}$

$$A(q) = 1 + a_1q^{-1} + \dots + a_{an}q^{-na} \quad (2.20)$$

$$B(q) = b_1 + b_2q^{-1} + \dots + b_{nb}q^{-nb+1}$$

### 2.3.1. Modelo ARX

El modelo ARX se define a través de la ecuación:

$$y(t) = a_1y(t-1) + \dots + a_{na}y(t-na) = b_1u(t-nk) + b_2u(t-nk-1) + \dots + b_{nb}u(t-nk-nb+1) \quad (2.21)$$

Esto da lugar a un sistema de ecuaciones donde las incógnitas a y b serán los coeficientes de la función de transferencia discreta y que se obtienen de acuerdo a los métodos de:

**Mínimos Cuadrados:** Minimiza la suma de los cuadrados de la parte derecha menos la parte izquierda con respecto a los coeficientes a y b. Por ejemplo para el caso de MatLab se puede obtener por medio de la función arx. (Marcela, Osorio. (2003) pp.55)

### 2.3.2. Variable Instrumental

El método de variables instrumentales es un procedimiento de estimación de modelos econométricos en los que los regresores están correlacionados con las perturbaciones del modelo (a este tipo de regresores se les denomina endógenos). En un modelo con regresores endógenos los métodos habituales de estimación basados en mínimos cuadrados, como MCO (Mínimos Cuadrados Ordinarios) y MCG (Mínimos Cuadrados Generalizados), son inconsistentes y, por lo tanto, se necesita utilizar un procedimiento alternativo basado en la utilización de variables con información similar a la contenida en los regresores endógenos pero no correlacionadas con el término de perturbación. A este tipo de variables se les denomina variables instrumentales o instrumentos. (*Wolters Kluwer Web Site (2007), pp. 1*)

Se determinan a y b de manera tal que el error entre las partes derecha e izquierda no correlaciona con alguna combinación lineal de la entrada. Por ejemplo para el caso de MatLab se puede obtener por medio de la función iv4.

### 2.3.3. Modelo ARMAX

En la estructura ARMAX se introduce el polinomio C(q) al modelo ARX dando por resultado la ecuación (2.22).

$$A(q)y(t) = B(q)u(t-nk) + C(q)Ht \quad (2.22)$$

Donde C se puede expresar según la ecuación (2.23).

$$C(q) = 1 + c_1q^{-1} + \dots + c_{nc}q^{-nc} \quad (2.23)$$

Esto da lugar a un sistema de ecuaciones donde las incógnitas son los coeficientes del modelo discreto, cuyas soluciones (de este modelo y los posteriores) se obtienen por predicción de error con el método de Máxima Verosimilitud. En Matlab se utiliza la función armax.

### 2.3.4. Modelo Output Error

El modelo OE, es un modelo polinomial y un caso especial del modelo ARX su diferencia radica en el modelado del ruido

La estructura Output-Error se presenta de la ecuación (2.24)

$$y(t) = \left(\frac{Bq}{F(q)}\right)u(t - nk) + e(t) \quad (2.24)$$

Con la ecuación (2.25) del polinomio F (q)

$$F(q) = 1 + f_1q^{-1} + \dots + f_{nf}q^{-nf} \quad (2.25)$$

Donde  $B(q)$  y  $F(q)$  son polinomios con parámetros  $nb$  y  $nf$ , que son los órdenes de las secuencias dependientes y  $nk$  los retardos de entrada. En Matlab se utiliza la función OE.

### 2.3.5. Modelo Box-Jenkins

La llamada estructura de Box también es un modelo polinómico y variación del modelo ARX en cuanto al modelado del ruido, este modelo está dado por la ecuación (2.26).

$$y(t) = \left(\frac{Bq}{F(q)}\right)u(t - nk) + \left(\frac{C(q)}{D(q)}\right)e(t) \quad \text{con } D(q) = 1 + d_1q^{-1} + \dots + d_{nd}q^{-nd} \quad (2.26)$$

Este modelo es un caso particular de la estructura general dada por la ecuación (2.27)

$$A(q)y(t) = \left(\frac{Bq}{F(q)}\right)u(t - nk) + \left(\frac{C(q)}{D(q)}\right)e(t) \quad (2.27)$$

En Matlab se utiliza la función BJ para este modelo (Marcela, Osorio. (2003) pp.56-58).

## 2.4. Identificación mediante modelos paramétricos No lineales

La mayoría de los sistemas tienen un comportamiento no lineal, excepto en un determinado rango de operación donde pueden ser considerados lineales. Los modelos lineales aproximan al sistema no lineal alrededor de un punto de operación. La interpretación del

modelo lineal se ven deterioradas al variar el punto de operación del sistema no lineal y para describir globalmente el comportamiento del sistema se debe recurrir a Modelos No Lineales.

Muchos sistemas no lineales pueden ser representados por la interconexión de sistemas lineales estacionarios y no linealidades estáticas. Estos modelos se denominan orientados a bloques (block-oriented nonlinear models). Las no linealidades estáticas aparecen por ejemplo debido a saturación de actuadores, sensores con características no lineales, etc.

De entre los modelos orientados a bloques, los que han sido más estudiados son los Modelos Hammerstein y los modelos Wiener.

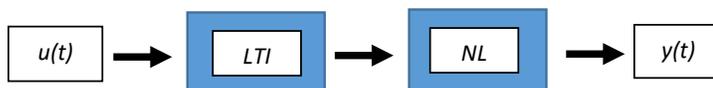
Los modelos orientados a bloques han mostrado ser útiles y eficaces como representaciones no lineales en muchas aplicaciones. Son modelos simples y a la vez válidos en una región más amplia que un modelo lineal invariante en el tiempo. En cuanto a su estructura, consisten en una cascada integrada por una dinámica lineal y un bloque estático no lineal. Si bien existen numerosos trabajos que abordan la identificación nominal de estos modelos, el problema de identificación robusta en presencia de incertidumbre no ha sido específicamente tratado.

### Modelos no lineales

**Modelos Orientados a bloques:** Incluye Hammerstein Wiener más otras posibles conexiones (serie, paralelo y en retroalimentación) de bloques LTI y no Linealidades estáticas.

#### 2.4.1. Modelo Wiener

Como se representa en la Figura 2.7 la señal del modelo Wiener que consiste en un sistema lineal invariante en el tiempo (*LTI*), seguido de una no linealidad estática (*NL*), en este caso el modelo *LTI* mapea la secuencia de entrada  $\{u(k)\}$  en una secuencia intermedia  $\{v(k)\}$ , y la salida del modelo global coincide con la salida del bloque no lineal, esto es  $y(k) = NL(v(k))$ . El algoritmo de identificación requiere que la no linealidad estática sea invertible. Esta restricción está relacionada con el hecho que la señal que conecta ambos sub-sistemas no es medible. Entonces, asumiendo la invertibilidad de *NL*, la señal  $v(k)$  se puede escribir como la ecuación (2.28)



*Figura 2.7. Modelo Wiener. La entrada pasa por un bloque lineal invariante en el tiempo y después por un bloque no lineal*

$$v(k) = N_l^{-1}(y(k)) = \sum_{i=1}^N (P_i g_i(y(k))) \quad (2.28)$$

Note que el bloque no lineal ha sido representado en la ecuación (2.29).

$$N = N_l^{-1} \text{ y } x = y(k) \quad (2.29)$$

También se puede describir como la salida del bloque lineal en la ecuación (2.30).

$$v(k) = \sum_{i=1}^M (h_i B_i(q^{-1})u(k)) \quad (2.30)$$

Luego la variable  $v$  es generada a partir de  $u$ , según una expansión finita de funciones base ortonormales. Este modelo se suele denominar “filtro de Laguerre”, el cual permite la incorporación del conocimiento de un polo real. La expresión que corresponde al  $i$ -ésimo filtro se representa en la ecuación (2.31).

$$B_i(q) = \frac{\sqrt{1-a^2}}{q-a} \left( \frac{\sqrt{1-aq}}{q-a} \right)^{i-1} \quad (2.31)$$

En la ecuación (2.28) que simboliza el operador adelanto, es trivial reescribir el filtro  $B_i$  en función de  $q^{-1}$  y remplazarlo en la ecuación (2.25)

Si se igualan ambos miembros de las ecuaciones (2.25) y (2.26), considerando  $p_1 = 1$  e incluyendo una función  $\epsilon(k)$  para contemplar errores de modelado se obtiene la ecuación (2.32).

$$\epsilon(k) = \sum_{i=2}^N p_i g_i(y(k)) + g_1(y(k)) - \sum_{i=1}^M h_i B_i(q^{-1})u(k) \quad (2.32)$$

Que es una regresión lineal en los parámetros. Al definir  $\theta$  y  $\phi(k)$  como la ecuación (2.33) e integrando los polinomios en la ecuación 2.34.

$$\theta = [p_2, \dots, p_n, h_1, \dots, h_M]^T \quad (2.33)$$

$$\phi = [g_2(y(k)), \dots, g_N(y(k)), -B_1(q^{-1})u(k), \dots, -B_M(q^{-1})u(k)]^T \quad (2.34)$$

La ecuación (2.29) se puede describir como la ecuación (2.35)

$$\epsilon(k) = \theta^T \phi(k) + g_1(y(k)) \quad (2.35)$$

Una estimación  $\hat{\phi}$  de  $\theta$  se puede calcular minimizando con criterio cuadrático, los errores de predicción  $\epsilon(k)$ . Dado por la ecuación (2.36)

$$\hat{\Phi} = (\Phi_k \Phi_k^T)^{-1} \Phi_k \quad (2.36)$$

Donde

$$\tau = -[g_1(y(1)), \dots, g_1(y(K))]^T \quad (2.37)$$

y

$$\Phi_k = [\phi_1(1), \dots, \phi_1(K)]^T \quad (2.38)$$

Utilizan el conjunto de  $K$  datos disponibles. La condición experimental de identificabilidad implica que  $\phi$  debe ser de rango completo.

En esta instancia, es posible calcular estimaciones para los parámetros  $\hat{p}_i (i = 2, \dots, N)$  y  $\hat{h}_i (i = 1, \dots, M)$  mediante partición de  $\hat{\Phi}$ , siguiendo la definición de  $\theta$  en la ecuación (2.33)

#### 2.4.2. Modelo Hammerstein

Como se ilustra en la Figura 2.8 el modelo Hammerstein consiste en una no linealidad estática (NL) seguida de un sistema lineal e invariante en el tiempo, en este caso, la salida final del modelo se puede describir como la ecuación (2.39)

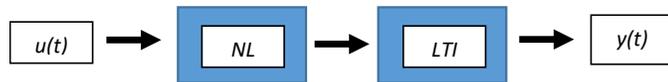


Figura 2.8. Modelo Hammerstein. la entrada pasa por un bloque no lineal y después por un bloque lineal invariante

$$LTI(q) v(k) = LTI NL(u(k)) \quad (2.39)$$

Luego mediante la representación paramétrica,  $y(k)$  es:

$$\hat{y}(k) = (\sum_{i=1}^M h_i B_i(q^{-1})) (\sum_{j=1}^N p_j g_j(u(k))) = \sum_{i=1}^M h_i p_j \sum_{i=1}^M h_i p_j B_i(q^{-1}) g_j(u(k)) \quad (2.40)$$

Como en el caso Wiener, su pérdida de generalidad, se considerará  $p_1 = 1$  y es posible formular la siguiente regresión lineal:

$$\hat{y}(k) = \theta^T \Phi_k \quad (2.41)$$

Donde la ecuación (2.42)

$$\phi_k = \begin{bmatrix} B_1(q^{-1})g_1(u(k)), B_1(q^{-1})g_2(u(k)), \dots, B_1(q^{-1})g_N(u(k)), B_2(q^{-1})g_1u(k)B_2(q^{-1})g_2u(k), \dots, \\ B_M(q^{-1})g_{N-1}(u(k)), B_M(q^{-1})g_N(u(k)), \end{bmatrix}^T \quad (2.42)$$

$$\theta = [p_1h_1, p_2h_1, \dots, p_Nh_1, p_1h_2, \dots, p_Nh_M]^T \quad (2.43)$$

Un estimado  $\hat{\theta}$  de  $\theta$  puede calcularse minimizando con criterio cuadrático  $\epsilon(k) = y(k) - \theta^T \phi_k$ . Pero en este caso:

$$\tau = [(y(1))(y(2)), \dots, (y(K))]^T \quad (2.44)$$

$$\phi_k = [\phi_1, \dots, \phi_k] \quad (2.45)$$

Notar que la dimensión del vector  $\theta$  es  $N \cdot M$  mientras que en el caso de Wiener la dimensión es  $N+M-1$ .

Por último, los parámetros  $\hat{p}(i = 2, \dots, N)$ , y  $\hat{h}(i = 1, \dots, M)$  se deben de estimar a partir de  $\hat{\theta}$ .

### 2.4.3. Modelo Hammerstein-Wiener

El modelo Hammerstein-Wiener, ilustrado en la Figura 2.9, es la unión de los dos modelos anteriores, consiste en combinar dos bloques lineales con un bloque no lineal lo cual permite tener un modelo más preciso. Este modelo puede ser implementado con el comando nlhw (non linear Hammerstein Wiener model) (Silvina Biagiola, (2009), pp 98-101).



Figura 2.9. Modelo Hammerstein- Wiener. La entrada pasa por un bloque no lineal, entra a un bloque lineal invariante en el tiempo y finalmente por un bloque no lineal

#### 2.4.4. Identificación mediante Lógica Difusa (ANFIS)

##### Sistemas de Inferencia Difusa

Se entiende por sistema de inferencia difusa al ambiente computacional cuya estructura básica está formada por tres componentes:

- Una base de reglas que son el corazón del FIS y que contiene una serie de reglas del tipo "IF-THEN"
- Una base de datos, el cual define las funciones de pertenencia utilizadas en las reglas.
- Un mecanismo de inferencia, el cual a través de reglas se obtiene una salida razonable.

Los modelos difusos (Fuzzy) usan reglas "IF-THEN" para establecer relaciones cualitativas entre las variables. Un modelo borroso consiste en múltiples reglas y cada una de ellas posee un antecedente y un consecuente. El antecedente especifica una cierta parte del espacio de entrada, mientras que el consecuente es un modelo de regresión donde, algunos valores de entrada son utilizados. La naturaleza basada en reglas de los modelos borrosos permite el uso de información basada en forma de sentencias de lenguaje natural y en consecuencia, hacen los modelos más transparentes al análisis e interpretación.

La Lógica difusa es un tipo de modelado flexible, que permite tomar valores de dos conjuntos separados y poder tener valores que en un modelado clásico no se puede tener, por ejemplo: En un salón promedio de clases podríamos decir "Los alumnos son todos muy altos" argumentando que los alumnos podrían tener estaturas desde 1.65 a 1.80 metros, en la lógica clásica la estatura podría ser cualquiera de uno de los valores de estatura en ese rango específico, mientras que en la lógica difusa se consideran todos los valores debido al uso de los llamados conjuntos difusos los cuales se detallan a continuación (Miguel A. Borroto, (2007), pp.3-4).

**Conjunto Difuso:** Un conjunto difuso es una colección de elementos, en la que, mediante una función de pertenencia, es posible determinar si un elemento cualquiera de su universo de discurso pertenece en cierto grado a la colección. Es decir:

$$F = \{x, \mu_F(x) | U\} \quad (2.46)$$

Donde  $\mu_F$  es la función de pertenencia (MF, por sus siglas en inglés member function). El grado de pertenencia puede tomar valores entre 0 y 1. Si es 0.0,  $x \notin F$ . Si es 1.0  $x \in F$ : totalmente. Si  $0.0 < \mu_F(x) < 1$ , entonces  $x \in F$ : parcialmente.

En la Figura 2.10 se ilustran algunos de los distintos tipos de Funciones de Membresía (MF) que existen. Cuando se asigna un elemento a un conjunto difuso, se dice que el elemento se fusificó.

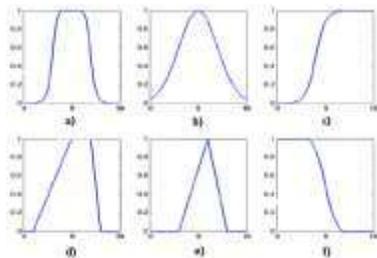


Figura 2.10. (a) Campana Generalizada, (b) Campana de Gauss, (c) Sigmoidal, (d) Trapezoidal, (e) Triangular y (f) Tipo Z

#### 2.4.4.1. Función de Membresía Campana Generalizada

La función de pertenencia de campana generalizada es una de las formas de fusificación más utilizada. Debido a ello, se utiliza para el desarrollo de las pruebas con ANFIS. Una función de pertenencia de campana generalizada se determina mediante tres parámetros  $\{a, b, c\}$

$$gbellf(x; a, b, c) = \frac{1}{1 + \left| \frac{x-c}{a} \right|^{2b}} \quad (2.47)$$

Donde  $c$  indica el centro de la función;  $a$  es su anchura y  $b$  es el punto en el cual la MF toma el valor de 0.5. El parámetro  $b$  usualmente es positivo, si fuese negativo, la forma de la campana se invertiría horizontalmente. En la Figura 2.11 se muestra la gráfica de la función de pertenencia con forma de campana generalizada y sus parámetros.

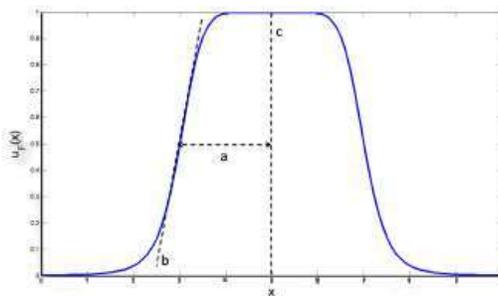


Figura 2.11. Función de pertenencia de Campana Generalizada

#### 2.4.4.2. Modelos Difusos TSK (Takagi-Sugeno-Kang)

El modelo TSK puede ser considerado como una combinación de modelación lingüística y modelación matemática de regresión en el sentido de que el antecedente describe regiones difusas del espacio de entrada donde el consecuente funcional es válido. Las reglas en este como lo expresa la ecuación (2.48).

$$R_i: \text{IF } x_1 \text{ is } A_{i1} \text{ and } x_r \text{ is } A_{ir} \text{ THEN } y_i = f_i(x_1, x_2, \dots, x_r) \quad (2.48)$$

Donde los conjuntos  $A_{ij}$  son conjuntos difusos y  $F_i$  son funciones reales; para todo  $i, j$  enteros reales. Generalmente los  $F_i$  son polinomios de las variables de entrada  $x_1, x_2, \dots, x_r$ . Las funciones  $F_i$  de un modelo son generalmente de la misma estructura, cambiando solamente los parámetros de cada regla. Una parametrización útil en la práctica, que mejora la capacidad de aproximación de los modelos TSK se muestra en la ecuación (2.49).

$$R_i: \text{IF } x_1 \text{ is } A_{i1} \text{ and } x_r \text{ is } A_{ir} \text{ THEN } y_i = b_{i0}x_1 + b_{i1}x_2 + \dots + b_{ir}x_r \quad (2.49)$$

Con  $i = 1, \dots, N$ . Donde  $N$  es el número de reglas,  $x_i$  son las variables de entrada,  $y_i$  son las variables de salida locales,  $A_{ij}$  son conjuntos difusos caracterizados por las funciones de pertenencia  $\mu_{A_{ij}}(x_i)$  y  $b_{ij}$  son escalares. Este modelo es conocido como modelo TSK afín, el cual es esencialmente una aproximación multi-modelo en la cual los modelos lineales simples se combinan para describir el comportamiento global del sistema. Esta propiedad facilita el análisis de los modelos TSK en un marco similar al de los modelos lineales.

Si la salida de un sistema difuso de este tipo aparece como una de sus entradas, se obtiene el llamado sistema difuso TSK dinámico. Esto se construye a partir de las reglas de la ecuación (2.50).

$$R_i: \text{IF } x(k) \text{ is } A_{i1} \text{ and } \dots \text{ and } x(k-n+1) \text{ is } A_{in} \text{ and } u(k) \text{ is } B_i \text{ THEN } y_i = b_{i1}x(k) + \dots + b_{in}x_n(k-n+1) + b_i u(k) \quad (2.50)$$

Donde  $u(k)$  es la entrada al sistema y  $x(k) = [x(k) \dots x(k-n+1)]$  es el vector de retardos del mismo. La salida del sistema difuso TSK es un promedio pesado de los valores de los consecuentes de las reglas, por lo que se simplifica el sistema. La fórmula de inferencia se muestra en la ecuación (2.51).

$$y = \frac{\sum_{i=1}^L w_i y_i}{\sum_{i=1}^L w_i} = \frac{\sum_{i=1}^L w_i (b_{i0} + b_{i1}x_1 + \dots + b_{ir}x_r)}{\sum_{i=1}^L w_i} \quad (2.51)$$

Donde  $y$  es la salida del sistema,  $w_i$  es el nivel de impacto de la regla  $i$  que se presenta en la ecuación (2.52).

$$w_i = \mu_{A_{i1}}(x_1) \times \mu_{A_{i2}}(x_2) \times \dots \times \mu_{A_{ir}}(x_r) \quad (2.52)$$

La ecuación (2.52) se puede poner como la ecuación (2.53)

$$y = \sum_{i=1}^L \bar{w}_i (b_{i0} + b_{i1}x_1 + \dots + b_{ir}x_r) \quad (2.53)$$

Finalmente, la ecuación (2.54) define la normalización de la salida difusa.

$$\bar{w}_i = \frac{w_i}{\sum_{i=1}^L w_i} \quad (2.54)$$

Donde  $i = 1$  es el nivel de impacto normalizado sin embargo, la sencillez de estos modelos es lo que implica sus mayores problemas, los cuales son:

- Al constituirse sus consecuentes en fórmulas matemáticas podrían no representar un marco natural para reflejar el conocimiento.
- No hay mucha libertad para aplicar diferentes principios de lógica difusa por lo que se pierde versatilidad.

Su principal ventaja es que computacionalmente es muy eficiente, trabaja bien con técnicas lineales y con técnicas de optimización adaptables, garantizan continuidad de la superficie de salida.

#### 2.4.4.3. Combinación del sistema TSK con las Redes neuronales

Las redes neuronales, como paradigmas o modelos matemáticos simplificados de modelos semejantes al cerebro humano, funcionan como redes de computación de distribución paralela. Quizás la ventaja más importante de las redes neuronales es su adaptabilidad. Ellas pueden automáticamente ajustar sus parámetros (pesos) para optimizar el comportamiento. La adaptación permite que puedan funcionar correctamente, aun cuando el ambiente o sistema controlado varíe en el tiempo. Hay muchos problemas de identificación que pueden beneficiarse con una modelación no lineal continua.

Mientras la lógica difusa ejecuta un mecanismo de inferencia bajo conocimiento impreciso, las redes neuronales ofrecen grandes ventajas como aprendizaje, adaptación, tolerancia al fallo, paralelismo y generalización.

Aunque la lógica difusa puede codificar el conocimiento directamente, usando reglas con etiquetas lingüísticas, usualmente toma una gran cantidad de tiempo diseñar y sintonizar las funciones de pertenencia que definen cuantitativamente dichas etiquetas lingüísticas. Las técnicas de aprendizaje de las redes neuronales permiten automatizar este proceso y reducir el proceso de desarrollo y costo mientras que se mejora el rendimiento. De la combinación de ambas técnicas resultan los sistemas híbridos llamados sistemas neurodifusos.

La arquitectura ANFIS (Adaptative Neural Fuzzy Infrence System) es un ejemplo de estos tipos de sistemas para el ajuste de los parámetros de un sistema difuso a partir de pares de datos de entrada-salida. Funcionalmente equivalente a un sistema difuso, el proceso de inferencia se implementa como una red neuronal que se ajusta por medio de técnicas de gradiente descendiente y mínimos cuadrados, y es capaz de ajustar los parámetros del antecedente y el consecuente.

**2.4.4.4. Arquitectura ANFIS**

Un ANFIS es un tipo de red neuronal artificial que emula el proceso de inferencia realizado en los sistemas difusos. Desde un punto de vista de identificación, es una técnica no paramétrica de regresión no lineal con la capacidad de aproximar cualquier función definida en un dominio compacto de tal forma que se le considera un aproximador universal de funciones, la Figura 2.12 (a) muestra un modelo TSK de primer orden de dos reglas y dos entradas. Su arquitectura ANFIS equivalente se muestra en la Figura 2.12 (b) típica para una estructura ANFIS.

La arquitectura ANFIS consta de 5 capas:

**Capa1:** Cada nodo calcula el grado de pertenencia ( $\mu_{A_i}$  y  $\mu_{B_i}$ ), se implementan las funciones de pertenencia. Los parámetros de esta capa (parámetros de las funciones de pertenencia del antecedente) son conocidos como parámetros de premisa, por ejemplo para una función de tipo Gauss estos parámetros serian  $c_i$  (Miguel A. Borroto, (2007), pp.3-4).

$$\mu_A(x) = \frac{\exp(-|x - c_i|^2)}{2\sigma^2} \tag{2.49}$$

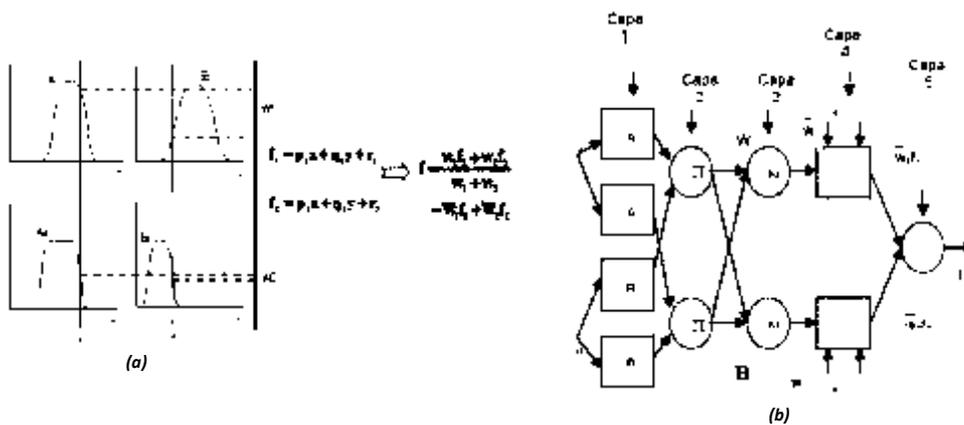


Figura 2.12. (a) Modelo Difuso TSK y (b) Arquitectura de ANFIS

**Capa2:** Cada nodo calcula el nivel de impacto de una regla:

$$w_i = \mu_{A_i}(x) \times \mu_{B_i}(y) \quad (2.50)$$

**Capa3:** Calcula los niveles de Impacto normalizados

$$\bar{w}_i = \frac{w_i}{w_1 + w_2} \quad (2.51)$$

**Capa4:** Calcula la salida de cada regla y multiplica por el nivel de impacto correspondiente:

$$\bar{w}_i f_i = \bar{w}_i (r_i + p_i x + q_i y) \quad (2.52)$$

Los parámetros de cada capa (parámetros del polinomio consecuente) son conocidos como parámetros del consecuente para este caso serían  $r_i$ ,  $p_i$  y  $q_i$ .

**Capa5:** Calcula la salida total del sistema de inferencia difuso

$$f = \sum_i \bar{w}_i f_i = \frac{\sum_i w_i f_i}{\sum_i w_i} \quad (2.53)$$

## 2.5. Validación en el dominio del Tiempo

La validación en el dominio del tiempo consiste en observar la respuesta del modelo obtenido de la planta ante una determinada entrada, ya sea un impulso, un escalón o alguna otra generada por el usuario.

Cuando se obtienen varios modelos candidatos es difícil diferenciar cuál de ellos es mejor, sí se utiliza únicamente la inspección visual de las señales. Para ello se emplean los índices de desempeño, los cuáles son una cuantificación de error, por lo que, entre menores sean significa que las dos señales comparadas se parecen más, a continuación, se presentan las ecuaciones para calcular los índices de desempeño.

## 2.6. Índices de Desempeño

Los índices de desempeño se calculan en base a la comparación de dos señales, por lo que no importa la naturaleza de su origen, siempre y cuando se tengan el mismo número de muestras de cada una de ellas. Los errores integrales (ISE, ISTSE, ITSE, IAE, ITAE), el objetivo de estos índices es manipular el error de la señal identificada y predecir un valor en función de su ecuación, este valor puede indicar si representa un mejor o peor desempeño. Los índices de desempeño estadísticos (Media, Desviación Estándar, Varianza, Covarianza, Correlación y Similitud), son formulas estadísticas que actúan sobre un conjunto de datos, y permiten bajo sus ecuaciones, predecir y comparar la respuesta del sistema real con el sistema identificado. En función de los parámetros anteriores se puede definir qué modelo

identificado es más exacto y satisfaga las necesidades del usuario (*Oscar F. Avendaño Castellanos, (2008), pp.21-24*).

En este trabajo de tesis se emplearon los siguientes índices de desempeño:

### 2.6.1. Integral del Error Cuadrático (ISE)

Este índice penaliza en mayor medida los errores grandes, los cuales comúnmente se presentan al inicio de la señal. Y en menor medida los errores pequeños que generalmente se presentan al final de la señal. En símbolos el error ISE se presenta en la ecuación (2.54).

$$ISE = \sum_{k=1}^N e^2(k) \quad (2.54)$$

Donde N es el número de muestras y k son los instantes de muestreo.

### 2.6.2. Integral del tiempo cuadrático por el error cuadrático (ISTSE)

Este índice es igual al anterior pero con mayor sensibilidad a variaciones en los parámetros. Por la forma en que se calcula, maximiza el error en especial en la parte final de la señal, se define en la ecuación (5.55).

$$ISTSE = \sum_{k=1}^N k^2 e^2(k) \quad (2.55)$$

### 2.6.3. Integral del tiempo por el error cuadrático (ITSE)

Este índice es igual que el ISE solo que aumenta conforme lo hace el tiempo se presenta en la ecuación (2.56).

$$ITSE = \sum_{k=1}^N k e^2(k) \quad (2.56)$$

### 2.6.4. Integral del error absoluto (IAE)

Este índice penaliza de igual manera errores grandes y pequeños, ya que se trata de la suma de los errores absolutos a lo largo de toda la señal se presenta en la ecuación (2.57).

$$IAE = \sum_{k=1}^N |e(k)| \quad (2.57)$$

### 2.6.5. Integral del tiempo por el error absoluto (ITAE)

Este índice es igual al anterior solo que aumenta conforme lo hace el tiempo, se presenta en la ecuación (2.58)

$$ITAE = \sum_{k=1}^N k|e(k)| \quad (2.58)$$

## 2.7. Validación Estadística

Este método se utiliza para organizar y analizar los datos obtenidos y de ese modo poder realizar comparaciones. Para validar los modelos obtenidos, se utilizaron algunos conceptos de la estadística, mismos que se presentan a continuación:

### 2.7.1. Media

La media de un conjunto de datos está definida por la ecuación (2.59).

$$\bar{x} = \frac{\sum_{k=1}^N x(k)}{N} \quad (2.59)$$

### 2.7.2. Desviación Estándar

La desviación es una medida de qué tanto se alejan los datos de su media y está dada por la ecuación (2.60).

$$S_x = \sqrt{\frac{\sum_{k=1}^N (x(k) - \bar{x})^2}{N}} \quad (2.60)$$

### 2.7.3. Varianza

Es el cuadrado de la desviación estándar se representa en la ecuación (2.61).

$$Var = (S_x)^2 \quad (2.61)$$

### 2.7.4. Covarianza

Es la medición de la desviación estándar entre dos variables diferentes y se define por la ecuación (2.62).

$$S_{xy} = \frac{\sum_{k=1}^N (x(k) - \bar{x})(y(k) - \bar{y})}{N} \quad (2.62)$$

### 2.7.5. Correlación

La correlación es una medida de dependencia entre dos variables, matemáticamente se expresa en la ecuación (2.63).

$$j = \frac{s_{xy}}{(s_x)(s_y)} \quad (2.63)$$

Si  $j$  es cero, significa que no existe correlación lineal entre las dos variables.

### 2.7.6. Similitud

Se utiliza para comparar la similitud de dos señales de salida y se calcula con la ecuación (2.64).

$$\text{Similitud} = \left( 1 - \frac{|\hat{y} - y|}{|y - \bar{y}|} \right) * 100\% \quad (2.64)$$

Donde  $\hat{y}$  es la señal de salida del modelo y  $y$  la de la planta. Si el error entre dos señales comparadas es cero entonces la similitud será del 100% indicando que las señales son idénticas. Por lo contrario si el error es del cien por ciento entonces la similitud será del 0%. Finalmente si el error es de más del 100%, la similitud dará un valor de porcentaje negativo.

Los cálculos de validación son realmente importantes ya que en base a ellos se puede determinar cuál modelo de todos los candidatos es el más parecido al real. En el siguiente capítulo se compararán diferentes modelos tanto paramétricos lineales y no lineales para observar qué método es más efectivo y se adapta mejor a la necesidad del usuario.

En este capítulo se proporcionó una visión más amplia acerca de la identificación, se describe el concepto de modelo y de sistema, así como el proceso de identificación la base teórica de los modelos respuesta al escalón, los modelos paramétricos lineales tipo caja negra (ARX, ARMAX, BJ, OE, IV), los modelos no lineales Hammerstein-Wiener y ANFIS, así como sus ecuaciones matemáticas que los definen como modelo.

En el siguiente capítulo se describe la implementación de la interfaz de usuario y la construcción del módulo de implementación general así como la adaptación exclusiva del módulo de identificación para motores pequeños de corriente directa.

### Capítulo 3

#### 3.1. Desarrollo de Interfaz Gráfica de Usuario y Hardware.

En este capítulo se describe el desarrollo del software (programa implementado e interfaz del usuario) y hardware (circuitería necesaria para el manejo del sistema a identificar) implementados para llevar a cabo la identificación de sistemas.

De manera general en la Figura 3.1 se muestra en un diagrama de bloques de la conexión entre el software, el hardware y el sistema bajo estudio a identificar.

A continuación, se explica brevemente de manera general en que consiste cada una de las etapas, para posteriormente en la siguientes subsecciones, con más detalle cada una de ellas.

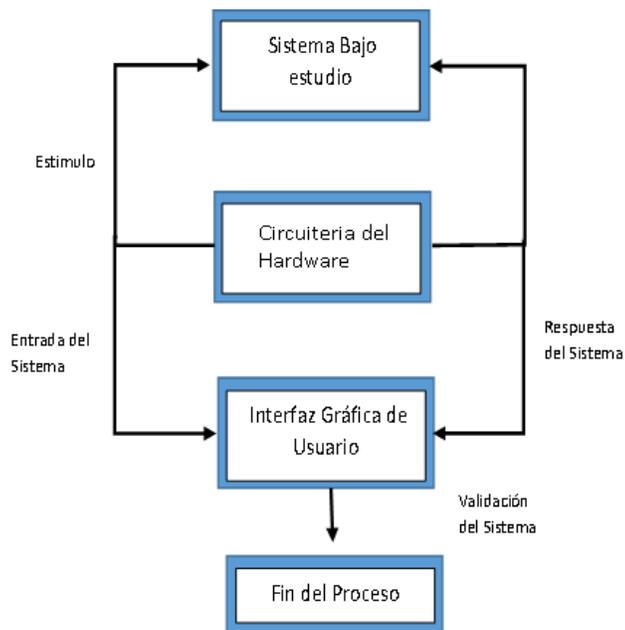


Figura 3.1. Diagrama general

#### Sistema Bajo Estudio

En esta etapa se tendrá el sistema ya sea físico o en simulación bajo estudio, al que se le aplicaran las técnicas de identificación para obtener un modelo aproximado de acuerdo a las diferentes técnicas aplicadas.

### **Software de Identificación**

El programa de identificación es la parte fundamental del módulo de identificación desarrollado, está formada por la interfaz de usuario que permite el manejo de forma amigable por parte del usuario del módulo de identificación y el programa desarrollado en Matlab® para obtener la identificación y validación de los sistemas a prueba, así como la captura de señales de entrada y salida para los sistemas reales a identificar

### **Circuitería del Hardware**

Esta etapa la representan los actuadores físicos (circuitos y tarjetas para interactuar con el sistema real), permite el suministro de estímulos al sistema bajo estudio de manera real, permitiendo realizar mediciones precisas del comportamiento del sistema a identificar.

### **Fin del Proceso**

Una vez que el usuario ha identificado mediante simulación, o de manera real con la circuitería del hardware, se procede a validar el modelo, si resulta satisfactorio el modelo identificado, se finaliza el proceso, de lo contrario se vuelve a repetir con el fin de encontrar la mejor aproximación.

### **Desarrollo de Software de Identificación**

El programa de identificación, está formado por varias interfaces de usuario, utilizado para obtener la identificación y validación de los sistemas, así como la captura de datos provenientes de los sistemas reales.

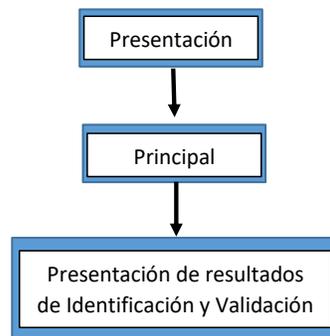
#### **3.2. Las Interfaces gráficas del software de Identificación**

Las interfaces gráficas de usuario, se desarrolla con la herramienta GUI (Grafic User Interface) de Matlab, esta herramienta permite un manejo sencillo del programa de identificación por parte del usuario, lo cual elimina la necesidad de aprender un lenguaje y de escribir comandos a fin de ejecutar una aplicación.

Las aplicaciones de Matlab son programas autónomos con un panel frontal grafico de usuario GUI que automatizan una tarea o un cálculo. Por lo general, la GUI incluye controles tales como menús, barras de herramientas, botones y controles deslizantes, con lo que es posible crear aplicaciones personalizadas propias.

Las interfaces de usuario que se desarrollan en este proyecto es la integración o unión de diversas interfaces de usuario, cada una de ellas con una tarea específica, estas interfaces, brindan la opción de poder controlar desde la tarjeta de adquisición de datos, obtener los diferentes tipos de identificación, hasta la validación del modelo. Las interfaces que forman

el proyecto son: Presentación, Principal, Adquisición de datos, Presentación de resultados de Identificación y Validación; en la Figura 3.2 se muestra el diagrama de bloques de cómo interactúan las diferentes interfaces entre ellas.



*Figura 3.2. Diagrama general de la Interfaces del proyecto*

En el **Apéndice A** se proporciona más información referente al uso de la herramienta GUI para implementar una interfaz gráfica.

### 3.3. Interfaz de Presentación

Esta interfaz presenta información acerca del programa desarrollado, las personas involucradas en su desarrollo y la institución a la que pertenece. En la Figura 3.3 se observa ésta interfaz



*Figura 3.3. Interfaz ventada de presentación*

Al dar "click" en el botón "seguir" se cierra la ventana de presentación y da acceso a la siguiente interfaz principal.

#### 3.3.1. Interfaz Principal de Identificación

El conjunto de funciones que realiza la interfaz principal, se muestra en la Figura 3.4, cada uno de los bloques representa funciones diferentes que a la vez conforman el software de

identificación desarrollado con el toolbox (GUIDE) especial de MATLAB. Se abre la interfaz principal, ésta es la ventana de identificación, en ella se encuentran todos los bloques que la constituyen, véase la Figura 3.2. En la Figura 3.4 se señalan cada uno de estos bloques.

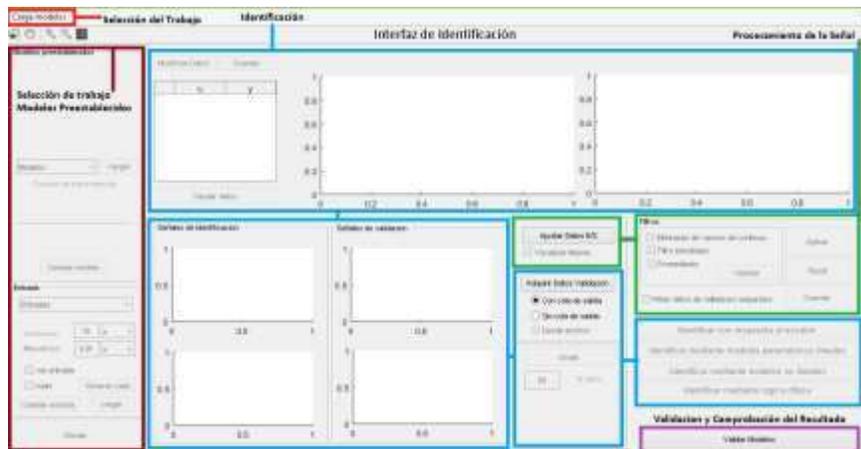


Figura 3.4. Señalamiento de bloques en interfaz principal

La interfaz principal está formada por las siguientes funciones:

### 3.3.2. Selección del Trabajo

Permite seleccionar un modo de trabajo del sistema de identificación implementado “Desde Archivo”, “Desde Modelo Preestablecido” y “Desde Adquisición”, esto se muestra en el diagrama de la Figura 3.5.

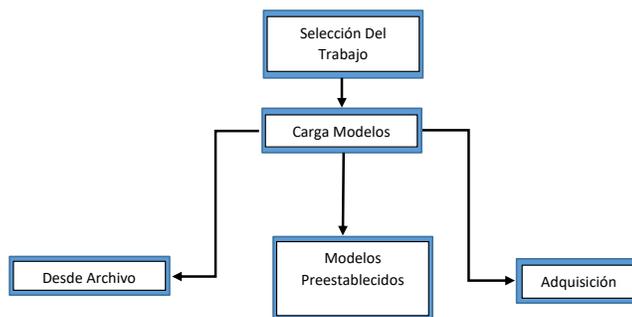


Figura 3.5. Diagrama de Selección de Trabajo

**3.3.2.1. Selección de trabajo desde Archivo**

En el menú “Carga Modelos” despliega tres opciones que son: “Desde archivo”, “Modelos preestablecido” y “Adquisición”, como se observa en la Figura 3.5: **Carga modelos → Desde Archivo.**

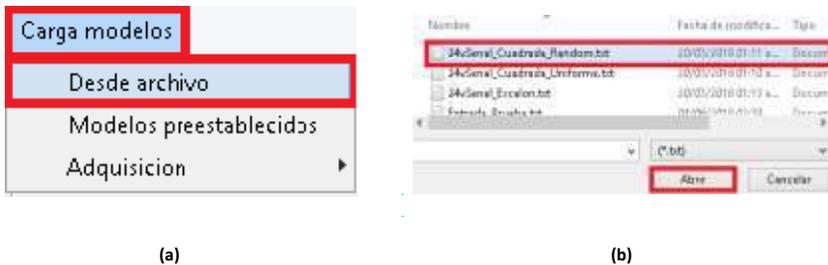


Figura 3.6. (a) Selección “Desde archivo” y (b) Selección de Archivo.txt

Una vez que se presiona el botón desde archivo se abrirá una ventana de búsqueda de documentos en los que se podrá seleccionar un archivo de texto (.txt) que contenga información acerca de los datos de entrada y salida de un determinado sistema bajo estudio como se muestra en la Figura 3.6. Al presionar el botón “Abrir” se cargará automáticamente la información del número de entrada, de la salida, el número de muestras y el tiempo de muestreo con el que fueron obtenidos los datos de adquisición.

En la Figura 3.7 (a) se observa el archivo.txt con los datos necesarios definidos en el párrafo anterior.

Posteriormente se podrán observar en la Figura 3.7 (b) las gráficas de los datos de entrada y salida en la interfaz principal de “Identificación”.

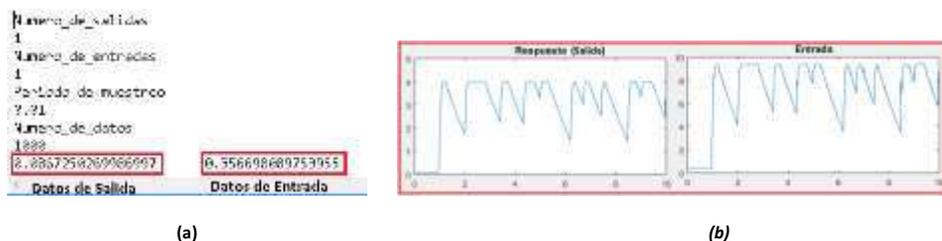


Figura 3.7. (a) Archivo.txt y (b) Despliegue Entrada/Respuesta desde Archivo.txt

Una vez que se han desplegado las gráficas de Entrada y Salida (Respuesta) en la interfaz de identificación, se ha concluido la **Selección del trabajo → Desde Archivo** y se puede continuar con el proceso de identificación.

**3.3.2.2. Selección de Trabajo con Modelos Preestablecidos**

Cuando se elige la opción Selección de Trabajo → Modelos Preestablecidos de trabajo como lo muestra la Figura 3.8 (a); se activan las casillas del panel de modelos preestablecidos como se ve en la Figura 3.8 (b).

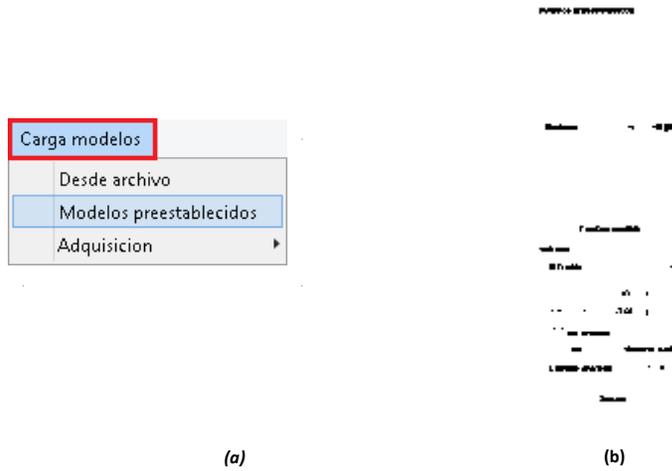


Figura 3.8. (a) Selección "Modelos Preestablecidos" y (b) Activación Menú "Modelos Preestablecidos"



Figura 3.9. Bloques Selección de Modelos

Para la explicación del Menú **Selección de Trabajo → Modelos Preestablecidos** de la Figura 3.8 (b), se ha separado en tres partes como se muestra en la Figura 3.9 marcados en rectángulos las tres partes de diferentes colores que conforman este bloque.

En la parte superior del Menú (Función de Transferencia del Modelo rectángulo rojo) se puede seleccionar uno de los siete modelos preestablecidos los cuales son: Modelo Bola y barra, Modelo Circuito R-L-C, Modelo Control Crucero, Modelo Masa-Resorte-Amortiguador, Modelo Posición de Motor CD, Modelo Velocidad de Motor CD y Modelo Definido por el Usuario; posteriormente se ajustan los parámetros del modelo seleccionado, y cuando se presiona el botón “cargar modelo” se visualiza la función de transferencia del modelo elegido, en caso de la opción “Modelo Definido por el Usuario”, se ingresa la función de transferencia deseada. El botón “Cambiar modelo” como su nombre lo indica, permite cambiar el modelo seleccionado.

En el recuadro de en medio (rectángulo azul), se puede seleccionar la entrada que se aplicara al modelo preestablecido, algunas de las cuales son: seno, triangular, cuadrada, rampa, impulso, escalón, definida por el usuario y una entrada aleatoria “random”; se puede elegir también el Tiempo de Simulación y el Periodo de Muestreo, en el recuadro “ver entrada” grafica la entrada seleccionada por el usuario, y se procede a cargar la señal. Al seleccionar el botón “cargar” en el menú Entrada (cuadro azul), se activa el botón “simular”.

Con la selección del botón “Simular” (rectángulo negro) se muestra la respuesta del modelo elegido en base a la configuración de los parámetros del modelo y la entrada seleccionada, y muestra el resultado de la simulación en la ventana respuesta de en la interfaz principal de identificación.

En la pestaña del menú **Selección de Trabajo → Modelos Preestablecidos** de la Figura 3.9 (Función de Transferencia del Modelo rectángulo rojo); se puede seleccionar uno de los siete modelos mencionados anteriormente los cuales se describen más a fondo a continuación:

**Modelo Bola y Barra:** En este modelo se puede simular la posición de una bola sobre una barra inclinada, donde la entrada del sistema esta proporcionada por un voltaje que se aplica a un motor que mueve la inclinación de la barra y dependiendo de los parámetros del sistema se pueden obtener diferentes comportamientos del mismo. En la Figura 3.10 (a) y (b) se puede observar el diagrama del sistema, así como los parámetros que lo conforman.



Figura 3.10. (a) Modelo Bola-Barra y (b) Inicialización de parámetros

Por defecto la iniciación de parámetros son los que se muestran en la Figura 3.10 (b), de ahí, se pueden modificar a cualquier valor para realizar la simulación e identificación del modelo bola y barra. Una vez que se han elegido los parámetros, se carga la función de transferencia en el botón “cargar” para trabajar con éste modelo que proporciona una función de transferencia de segundo orden inestable.

**Modelo Circuito RLC en Serie:** El circuito RLC es un circuito lineal que contiene una resistencia eléctrica, una bobina (inductancia) y un condensador (capacitancia), en serie que se puede probar ante diversos estímulos para observar su respuesta. En la Figura 3.11 (a) se observa el Modelo R-L-C y en la Figura 3.11 (b) la inicialización de sus parámetros. Los parámetros por defecto son los valores que se observan en la Figura 3.11 (b). Al presionar el botón “Ok” se cierra la ventana de inicialización de parámetros, y se presiona el botón “cargar” de esta manera, el modelo ya está listo para seleccionar una entrada y simularlo.

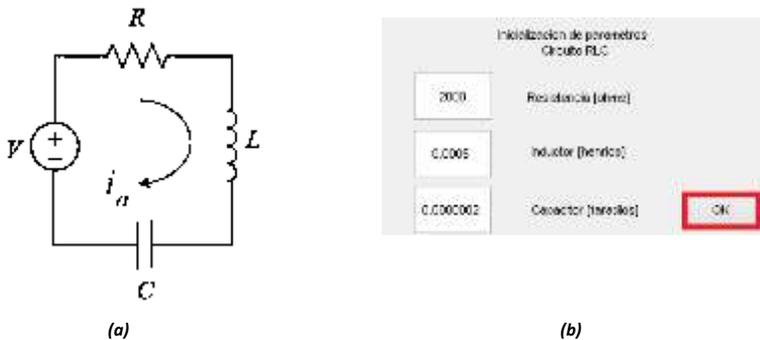


Figura 3.11. (a) Modelo circuito R-L-C en serie y (b) Inicialización de parámetros

**Modelo Control Crucero:** El modelo control crucero, es un sistema cuyo objetivo es mantener la velocidad prefijada por el conductor de forma automática, sin necesidad de que el conductor tenga que seguir acelerando. La Figura 3.12 (a) muestra el modelo control crucero y la Figura 3.12 (b) la inicialización de sus parámetros.

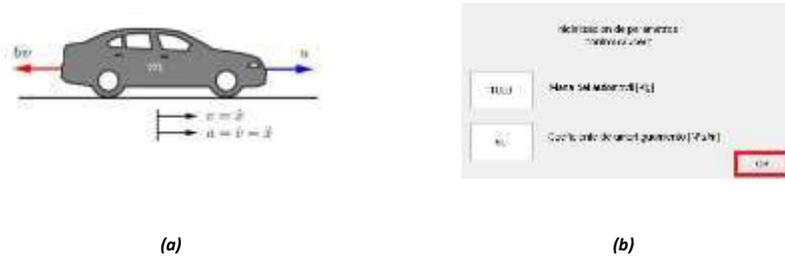


Figura 3.12. (a) Modelo Control Crucero y (b) Parámetros Control Crucero

El coeficiente de amortiguamiento es la fuerza con la que actúa el mecanismo del control, en función de la masa del automóvil, es como se calcula el coeficiente de amortiguamiento. Al presionar el botón "OK" se cierra la ventana de inicialización de parámetros y se presiona el botón "cargar", el modelo está listo para elegir una entrada y luego simularlo.

**Modelo Masa-Resorte-Amortiguador:** Éste modelo consta de tres componentes principales la masa, el resorte y el amortiguador, al aplicarle una fuerza, la masa recorrerá una distancia  $x$  (Figura 3.13 (a)), y al soltarlo oscilará hasta llegar a un estado estable, dependiendo de los valores de los parámetros de la Figura 3.13 (b). De acuerdo a los valores de los parámetros, el modelo tendrá distintas respuestas. Posteriormente al presionar el botón "OK" se cerrará la ventana de inicialización de parámetros y en la ventana y al lado del menú modelos preestablecidos de presiona el botón "cargar" y el modelo estará listo para continuar a elegir una entrada para el modelo y simularlo.

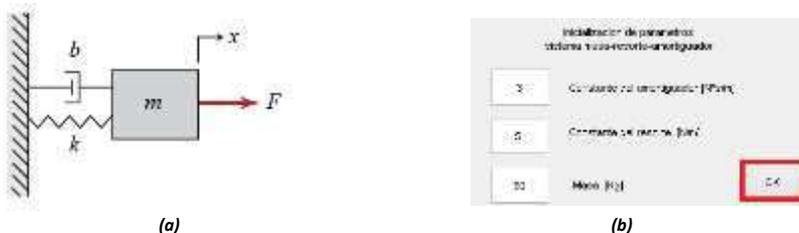


Figura 3.13. (a) Modelo Masa-Resorte-Amortiguador y (b) Parámetros Modelo Masa-Resorte- Amortiguador

**Posición motor de CD:** EL modelo posición de motor (Figura 3.14 (a)), permite variar el ángulo ante diversas estimulaciones de voltaje y la variación de los parámetros del motor de CD, este modelo está en función de los parámetros de la Figura 3.14 (b).

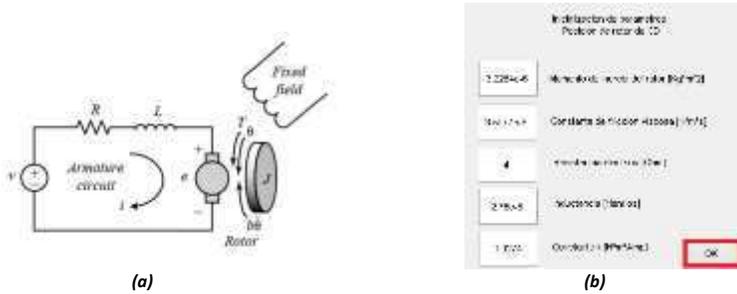


Figura 3.14. (a) Modelo Posición de Motor de CD y (b) Inicialización de Parámetros

Los valores de los parámetros que aparecen en la Figura 3.14 (b), son los valores por defecto, al presionar el botón “Ok” se cerrará la ventana de inicialización de parámetros posición de motor de CD y se presiona el botón “cargar”, entonces el modelo estará listo para asignarle una entrada y simularlo.

**Velocidad motor de CD:** A diferencia de la posición del rotor, en este modelo se desea observar la respuesta de la velocidad del motor.

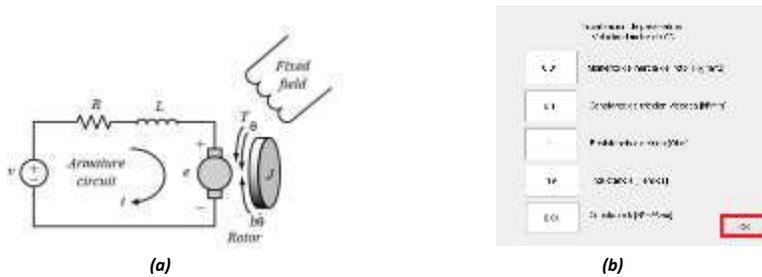


Figura 3.15. (a) Modelo Motor de CD y (b) Inicialización de Parámetros

Los parámetros por defecto se muestran en la Figura 3.15 (b), dependiendo de las características del motor de CD que se desea simular, al presionar el botón “Ok” se carga el modelo para después elegir una entrada del modelo y simular.

**Definido por el usuario:** En el modelo definido por el usuario se puede ingresar los coeficientes de los polinomios del numerador y denominador de una función de transferencia determinada, la función de transferencia debe estar en el dominio de Laplace como se observa en la Figura 3.16 (a) y (b) la función ya cargada en la interfaz.



Figura 3.16. (a) Inicialización de Parámetros definido por el usuario y (b) Función de Transferencia

Una vez cargada la función de transferencia definida por usuario, al presionar el botón “cargar” el modelo ya está listo para asignarle una entrada y simularla en la ventana principal de la interfaz de identificación. Al ingresar una función de transferencia o al elegir algún otro modelo preestablecido, que represente el modelo que se desea modelar es necesario asignarle una de las 8 entradas que se pueden elegir para simular el modelo, esto se realiza en la pestaña del menú **Selección de Trabajo Modelos Preestablecidos** → **Entrada** (rectángulo azul). De acuerdo a la Figura 3.17 con las opciones de “Simulación” y “Muestreo” se define la duración de la simulación y el periodo de muestreo, al activar la casilla “Ver entrada” la señal de entrada se visualiza en la ventana de entrada en la interfaz principal de identificación, en el botón “Generar ruido” permite añadir una señal de ruido blanco a la entrada del sistema, esto con fines de tener una entrada más parecida a una señal real, en el botón “Cambiar entrada” se puede seleccionar una entrada diferente si ya se ha elegido una, la casilla “ruido” cuando se activa, la señal de entrada generada contiene una cierta cantidad de ruido blanco para simular los datos irregulares que se pueden llegar a presentar en señales reales y por último el botón “Cargar” sirve para cargar la señal de entrada para finalmente simularla.



Figura 3.17 Menú selección de Entrada

De la figura 3.18 a 3.24, se muestran cada una de las entradas que conforman el menú “Entrada”, así como el menú donde se ajustan sus parámetros de la señal.

- **Entrada Seno**

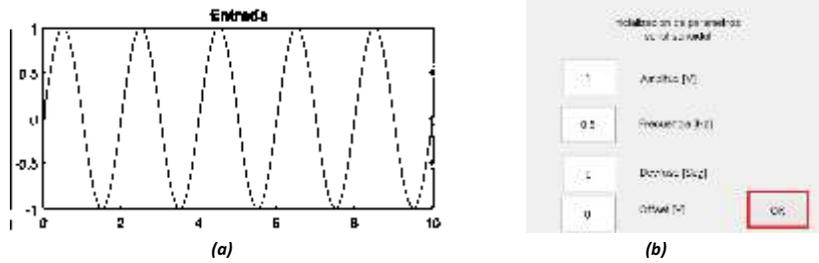


Figura 3.18. (a) Entrada Seno y (b) Parámetros Entrada Seno

- **Entrada Triangular**

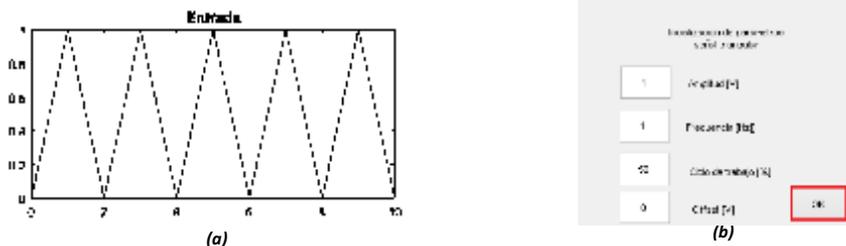


Figura 3.19. (a) Entrada Triangular y (b) Parámetros Entrada Triangular

- **Entrada Cuadrada**

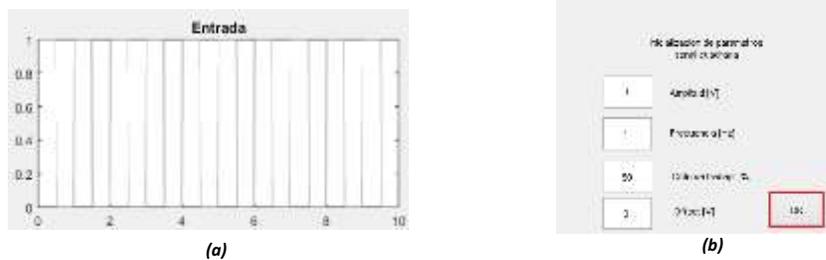


Figura 3.20. (a) Entrada Cuadrada y (b) Parámetros Entrada Cuadrada

- **Entrada Rampa**

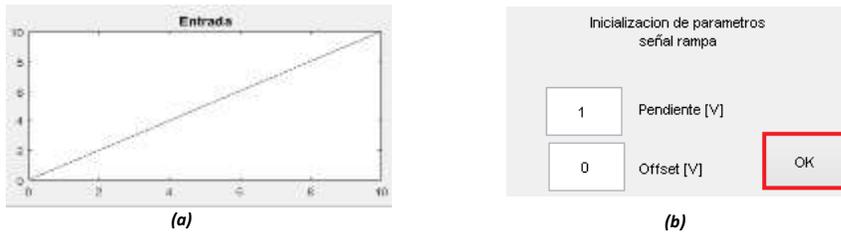


Figura 3.21. (a) Entrada Rampa y (b) Parámetros Entrada Rampa

- **Entrada Impulso**

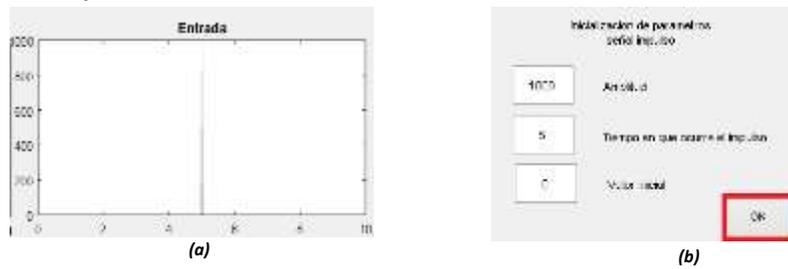


Figura 3.22. (a) Entrada Impulso y (b) Parámetros Entrada Impulso

- **Entrada Escalón**

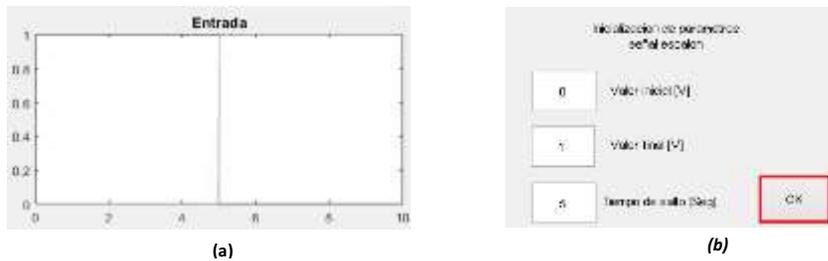


Figura 3.23. (a) Entrada Escalón y (b) Parámetros Entrada Escalón

- **Entrada Cuadrada Random**

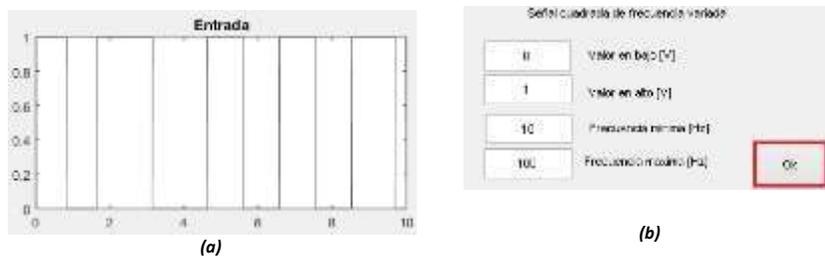


Figura 3.24. (a) Entrada Cuadrada Random y (b) Parámetros Entrada Cuadrada Random

Por ejemplo, si se desea simular un sistema preestablecido con una entrada triangular, se debe seleccionar en el menú, se ajusta el tiempo de simulación y el periodo de Muestreo (Figura 3.25 (a)) y se selecciona en el Menú **Modelos Preestablecidos** → **Entrada** → **Triangular** (Figura 3.25 (b)) y se configuran los parámetros de la señal de entrada (Figura 3.25 (c)).



Figura 3.25. (a) Selección Simulación y Muestreo, (b) Selección Entrada y (c) Configuración de parámetros

Como se menciona anteriormente, la señal de entrada está definida en duración por el tiempo de simulación y el número de muestras de la señal de define con el periodo de muestreo, al presionar el botón “Ok” y en “Ver entrada” (Figura 3.26) se mostrará en la ventana “Entrada” esto es para todas las señales de entrada finalmente, al presionar en el botón “Cargar” la entrada ya está configurada para la última etapa del proceso del recuadro negro de la Figura 3.9.

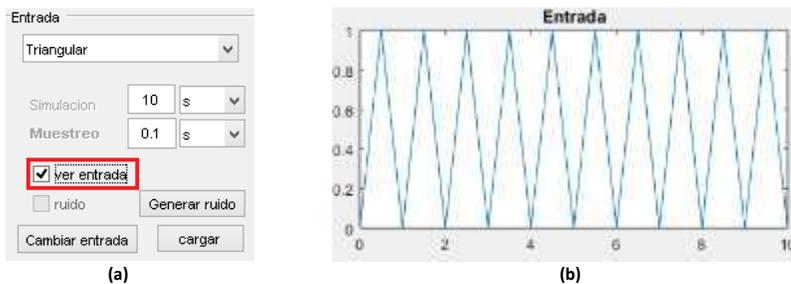


Figura 3.26. (a) Señal Triangular y (b) Parámetros

Con la selección del botón **Simular** de la Figura 3.9 (rectángulo negro); se muestra la respuesta del modelo elegido en base a la configuración de los parámetros del modelo y la entrada seleccionada, y muestra el resultado de la simulación en la ventana respuesta de en la interfaz principal de identificación. Como se menciona anteriormente al presionar el botón “Simular”, ya están previamente cargados tanto el modelo que se desea trabajar y la entrada con la que se desea el modelo responda, para ejemplificar el proceso de simulación, se elige el modelo “Circuito RLC” con los siguientes parámetros:  $R= 150 \text{ ohm}$ ,  $L=3\text{mH}$  y  $C= 1\mu\text{F}$  con una entrada cuadrada de Amplitud= 1v, una frecuencia de 0.5Hz y 50% de Ciclo de trabajo, la Figura 3.27 muestra la entrada y la respuesta de este modelo previamente configurado.

Finalmente, así culmina la selección de trabajo desde modelos preestablecidos, posteriormente estos datos de entrada y respuesta (salida) son lo que se utilizarán para la identificación del modelo bajo estudio.

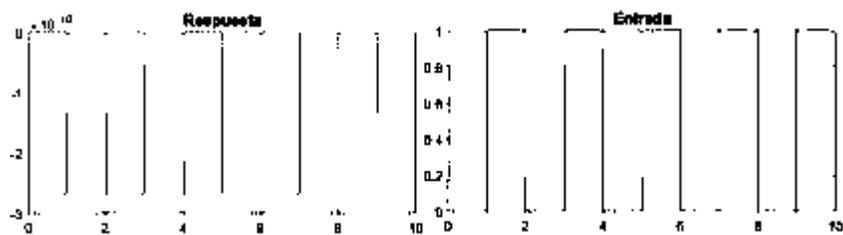


Figura 3.27. Simulación de un Modelo R-L-C con entrada Cuadrada

### 3.3.2.3. Selección de Trabajo desde menú Carga modelos por Adquisición

Cuando se selecciona el menú Carga modelos → Adquisición para esta selección de trabajo, se utilizan las tarjetas de adquisición de datos DAQ-USB-6009 y 6212 de National Instruments. Con la tarjeta DAQ-USB 6009 solo se puede trabajar la opción de “Adquisición sin contador de salida” esto se refiere a que no permite poner en la cola de salida señales analógicas, por lo que las señales de salida deben ser simples pulsos ya sean digitales o analógicos, mientras que la DAQ-USB 6212 se puede utilizar la opción “Adquisición sin contador de salida” y la opción “Adquisición con contador de salida” al seleccionar la opción en el menú **Carga modelos → Adquisición → Adquisición sin contador de salida** (Figura 3.28) se despliega la ventana que se observa en la Figura 3.29. Para mayor información de la iniciación de la (DAQ) tarjeta de adquisición de datos se puede ver en el **Apéndice B**.

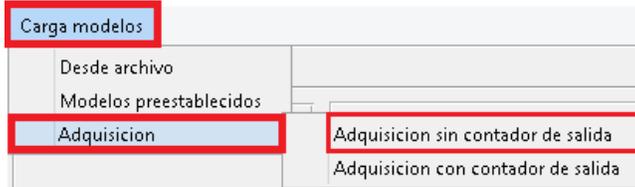


Figura 3.28 Selección de Trabajo desde Adquisición

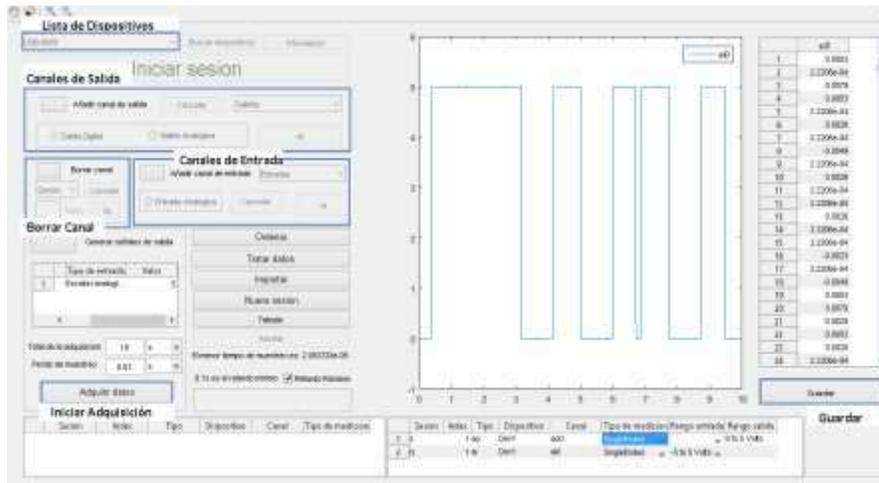


Figura 3.29. Interfaz Adquisición sin contador de salida

A continuación, se describen cada uno de los botones y funciones.

**Lista de dispositivos:** Muestra una lista desplegable de los dispositivos National Instruments compatibles con Matlab conectados a la computadora.

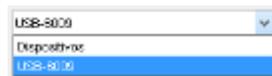


Figura 3.30. Lista de Dispositivos

**Buscar dispositivos:** Este botón se presiona si no se muestra ningún dispositivo NI en el menú Lista de dispositivos para que detecte el dispositivo NI (DAQ-USB 6009 o 6216) conectado al PC.

**Información:** Este botón muestra las características del dispositivo detectado, como se observa en la Figura 3.31.

**Iniciar Sesión:** Este botón carga la sesión del dispositivo seleccionado en la lista de dispositivos.



Figura 3.31. Información del Dispositivo

**Añadir Canal de Salida:** En este menú, se puede seleccionar un canal de salida analógica o digital Figura 3.32 (a), el botón cancelar permite deshacer la selección si se desea algún otro canal de salida y al presionar el botón ok, se carga en la tabla mostrado en la Figura 3.32 (b) para visualizar el canal seleccionado.



Figura 3.32. (a) Selección canal de salida y (b) Carga en tabla

**Canales de entrada:** Detecta los canales de entrada y permite añadirlos desde una lista desplegable y los canales de entrada sólo pueden ser del tipo analógico (Figura 3.33 (a)), al presionar el botón ok, se carga el canal entrada en la tabla mostrado en la Figura 3.33 (b) para visualizar el canal seleccionado.



Figura 3.33. (a) Selección Canal de entrada y (b) Carga en tabla

**Borrar canal:** Este menú, permite con los datos de la tabla donde se visualizan los canales, borrar canales mediante la selección de la sesión si es salida la sesión del canal es “s” y si es de entrada la sesión es “q”, y el índice determina el número de la sesión. Una vez seleccionado la sesión y el índice del canal de entrada o salida que se desea borrar (Figura 3.34 (a)) se presiona el botón ok y el canal desaparece de la tabla de visualización de canales (Figura 3.34 (b)).



Figura 3.34. (a) Menú Borrar canal y (b) Canal borrado en tabla

**Generar Señales:** Este botón permite generar un escalón analógico, se puede ajustar de 0v a 5v, posteriormente se configura en el tiempo de la adquisición y el periodo de muestreo que se captura con la tarjeta de adquisición de datos, el tiempo de adquisición y el periodo de muestreo se puede elegir en el rango de segundos (s), milisegundos (ms), microsegundos (us) y nanosegundos (ns) (Figura 3.35 (a)), al presionar el botón “Adquirir datos” la tarjeta empieza a capturar datos y los gráfica (Figura 3.35 (b)).



Figura 3.35. (a) Menú Generar Señales de salida y (b) Gráfica adquisición de datos

La señal de escalón analógico también se le puede añadir retardos numéricos definidos por el usuario (Figura 3.36 (a) y (b)) y un retardo aleatorio (random) (Figura 3.36 (c) y (d)).

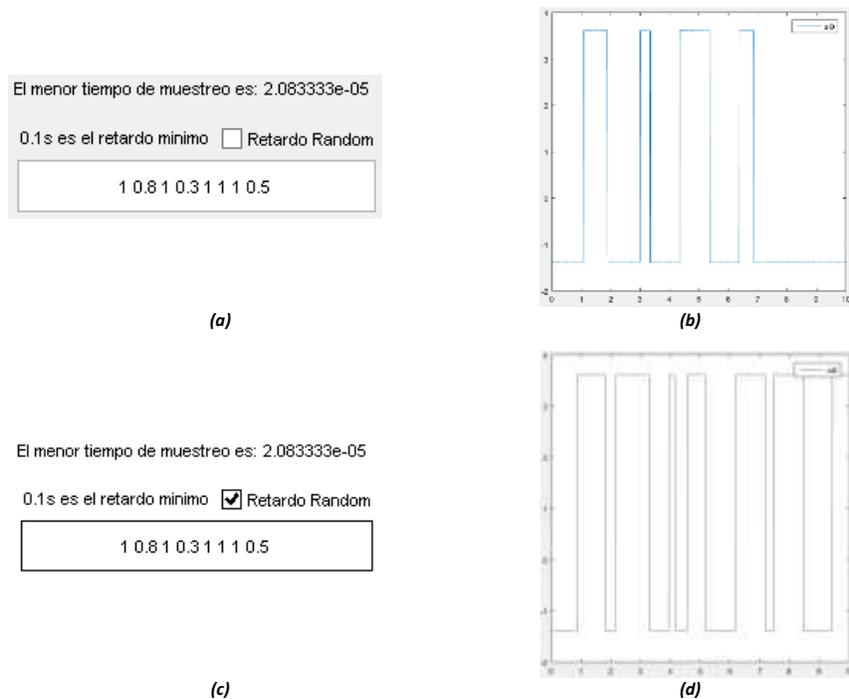


Figura 3.36. (a) Retardo por usuario, (b) Gráfica Señal retardo por usuario, (c) Retardo Random y (d) Gráfica señal retardo Random

**Iniciar adquisición:** Al presionar este botón, la DAQ para que empiece la adquisición de las señales de entrada y salida del sistema y las despliega conforme se adquieren.

**Ordenar:** Este botón refresca la información de los canales en la sesión.

**Tratar Datos:** Este botón permite modificar el valor de los datos obtenidos en la identificación mediante el ajuste de una ganancia y una desviación, al presionar el botón "aplicar" para que se efectúen los cambios y el botón "Finalizar" para terminar el tratamiento de los datos.

**Importar:** Este botón sirve para cerrar la interfaz de adquisición y regresarlas señales adquiridas a la interfaz principal de identificación.

**Nueva Sesión:** Este botón borrar todos los datos de la sesión actual, para poder iniciar una nueva sesión con un nuevo dispositivo.

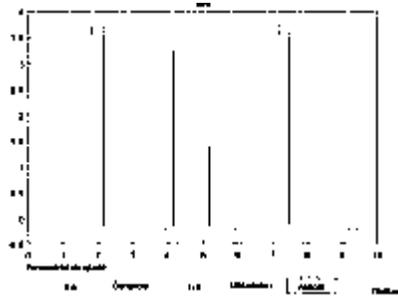


Figura 3.37. Tratamiento de los datos

**Tabular Datos:** Este botón permite mostrar los datos de la identificación, aunque esta aun no haya terminado.

**Abortar:** Este botón sirve para detener la adquisición de datos en el momento que el usuario lo requiera.

**Guardar:** Guarda los datos medidos en formato .txt o .mat.

**Carga modelos**→ **Adquisición**→**Adquisición con contador de salida:** Esta interfaz tiene la peculiaridad de estar diseñada para utilizar tarjetas de la marca NI (que permiten el poner en cola de salida señales analógicas. Esto permite generar señales de salida analógicas que van desde un escalón hasta una señal senoidal por mencionar algunos ejemplos, la Figura 3.38 muestra las principales funciones.

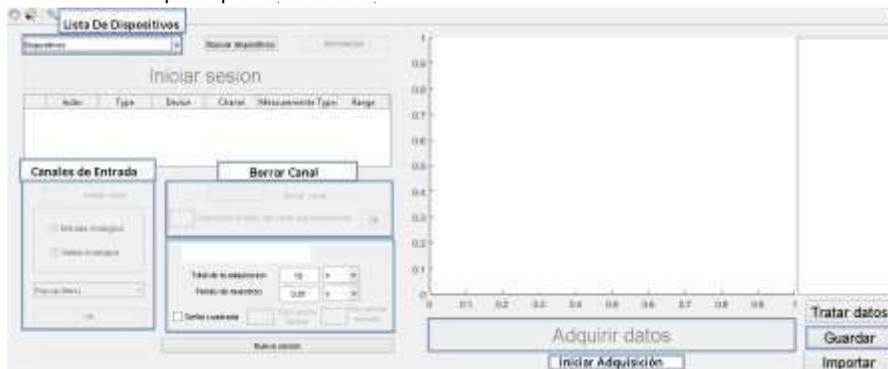


Figura 3.38. Interfaz Adquisición con contador de Salida

De manera general, los menús y botones de esta interfaz son muy similares a las funciones de la Figura 3.27.

### 3.3.3. Procesamiento de la Señal

Después de pasar la etapa de selección de trabajo, ya se cuenta con la entrada y la respuesta (salida) del modelo bajo estudio, por lo que siguiendo el proceso de identificación se continuaría con el Procesamiento de la señal, aquí los datos pueden ser procesados mediante el botón “Ajustar Datos E/S” y la aplicación de un filtrado de los datos de entrada o salida del sistema si es necesario, como lo muestra la Figura 3.39. El procesamiento (pre-tratamiento) se realiza desde la interfaz principal (Figura 3.4). La selección del botón de “Ajustar Datos de E/S” permite ajustar los valores de entrada y/o salida a valores más reales. La etapa de Filtrado permite seleccionar entre: Eliminador de valor de continua, Filtro pasabajos, Promediador, Filtrar datos de validación adquiridos.



Figura 3.39. Bloques de Procesamiento de la señal E/S

Al presionar el botón “Ajustar Datos de E/S” permite ajustar los valores de entrada y/o salida a valores más reales. Esto es por ejemplo; para el caso de la adquisición de datos de la tarjetas de DAQ-USB-6009, los valores de señales analógicas adquiridas por dicha tarjeta están en el rango de 0 a 5 volts, se pueden cambiar estos valores a su valor original de rango de señal con este botón; así se abrirá una interfaz en la que mediante una ecuación (previamente definida para determinado modelo) se ajustan la entrada y/o la salida del sistema para que sean los que realmente definen al sistema. En esta misma ventana se puede observar los datos sin ajuste y con el ajuste deseado como se muestra en la Figura 3.40.

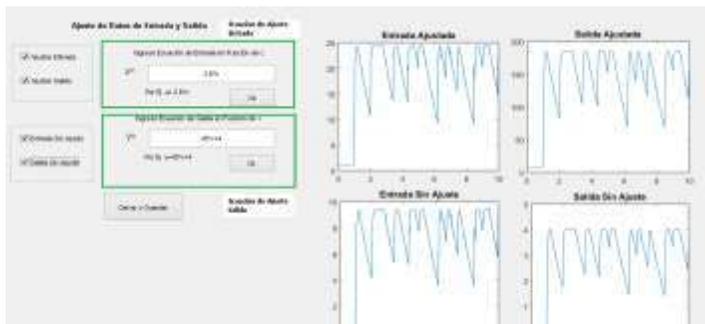


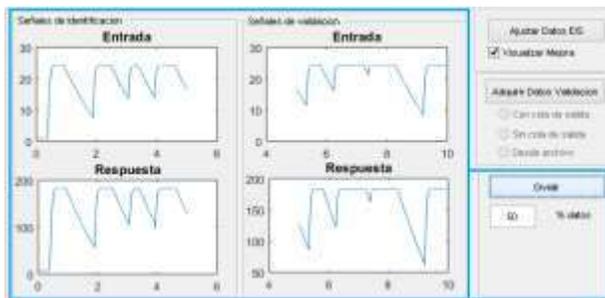
Figura 3.40. Interfaz Ajuste de E/S

## Filtros

La etapa de Filtrado permite seleccionar entre los siguientes:

- Eliminator de valor de continua. Mediante este filtro, se calcula el ajuste de mínimos cuadrados (o línea compuesta para tendencias lineales por partes) a los datos de entrada y salida y resta la función resultante de los datos.
- Filtro pasabajas. Permite filtrar la señal por medio de un filtro digital del orden definido por el usuario y con la frecuencia de corte que el usuario necesite.
- Promediador. Reemplaza un dato sensado por el promedio de 10 valores anteriores a ese valor.
- Filtrar datos validación adquiridos. Permite seleccionar la opción de modificar en forma manual algunos puntos anómalos que se detectan de manera gráfica estos pueden eliminarse desde la tabla de forma manual.

Antes de seleccionar el proceso de identificación del sistema se deben escoger cuantos datos se utilizarán para realizar el proceso de identificación y cuántos para validar el modelo obtenido en la identificación. Esto se realiza utilizando el bloque de “Identificación” del menú principal (Bloque color azul Figura 3.41), en este caso la señal se dividió en dos partes al 50%, es decir, del 100% de los datos total de la señal original (Entrada y Respuesta), se utilizarán 50% de los datos para identificación y el 50% de los datos restantes para la validación.



**Figura 3.41. Selección de datos para identificación y validación**

Una vez que se han definido los datos para la identificación y la validación del sistema, se procede a aplicar alguno de los métodos de identificación que se mencionan más adelante.

## Identificación



Figura 3.42. Métodos de Identificación

La identificación, es la parte más importante de este proyecto, entre los distintos métodos de identificación, este software incluye cuatro interfaces diferentes de métodos para identificar. Como se muestra en la Figura 3.42 se puede seleccionar en el panel de métodos de identificación.

A continuación, se detallan cada una de las interfaces que conforman los métodos de identificación.

### 3.4. Identificación con Respuesta al Escalón

Al seleccionar la opción de identificación con respuesta al escalón aparece la interfaz de la Figura 3.43. En esta interfaz se pueden implementar tres respuestas diferentes del modelo, una puede ser de primer orden implementado método de la tangente y método de dos puntos, la segunda selección de segundo orden sobreamortiguado con el método Oldenbourg-Sartorius y la tercera de segundo orden subamortiguado. En la gráfica de la interfaz se puede observar la salida del sistema para determinar si se aproxima a alguno de los modelos previamente mencionados y poder elegir alguna de estas opciones del modelo estimado en el panel inferior izquierdo de la interfaz como lo muestra la Figura 3.43.



Figura 3.43. Interfaz Respuesta al Escalón

El mayor orden que se puede obtener para esta interfaz es de segundo orden, por lo que modelos que tengan un orden mayor no van a poder ser identificados con estos métodos de identificación.

**3.5. Identificación con Modelos Paramétricos Lineales**

Los modelos paramétricos lineales, son modelos tipo caja negra ya que tratan de encontrar una relación probabilística entre la entrada y salida. Entre los principales modelos implementados en la interfaz son: Modelo ARX, ARIX, ARMAX, ARIMAX, BJ, BJ con I, OE e IV. En la interfaz también se puede identificar mediante Variables de estado, Modelo de Proceso y Función de Transferencia de continua. En la Figura 3.44 se observa la interfaz de los modelos Paramétricos Lineales.

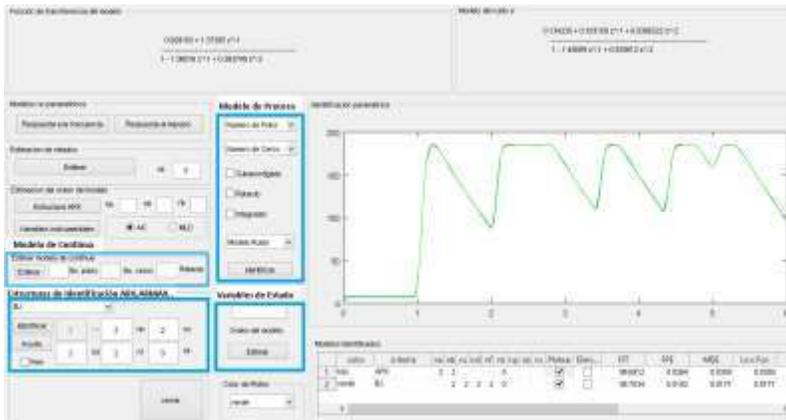


Figura 3.44. Interfaz Modelos Paramétricos Lineales

Cada uno de las estructuras de Identificación son configurables mediante sus parámetros o coeficientes, se pueden modificar para cambiar el comportamiento de la identificación hasta ajustar a la que mejor se parezca a la señal de respuesta original del sistema bajo estudio.

**Menú Estimación de Retardos:** Este menú se compone del botón “Estimar”, su función es estimar el parámetro  $n_k$  (retardo o tiempo muerto), su aplicación se observa en la Figura 3.45.

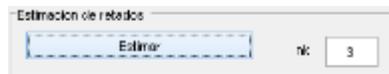


Figura 3.45. Estimación del orden del retardo.

**Menú Modelos no paramétricos:** Este menú consta del botón “*Respuesta a la frecuencia*” que estima la respuesta de frecuencia con resolución fija usando análisis espectral (Figura 3.45 (a)) y el botón “*Respuesta al Impulso*” cuya función es estimar empíricamente la respuesta al escalón del sistema (Figura 3.45 (b)).

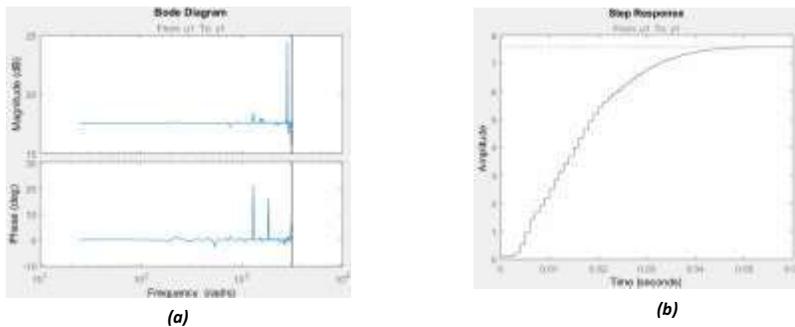


Figura 3.46. (a) Respuesta a la Frecuencia y (b) Respuesta al Impulso

**Menú Estimación del Orden del Modelo:** La función de este menú está basada en la estructura ARX que se utiliza para encontrar el orden del modelo que mejor resultado brinde al usuario,  $na$ ,  $nb$  y  $nk$  son coeficientes polinomiales del modelo ARX (Figura 3.47 (a)) y la respuesta del modelo identificado (Figura 3.47 (b)). El botón “*Variables instrumentales*” está basado en la estructura IV4 la cual aplica un modelo de variable instrumental de 4 etapas el cual se puede seleccionar si es AIC (Akaike’s Information Criterion) esto se refiere a que la identificación devuelve un valor escalar con el criterio AIC o MLD (Minimum Length Descriptor) el cual modifica y minimiza el MSE (media square error) error medio cuadrático para obtener una estimación del modelo identificado.

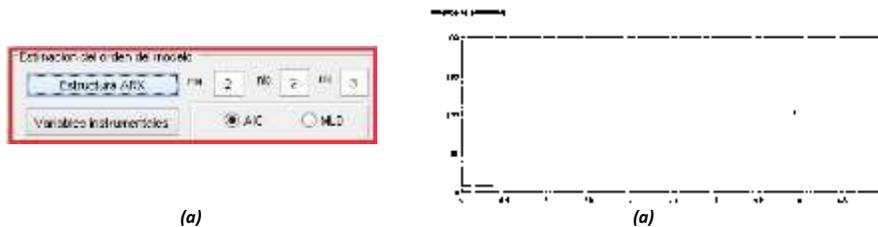


Figura 3.47. (a) Estimación del orden del modelo y (b) Repuesta de la identificación

**Menú Estimar Modelo de Continua:** Este menú emplea la función *tfest* para estimar una función de transferencia continua, como variables de entrada se introducen los datos de identificación, número de polos, número de ceros y retardo.



Figura 3.48. (a) Estimación Modelo de Continua y (b) Respuesta de la identificación

**Menú Estructuras Básicas de identificación tipo caja negra.**

En este panel se emplean las estructuras ARX, ARMAX, OE, BJ e IV4 para la identificación de los sistemas cada uno tiene diferentes estructuras y parámetros por lo que al elegir alguno de ellos de la lista de estructura solo los parámetros que son necesarios para la estructura seleccionada son editables. Además al presionar el botón de “ayuda” se despliega una ventana con información relevante de la estructura seleccionada (Figura 3.49), si la casilla “Pem” (Prediction Error Estimate) está activada, recalcula los parámetros del modelo.

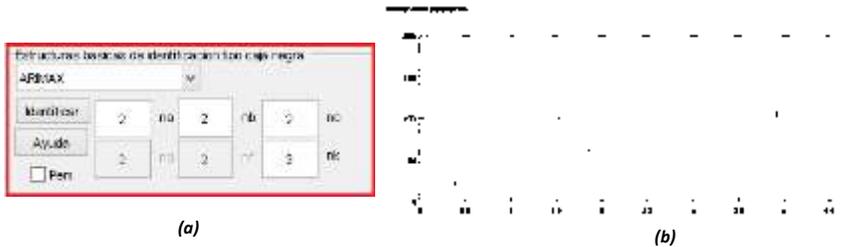


Figura 3.49. (a) Estructuras básicas de identificación tipo caja negra y (b) Respuestas identificación

**Menú Modelos Identificados:** En este menú se despliega la información de los sistemas identificados además contiene la opción de decidir que sistemas graficar, así como la opción para borrar los sistemas no deseados. (Figura 3.50)

Modelos identificados																	
	color	sistema	na	nb	nc	nd	nf	nk	np	nz	nr	Plotear	Elimi...	FIT	FPE	MDE	Loss Fcn
1	rojo	IV4	2	2				3				<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	99.4603	0.0586	0.0762	0.0586
2	azul	ARX	2	2				3				<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	99.5923	0.0435	0.0435	0.0434
3	oliva	ARMAX	2	2	2			3				<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	99.6021	0.0416	0.0414	0.0415

Figura 3.50. Modelos Identificados

**Botón Cerrar:** Este botón cierra la interfaz Identificar mediante modelos paramétricos lineales.

**Menú Modelo de Proceso:** En este menú, se puede seleccionar una serie de modelos (ARMA1 o ARMA2) donde los parámetros a definir son el número de polos, el número de ceros, si es una función de transferencia con subamortiguamiento, si tiene retardo o si tiene un integrador. Al presionar el botón "Identificar" se grafica la identificación de la estructura seleccionada (3.51 (b))

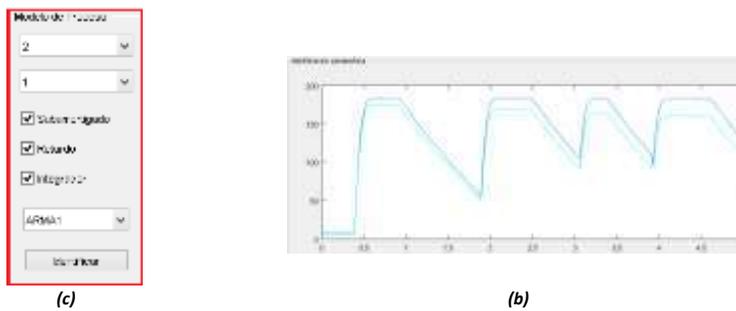
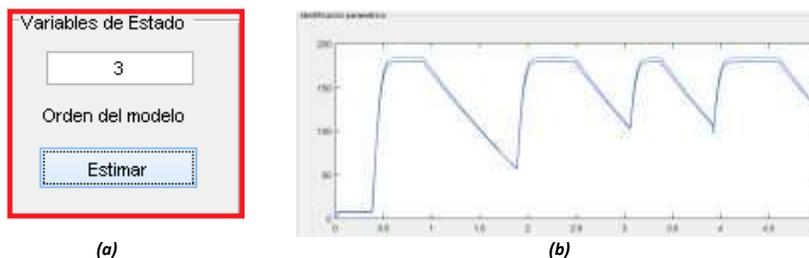


Figura 3.51. (a) Menú Modelo de Proceso y (b) Respuesta Identificación modelo de proceso ARMA1

**Menú Variable de Estado:** En este menú (3.52 (a)) se emplea la función "srest" para identificar un sistema mediante el modelo de variables de estado, como entrada la función sólo recibe el valor de los datos de identificación y el orden del modelo. Al presionar el botón "Estimar", se realiza el proceso de cómputo de las variables de estado en las matrices A,B y C (Figura 3.52 (c)) y las variables de estado de las matrices D y K (Figura 3.52 (d)) y se grafica la identificación en el panel "Identificación paramétrica" (Figura 3.52 (b)).



Modelo en variables de estado matrices A, B y C

	x1	x2	x3
a1	-40.6957	-91.5134	-76.7036
a2	193.1178	-901.1648	-1.1579e+03
a3	105.8212	-475.6868	-1.1548e+04

	u1
b1	0.9483
b2	20.8224
b3	368.3165

	x1	x2	x3
c1	318.6714	-0.6173	10.2899

(c)

Modelo en variables de estado matrices D y K

	u1
d1	0

	y1
k1	3.2695
k2	-22.6438
k3	-81.4717

$$d \cdot dy = Ax(t) + Bu(t) + Ke(t)$$

$$y(t) = Cx(t) + Du(t) + e(t)$$

(d)

Figura 3.52. (a) Menú Variables de Estado, (b) Respuesta Identificación Variable de 4 Estados, (c) Matrices A, B y C, (d) Matrices D y K

**Menú color de Graficación:** Este menú (Figura 3.53), permite seleccionar un determinado color para graficar los diferentes modelos identificados, los colores disponibles son: azul, verde, rojo, cian, magenta, amarillo y negro.



Figura 3.53. Menú Color de Graficación

**Panel Función de Transferencia del Modelo y modelo de ruido e:** En este panel se muestra la función de transferencia correspondiente al modelo identificado por ejemplo para un modelo ARX con parámetros  $n_a=2$ ,  $n_b=2$  y  $n_k=1$  (Figura 3.54 (a)) corresponde la función de transferencia (Figura 3.54 (b)) y el Modelo del ruido e (Figura 3.54 (c)).



(a)



(b)

$$\frac{1.049679z^{-1} + 0.449777z^{-2}}{1 - 1.52817z^{-1} + 0.714823z^{-2}}$$

(c)

Figura 3.54. (a) Menú Estructuras tipo caja negra, (b) Función de Transferencia del Modelo del Ruido y (c) Función de transferencia del Modelo Identificado

### 3.6. Identificación con Modelos No lineales

Al igual que la interfaz anterior, los modelos no lineales también son estructuras de identificación tipo caja negra, se emplean los modelos Hammerstein-Wiener y los modelos ARX no lineales. El uso de estimadores no lineales permite crear sistemas más complejos que no pueden ser representados por una función de transferencia, una gran ventaja de estos modelos no lineales es que se pueden adaptar mucho mejor a las curvas y cambios repentinos en las respuestas de los modelos reales, obteniendo una respuesta del sistema mucho más eficiente para sistemas que no son lineales. En la Figura 3.55 se presenta la interfaz de modelos no lineales, presenta un menú para configurar los modelos no lineales ARX, una ventana de edición y estimación de regresores y en la parte inferior izquierda se encuentra el menú para elegir los modelos no lineales Hammerstein-Wiener.

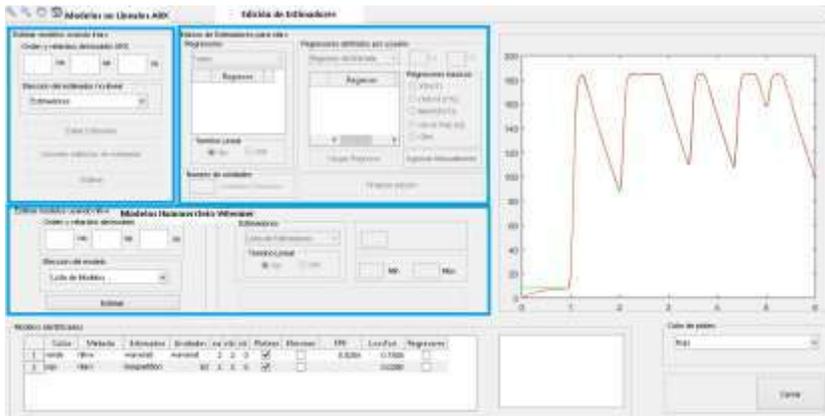


Figura 3.55. Interfaz Modelos No lineales

A continuación, se describirán cada uno de los menús y funciones de los botones que conforma la interfaz de identificación mediante modelos no lineales.

**Menú Estimar modelos Usando nlarx:** Este menú (Figura 3.56) emplea la función “*Inarx*” para estimar un modelo no lineal ARX, para ello toma como dato de entrada los datos para identificación, los parámetros  $n_a$ ,  $n_b$  y  $n_k$  y el tiempo de estimador no lineal que se desea utilizar.

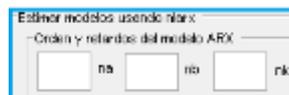


Figura 3.56. Menú Estimar Modelos usando nlarx

**Menú Elección del estimador no-lineal:** Este menú (Figura 3.57 (a)) permite elegir una lista de estimadores (Figura 3.57 (b)) los cuales son wavenet, sigmoidnet, treepartition y linear



Figura 3.57. (a) Menú Elección del estimador no lineal y (b) Lista de Estimadores

Los estimadores (Figura 3.57 (b)) en este tipo de modelos son muy importantes ya que permiten ingresar al modelo una linealidad o una no linealidad, creando más exactitud en el modelo identificado y se describen con más detalle a continuación.

- **Estimador wavenet:** Este estimador crea una red de onda no lineal.
- **Estimador sigmoidnet:** Crea una red no lineal sigmoid, sigmoid es una función matemática que tiene como característica una forma de “S”.
- **Estimador treepartition** = Crea un objeto de estimador de no linealidad de árbol binario. El árbol tiene el número de hojas igual a  $2^{(J+1)} - 1$ , donde J es el número de nodos en el árbol y lo establece la propiedad NumberOfUnits (número de unidades). El valor predeterminado de NumberOfUnits se calcula automáticamente y establece un límite superior en el número real de nodos de árbol utilizados por el estimador.
- **Estimador linear:** Este estimador representa linealmente una no linealidad para el modelo ARX.

Al elegir un estimador de la lista de estimadores como se observa en la Figura 3.57 (b), se habilitan los botones “Editar Estimador” y “Estimar”, si el usuario desea editar el estimador siguiendo la ruta **Menú Elección del Estimador no-lineal**→**Estimadores**→**wavenet**→**Editar Estimador**, se habilita el menú “Edición de estimadores para “*nlarx*” (Figura 3.58 (a)), el cual contiene el menú “Regresores” los cuales se pueden elegir a petición del usuario con una lista que incluye regresores de entrada, regresores de salida, regresores estándar y elegir regresores (Figura 3.58 (b)) marcando y desmarcando las casillas de los estimadores, con la opción también de habilitar o deshabilitar el termino lineal y el número de unidades del estimador.



Figura 3.58. (a) Lista de Estimadores nlarx y (b) Tipos de Estimadores para nlarx

Una vez concluido con la edición del estimador, se presiona el botón “Finalizar edición” y finalmente el botón “Estimar” y se graficará en la ventana de graficación (señal verde) el resultado de la identificación con el modelo no lineal ARX con el estimador elegido anteriormente (wavenet para este caso) como se muestra en la Figura 3.59.

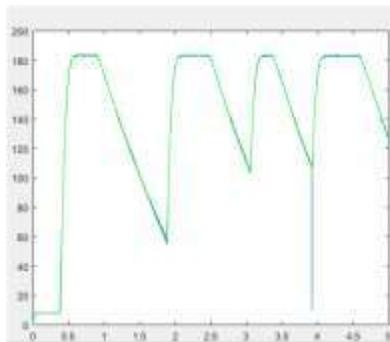


Figura 3.59. Gráfica Identificación no lineal ARX con estimador editado wavenet

En caso de que el usuario no desee editar el estimador puede seguir la ruta **Menú Elección del Estimador no-lineal**→**Estimadores**→**wavenet**→**Estimar** simplemente el modelo se grafica con las opciones por defecto del estimador en este caso wavenet y se grafica como se observa en la Figura 3.60.

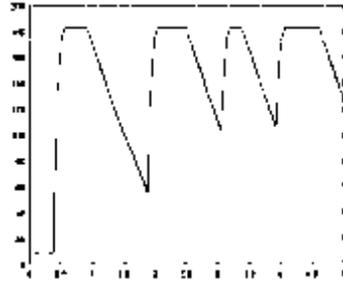


Figura 3.60. Gráfica Identificación no lineal ARX sin editar estimador

**Menú Estimar Modelos usando nlhw:** Este menú (Figura 3.61), tiene como propósito identificar el modelo que describe el sistema mediante el modelo Hammerstein Wiener a través de la función de “nlhw”(non linear Hamerstein-Wiener).

Figura 3.61. Menú Estimar Modelos usando nlhw y menú Estimador entrada

Dentro del menú “Elección del modelo” se pueden elegir tres tipos de modelos los cuales son el modelo Hammerstein-Wiener, el modelo Hammerstein y el modelo Wiener como se muestra en la Figura 3.62, si se desea utilizar el modelo Hammerstein-Wiener se requiere del uso de dos estimadores, uno para la parte lineal y otro para la parte no lineal, en cambio si se desea utilizar solo el modelo Hammerstein o Wiener, solo se elegirá un estimador.

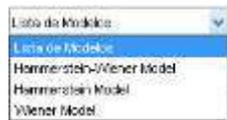


Figura 3.62. Lista Elección del modelo

Los estimadores en este tipo de modelos son muy importantes ya que permiten ingresar al modelo una linealidad o una no linealidad, creando más exactitud en el modelo identificado, para el caso del modelo Hammerstein-Wiener, requiere de dos estimadores, se puede elegir entre una lista de estimadores (Figura 3.63) los cuales se detallan a continuación:



Figura 3.63. Lista de Estimadores

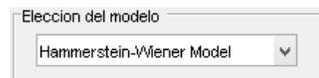
- **Estimador pwlinear:** Crea un objeto estimador lineal de no linealidad por partes con número de unidades determinado definido por el usuario.
- **Estimador sigmoidnet:** Crea una red no lineal sigmoid, sigmoid es una función matemática que tiene como característica una forma de “S”.
- **Estimador wavenet:** Este estimador crea una red de onda no lineal.
- **Estimador saturation:** Crea una saturación no lineal con un intervalo lineal definido por un vector [a, b].
- **Estimador deadzone:** Crea una zona muerta de no linealidad.
- **Estimador poly1d:** Crea un polinomio de una sola dimensión.
- **Estimador unitgain:** Crea una función lineal  $y=F(x)$  donde  $x$  e  $y$  son escalares.

Estos estimadores permiten construir el Modelo Hammerstein-Wiener mediante el algoritmo de programación. Por ejemplo si se desea identificar con el modelo Hammerstein-Wiener con un estimador pwlinear y un estimador sigmoidnet se deben seguir lo siguientes pasos:

### 1. Definir el orden y el retardo del modelo



### 2. Elegir el modelo para la identificación



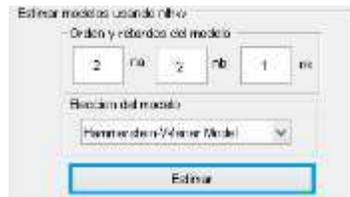
### 3. Elegir el primer estimador de entrada elegir número de unidades y presionar en continuar



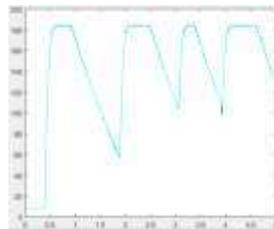
- Elegir el segundo estimador de salida, número de unidades y presionar en finalizar



- Presionar el botón “Estimar” en el menú Estimar modelos usando nlhw



- Observar en la ventana de graficación y la tabla de modelos identificados resultado de la identificación.



Modelos identificados

	Color	Método	Estimador	Unidades	na	nb	nc	Plotear	Eliminar	FPE	LossFcn	Regresores
1	cyan	nlhw	polinomial	sigmochet	2	2	1	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	1.3192	1.2698	<input type="checkbox"/>

**Menú Modelos Identificados:** En este menú, se muestra la tabla con los modelos identificados que el usuario ha generado, contiene las opciones de ver el modelo graficado, se puede eliminar y también se puede ver los regresores no lineales si la casilla de “regresores” está habilitada como se observa en la Figura 3.64.



Figura 3.64. Menú Modelos Identificados

### 3.7. Identificar mediante lógica difusa (ANFIS)

La identificación con Lógica Difusa también es un método de identificación no lineal, la interfaz para este método como se observa en la Figura 3.65; de identificación se basa en la inferencia difusa Sugeno. A continuación, se detallan cada uno de las funciones de los menús, y botones que conforman a ésta interfaz.



Figura 3.65. Identificar mediante Lógica Difusa

**Menú de inferencia difuso de Sugeno:** Este menú (Figura 3.66), se generan las estructuras cuyas funciones de membresía se emplean para entrenar los datos mediante la función ANFIS. Al presionar el botón “Agregar”, permite seleccionar tres tipos de estructuras las cuales son:

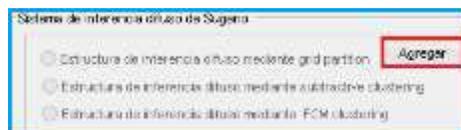


Figura 3.66. Menú Modelos Identificados

1. **Estructura de inferencia difuso mediante grid partition:** El método grid partition (Partición por cuadrícula), se refiere a separar en segmentos los datos que se desean procesar de manera que el cálculo computacional es más eficiente, y éste tipo de método, permite construir un sistema de inferencia difuso FIS (Fuzzy Inference System) en base a la función “genfis1” de Matlab® la cual requiere de los parámetros “Numero de funciones de membresía” (Figura 3.67 (a)), “Funciones de membresía de entrada” (Figura 3.67 (b)) y “Funciones de membresía de salida” (Figura 3.67 (c)).

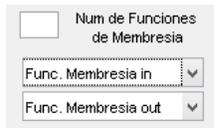


Figura 3.67. (a) Parámetros mediante grid partition



Figura 3.67. (b) Lista de Funciones de membresia de entrada

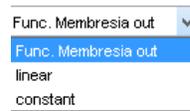


Figura 3.67. (c) Lista de Funciones de membresia de salida

Las funciones de membresia de entrada que se pueden elegir en la lista “Func. Membresia in” son las siguientes:

**Trimf:** Función de membresia de forma triangular

**Trapmf:** Función de membresia de forma trapezoidal

**Gbellmf:** Función de membresia de forma campana gaussiana

**Pimf:** Función de membresia de forma  $\Pi$  ( $\pi$ )

**Psigmf:** Función de membresia resultante del producto de dos señales sigmoidnet

**Dsigmf:** Función de membresia resultante de la diferencia de dos señales sigmoidnet

**Gaussmf:** Función de membresia de forma curva gaussiana

**Gauss2mf:** Combinación de funciones de membresia gaussiana

Las funciones de membresia de salida que se pueden elegir en la lista “Func. Membresia out” son las siguientes:

**Linear:** Crea un estimador de no linealidad lineal

**Constant:** Crea un estimador constante

2. **Estructura de inferencia difuso mediante Subtractive clustering:** Este tipo de estructura se genera mediante la función “genfis2” de Matlab® utilizando agrupación subtractiva (Subtractive clustering) y requiere conjuntos de datos de entrada y salida como argumentos de entrada. Cuando solo hay una salida, “genfis2” puede generarse para generar un sistema de inferencia difuso (FIS) inicial para el entrenamiento de ANFIS, esto se logra mediante la extracción de un conjunto de reglas que modela el comportamiento de los datos. El radio es un vector que especifica el rango de influencia del centro de un cluster en cada una de las dimensiones de los datos, asumiendo que los datos se encuentran dentro de un rango de unidades. Para esta estructura solo es necesario definir el radio del cluster como se observa en la Figura 3.68.



Figura 3.68. Elección Radio del Cluster

- 3. Estructura de inferencia difuso mediante FCM clustering:** Este tipo estructura se genera con la función “gefis3” de Matlab y utiliza el método de agrupación o cluster FCM (Fuzzy c-Mean clustering) que permite que una parte de los datos pertenezca a dos o más agrupaciones. El número de clusters (agrupaciones) determina el número de reglas y de funciones de membresía en el sistema de inferencia difuso (FIS) generado. Para trabajar este tipo de estructura sólo de se deben de ingresar el número de Cluster como se observa en la Figura 3.69.

Figura 3.69. Elección Número de Cluster

Una vez que se ha definido alguno de los tres tipos de estructura con los que se puede trabajar para generar un sistema de inferencia difuso (FIS) se procede a crear la estructura oprimiendo el botón “Crear Estructura” se gráfica en la ventana “Grado de Membresía vs Entrada” en esta grafica (Figura 3.70) se observa el grado de las funciones de membresía seleccionadas dependiendo del tipo de estructura elegido, en la casilla “Input” al presionar se grafica o se anula la visibilidad de la estructura seleccionada en ventana “Grado de membresía vs Entrada.”.

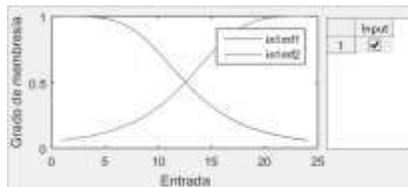


Figura 3.70. Gráfica Grado Funciones de Membresía vs Entrada

### Entrenamiento ANFIS (Adaptative Neuro Fuzzy Inference System)

Una vez que ya se tiene definido un tipo de sistema de inferencia difuso (FIS) de Sugeno ya sea mediante la estructura grid Partition, Subtractive clustering o FCM clustering, se procede a Entrenar mediante ANFIS el cual es una rutina de entrenamiento para sistemas de inferencia difuso del tipo Sugeno y utiliza un algoritmo de aprendizaje híbrido para ajustar los parámetros del sistema. En la interfaz, se ingresa el “índice de la estructura” que se refiere al número de la estructura que se ha generado y el “número de épocas” se refiere al número de veces que se repite el entrenamiento para tener una mejor aproximación ANFIS (Figura 3.71).



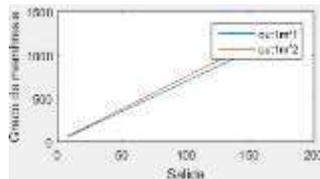
**Figura 3.71. Parámetros Entrenamiento ANFIS**

En esta interfaz, también existe la posibilidad de elegir el color de ploteo (graficación) de los modelos identificados, los colores disponibles son: azul, verde, rojo, cian, magenta, amarillo y negro desde la lista “colores de ploteo” como se muestra en la Figura 3.72.



**Figura 3.72. Colores de Graficación**

Una vez definidos los parámetros del entrenamiento ANFIS, al presionar el botón “Entrenar Mediante Anfis”, se grafica en la interfaz el grado de las funciones de membresía de salida en la ventana “Funciones de Membresía de Salida”(Figura 3.73), se puede visualizar el tipo de Estructura seleccionado y las reglas generadas por el entrenamiento en la Figura 3.74.



**Figura 3.73. Grafica Grado de Membresía vs Salida**

	color	anf	ar	imp	Agreg	Defuz	fin entrada	fin salida	Ver fin	Eliminar
1	azul	prod	no	prod	no	no	grales	linea	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>

Reglas	
1	Si (Entrada1 es out1) Entonces (Salida es out1)

**Figura 3.74. Datos Estructura seleccionada y reglas del entrenamiento Anfis**

Finalmente, en la ventana de respuesta de modelos se observa el desempeño del entrenamiento ANFIS, de esta manera se puede comprobar gráficamente si el modelo identificado ha sido el adecuado.

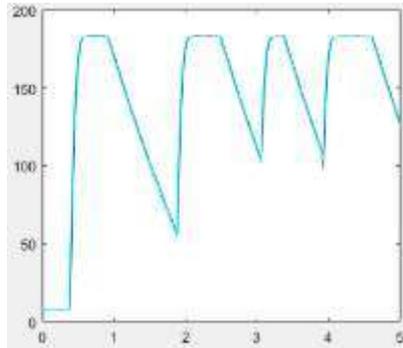


Figura 3.75. Respuesta del Modelo Identificado mediante entrenamiento Anfis

Después de probar los métodos de identificación proporcionados en la interfaz desarrollada, está permite almacenar los modelos obtenidos que satisfacen las necesidades del usuario para posteriormente realizar una comparación y así determinar cuál ha sido el modelo más aproximado a la respuesta real del sistema, a través de la interfaz de validación.

### 3.8. Interfaz de Validación

La validación es la etapa final en el proceso, en la interfaz principal de identificación, debajo de los modelos de identificación, se encuentra el botón de “Validación”, al presionarlo, se abre la interfaz correspondiente a la validación, en ella se cargan automáticamente en las tablas inferiores todos los modelos que se identificaron, ya sean paramétricos lineales, no lineales y con lógica difusa, en la Figura 3.76, se observa la interfaz principal de validación, en la parte superior de la interfaz se encuentran los botones “Calcular Similitud”, “Calcular índices de desempeño y “Validación con diferentes entradas”, cada una de las funciones de estos botones se detallan a continuación:

**Botón Graficar Modelos:** Al presionar éste botón, grafica automáticamente todos los modelos identificados mostrando la respuesta de los modelos en la ventana de Modelos identificados y el error grafico que han tenido con respecto a la respuesta original del sistema.

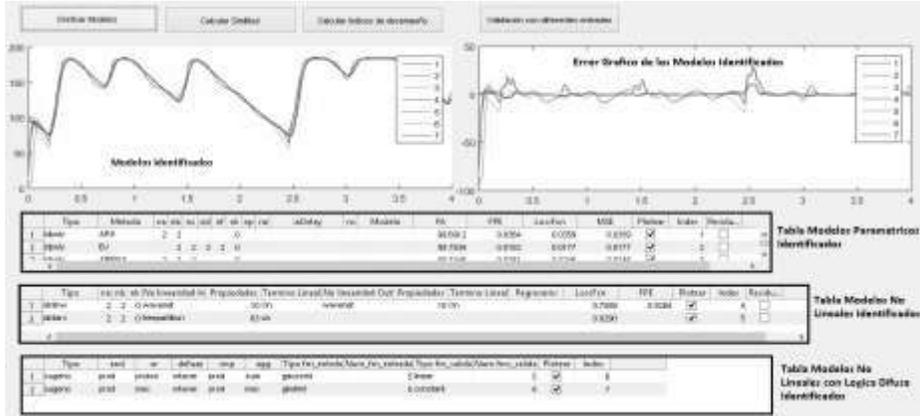


Figura 3.76. Interfaz de validación

**Botón Calcular Similitud:** Al presionar este botón en la interfaz de validación, muestra en un recuadro de cada uno de los modelos de las tablas inferiores, la similitud en porcentaje de cada uno de los modelos identificados.

**Botón Calcular Índices de Desempeño:** Al presionar éste botón, se abre una pequeña interfaz, que muestra los cálculos de los índices de desempeño y validación estadística, es la información de ésta interfaz que ayuda al usuario a visualizar numéricamente el desempeño de cada modelo identificado, comparando cada uno de los modelos se puede elegir numéricamente cual se parece más a la respuesta original del sistema que se desea identificar, en la Figura 3.77, se muestra la interfaz del botón “Calcular Índices de Desempeño”

Del lado izquierdo de la interfaz, se observa cada uno de los errores integrales (ISE, ITSE, etc.) y estadísticos (Media, Desviación Estándar, Varianza, Covarianza, Correlación), de cada modelo identificado.

	1	2	3	4	5	6	7
ISE	0.0000e+00	1.2000e+04	1.2000e+04	1.2100e+04	4.0000e+04	1.2400e+04	1.2100e+04
ITSE	0.0000e+00	2.4000e+04	2.4000e+04	2.4200e+04	7.2000e+04	2.4800e+04	2.4200e+04
ITSE	0.0000e+00	4.8000e+04	4.8000e+04	4.8400e+04	1.4400e+05	4.9600e+04	4.8400e+04
IAE	0.0000e+00						
ITAE	0.0000e+00						
MAE	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
MEAN	149.0000	149.0000	149.0000	149.0000	149.0000	149.0000	149.0000
DEVIACION ESTANDAR	33.0000	33.0000	33.0000	33.0000	33.0000	33.0000	33.0000
VARIANZA	1109.0000	1109.0000	1109.0000	1109.0000	1109.0000	1109.0000	1109.0000
COVARIANZA	36.0000	36.0000	36.0000	36.0000	36.0000	36.0000	36.0000
CORRELACION	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000

Figura 3.77. Datos de la Interfaz “Calcular Índices de Desempeño”

**Botón Validación con Diferentes entradas:** Para este botón, se despliega una nueva interfaz, el propósito de ésta interfaz, es probar los modelos identificados ante otro tipo de entradas con la finalidad de saber si se pueden ajustar los modelos con diferentes entradas a las utilizadas para la identificación. La Figura 3.78, muestra la interfaz “Validación con diferentes entradas” donde se muestran las partes más importantes de esta interfaz. Al igual que la interfaz anterior (Figura 3.76) conserva algunas características similares como las tablas de los modelos identificados, y los botones de “Graficar”, “Calcular Similitud” y “Calcular índices de desempeño” que cumplen la misma función que en la interfaz anterior con la diferencia de que la similitud y los cálculos de las funciones de desempeño se realizarán en función de la nueva entrada.

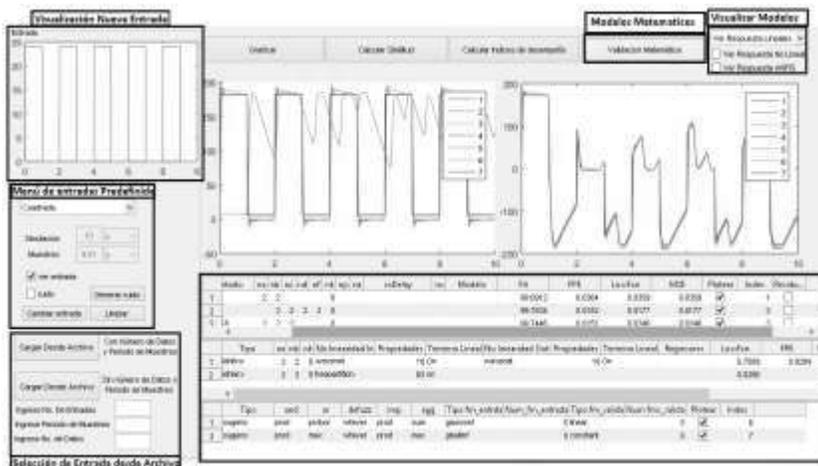


Figura 3.78. Validación con diferentes entradas

A continuación, se describe el funcionamiento de cada uno de los bloques principales que conforman la interfaz de validación con diferentes entradas.

**Visualización de la Nueva entrada:** En esta grafica o ventana se mostrará la forma de la señal de entrada que se cargará en los modelos identificados.

**Menú de Entrada Predefinida:** En este menú, se puede elegir una de las 8 posibles entradas predefinidas, las cuales son: Cuadrada, Seno, Triangular, Impulso, Rampa, Cuadrada Random, Escalón y Definida por el usuario.

**Selección de Entrada desde Archivo:** En este panel, se puede seleccionar un archivo de texto o de Matlab (.txt o .mat), que contenga los datos de una señal de entrada, se puede

cargar automáticamente o definiendo el número de entradas, el número de datos, y el periodo de muestreo.

**Modelos Matemáticos:** Al presionar el botón de validación matemática, se puede ingresar un nuevo modelo matemático para comparar con los modelos identificados; aquí se abre una nueva interfaz en la que se selecciona si desea ingresar una función de transferencia para un modelo lineal, una ecuación que describa un modelo no lineal, o una estructura ANFIS como se observa en la Figura 3.79.

Figura 3.79. Interfaz Validación Matemática

**Visualizar Modelos:** Este pequeño menú, es exclusivo para ésta interfaz (Modelos Matemáticos); aquí se puede elegir entre visualizar los modelos Matemáticos que se ha definido ya sea lineal, no lineal o una estructura ANFIS.

Finalmente se concluye el proceso de Identificación, de esta manera, se procede a observar los resultados, comparar respuestas e índices de desempeño para que el usuario pueda decidir qué modelo es más confiable para su aplicación.

### 3.9. Desarrollo y Construcción del Hardware.

Para el análisis de sistemas, se implementó el hardware (circuitaría necesaria para el manejo del sistema a identificar Figura 3.81 en un bloque de acrílico con base de MDF (cartón comprimido) cuyas dimensiones se observan en la Figura 3.80 (a) y (b) el cual permite capturar su comportamiento. En el diagrama de la Figura 3.76, se puede observar cómo se relaciona el bloque “Señal de entrada”, el bloque “Selección de entrada” y el bloque “Actuadores” éste hardware consta de cuatro bloques principales:

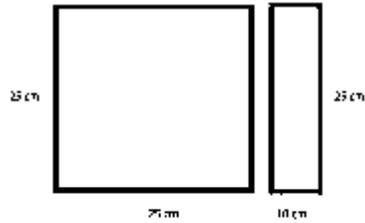


Figura 3.80. (a) Dimensiones Módulo de Identificación



Figura 3.80. (b) Implementación Módulo de Identificación

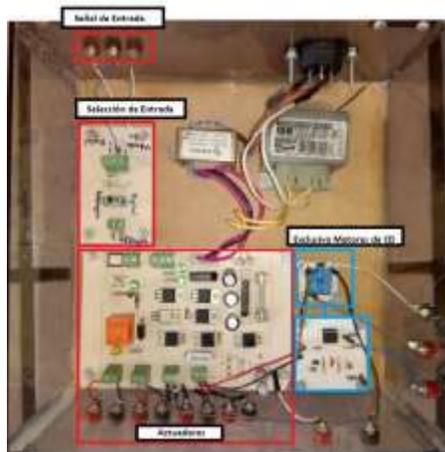


Figura 3.81. Circuitería implementada

1. **Señal de Entrada:** En los bornes de conexión “Señal de entrada”, se conecta la tarjeta de adquisición de datos (DAQ) la cual genera un estímulo de excitación para el sistema, desde la interfaz “adquisición con contador de salida o adquisición sin contador de salida” éste estímulo, puede ser cualquier tipo de señal, ya sea un escalón, cuadrada aleatoria, o cuadrada uniforme”.

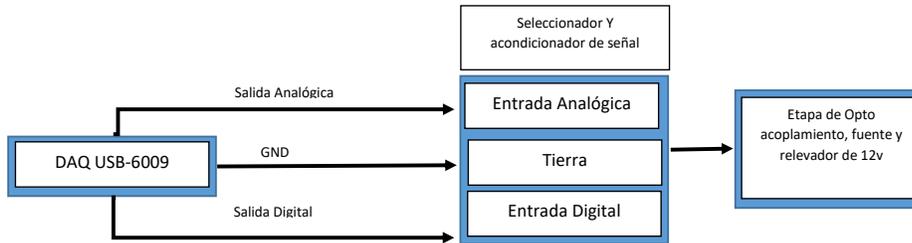


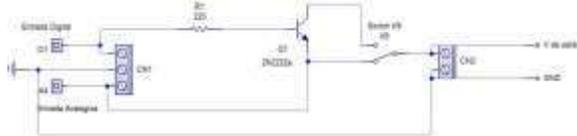
Figura 3.82. Diagrama Conexión de Etapas

2. **Selección de Entrada:** En base al sistema bajo estudio la señal puede ser analógica o digital. Ésta selección se realiza mediante el bloque “Selección de entrada” y mediante un interruptor, se puede elegir el tipo de entrada.
3. **Actuadores:** En esta etapa, los actuadores, se activan a través de la señal de entrada que proviene de la tarjeta de adquisición de datos, suministrando 12v de voltaje en los bornes de salida como se observa en la Figura 3.82.
4. **Ajuste Exclusivo para Motores de CD:** Este ajuste es exclusivo para motores de Corriente directa, convierte la frecuencia de un motor, en voltaje medible para la tarjeta de adquisición de datos.

A continuación, se presenta de manera detallada los componentes y diagramas de las etapas previamente descritas.

### 3.9.1. Selección de Entrada

Para ésta etapa se implementó el circuito de la Figura 3.83 (a), que permite seleccionar entre una señal análoga o una digital proveniente de la Tarjeta de Adquisición de datos. Cuando se presenta una señal digital, se hace uso del transistor 2N2222a para que la señal digital aplicada en su entrada (base), no presente ninguna deformación a la salida (colector), es decir, que conserve su perfecta simetría y sus flancos ascendente y descendente se mantengan bien verticales. En la Figura 3.83 (b) se observa el diagrama 3.83 (a) implementado en una baquelita de cobre de una sola cara.



(a)

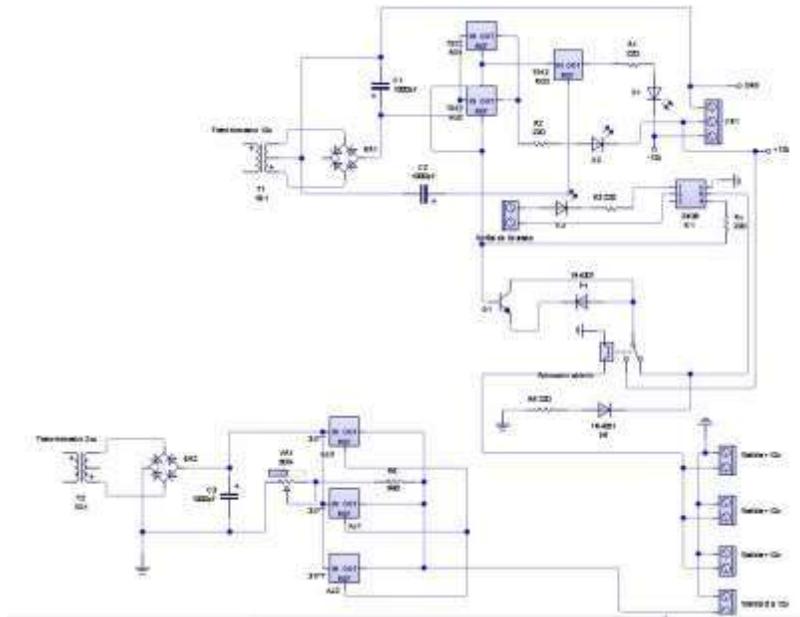


(b)

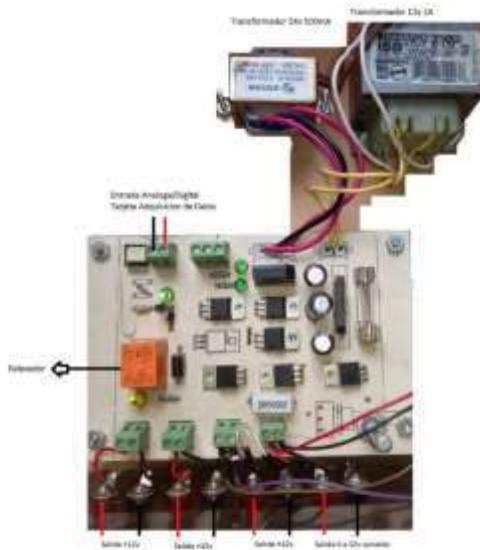
*Figura 3.83. (a) Diagrama y (b) Diagrama implementado en Baquelita*

### 3.9.2. Actuadores

Esta etapa está conformada por dos fuentes, una fuente variable de 0 a 12V y una fuente fija de 12V, los reguladores de voltaje se colocaron en paralelo para soportar más corriente en caso de que el sistema a identificar demande más corriente y una etapa de opto acoplamiento para aislar la tarjeta de adquisición de datos de la etapa de los actuadores y un relevador que se activa y desactiva conforme la señal generada por la DAQ, en el diagrama de la Figura 3.84 (a) se observa el diagrama de esta etapa implementado en la Figura 3.84 (b) en baquelita de una sola cara. Los bornes, de salida permiten la conexión con el sistema que se desea identificar.



(a)



(b)

Figura 3.84. (a) Diagrama Bloque Actuadores y (b) Diagrama implementado en baquelita

### 3.9.3. Etapa Exclusiva para motores de CD

Una adaptación en el módulo de identificación es exclusiva para motores de CD, esta etapa consta de dos bloques: Relevador Activado con 12v y Convertidor de Frecuencia a voltaje, el relevador permite suministrar al motor mediante una fuente externa una cantidad determinada de voltaje dependiendo de las características del motor, y el convertidor de frecuencia a voltaje, permite transformar los pulsos de frecuencia del encóder del motor en un voltaje medible para la tarjeta de adquisición de datos. La Figura 3.85 detalla el proceso de la Etapa exclusiva para motores de Corriente Directa.

- **Estimulo DAQ:** Como previamente se ha mencionado, se genera una señal que va a excitar el sistema, este estímulo se aplica a la tarjeta donde el actuador se activa suministrando 12v.

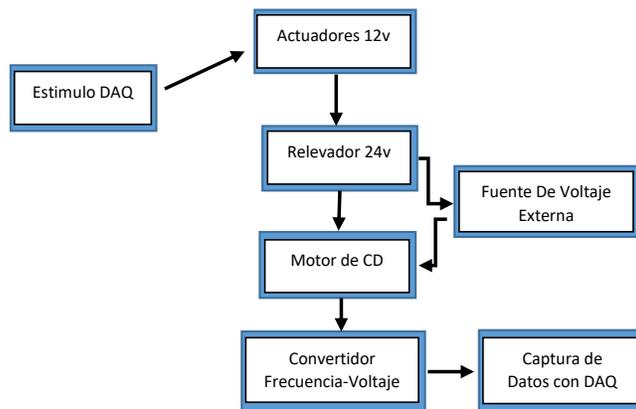


Figura 3.85 Proceso Etapa Exclusiva para motores de CD

- **Relevador 24V:** Este relevador se activa con el actuador de 12V, suministrando con una fuente externa de voltaje de 24V que alimenta al motor de CD.
- **Convertidor de Frecuencia-Voltaje:** En esta etapa, se convierte la frecuencia que genera el motor, en un voltaje medible para la tarjeta de adquisición de datos.
- **Captura de Datos con DAQ:** En esta etapa, se capturan los datos de respuesta del motor ante el estímulo con la interfaz de Adquisición de Datos.

#### Diseño e Implementación Convertidor Frecuencia-Voltaje

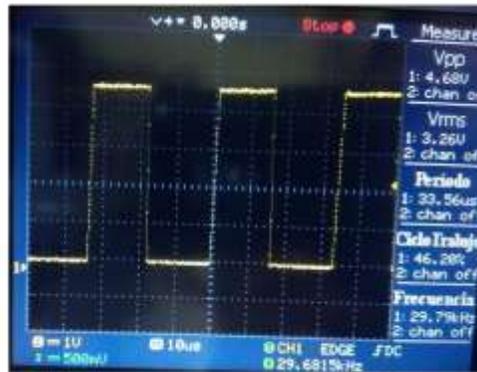
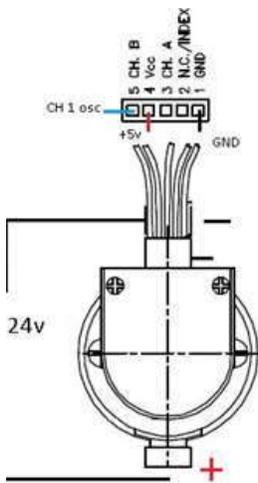
Para este convertir de Frecuencia a Voltaje, se utilizó el convertidor LM2907 (Figura 3.86) con encapsulado de 8 pines, ya que tiene un voltaje de alimentación para operar de 6V a 28V, un comparador interno y es compatible con relevadores y leds.



Figura 3.86.LM2907

Para saber qué frecuencia va a convertir el LM2907 se conecta el motor GM14904S016 a velocidad máxima (24V) sin carga y, y el encóder como se observa en la Figura 3.87 (a) y en la Figura 3.87 (b) el canal 1 del osciloscopio.

El canal 1 del osciloscopio se conecta al borne 5 del motor que es el canal CHB para observar la frecuencia en el pin 1 se conecta a tierra de la fuente y el pin 4 a Vcc que son +5V de la fuente. Una vez conectado se verifica cual es la frecuencia del motor al operar a 24V. Se puede obtener los parámetros de la señal del encóder la cual tiene un Voltaje Pico de 4.68V, un ciclo de trabajo de 46.20% y una frecuencia de 29.79khz y una frecuencia máxima tope de 40khz.



(a)

Figura 3.87. (a) Conexión Motor Pittman y (b) Frecuencia Motor a 24V

Se deben convertir de 0 a 29.79kHz en rango de voltaje con una frecuencia máxima de 40kHz, tendrá un voltaje de operación  $V_{cc}=+12V$  y una corriente  $I_2=180\mu A$ . En base al diagrama de la Figura 3.88 se realizarán los cálculos.

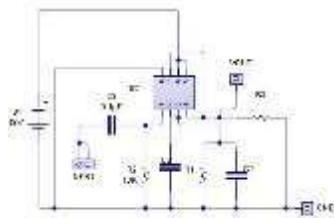


Figura 3.88. Diagrama Convertidor de Frecuencia a Voltaje

Se calculan los valores para los capacitores  $C_1$ ,  $R_1$  y  $C_2$

$$f_{max} = \frac{I_2}{C_3 * V_{CC}} \quad (3)$$

Si  $f_{max}=40kHz$  entonces

$$C_3 = \frac{I_2}{f_{max} * V_{CC}} \quad (3.1)$$

$$C_3 = \frac{180\mu A}{40kHz * 12v} = 375pF$$

Por lo que el valor capacitor  $C_1$  se ajusta con dos capacitores de valor comercial uno de 330pF mas uno de 33pF dando como resultado **363pF** éste es el valor utilizado en la implementación.

En base a la ecuación suministrada en la hoja de datos del LM2907 el voltaje de salida del convertidor está en función de esperando que el voltaje de salida sea máximo  $V_{out}=5V$  y  $f_{in}=40kHz$

$$V_{out} = V_{CC} * f_{in} * C_3 * R_1 \quad (3.2)$$

Y se despeja  $R_1$

$$R_1 = \frac{V_{out}}{V_{CC} * f_{in} * C_3} \quad (3.3)$$

$$R_1 = \frac{5v}{12v * 40kHz * 363pF} = 28.69k\Omega$$

Para este caso, los valores comerciales elegimos la resistencia de  **$R_1 = 33k\Omega$**

Para saber el tiempo de respuesta, se multiplica  $R_1 \cdot C_3$

$$T_{\text{respuesta}} = 33k\Omega * 363pF = 2ms \quad (3.4)$$

Y se sustituye en la siguiente ecuación

$$C_1 = \frac{T_{\text{respuesta}}}{R_1} = \frac{2ms}{33k\Omega} = 60nF \quad (3.5)$$

Para el capacitor dos el valor comercial es de  **$C_1=68nF$**

Ya con los valores específicos el diagrama del convertidor de frecuencia a voltaje se observa en la Figura 3.89 (a) El capacitor  $C_2$  a la entrada del convertidor funciona como un pequeño filtro y los valores de la resistencia  $R_2$  y  $R_3$  vienen especificadas por recomendación en la hoja de datos para esta configuración. También en la Figura 3.89 (b) se muestra la implementación física del convertidor.

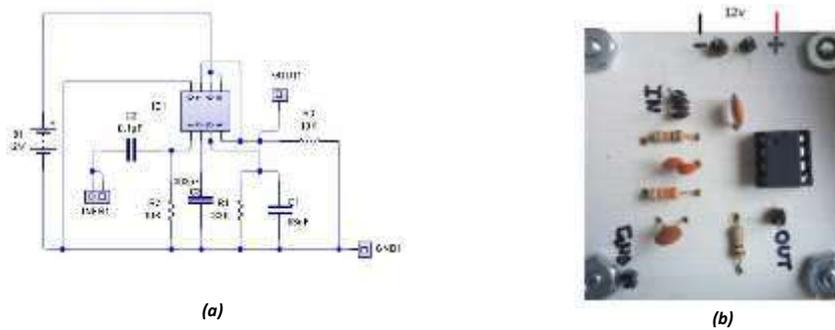
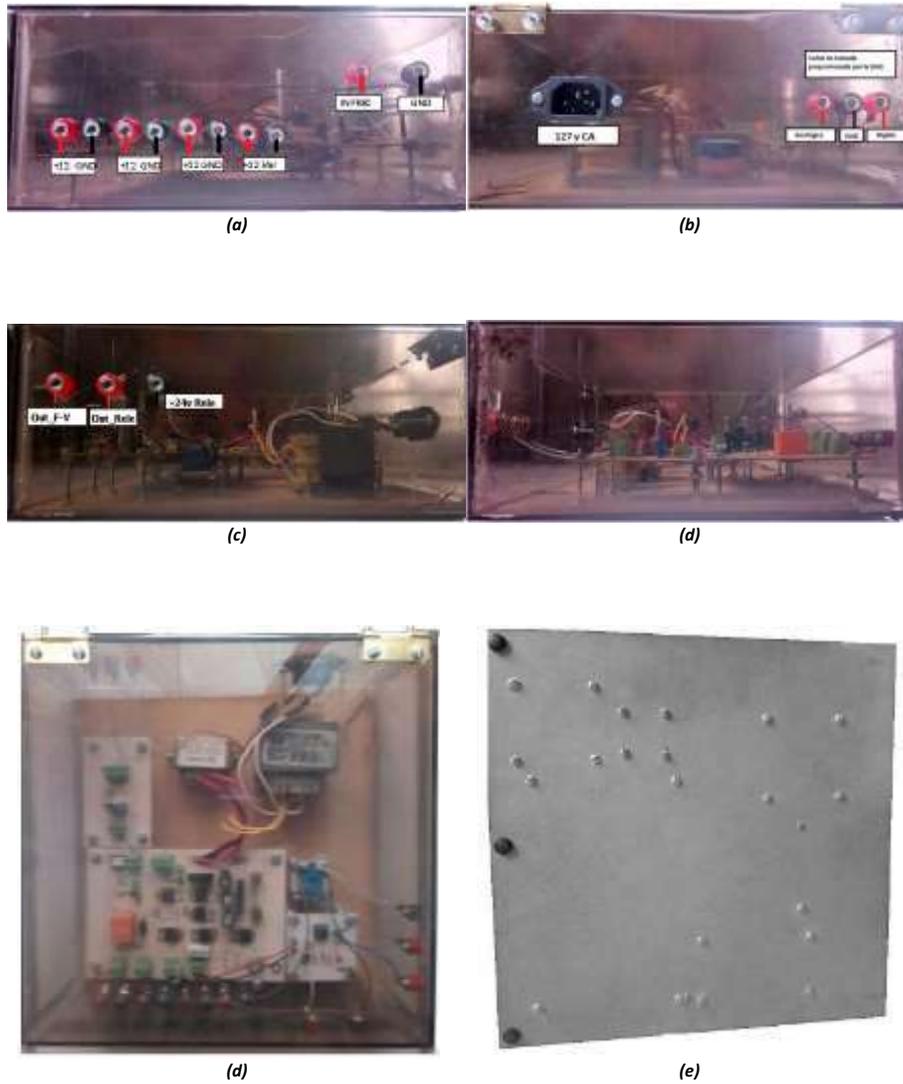


Figura 3.89. (a) Convertidor Frecuencia-Voltaje con valores y (b) Implementación Convertidor Voltaje-Frecuencia

### 3.9.4. Vista del Módulo Terminado

Finalmente, se detallan las conexiones del hardware (circuitería necesaria para la identificación de sistemas reales), la Figura 3.93a-b-c-d-e-f, corresponden a la parte, frontal, trasera, lateral derecha e izquierda del módulo vista superior e inferior del módulo identificador.



**Figura 3.90.** (a) Vista Frontal, (b) Vista Trasera, (c) Vista Lateral Derecha, (d) Vista Lateral Izquierda, (e) Vista Superior y (f) Vista Inferior

La combinación de la interfaz de usuario y la circuitería del hardware permiten realizar una identificación de un sistema real, comprobar su comportamiento ante un estímulo y

determinar mediante un modelo lineal o no lineal una aproximación que permita al usuario representar la naturaleza del sistema.

En el siguiente capítulo se detallan los experimentos realizados en sistemas de simulación y en sistema real (Motor CD).

## Capítulo 4

### 4.1. Pruebas y Resultados

En este capítulo se muestran las pruebas realizadas al sistema de identificación desarrollado. Con el objetivo de realizar la identificación de sistemas mediante los modelos paramétricos lineales (ARX, ARMAX, OE, BJ, IV) y los modelos paramétricos no lineales (Hammerstein-Wiener, ANFIS) se eligieron solo algunos sistemas los cuales son:

1. Sistema Lineal Simulado Masa-Resorte-Amortiguador
2. Sistema No Lineal Simulado Péndulo Invertido
3. Sistema Real Motor de Corriente Directa

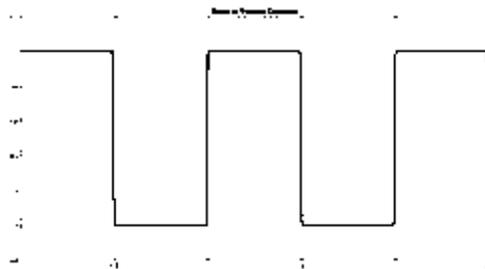
En cada uno de estos sistemas Simulados se realizó de la siguiente forma:

1. En el caso de los modelos simulados se muestran sus ecuaciones que modelan el sistema y se obtiene la respuesta del sistema para una entrada Binaria Pseudoaleatoria (BPSA) y se obtiene los datos de entrada y salida del sistema.
2. Se proponen los parámetros de los diferentes modelos en base a la estructura que los conforman, por ejemplo los modelos paramétricos lineales ARX, ARMAX, BJ, OE e IV, se modifican los coeficientes polinómicos que caracterizan su estructura, el modelo no lineal Hammerstein-Wiener se modifican tanto los coeficientes polinómicos que conforma su estructura lineal como el tipo de estimadores no lineales. En el modelo ANFIS, los parámetros se eligen en base al tipo de función de membresía, el número de funciones de membresía y el número de épocas que se entrena la red Neuro Difusa.
3. Utilizando el sistema diseñado de identificación y los datos obtenidos del punto 1 se obtienen todos los modelos identificados del sistema en cuestión.
4. Para validar el modelo obtenido se compara la respuesta de los modelos con el simulado para diferentes tipos de entrada de señal como es el caso de la entrada de prueba Binaria Pseudoaleatoria (BPSA), entrada cuadrada y entrada escalón, como se ejemplifica la Figura 4.1. En la Figura 4.2 se observa mediante un diagrama de bloques cómo se comparan los modelos identificados con el sistema simulado que se desea identificar, la última etapa del proceso es la validación.

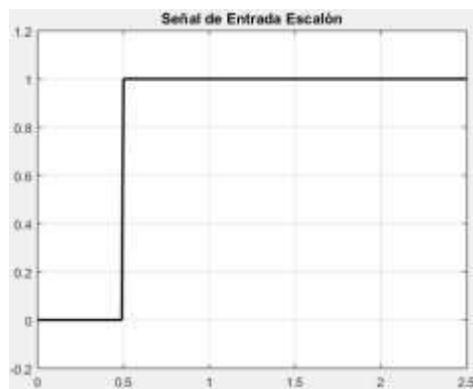
5. En cada uno de los casos del punto 4 se obtiene los índices de desempeño de los modelos y sus errores prueba el comportamiento de cada uno de los sistemas para esta entrada (BPSA) y para las entradas cuadrada y escalón.



(a)



(b)



(c)

Figura 4.1. (a) Entrada BPSA, (b) Entrada Cuadrada y (c) Entrada Escalón

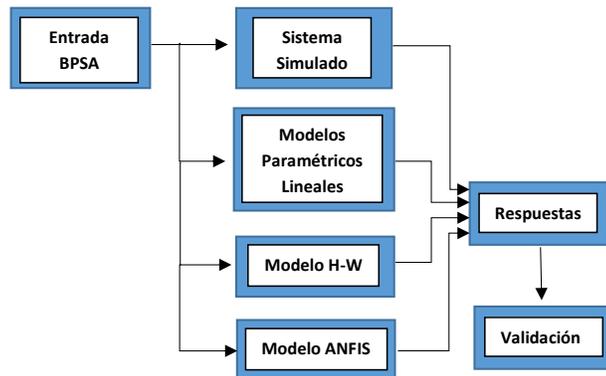
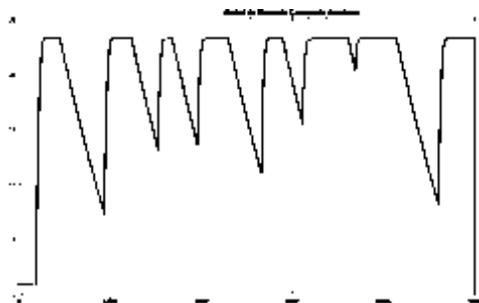


Figura 4.2. Proceso de Identificación

Para el caso real del motor de CD se realiza de la siguiente forma:

1. En el caso del modelo real motor de CD, se adquieren los datos de entrada y salida a través de la tarjeta de adquisición de datos (DAQ).
2. Se repite el paso 2 para el caso real del motor de CD
3. Utilizando el sistema diseñado de identificación y los datos obtenidos del paso anterior se obtienen todos los modelos identificados del sistema en cuestión.
4. Para validar el modelo obtenido se compara la respuesta de los modelos con el sistema real para diferentes tipos de entrada de señal como es el caso de la entrada de prueba cuadrada aleatoria, entrada cuadrada y entrada escalón, como se ejemplifica en la Figura 4.3. El proceso de identificación de la Figura 4.2 también aplica para este sistema.
5. Se repite el paso 4 para el caso del motor de CD.



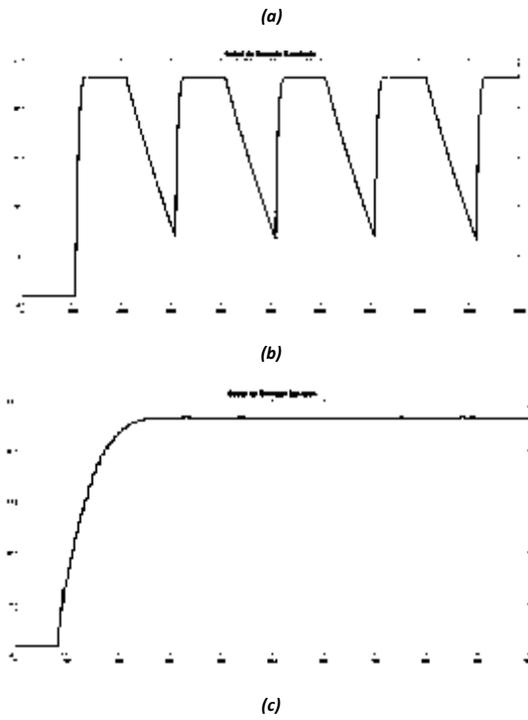
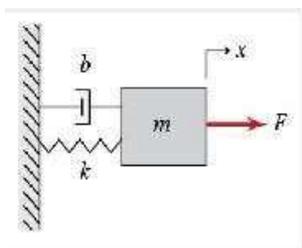


Figura 4.3. (a) Entrada Cuadrada Aleatoria, (b) Entrada Cuadrada y (c) Entrada Escalón

#### 4.2. Sistema Lineal Simulado Masa-Resorte-Amortiguador

El sistema lineal Masa-Resorte-Amortiguador (Figura 4.4) como su nombre lo indica, se compone de tres piezas fundamentales: Una masa, un resorte y un amortiguador. Al aplicarle una fuerza externa al sistema, tanto el resorte como el amortiguador experimentan un desplazamiento que se encuentra en función del coeficiente de elasticidad  $k$  y el coeficiente de fricción  $b$  respectivamente, el cual oscilará hasta llegar al estado estacionario. El análisis de este modelo dinámico es muy importante ya que al conocer su comportamiento se pueden predecir condiciones bajo las cuales, el sistema soporta determinadas condiciones de operación.



Donde:

$b$  = constante del amortiguador [N\*s/m]

$k$  = constante del resorte [N/m]

$m$  = masa [Kg]

$F$  = entrada [t] en función del tiempo

$x$  = salida [t] en función del tiempo

Figura 4.4. Representación Sistema Lineal Masa-Resorte-Amortiguador

La ecuación (4.1) define la función de transferencia (F.T.) que caracteriza el sistema Masa-Resorte-Amortiguador con desplazamiento inicial.

$$\frac{y(s)}{F(s)} = \frac{bs+k}{ms^2+bs+k} \quad (4.1)$$

Los valores numéricos asignados al sistema Masa-Resorte-Amortiguador se definen en la ecuación (4.2)

$$\frac{y(s)}{F(s)} = \frac{3s+5}{50s^2+3s+5} \quad (4.2)$$

Así la ecuación (4.2), define el comportamiento del sistema Masa-Resorte-Amortiguador mediante una relación matemática (función de transferencia) la cual se prueba ante diferentes entradas (entrada escalón, entrada impulso). Para Mayor detalle del modelo consulte el [Apéndice D](#) Modelo Masa-Resorte-Amortiguador.

##### 4.2.1. Identificación de Sistema Lineal Simulado: Masa-Resorte-Amortiguador (M-R-A) con respuesta a señal binaria pseudoaleatoria

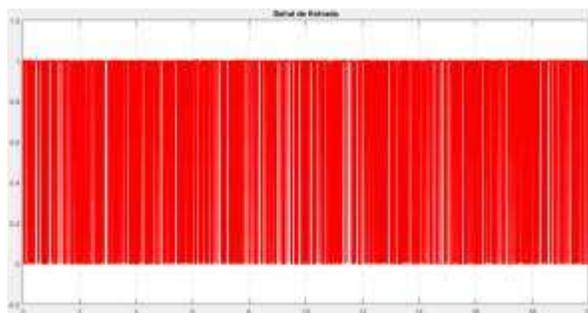
Datos del sistema Masa-Resorte-Amortiguador:

- **Salida:** Desplazamiento.
- **Entrada:** Fuerza (u).

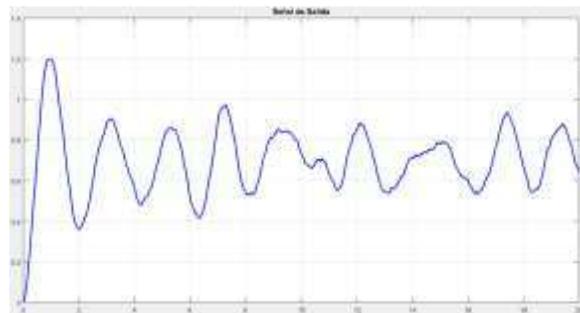
- **Muestras:** 2001.
- **Tiempo de muestreo:** 0.01s.
- **Categoría:** Sistema mecánico.

#### Sistema M-R-A respuesta a entrada Binaria Pseudoaleatoria (BPSA)

El conjunto de datos se muestra en la Figura 4.5



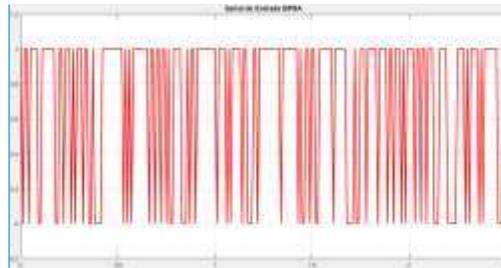
(a)



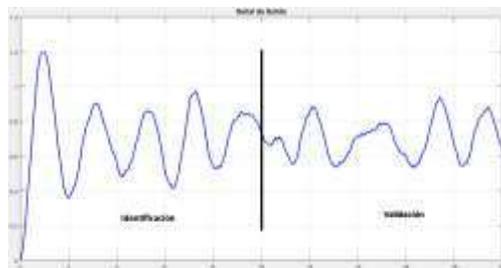
(b)

Figura 4.5. (a) Señal de Entrada BPSA y (b) Señal de Salida ante entrada BPSA

La señal de entrada del sistema Masa Resorte amortiguador, es una señal binaria pseudoaleatoria la cual tiene un tiempo de muestreo de 0.01s y un ruido gaussiano con una variancia de ruido de 0.00001. Con el fin de tener un mayor numero de criterios para validar el proceso de identificación, se dividen las señales de entrada y salida en dos partes. Las primeras 1000 muestras se designan para la identificación y las otras 1001 muestras para validación. En la Figura 4.6 se observa como se han partido las señales de entrada y salida para identificación y validación.



(a)



(b)

Figura 4.6. (a) Acercamiento Señal de Entrada y (b) Datos de Identificación y validación Señal de Salida

**Características de los Modelos Identificados**

Para la simulación ante entrada escalón, la Tabla 4.1 muestra las condiciones de los diferentes modelos parametricos lineales (ARX, ARMAX, OE, BJ, IV) y no lineales (Hammerstein-Wiener, ANFIS) implementados.

**Tabla 4.2** Parámetros Diferentes Modelos del sistema MRA ante entrada Escalón

Tabla Parámetros Diferentes Modelos del sistema Masa-Resorte-Amortiguador						
Modelo Paramétrico Lineal	na	nb	nc	nd	nf	nk
ARX	2	2				1
ARAX	2	2	2			1
OE	2	2				0
BJ		2	2	2	2	1
Modelo No Lineal	na	nb	Estimador	Unidades		nk
Hammerstein-Wiener	2	2	wavenet,pwlinear	10,10		1
ANFIS	F.M.	Tipo F.M.	No. Epocas	Muestreo	Trn Data	Chk Data
Entrenamiento ANFIS	3	gbellmf	10	0.01	1000	1001

En la Figura 4.7 se muestra la respuesta a la señal binaria pseudoaleatoria del sistema y los modelos identificados.

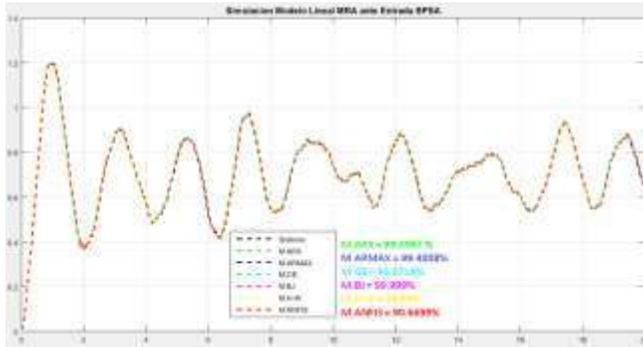


Figura 4.7. Similitud de las señales de salida de los modelos y de los datos medidos

Los modelos que mejor representan al sistema por su alto grado de similitud de 99.99 %, es el modelo paramétrico lineal Box Jenkins y el modelo no lineal Hammerstein-Wiener. En la Figura 4.8 se observa un acercamiento de la Figura 4.7.

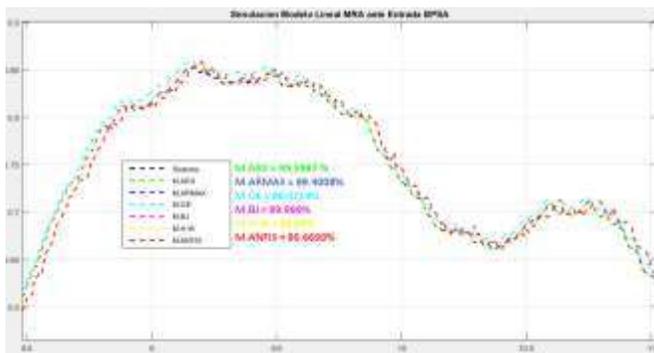


Figura 4.8. Similitud de las señales de salida de los modelos y de los datos medidos

En la Figura 4.9 se observa el error de los modelos identificados, es importante mencionar que el error más grande lo obtuvo el modelo no lineal ANFIS, debido al ruido presente en la señal de entrada. La Tabla 4.2, muestra el rendimiento de cada uno de los modelos identificados. El modelo no lineal Hammerstein-Wiener es el modelo que mejor representa el sistema, al observar los índices de desempeño, ha tenido los valores más pequeños y por ende es el modelo más idóneo.

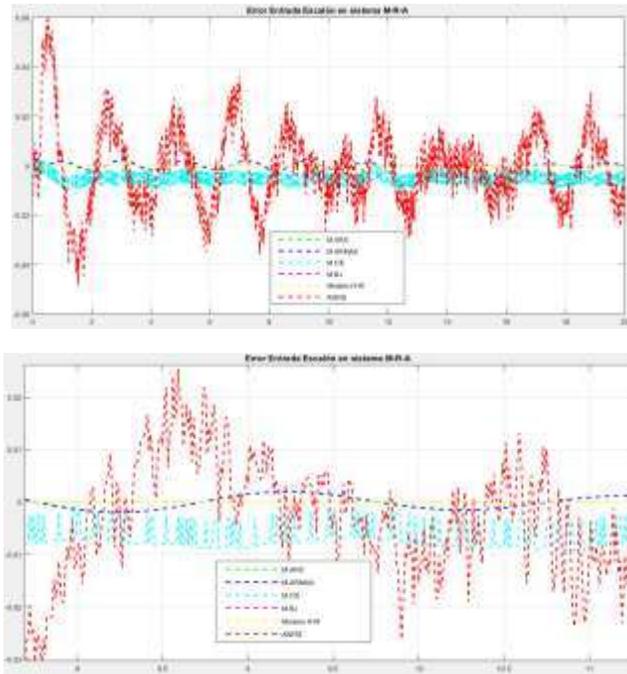


Figura 4.9. Señal de error y acercamiento señal de error de los modelos identificados

Tabla 4.2. Índices de Desempeño Modelos Identificados en Sistema MRA

Índices de Desempeño Entrada Escalón						
Índices de Desempeño	Modelos Lineales				Modelo No Lineal	
	ARX	ARMAX	OE	BJ	Hammerstein-Wiener	ANFIS
ISE	2.07E-03	2.07E-03	8.88E-02	3.52E-16	<b>2.73E-24</b>	5.01E-01
ITSE	2.07E-03	4.13E-03	2.66E-01	1.41E-15	<b>1.64E-23</b>	3.51E+00
ISTSE	2.07E-03	8.26E-03	7.99E-01	5.63E-15	<b>9.85E-23</b>	2.45E+01
IAE	1.57E+00	1.56E+00	1.23E+01	7.06E-07	<b>5.67E-11</b>	2.46E+01
ITAE	1.57E+00	3.12E+00	3.68E+01	2.82E-06	<b>3.40E-10</b>	1.72E+02
MCE	1.02E-03	1.02E-03	6.66E-03	4.19E-10	<b>3.70E-14</b>	0.0158
Media	4.59E-05	9.79E-05	-6.11E-03	-3.14E-10	<b>2.90E-15</b>	-8.45E-04
Desviación Estándar	1.02E-03	1.01E-03	2.65E-03	2.77E-10	<b>3.69E-14</b>	0.01579
Varianza	1.03E-06	1.02E-06	7.02E-06	7.70E-20	<b>1.36E-27</b>	2.50E-04
Covarianza	1.03E-06	1.02E-06	7.02E-06	7.70E-20	<b>1.36E-27</b>	2.50E-04
Correlación	1	1	1	1	1	1
Similitud %	99.399	99.400	96.071	99.999	<b>99.999</b>	90.66

#### 4.2.2. Sistema M-R-A Respuesta al Escalón

La Figura 4.10 se muestra la respuesta al escalón del sistema y los modelos identificados.

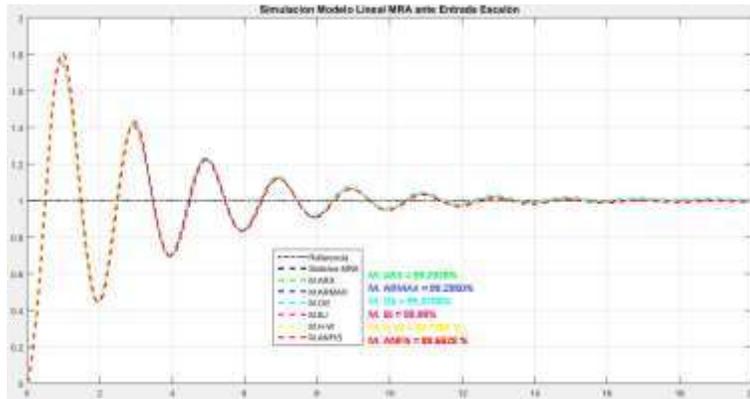


Figura 4.10. Similitud de los modelos identificados sistema MRA ante entrada escalón

Los modelos paramétricos lineales (ARX, ARMAX, OE, BJ) en base a los parámetros de la tabla 4.1 presentan una similitud alta, respecto al sistema, es importante mencionar que el modelo paramétrico variables instrumentales IV, no cumplió con el desempeño adecuado para representar el sistema, por lo que no se toma en cuenta el desempeño de éste modelo, de acuerdo al cálculo numérico de similitud, el modelo que mejor representa al sistema Masa-Resorte-Amortiguador, es el modelo paramétrico lineal Box Jenkins (BJ) con una similitud del 99.99% de exactitud, en cuanto a los modelos no lineales, el modelo Hammerstein-Wiener, tiene un alto desempeño con una similitud del 99.76%, cabe mencionar que el modelo ANFIS, tuvo un error grande al representar al sistema por lo que obtuvo una similitud del 89.66%. En base a la similitud de la respuesta escalón, se puede deducir que el modelo que mejor representa al sistema Masa-Resorte-Amortiguador, es el modelo paramétrico lineal BJ. La Figura 4.11, es un acercamiento de la Figura 4.10, en la cual se puede apreciar de manera más clara el comportamiento de los modelos identificados.

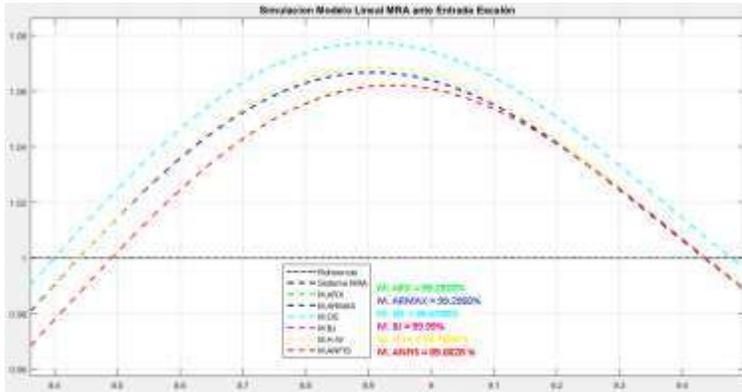
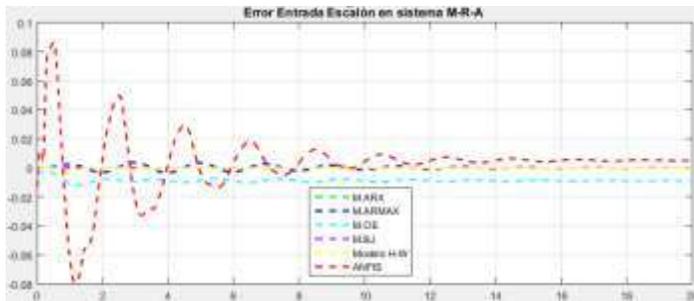
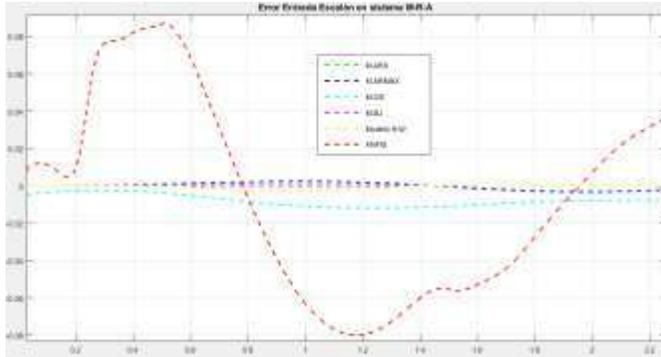


Figura 4.11. Aproximación de los modelos Identificados con entrada escalón

La Figura 4.12, muestra el error de los modelos identificados, notese que los errores de los modelos parametricos lineales (ARX, ARMAX, OE, BJ) presentan un error muy pequeño por que identificaron con mayor presición el comportamiento del sistema Masa-Resorte-Amortiguador mientras que los modelos no lineal ANFIS presenta un error elevado. El error se calcula en base a la diferencia de la respuesta exacta del Sistema Masa-Resorte-Amortiguador ante una entrada escalon.



(a)



(b)

Figura.4.12. (a) Error de los modelos identificados ante entrada escalón respuesta al escalón y (b) Acercamiento del error

En la Tabla 4.3 se presenta un resumen de los índices de desempeño para los modelos identificados del sistema Masa-Resorte-Amortiguador con entrada escalón, los modelos que se consideran más idóneos para representar al sistema es el modelo paramétrico BJ al tener un mayor número de índices de desempeño. Cabe mencionar que para un sistema lineal, los modelos de identificación paramétricos lineales, logran una gran similitud con el sistema, en cambio el modelo no lineal que mejor se adapta al sistema es el modelo Hammerstein-Wiener.

Tabla 4.3. Índices de Desempeño Modelos Identificados en Sistema MRA

Índices de Desempeño Entrada Escalón						
Índices de Desempeño	Modelos Lineales				Modelo No Lineal	
	ARX	ARMAX	OE	BJ	Hammerstein-Wiener	ANFIS
ISE	4.18E-03	4.15E-03	1.56E-01	<b>6.89E-16</b>	4.59E-04	8.93E-01
ITSE	4.18E-03	8.31E-03	4.68E-01	<b>2.76E-15</b>	2.76E-03	6.25E+00
ISTSE	4.18E-03	1.66E-02	1.40E+00	<b>1.10E-14</b>	1.65E-02	4.38E+01
IAE	2.08E+00	2.08E+00	1.75E+01	<b>1.00E-06</b>	2.15E-01	2.55E+01
ITAE	2.08E+00	4.16E+00	5.25E+01	<b>4.00E-06</b>	1.29E+00	1.78E+02
MCE	1.45E-03	1.44E-03	8.83E-03	<b>5.87E-10</b>	0.000479154	2.11E-02
Media	4.09E-05	1.15E-04	-8.74E-03	-4.46E-10	-1.08E-04	3.14E-03
Desviación Estándar	1.44E-03	1.44E-03	1.24E-03	<b>3.81E-10</b>	0.000466912	2.09E-02
Varianza	2.09E-06	2.06E-06	1.53E-06	<b>1.45E-19</b>	2.18E-07	4.36E-04
Covarianza	2.09E-06	2.06E-06	1.53E-06	<b>1.45E-19</b>	2.18E-07	4.36E-04
Correlación	<b>1</b>	<b>1</b>	<b>1</b>	<b>1</b>	<b>1</b>	<b>1</b>
Similitud %	99.2928	99.2950	95.6788	<b>99.9999</b>	99.76555	89.66284

A continuación, se presentan los resultados obtenidos al simular los modelos identificados (ARX, ARMAX; OE; BJ; H-W y ANFIS) del sistema Masa-Resorte-Amortiguador ante una entrada cuadrada uniforme. La Figura 4.13 muestra la entrada cuadrada que se ingresa al sistema, y su respuesta ante la función de transferencia que describe el sistema obtenida en la ecuación (4.2).

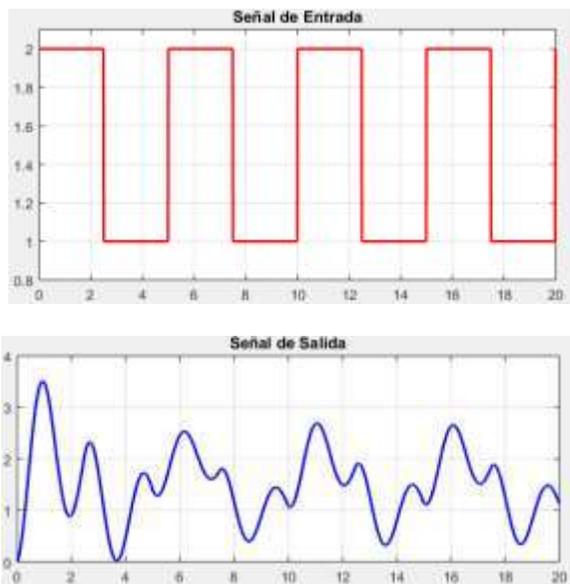


Figura 4.13. Señal de Entrada, Señal de Salida ante entrada cuadrada

En la Figura 4.14 se aprecian todos los modelos identificados, los modelos paramétricos, lineales (ARX, ARMAX, OE, BJ) y el modelo no lineal (Hammerstein-Wiener), logran aproximar al sistema Masa-Resorte-Amortiguador con un buen desempeño, mientras que el Modelo ANFIS logra tener una similitud del 91.3173%.

En la Figura 4.15, se presenta un acercamiento de la Figura 4.14, en la que se aprecia de mejor manera los modelos identificados. Se puede observar que el modelo paramétrico lineal BJ tiene el más alto desempeño al tener la similitud de 99.99%.

La Figura 4.16 se muestra la gráfica de los errores de los modelos identificados y la Tabla 4.4 muestra los índices de desempeño de cada uno de los modelos identificados en base al cálculo numérico para determinar cuál de los modelos ha sido el más idóneo.

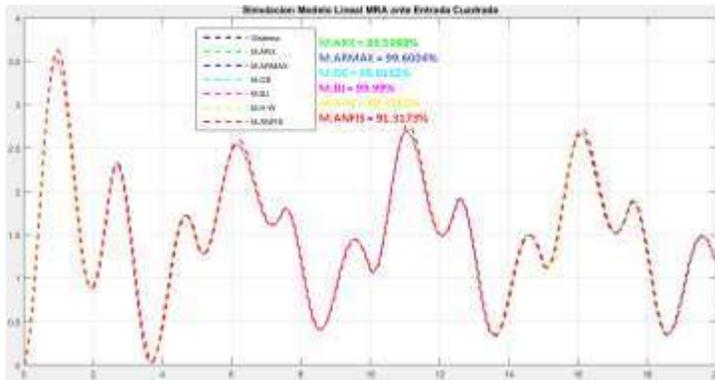


Figura 4.14. Similitud de las señales de los modelos identificados ante señal cuadrada

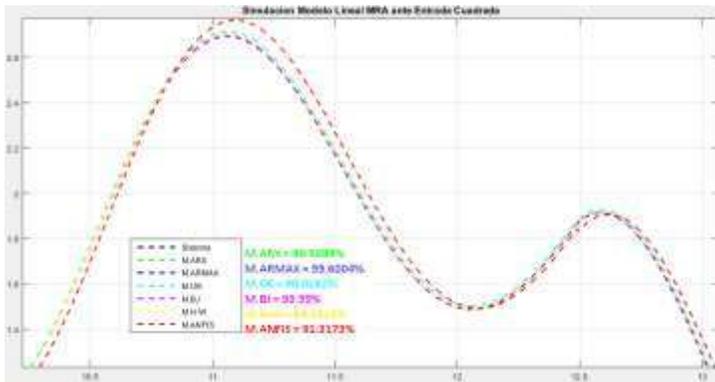
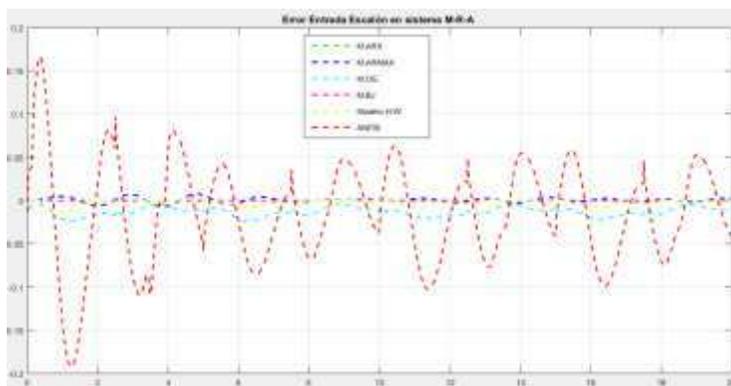


Figura 4.15. Acercamiento de los Modelos Identificados respuesta entrada cuadrada



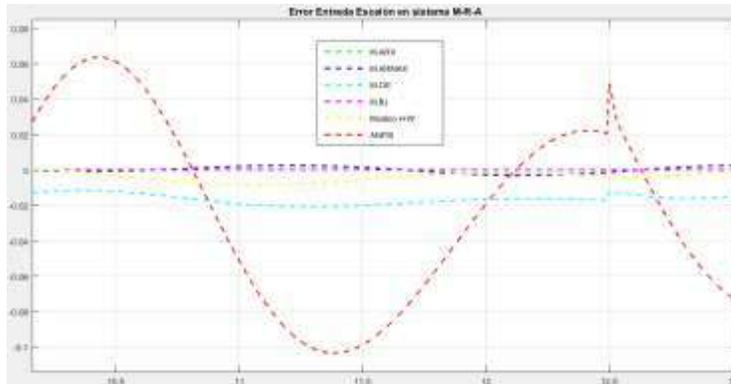


Figura 4.16. Error modelos identificados, Acercamiento del error ante entrada cuadrada

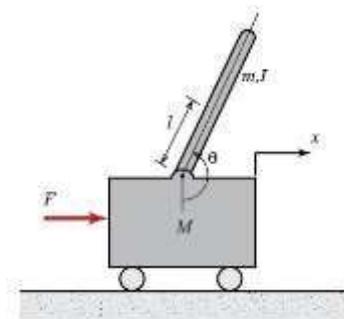
Tabla 4.4 Índice de Desempeño en Sistema MRA con entrada cuadrada.

Índices de Desempeño Entrada Escalón						
Índices de Desempeño	Modelos Lineales				Modelo No Lineal	
	ARX	ARMAX	OE	BJ	Hammerstein-Wiener	ANFIS
ISE	1.64E-02	1.63E-02	4.01E-01	<b>2.05E-15</b>	3.30E-02	7.69E+00
ITSE	1.64E-02	3.26E-02	1.20E+00	<b>8.19E-15</b>	1.98E-01	5.38E+01
ISTSE	1.64E-02	6.51E-02	3.61E+00	<b>3.28E-14</b>	1.19E+00	3.77E+02
IAE	4.42E+00	4.41E+00	2.64E+01	<b>1.61E-06</b>	5.29E+00	9.85E+01
ITAE	4.42E+00	8.82E+00	7.92E+01	<b>6.45E-06</b>	3.18E+01	6.89E+02
MCE	2.86E-03	2.85E-03	0.01416179	<b>1.01E-09</b>	0.00405	0.0619
Media	7.96E-05	1.90E-04	0.01319533	<b>-6.66E-10</b>	-2.64E-03	-0.0144
Desviación Estándar	2.86E-03	2.85E-03	0.00514193	<b>7.62E-10</b>	3.08E-03	0.06028
Varianza	8.19E-06	8.10E-06	2.64E-05	<b>5.80E-19</b>	9.49E-06	3.63E-03
Covarianza	8.19E-06	8.10E-06	2.64E-05	<b>5.80E-19</b>	9.49E-06	3.63E-03
Correlación	1	1	1	<b>1</b>	1	1
Similitud %	99.598	99.600	98.016	<b>99.999</b>	99.431	99.431

El contenido de la Tabla 4.4, muestra que el modelo que tiene mejor desempeño en la aproximación al sistema Masa-Resorte-Amortiguador ante entrada cuadrada es el modelo paramétrico lineal Box Jenkins (BJ).

### 4.3. Sistema No Lineal Simulado Péndulo Invertido

El sistema no lineal péndulo invertido (Figura 4.17) se compone de un carro sobre el cual se monta un péndulo que puede girar libremente. El carro deberá moverse para compensar el desplazamiento del péndulo y mantenerlo así en equilibrio. Cuando se aplica una fuerza ( $F$ ), el Angulo ( $\theta$ ) varía en función de la longitud ( $l$ ) del sistema, teniendo como resultado un desplazamiento ( $x$ ). El sistema de ecuaciones diferenciales que describen el movimiento de las variables ( $\theta$ ,  $x$ ) para que una fuerza  $F$  sea aplicada al sistema se muestran en las ecuaciones (4.3).y (4.4). Donde:



$F$  = Fuerza [F]

$M$  = Masa [Kg]

$l$  = longitud péndulo [m]

$\theta$  = Angulo [rad/seg]

$x$  = Posición [m]

Figura 4.17. Sistema Péndulo Invertido

Angulo

$$(M + m)\ddot{x} + b\dot{x} - ml\ddot{\theta}\cos\theta + ml\dot{\theta}^2\sin\theta = F \quad (4.3)$$

Posición

$$(I + ml^2)\ddot{\theta} + b_p\dot{\theta} - mgl\sin\theta = -ml\ddot{x}\cos\theta \quad (4.4)$$

Datos del Sistema Péndulo Invertido para mayor información del Modelo consulte el **Apéndice D** Modelo no lineal Péndulo Invertido.

- Salida: Posición del Angulo [rad/seg]
- Entrada: F [N].
- Muestras: 5000.
- Tiempo de muestreo 0.01s.
- Categoría: Sistema mecánico.

Antes de que se efectuó la simulación del sistema es necesario configurar los parámetros del Sistema esta configuración es válida para las tres simulaciones (entrada escalón, entrada señal cuadrada y entrada binaria pseudoaleatoria) como se muestra en la Tabla 4.5

**Tabla 4.5** Parámetros para simulación Péndulo Invertido

<b>Parámetros para simulación del Sistema Péndulo Invertido</b>			
<b>Coefficiente</b>	<b>Denotación</b>	<b>Valor para Simulación</b>	<b>Unidades</b>
Masa Carrito	M	10	Kg
Masa del Péndulo	m	2	Kg
Gravedad	g	9.81	m/s <sup>2</sup>
Longitud	l	0.05	m
Inercia	J=m*L <sup>2</sup>	0.00125	kg*m <sup>2</sup>
Coefficiente de fricción viscosa Carrito	bc	0.1	adimensional
Coefficiente de fricción viscosa del Péndulo	bp	0.1	adimensional

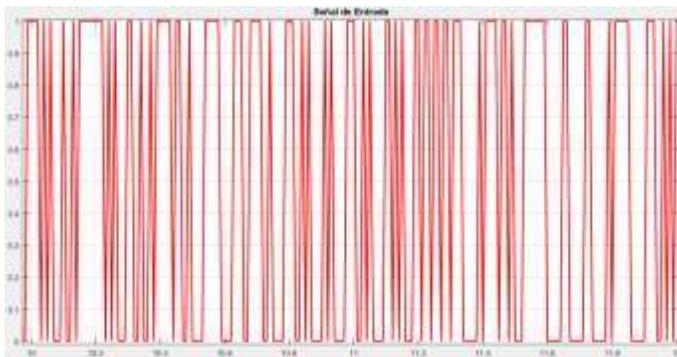
Se tiene un tiempo de simulación de 50 segundos, con un periodo de muestreo de 0.01, por lo que se tiene un total de muestras de 5000. Para la identificación del sistema, se utilizan 2510 datos para identificación y 2490 muestras para validación. La Tabla 4.6 muestra los parámetros de los modelos paramétricos lineales (ARX, ARMAX, BJ, OE) y los modelos no lineales (Hammerstein-Wiener y ANFIS).

**Tabla 4.6** Parámetros de los modelos de Identificación Sistema Péndulo invertido ante entrada escalón.

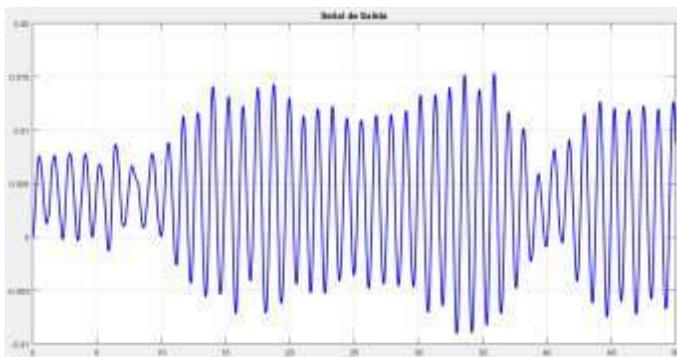
<b>Tabla Parámetros Diferentes Modelos del sistema Péndulo Invertido ante entrada BPSA</b>						
<b>Modelo Paramétrico</b>	<b>na</b>	<b>nb</b>	<b>nc</b>	<b>nd</b>	<b>nf</b>	<b>nk</b>
<b>Modelo Lineal</b>						
ARX	2	2				0
ARMAX	2	2	2			0
OE	2	2				0
BJ		2	2	2	2	0
<b>Modelo No Lineal</b>	<b>na</b>	<b>nb</b>	<b>Estimador</b>	<b>Unidades</b>		<b>nk</b>
Hammerstein-Wiener	2	2	wavenet,pwlinear	10,10		0
<b>ANFIS</b>	F.M.	Tipo F.M.	No. Épocas	Muestreo	<b>Trn Data</b>	<b>Chk Data</b>
Entrenamiento ANFIS	3	gbellmf	10	0.01	2510	2490

#### 4.3.1. Identificación de Sistema No Lineal Simulado Péndulo Invertido ante entrada Binaria Pseudoaleatoria (BPSA).

Debido a que la entrada BPSA tiene un periodo de muestreo de 0.01, no es posible observarla en el intervalo completo de tiempo que dura de 0 a 50s, por lo que se realiza un acercamiento en la señal de entrada durante un intervalo de 2s con el fin de visualizarla. Es importante mencionar, que el péndulo invertido se encuentra en el punto de equilibrio, por lo que la respuesta del péndulo, siempre estará oscilando en un valor muy cercano a 0.



(a)

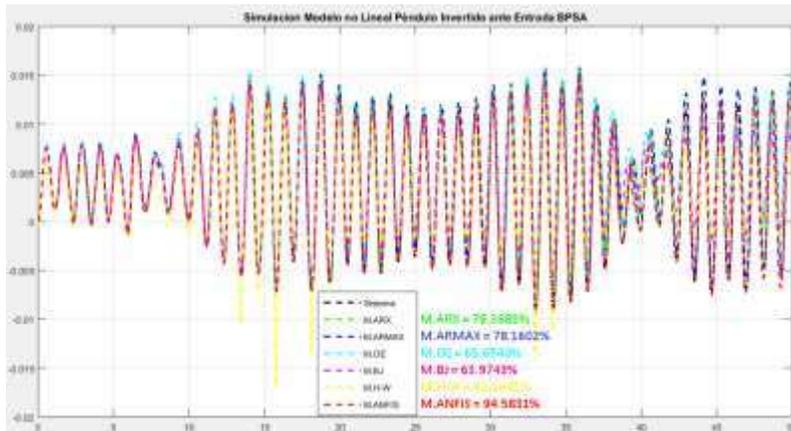


(b)

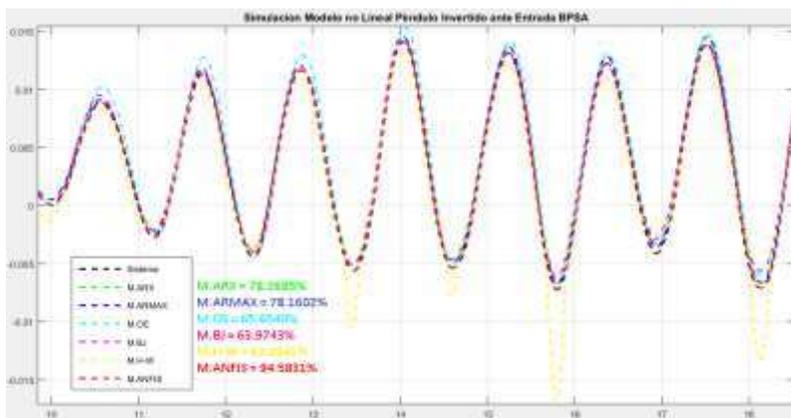
Figura 4.18. (a) Señal de Entrada BPSA y (b) Señal de Salida Sistema Péndulo Invertido

En la Figura 4.19 (a) se observa cada uno de los modelos identificados. Para el sistema péndulo invertido ante entrada BPSA, los modelos paramétricos lineales (ARX, ARMAX, OE, BJ), resultan ser ineficaces siendo el modelo ARMAX, el modelo que más se aproxima a sistema real. De los modelos no lineales, ANFIS es el modelo que mejor representa al sistema con el mayor grado de similitud del 94.5831%. En el acercamiento de la Figura 4.19

(b) se observa que el modelo no lineal Hammerstein-Wiener presenta menor similitud y por lo tanto mayor error.



(a)

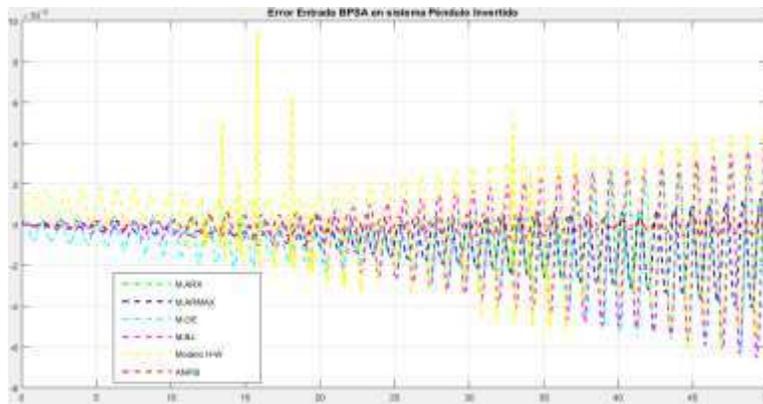


(b)

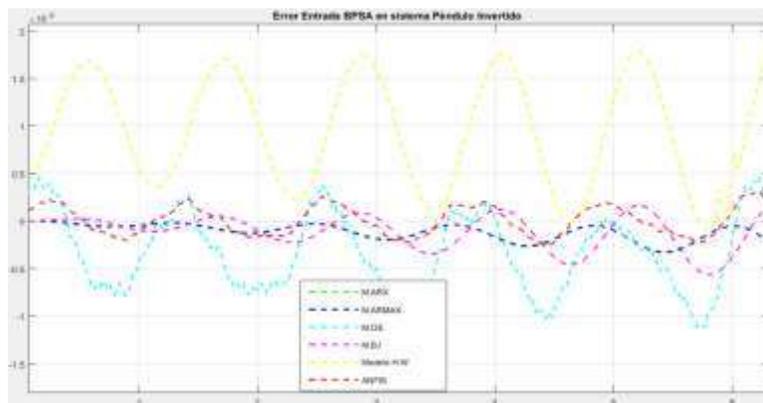
Figura 4.19. (a) Respuesta Modelos Identificados ante entrada BPSA Péndulo Invertido y (b).Acercamiento respuestas

En la Figura 4.20 se presenta de manera gráfica cada uno de los errores de los modelos identificados, el modelo que presenta el error más pequeño, es el modelo no lineal ANFIS. La Tabla 4.7 muestra los índices de desempeño de cada uno de los modelos identificados,

mediante el cálculo numérico, se determina que el modelo que mejor representa al sistema es el modelo no lineal ANFIS.



(a)



(b)

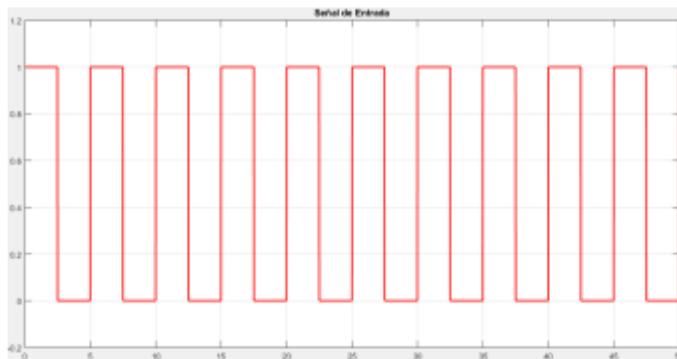
Figura 4.20. (a) Error sistemas identificados entrada BPSA sistema Péndulo Invertido y (b) Acercamiento error

**Tabla 4.7** Índice de Desempeño Sistema Péndulo Invertido ante entrada BPSA.

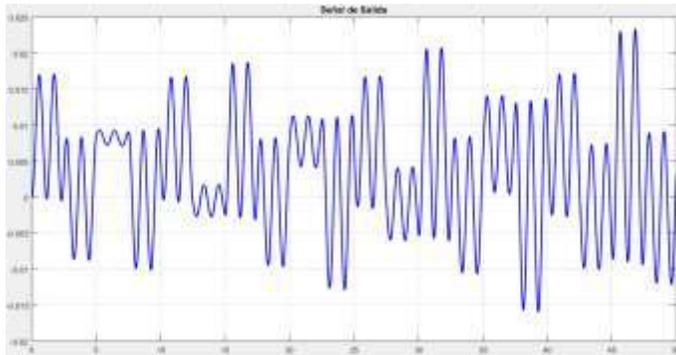
Índices de Desempeño Entrada BPSA						
Índices de Desempeño	Modelos Lineales				Modelo No Lineal	
	ARX	ARMAX	OE	BJ	Hammerstein-Wiener	ANFIS
ISE	7.71E-03	7.86E-03	1.94E-02	2.14E-02	2.35E-02	<b>4.84E-04</b>
ITSE	7.71E-03	1.57E-02	5.83E-02	8.56E-02	1.41E-01	<b>3.39E-03</b>
ISTSE	7.71E-03	3.15E-02	1.75E-01	3.42E-01	8.45E-01	<b>2.37E-02</b>
IAE	4.32E+00	4.37E+00	7.09E+00	7.25E+00	8.56E+00	<b>1.32E+00</b>
ITAE	4.32E+00	8.74E+00	2.13E+01	2.90E+01	5.14E+01	<b>9.23E+00</b>
MCE	1.24E-03	1.25E-03	1.97E-03	2.07E-03	2.17E-03	<b>0.000311</b>
Media	-7.65E-04	-7.69E-04	-1.01E-03	-7.54E-04	2.50E-04	<b>4.89E-06</b>
Desviación Estándar	9.78E-04	9.91E-04	1.69E-03	1.93E-03	2.15E-03	<b>0.00031</b>
Varianza	9.57E-07	9.81E-07	2.86E-06	3.71E-06	4.63E-06	<b>9.67E-08</b>
Covarianza	9.57E-07	9.81E-07	2.86E-06	3.71E-06	4.63E-06	<b>9.67E-08</b>
Correlación	1	1	1	1	1	<b>1</b>
Similitud %	78.368	78.160	65.654	63.974	62.264	<b>94.583</b>

#### 4.3.2. Péndulo Invertido ante entrada Cuadrada.

Con los modelos que ya se han identificado en base a la tabla 4.6, ahora se aplica una señal cuadrada al sistema péndulo invertido la cual tiene un periodo de 5s y un ciclo de trabajo del 50%. La Figura 4.21 se observa tanto la señal de entrada como la señal de salida.



(a)

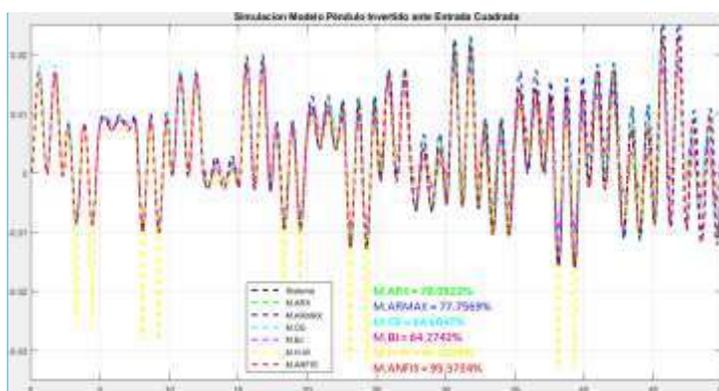


(b)

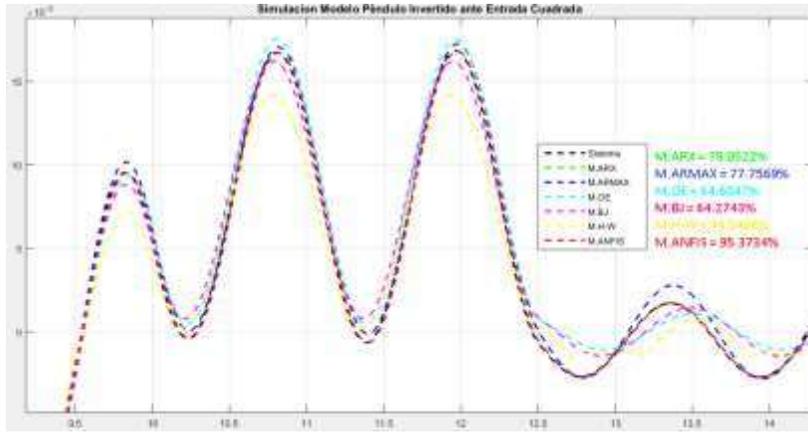
Figura 4.21. (a) Señal de entrada cuadrada sistema Péndulo Invertido y (b) Señal de Salida entrada cuadrada

La Figura 4.22 se observa cada uno de los modelos identificados del sistema péndulo invertido ante una entrada cuadrada, el modelo que menor similitud presenta es el modelo no lineal Hammerstein-Wiener (H-W) con tan solo 44.0496% de similitud, mientras que el modelo más efectivo lo presenta el modelo no lineal ANFIS con 95.3734% de similitud. Los modelos paramétricos lineales, carecen de eficacia ante modelos no lineales.

Al continuar con el análisis de los resultados de los modelos de identificación, la Figura 4.23 presenta de manera gráfica los errores de cada uno de los modelos identificados. Se observa que el error más grande se presenta en el modelo no lineal Hammerstein-Wiener (H-W) mientras que el error más pequeño se presenta en el modelo no lineal ANFIS.



(a)



(b)

Figura 4.22. (a) Respuesta Modelos Identificados entrada cuadrada sistema Péndulo Invertido ante entrada escalón y (b) Acercamiento de los modelos identificados

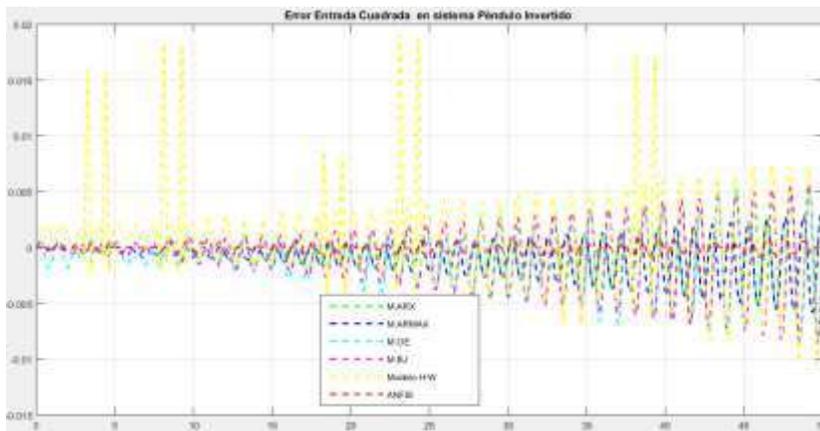


Figura 4.23. Error de los modelos identificados Sistema Péndulo Invertido ante entrada cuadrada

En la Tabla 4.8 Mediante el análisis numérico, se calcula los índices de desempeño, los cuales definen con precisión el modelo que mejor representa al sistema. El modelo que

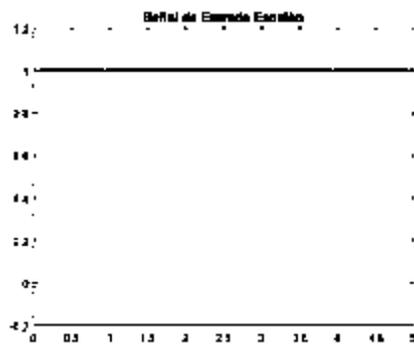
presenta mejor desempeño es el modelo no lineal ANFIS el cual es el más idóneo para representar al sistema no lineal Péndulo Invertido.

**Tabla 4.8** Índice de Desempeño Sistema Péndulo Invertido ante entrada cuadrada.

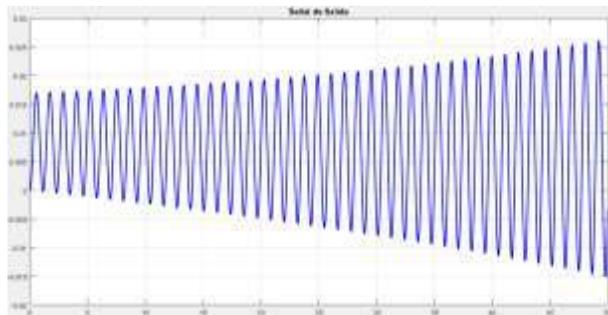
Índices de Desempeño Entrada BPSA						
Índices de Desempeño	Modelos Lineales				Modelo No Lineal	
	ARX	ARMAX	OE	BJ	Hammerstein-Wiener	ANFIS
ISE	1.51E-02	1.55E-02	3.93E-02	4.00E-02	9.81E-02	<b>6.71E-04</b>
ITSE	1.51E-02	3.10E-02	1.18E-01	1.60E-01	5.89E-01	<b>4.70E-03</b>
ISTSE	1.51E-02	6.20E-02	3.53E-01	6.40E-01	3.53E+00	<b>3.29E-02</b>
IAE	6.05E+00	6.14E+00	1.05E+01	1.04E+01	1.57E+01	<b>1.53E+00</b>
ITAE	6.05E+00	1.23E+01	3.14E+01	4.18E+01	9.39E+01	<b>1.07E+01</b>
MCE	1.74E-03	1.76E-03	2.80E-03	2.83E-03	4.43E-03	<b>0.00036</b>
Media	-8.10E-04	-8.14E-04	-1.10E-03	-8.37E-04	9.95E-04	<b>4.94E-12</b>
Desviación Estándar	1.54E-03	1.56E-03	2.58E-03	2.70E-03	4.32E-03	<b>0.00036631</b>
Varianza	2.36E-06	2.44E-06	6.65E-06	7.30E-06	1.86E-05	<b>1.34E-07</b>
Covarianza	2.36E-06	2.44E-06	6.65E-06	7.30E-06	1.86E-05	<b>1.34E-07</b>
Correlación	1	1	1	1	1	<b>1</b>
Similitud %	78.052	77.756	64.604	64.274	44.0495	<b>95.373</b>

#### 4.3.3. Péndulo Invertido ante entrada Escalón.

Como última prueba al sistema no lineal Péndulo invertido, se aplica una entrada escalón, la cual tiene una amplitud de 1 partiendo de 0. En la Figura 4.24 (a) se puede observar la entrada y (b) salida del sistema.



(a)

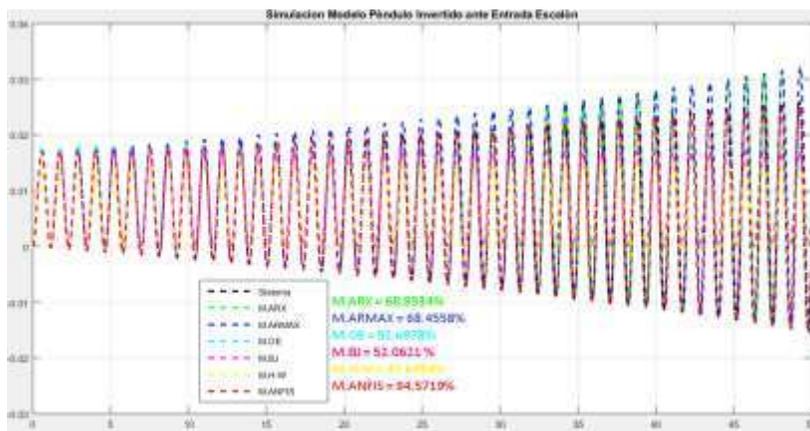


(b)

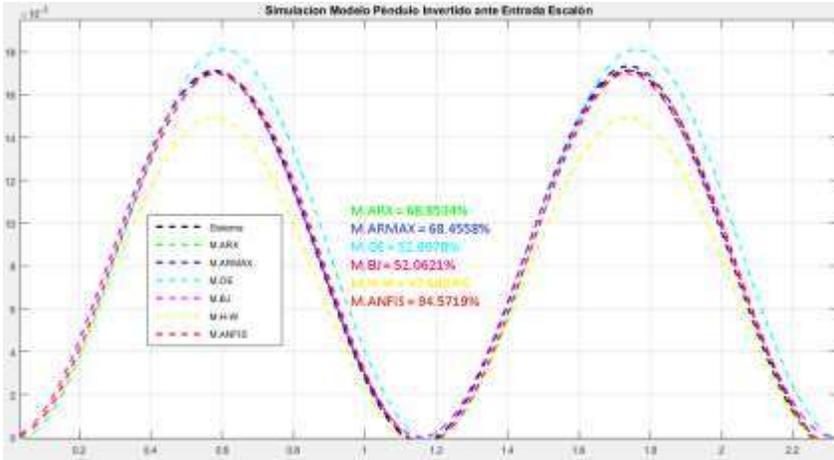
Figura 4.24. (a) Señal de Entrada y (b) Señal de Salida entrada escalón

En la Figura 4.25 (a) se observa cada uno de los modelos identificados, los modelos paramétricos lineales son ineficientes ante modelos no lineales, el modelo que menor similitud con el sistema péndulo invertido, es el modelo Hammerstein-Wiener con una similitud del 47.6454% y el modelo que mayor similitud presentó, fue el modelo ANFIS con 94.5719% de similitud.

En la Figura 4.26 se observa el error de cada uno de los modelos identificados, de manera visual, el error más grande lo presenta el modelo Hammerstein-Wiener, al presentar sobre impulsos en la respuesta obtenida, mientras que el error más pequeño lo presenta el modelo ANFIS.



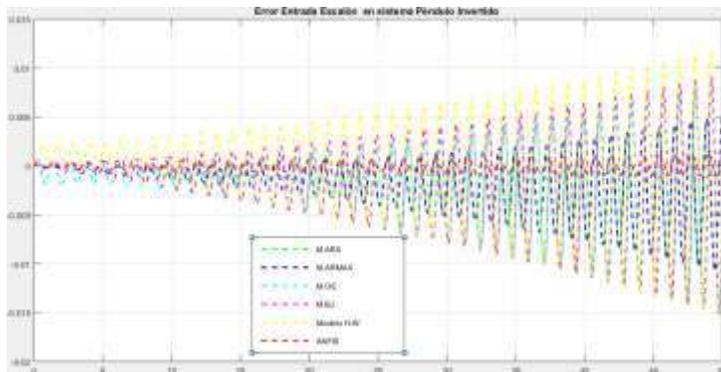
(a)



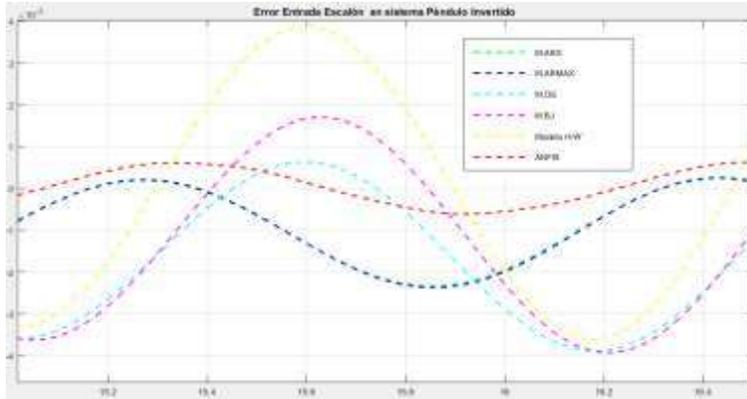
(b)

Figura 4.25. (a) Modelos identificados ante entrada escalón sistema péndulo invertido y (b) Acercamiento de los modelos identificados

En la Tabla 4.9 se presenta el análisis numérico de cada uno de los modelos identificados, los modelos paramétricos lineales presentan un error grande, por lo que no son aptos para representar al sistema, en cuanto a los modelos no lineales, el modelo Hammerstein-Wiener presenta el peor desempeño, ya que la identificación de este modelo presento poca similitud y por ende grandes errores. El modelo más idóneo para representar al sistema, es el modelo ANFIS, al presentar mayor grado de similitud y un error más pequeño.



(a)



(b)

Figura 4.26. (a) Error Sistema Péndulo Invertido ante entrada Escalón y (b) Acercamiento del error

Tabla 4.9 Índice de Desempeño Sistema Péndulo Invertido ante entrada Escalón.

Índices de Desempeño Entrada Escalón						
Índices de Desempeño	Modelos Lineales				Modelo No Lineal	
	ARX	ARMAX	OE	BJ	Hammerstein-Wiener	ANFIS
ISE	4.93E-02	5.06E-02	1.14E-01	1.17E-01	1.39E-01	<b>1.50E-03</b>
ITSE	4.93E-02	1.01E-01	3.41E-01	4.67E-01	8.36E-01	<b>1.05E-02</b>
ISTSE	4.93E-02	2.02E-01	1.02E+00	1.87E+00	5.01E+00	<b>7.34E-02</b>
IAE	1.08E+01	1.09E+01	1.72E+01	1.75E+01	2.05E+01	<b>2.40E+00</b>
ITAE	1.08E+01	2.18E+01	5.17E+01	7.01E+01	1.23E+02	<b>1.68E+01</b>
MCE	3.14E-03	3.18E-03	4.77E-03	4.83E-03	5.28E-03	<b>0.00054715</b>
Media	-1.56E-03	-1.57E-03	-2.10E-03	-1.59E-03	-3.51E-04	<b>1.01E-05</b>
Desviación Estándar	2.72E-03	2.76E-03	4.28E-03	4.56E-03	5.27E-03	<b>0.00054</b>
Varianza	7.41E-06	7.64E-06	1.83E-05	2.08E-05	2.77E-05	<b>2.99E-07</b>
Covarianza	7.41E-06	7.64E-06	1.83E-05	2.08E-05	2.77E-05	<b>2.99E-07</b>
Correlación	1	1	1	1	1	<b>1</b>
Similitud %	68.853	68.455	52.6977	52.0621	47.6453	<b>94.571</b>

#### 4.4. Sistema Real Motor de Corriente Directa

El motor de corriente directa (C.D.) es una máquina que convierte energía eléctrica en mecánica, provocando un movimiento rotatorio gracias a la acción del campo magnético, para las pruebas se utiliza el motor Pittman GM14904S016 servomotor de dos polos para mayor información y modelado de éste motor, véase la hoja de datos en el apéndice D

La prueba de este motor se llevó a cabo a través del módulo de identificación y de la interfaz gráfica descrita en el capítulo 3 y en el **apéndice C** se muestran las conexiones entre la DAQ, el motor, y la circuitería necesaria, comparando los modelos de identificación lineales y no lineales. Las señales de entrada fueron generadas con la DAQ USB-6009 NI.

#### Datos del sistema Motor Pittman GM14904S016

La Figura 4.27 muestra el motor Pittman GM14904S016 y la Tabla 4.10 muestra los datos generales del sistema motor C.D.



Figura 4.27. Motor Pittman GM14904S016

Tabla 4.10 Datos del motor de C.D.

Datos del Motor Pittman GM14904S016			
Coeficiente	Denotación	Valor	Unidades
Momento de Inercia	J	26.12x10 <sup>-6</sup>	Kg*m <sup>2</sup>
Constante de Fricción Viscosa	b	1.2139x10 <sup>-5</sup>	N*m*s
Fuerza Electromotriz Constante	ke	6.12x10 <sup>-2</sup>	v/rad/seg
Constante de Torque	kt	6.12x10 <sup>-2</sup>	N*m/Amp
Resistencia Eléctrica	R	1.01	Ω
Inductancia Eléctrica	L	1.6	mH

La ecuación (4.5) describe la función de transferencia para motores de corriente directa, a partir de ésta, se puede conocer el comportamiento dinámico del motor.

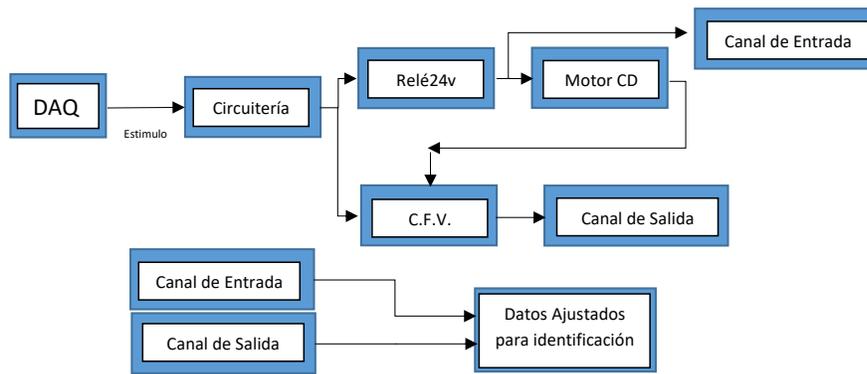
$$\frac{\Phi(s)}{v(s)} = \frac{k}{[(Ls+R)(Js+b)]+k^2} \quad (4.5)$$

La ecuación (4.6) define la función de transferencia del sistema motor de CD que se utilizará para comparar los modelos identificados; donde la entrada al sistema es el voltaje de alimentación y la salida es la velocidad del motor en rpm. Para mayor información acerca del modelo Motor de CD consulte el **Apéndice D** Motor de C.D.

$$\frac{\phi(s)}{v(s)} = \frac{0.0612}{4.16 \times 10^{-8} s^2 + 2.6279 \times 10^{-5} s + 0.0037576} \quad (4.6)$$

#### 4.4.1. Datos para las pruebas de identificación en Motor Real

En la Figura 4.28 se observa un diagrama general de la identificación que se realiza sobre el motor de CD.



**Figura 4.28. Diagrama Ajuste de Datos de Entrada y salida Motor de CD**

**DAQ:** Desde la interfaz adquisición de Datos se genera un estímulo, específicamente para esta identificación se utiliza una señal cuadrada pseudoaleatoria.

**Circuitería:** Este bloque contiene en su interior el relevador que suministra 24v al motor de CD y el convertidor de frecuencia a voltaje (C.F.V.)

**Canal de Entrada:** Se captura la señal que ingresa al motor de CD.

**Canal de Salida:** Se captura la señal de salida que proviene del convertidor de frecuencia a voltaje.

#### 4.4.2. Datos Ajustados para la identificación

Debido a características de la DAQ, se debe de ajustar los datos que fueron capturados para que represente los datos reales del motor de CD La Tabla 4.11 se puede observar un fragmento de los datos (4600 a 4614) de los 10000 datos disponibles que se capturan antes

del ajuste mediante la Ecuación 4.7 y la Tabla 4.12 se observa un fragmento de los datos ajustados.

$$y = 45.095x + 49764 \dots\dots\dots(4.7)$$

**Tabla 4.11** Datos identificación motor CD señal cuadrada pseudoaleatoria sin ajuste

Factor de Ajuste = 2.5*Señal de entrada	Ecuación de ajuste= 45.095x+4.9764
Señal de Entrada	Señal de Salida V
9.289061818	3.97935848
9.285754855	3.9796129
9.275325199	3.980630582
9.266676217	3.980630582
9.252430834	3.978849639
9.240983652	3.977068695
9.230808378	3.975287752
9.208168395	3.973252388
9.213256032	3.971471445
9.203843904	3.969944922
9.175098757	3.967655137
9.157292028	3.965874194
9.155511355	3.962821148
9.134652045	3.960022523

**Tabla 4.12** Datos identificación motor CD señal cuadrada pseudoaleatoria con ajuste

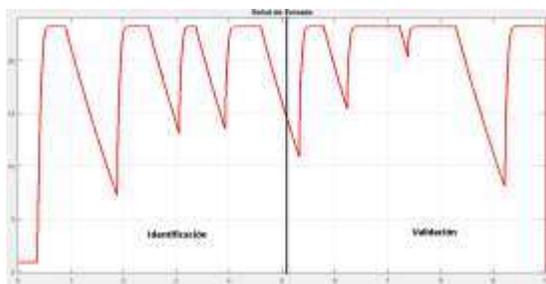
Señal de Entrada con ajuste V	Señal de Salida RPM
23.22265455	184.4255707
23.21438714	184.4370437
23.188313	184.4829361
23.16669054	184.4829361
23.13107709	184.4026245
23.10245913	184.3223128
23.07702095	184.2420012
23.02042099	184.1502164
23.03314008	184.0699048
23.00960976	184.0010663
22.93774689	183.8978084
22.89323007	183.8174968
22.88877839	183.6798197
22.83663011	183.5536157

#### 4.4.3. Identificación mediante datos reales Motor de CD

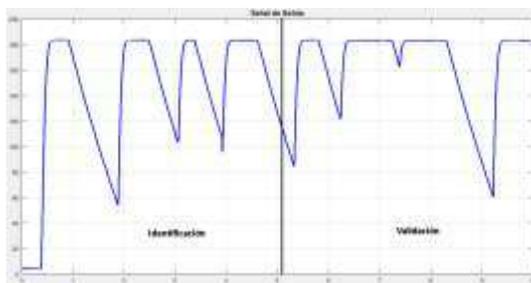
- Salida: rpm
- Entrada: Voltaje.
- Muestras: 10000.
- Tiempo de muestreo 0.001s.
- Categoría: Sistema mecánico.

A continuación, se presentan los resultados de la identificación ante una entrada cuadrada aleatoria.

El tiempo que dura la identificación del sistema es de 10s, cuyo periodo de muestreo es de 0.001 muestras, la señal de entrada es un voltaje de 23.25v y la señal de salida llega a un valor máximo de 183 rpm y se te tienen 10000 muestras disponibles. Para el proceso de identificación, se eligieron 5210 muestras para identificación y 4790 para validación. La Figura 4.29 se observa la señal de entrada y la señal de salida del sistema.



(a)



(a)

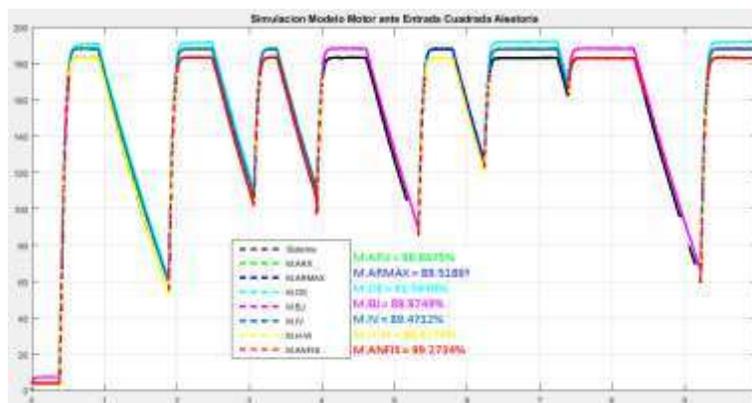
Figura 4.29. (a) Señal de entrada cuadrada aleatoria sistema motor de CD y (b) Señal de Salida

La Tabla 4.13 muestra los parámetros utilizados para cada uno de los modelos identificados.

**Tabla 4.13** Índices de Desempeño Sistema Motor de CD ante entrada cuadrada aleatoria

		Tabla Parámetros Diferentes Modelos del sistema Motor de Corriente Directa				
Modelo Paramétrico Lineal	na	nb	nc	nd	nf	nk
ARX	2	2				1
ARMAX	2	1	2			1
OE	3	2				1
BJ		3	3	30	3	1
IV	3	3				0
Modelo No Lineal	na	nb	Estimador	Unidades		nk
Hammerstein-Wiener	2	2	wavenet, pwlinear	10,10		1
ANFIS	F.M.	Tipo F.M.	No. Épocas	Muestreo	Trn Data	Chk Data
Entrenamiento ANFIS	5	gbellmf	10	0.001	5210	4790

En la Figura 4.30 se comparan todos los modelos identificados, en ésta grafica el modelo paramétrico lineal más eficiente, fue el modelo ARX, con una similitud del sistema de 88.8675%, mientras que el modelo más efectivo fue el modelo no lineal ANFIS con una similitud del sistema de 99.2734%. Se observa un acercamiento de la Figura 4.31 donde se aprecia con mayor detalle los modelos identificados.

**Figura 4.30.** Comparación modelos identificados sistema Motor ante entrada cuadrada aleatoria

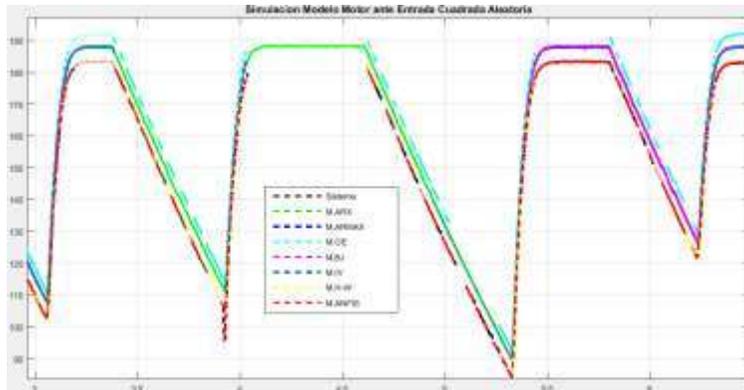
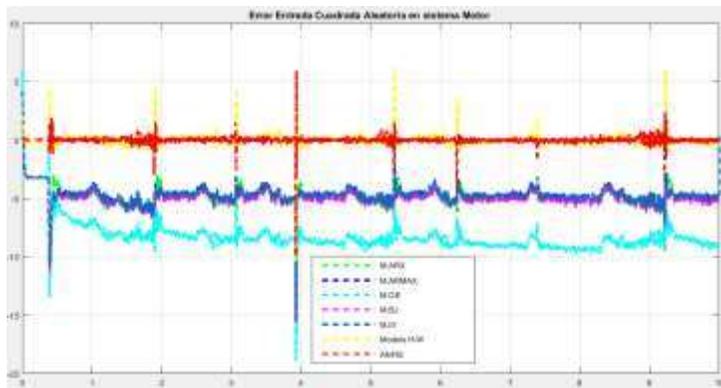
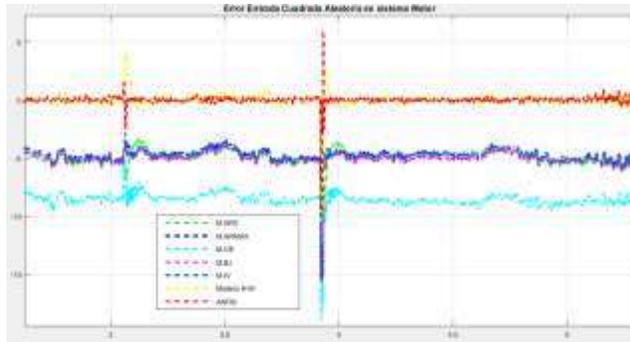


Figura 4.31. Acercamiento modelos identificados sistema Motor ante entrada cuadrada aleatoria

La Figura 4.32 muestra el resultado del error de los modelos identificados, el modelo que presenta el error más pequeño, es el modelo no lineal ANFIS. En la Tabla 4.14 se presentan los índices de desempeño de cada uno de los modelos identificados, mediante el cálculo numérico, se puede observar que el modelo ANFIS es el modelo más idóneo para representar al sistema Motor ante una entrada cuadrada aleatoria



(a)



(b)

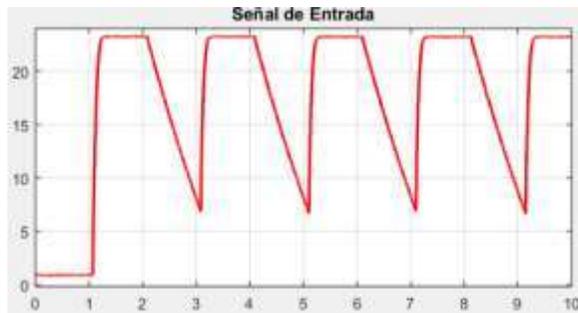
Figura 4.32. (a) Error ante entrada cuadrada aleatoria sistema motor CD y (b) Acercamiento del error

Tabla 4.14 Índices de Desempeño Sistema Motor ante entrada Cuadrada Aleatoria

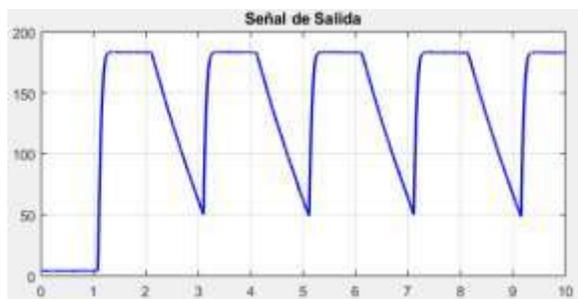
Índices de Desempeño Sistema Motor Entrada Cuadrada Aleatoria							
Índices de Desempeño	Modelos Lineales					Modelo No Lineal	
	ARX	ARMAX	OE	BJ	IV	Hammerstein-Wiener	ANFIS
ISE	2.54E+05	2.25E+05	6.96E+05	2.53E+05	2.27E+05	3.91E+03	<b>1.08E+03</b>
ITSE	2.54E+05	4.50E+05	2.09E+06	1.01E+06	1.13E+06	2.35E+04	<b>7.56E+03</b>
ISTSE	2.54E+05	8.99E+05	6.26E+06	4.05E+06	5.67E+06	1.41E+05	<b>5.30E+04</b>
IAE	4.97E+04	4.69E+04	8.24E+04	4.98E+04	4.71E+04	2.84E+03	<b>1.46E+03</b>
ITAE	4.97E+04	9.38E+04	2.47E+05	1.99E+05	2.36E+05	1.70E+04	<b>1.02E+04</b>
MCE	5.04E+00	4.74E+00	8.34E+00	5.03E+00	4.76E+00	6.26E-01	<b>0.3287</b>
Media	4.96E+00	4.68E+00	<b>8.23E+00</b>	4.98E+00	4.70E+00	2.44E-02	-1.23E-02
Desviación Estándar	8.62E-01	7.43E-01	1.34E+00	7.49E-01	7.43E-01	6.25E-01	<b>0.328</b>
Varianza	7.43E-01	5.51E-01	1.79E+00	5.62E-01	5.53E-01	3.91E-01	<b>1.08E-01</b>
Covarianza	7.43E-01	5.51E-01	1.79E+00	5.62E-01	5.53E-01	3.91E-01	<b>1.08E-01</b>
Correlación	1	1	1	1	1	1	<b>1</b>
Similitud %	88.867	89.512	81.564	88.874	89.471	98.6170	<b>99.275</b>

#### 4.4.4. Sistema Motor Entrada Cuadrada Uniforme

Ahora para el Motor de CD, se prueba con una señal de entrada cuadrada uniforme, y su respectiva respuesta en la Figura 4.33. Se utilizan los modelos identificados en la Tabla 4.13.



(a)

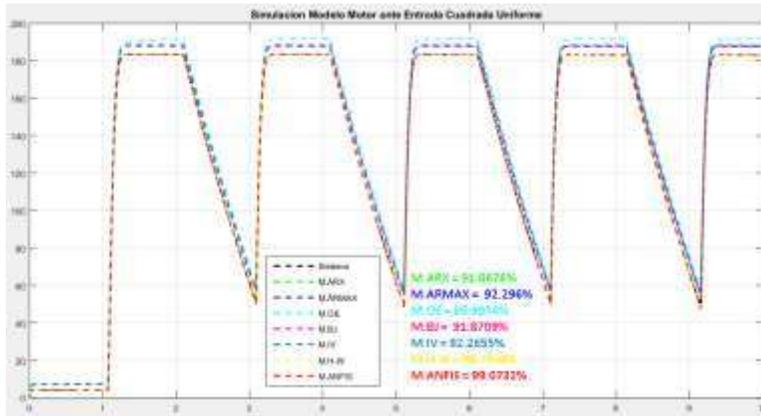


(b)

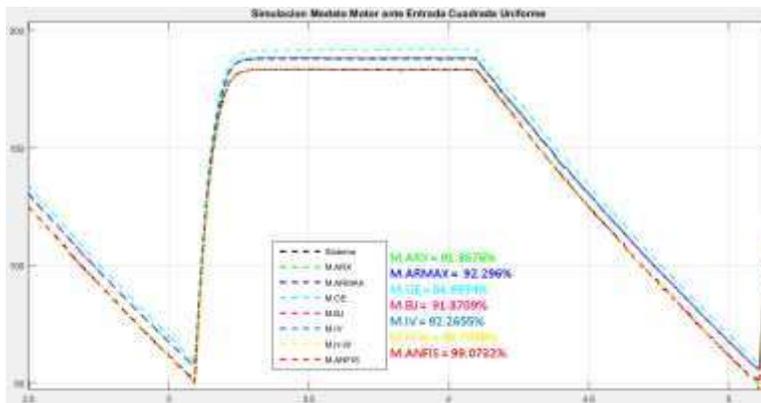
Figura 4.33. (a) Entrada Cuadrada sistema motor CD y (b) Señal de Salida

La Figura 4.34, se observa cada uno de los modelos identificados, para la entrada cuadrada uniforme, el modelo paramétrico lineal que tuvo la similitud más alta fué el modelo ARMAX con una similitud del 92.296%, y el modelo que tuvo la mayo similitud, fue el modelo no lineal ANFIS con una similitud del 99.0732%. La Figura 4.35, se observa los errores de los modelos identificados, el error más grande se presenta en el modelo paramétrico lineal Output Error (OE), mientras que el modelo no lineal ANFIS presenta el error más pequeño.

Finalmente, en la Tabla 4.15 se presentan los índices de desempeño de cada uno de los modelos identificados, en base al cálculo numérico, se define cuál ha sido el modelo que mejor representa al sistema. De acuerdo con la Tabla 4.15 el modelo identificado que representa mejor al Sistema Motor es el modelo no lineal ANFIS, al presentar menor error y mayor similitud.

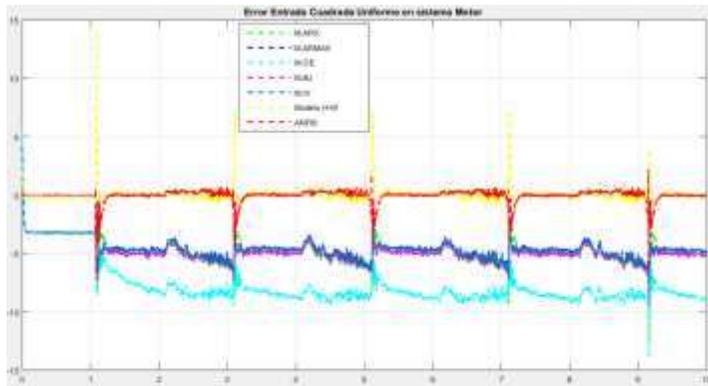


(a)

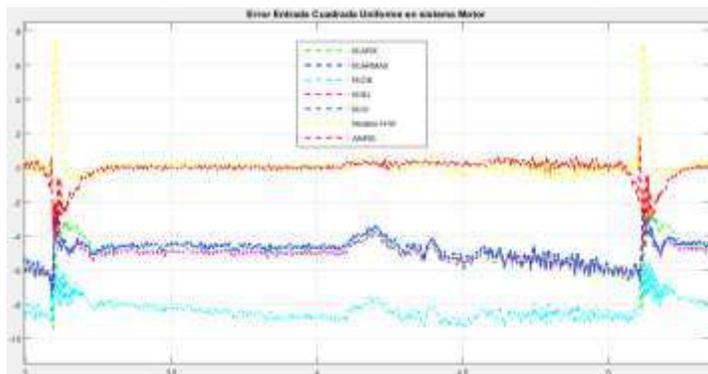


(b)

Figura 4.34. (a) Modelos Identificados sistema Motor ante entrada cuadrada uniforme y (b) Acercamiento de los modelos identificados



(a)



(b)

Figura 4.35 (a) Error Modelos identificados sistema motor ante entrada cuadrada uniforme y (b) Acercamiento del error

Tabla 4.15 Índices de Desempeño Sistema Motor ante entrada Cuadrada Aleatoria

Índices de Desempeño Sistema Motor Entrada Cuadrada Uniforme							
Índices de Desempeño	Modelos Lineales					Modelo No Lineal	
	ARX	ARMAX	OE	BJ	IV	Hammerstein-Wiener	ANFIS
ISE	2.46E+05	2.21E+05	6.30E+05	2.46E+05	2.23E+05	5.41E+03	<b>3.20E+03</b>
ITSE	2.46E+05	4.42E+05	1.89E+06	9.84E+05	1.11E+06	3.25E+04	<b>2.24E+04</b>
ISTSE	2.46E+05	8.84E+05	5.67E+06	3.94E+06	5.57E+06	1.95E+05	<b>1.57E+05</b>

IAE	4.89E+04	4.64E+04	7.75E+04	4.90E+04	4.66E+04	2.85E+03	<b>2.55E+03</b>
ITAE	4.89E+04	9.28E+04	2.33E+05	1.96E+05	2.33E+05	1.71E+04	<b>1.79E+04</b>
MCE	4.96E+00	4.70E+00	7.94E+00	4.96E+00	4.72E+00	7.35E-01	<b>0.56556779</b>
Media	-	-	-	-	-	5.07E-02	<b>-4.33E-02</b>
Desviación Estándar	9.08E-01	7.89E-01	1.73E+00	8.13E-01	7.88E-01	7.34E-01	<b>0.563905</b>
Varianza	8.24E-01	6.23E-01	3.00E+00	6.61E-01	6.20E-01	5.38E-01	<b>3.18E-01</b>
Covarianza	8.24E-01	6.23E-01	3.00E+00	6.61E-01	6.20E-01	5.38E-01	<b>3.18E-01</b>
Correlación	1	1	1	1	1	1	<b>1</b>
Similitud %	91.8675	92.2964	86.993	91.8709	92.26548	98.7948	<b>99.0732</b>

#### 4.5. Sistema Motor Entrada Escalón

Finalmente, se aplica una entrada escalón al sistema Motor, la Figura 4.36 (a) se observa la entrada que se le aplica al sistema y en la Figura 4.36 (b) la respuesta obtenida.



(a)

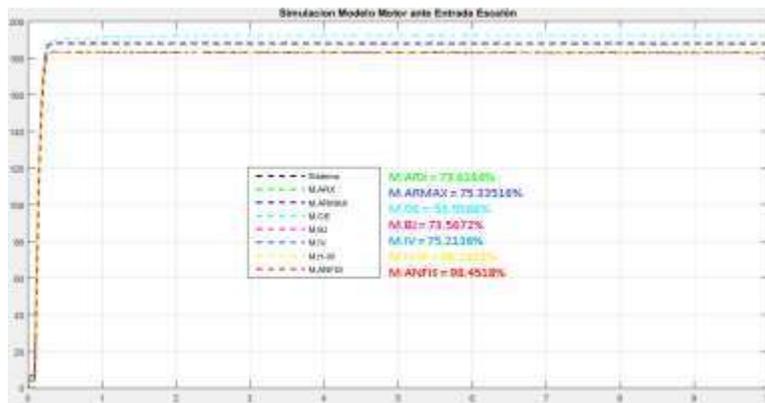


(b)

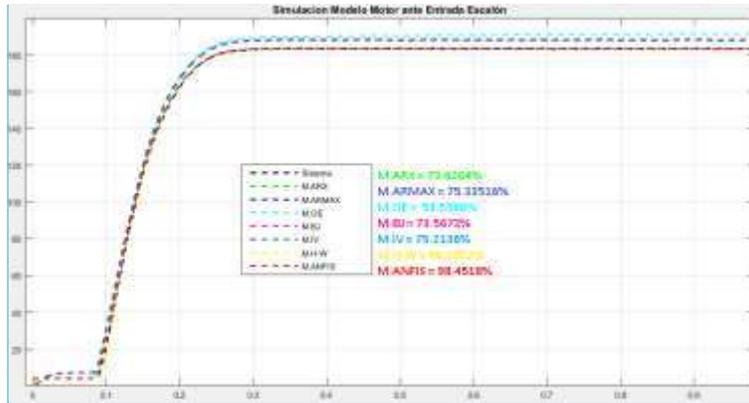
Figura 4.36. (a) Señal de entrada escalón sistema motor de CD y (b) Señal de Salida

En la Figura 4.37 se observan todos los modelos identificados ante una entrada escalón, los modelos paramétricos lineales (ARX, ARMAX, OE, BJ, IV) resultaron ser poco efectivos para representar al sistema Motor, los modelos no lineales representan de una manera más precisa al sistema Motor al tener mayor grado de similitud. De los modelos no lineales, el modelo no lineal ANFIS logra tener un mayor grado de similitud con un 98.4518%

En la Figura 4.38 se compara el error de los modelos identificados, el modelo paramétrico lineal Output Error (OE) es el modelo que presenta el error más grande debido a su poca similitud con el sistema Motor. El modelo que obtiene el error más pequeño, es el modelo no lineal ANFIS.

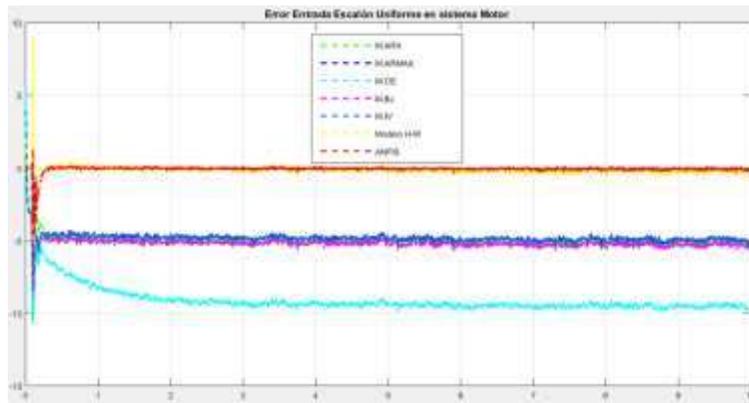


(a)

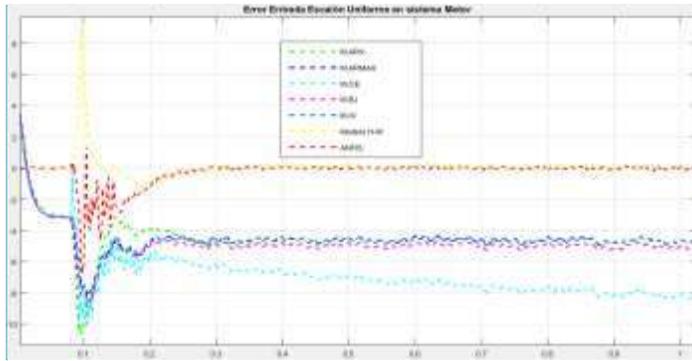


(b)

Figura 4.37. (a) Respuesta de los modelos identificados entrada escalón sistema motor de CD y (b) Acercamiento de los modelos identificados



(a)



(b)

Figura 4.38. Error de los Modelos Identificados sistema Motor ante entrada escalón y (b) Acercamiento del error

Tabla 4.16 Índices de Desempeño Sistema Motor ante entrada Escalón

Índices de Desempeño Sistema Motor Entrada Cuadrada Uniforme							
Índices de Desempeño	Modelos Lineales					Modelo No Lineal	
	ARX	ARMAX	OE	BJ	IV	Hammerstein-Wiener	ANFIS
ISE	2.70E+05	2.36E+05	8.37E+05	2.71E+05	2.38E+05	1.21E+03	<b>9.30E+02</b>
ITSE	2.70E+05	4.71E+05	2.51E+06	1.08E+06	1.19E+06	7.25E+03	<b>6.51E+03</b>
ISTSE	2.70E+05	9.43E+05	7.53E+06	4.34E+06	5.96E+06	4.35E+04	<b>4.56E+04</b>
IAE	5.18E+04	4.85E+04	9.10E+04	5.20E+04	4.87E+04	2.01E+03	<b>1.09E+03</b>
ITAE	5.18E+04	9.69E+04	2.73E+05	2.08E+05	2.44E+05	1.20E+04	<b>7.65E+03</b>
MCE	5.19E+00	4.86E+00	9.15E+00	5.21E+00	4.88E+00	3.48E-01	<b>0.30494</b>
Media	-5.17	-4.84	-9.09E	-5.19	-4.86	-1.37E-01	<b>-9.43E-02</b>
Desviación Estándar	4.76E-01	4.09E-01	1.03E+00	4.34E-01	4.17E-01	3.19E-01	<b>0.29001253</b>
Varianza	2.27E-01	1.67E-01	1.05E+00	1.89E-01	1.74E-01	1.02E-01	<b>8.41E-02</b>
Covarianza	2.27E-01	1.67E-01	1.05E+00	1.89E-01	1.74E-01	1.02E-01	<b>8.41E-02</b>
Correlación	1	1	1	1	1	1	<b>1</b>
Similitud %	73.626	75.351	53.556	73.567	75.213	98.23517	<b>98.4518</b>

### Resumen del Capitulo

En este capítulo se trabaja con tres sistemas

1. Sistema Lineal Masa Resorte Amortiguador
2. Sistema No Lineal Péndulo Invertido
3. Sistema Motor Real CD

El sistema 1 y 2 son sistemas que se han simulado a partir de su función de transferencia y ecuaciones diferenciales respectivamente, a cada uno de los sistemas se les aplica una señal binaria Pseudoaleatoria (BPSA) con la que se determina un número de muestras para la identificación y la validación del sistema. Se identifican los modelos paramétricos lineales (ARX, ARMAX, BJ, OE e IV) y los modelos no lineales (H-W) y ANFIS, una vez identificados todos los modelos, se comparan y se obtiene el análisis numérico a través de los índices de desempeño para establecer cuál modelo representa mejor al sistema. Para el sistema 3 se realiza el mismo procedimiento que para el sistema 1 y 2 solo que al sistema 3 se le aplica una señal cuadrada Pseudoaleatoria para realizar el proceso de identificación.

Los modelos paramétricos lineales resultan útiles en aproximación de sistemas que tienen un comportamiento lineal, mientras que los modelos no lineales son más eficientes en sistemas no lineales.

## Capítulo 5

### 5.1. Conclusiones

En esta tesis se realizó con éxito una herramienta de apoyo para identificar y validar los modelos obtenidos y se implementó la circuitería necesaria a través de una tarjeta de adquisición de datos para identificar sistemas reales que permitió comparar los índices de desempeño a través de diferentes tipos de estímulos para obtener el modelo identificado.

- Se utilizó el programa Matlab donde se desarrolló el software de identificación de sistemas debido a su gran cantidad de funciones, y su facilidad para trabajar interfaces de usuario de manera práctica y sencilla además de que permite crear un archivo de instalación ejecutable para usar la interfaz sin necesidad de tener instalado Matlab.
- Se desarrolló una interfaz gráfica de usuario Matlab donde se programaron los modelos paramétricos lineales (ARX ARMAX BJ OE e IV) y los modelos no lineales Hammerstein-Wiener y lógica difusa (ANFIS) en la cual se comparó de manera gráfica cada uno de los modelos identificados.
- Se construyó el hardware (circuitería) necesaria para la identificación de sistemas reales, la etapa exclusiva para motores se diseñó específicamente para motores que entregan frecuencia en las terminales del encóder, en esta etapa se implementó un convertidor de frecuencia voltaje y un relevador de 24v que permitió realizar las pruebas sobre el motor de CD.
- Se simuló a través de Matlab y se validó el sistema lineal Masa Resorte amortiguador y se presentaron los resultados en las tablas 4.2, 4.3 y 4.4 y se demostró que en dos de los tres casos de análisis en la señal de entrada el modelo paramétrico Lineal Box Jenkins representa mejor al sistema.
- Se simuló a través de Matlab y se validó el sistema no lineal péndulo invertido y se presentaron los resultados en las tablas 4.7, 4.8 y 4.9 y se demostró que en todos los casos de análisis en la señal de entrada el modelo no lineal ANFIS representa mejor al sistema.
- Se validó el sistema real motor de CD y se presentaron los resultados en las tablas 4.14, 4.15 y 4.16 y se demostró que en todos los casos de análisis en la señal de entrada el modelo no lineal ANFIS representa mejor al sistema.

## 5.2. Recomendaciones

- En el proceso de identificación, en principio se tomaban todos los datos adquiridos tanto de entrada como de salida (respuesta del sistema), sin embargo posteriormente la identificación se realizó aproximadamente con la mitad de los datos con el fin de percibir la eficiencia de los modelos identificados al validar con los datos restantes, observando, que para sistemas lineales los modelos paramétricos lineales presentan buena aproximación, mientras que para sistemas no lineales pierden eficacia, siendo mejor alternativa los modelos no lineales Hammerstein-Wiener y ANFIS.
- Los parámetros de los *modelos Identificados* fueron elegidos en base al mejor rendimiento posible a través de múltiples pruebas con diferentes valores, es decir, para los modelos paramétricos lineales se modificaron los coeficientes polinómicos  $na, nb, nc, nd, nf, nk$ . Para el modelo no lineal Hammerstein-Wiener, se configuraron los parámetros  $na$  y  $nb$  que representa la parte lineal del modelo y se configuró también el tipo de *estimador* que representa la parte no lineal del modelo. Finalmente para el modelo ANFIS se configuraron los parámetros de *Función de membresía, Tipo de función de membresía, número de épocas, periodo de muestreo, y datos para validación e identificación*.

## 5.3. Trabajos Futuros

En complemento de este trabajo de tesis, se pueden considerar los siguientes puntos para trabajos futuros:

- Continuar desarrollando el software complementando con una interfaz donde sea posible añadir una etapa de control en caso de trabajar con motores de CD
- Añadir también otro tipo de identificación mediante Redes Neuronales.
- Añadir también en el software validación en el dominio de la frecuencia.

### Bibliografía

- [1]López Guillén, E. (2003). *Identificación de Sistemas. Aplicación al modelado de un motor de continua.* 1st ed. [ebook] Madrid, pp.1-7. Available at: <http://www.ie.itcr.ac.cr/einteriano/control/Laboratorio/3.7Identificacion%20de%20sistemas.PDF> [Accessed 7 Sep. 2018].
- [2]M. Alfaro, V. (2001). *Identificación de Procesos sobramortiguados utilizando técnicas de lazo abierto.* 1st ed. [ebook] San José Costa Rica, pp.12-13. Available at: <https://revistas.ucr.ac.cr/index.php/ingenieria/article/view/604/665> [Accessed 7 Aug. 2017].
- [3]Marcela, Osorio. (2003). *Identificación de Sistemas. Aplicación al modelado de un motor de continua.* 1st ed. [ebook] Bucaramanga, pp.55-60. Available at: <http://www.ie.itcr.ac.cr/einteriano/control/Laboratorio/3.7Identificacion%20de%20sistemas.PDF> [Accessed 7 Sep. 2018].
- [4]Wolters Kluwer Web Site (2007) *Variables instrumentales* pp.1 Available at: [http://diccionarioempresarial.wolterskluwer.es/Content/Documento.aspx?params=H4sIAAAAAAEAMtMSbF1jTAAASNTSyMztbLUouLM\\_DxblwMDS0NDQ3OQQGZapUt-ckhlQaptWmJOcSoAB42ShzUAAAA=WKE](http://diccionarioempresarial.wolterskluwer.es/Content/Documento.aspx?params=H4sIAAAAAAEAMtMSbF1jTAAASNTSyMztbLUouLM_DxblwMDS0NDQ3OQQGZapUt-ckhlQaptWmJOcSoAB42ShzUAAAA=WKE) [Accessed 5 Sep. 2018].
- [5] Silvina. Biagiola, (2009). *Identificación Robusta de Modelos Wiener y Hammerstein.* 1st ed. [ebook] Bahía Blanca Argentina, pp.99-101. Available at: <https://recyt.fecyt.es/index.php/RIAll/article/view/57432> [Accessed 1 Sep. 2018].
- [6] Miguel A. Borroto, (2007). *Simulación Borrosa De un Reactor con Reacción Exotermica no Lineal.* 1st ed. [ebook] Santa Clara Cuba, pp.3-4. Available at: <https://revistas.unal.edu.co/index.php/dyna/article/view/988> [Accessed 1 Sep. 2018].
- [7] Oscar F. Avendaño Castellanos, (2008) *Identificación de sistemas utilizando Logica Difusa.* 1st ed. [ebook] Cuerna Vaca Morelos México, pp. 21-24. Available at: <https://recyt.fecyt.es/index.php/RIAll/article/view/57432> [Accessed 23 Agosto. 2018].

## Apéndice A

### Cómo implementar una interfaz gráfica GUIDE en Matlab

El objetivo de este apéndice, es complementar la información paso a paso a cerca de cómo crear las interfaces graficas de usuario desde el Ambiente de desarrollo de Matlab.

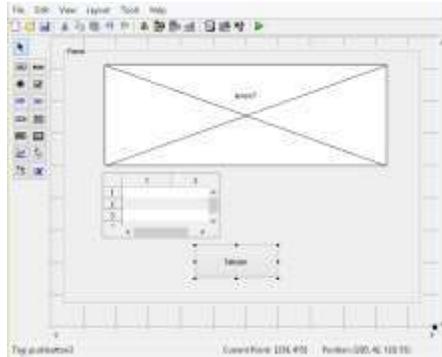
1. Se teclea en la ventana de comandos *guide* y se presiona Enter



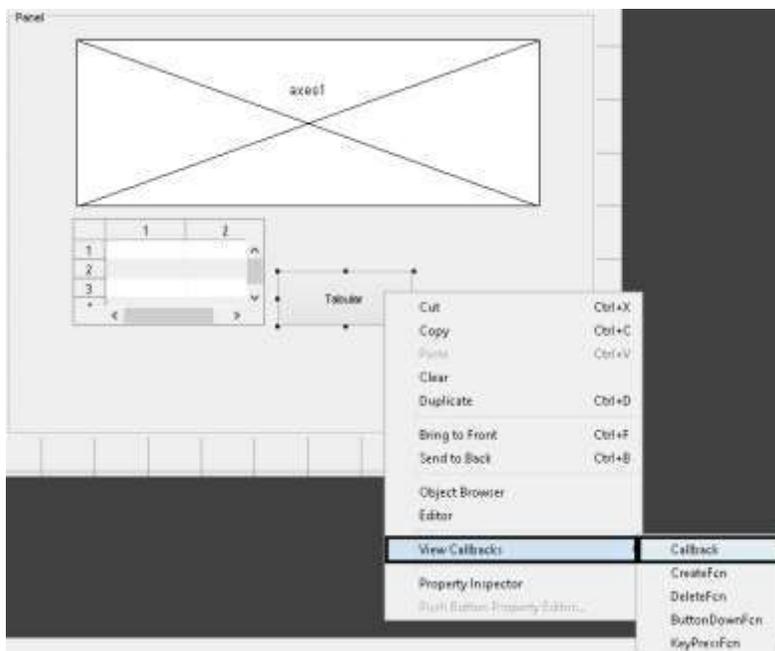
2. Se abre la ventana de GUIDE se selecciona *Create New GUI* y clic en *OK*



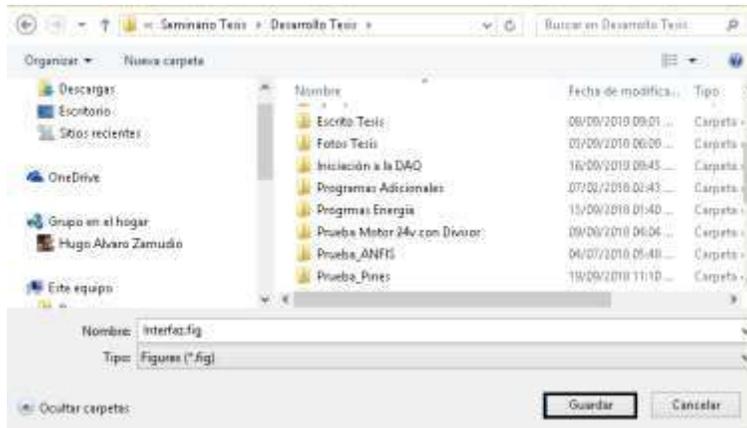
3. Se añaden Diferentes elementos que contendrá la Interfaz como Graficas y tablas



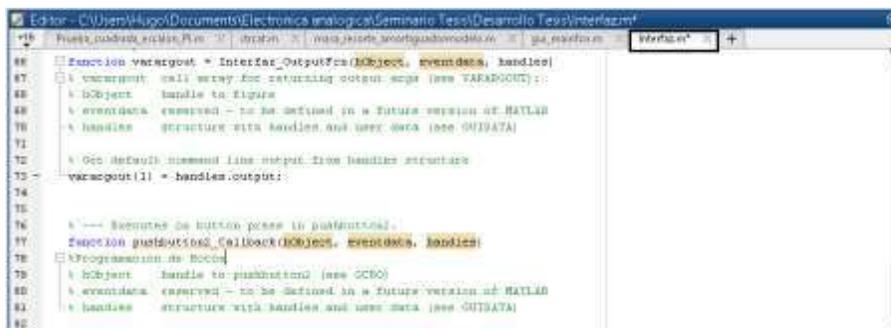
4. Para programar cada botón se hace clic derecho sobre cada elemento y se elige la opción *View Callbacks* y después la opción *Callback*



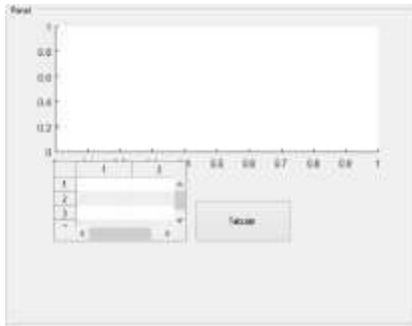
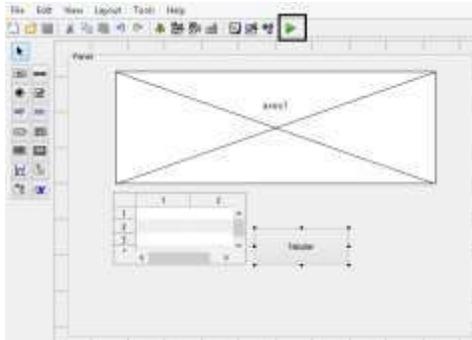
5. Pedirá guardar la interfaz, y se hace clic en Guardar



6. Se crea un script en la ventana del editor de Matlab y se puede comenzar a programar los elementos que se agregaron en la GUIDE



7. Finalmente al hacer clic en el botón Run del editor de Matlab, se ejecuta la interfaz que se ha realizado



## Apéndice B

### Iniciación a la DAQ USB 6009.

#### Objetivo.

El objetivo de este apéndice es dar una breve explicación del funcionamiento de la DAQ USB-6009 de Texas Instruments, así como la versión de NI-DAQmax utilizado para la óptima implementación en MATLAB.

**Dispositivo USB de E/S Multifunción, 8 AI (14 Bits, 48 kS/s), 2 AO (150 S/s), 12 DIO.** El USB-6009 es un dispositivo DAQ multifunción de bajo costo. Ofrece E/S analógicas, E/S digitales y un contador de 32 bits. El USB-6009 brinda funcionalidad básica para aplicaciones como registro de datos simple, medidas portátiles y experimentos académicos de laboratorio. El dispositivo tiene una cubierta mecánica ligera y es energizado por bus para fácil portabilidad. Puede conectar fácilmente sensores y señales al USB-6009 con conectividad de terminal de tornillo. El controlador NI-DAQmax la utilidad de configuración incluida simplifica la configuración y las medidas.



Para comenzar a utilizar la tarjeta de adquisición de datos es necesario descargar el software NI-DAQmx de la página principal de National Instruments correspondiente a la

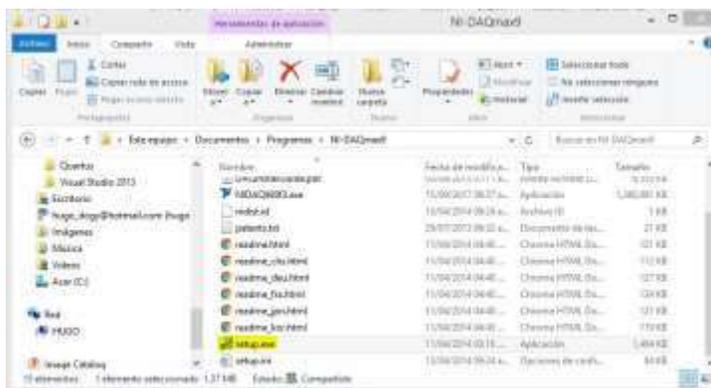
versión **9.8** ya que versiones posteriores tiene deficiencias para reconocer los dispositivos DAQ entonces se recomienda la versión 9.8.

Una vez descargado el programa se siguen las siguientes instrucciones:

**1. Se descomprime el archivo en la carpeta especificada y clic en Unzip.**



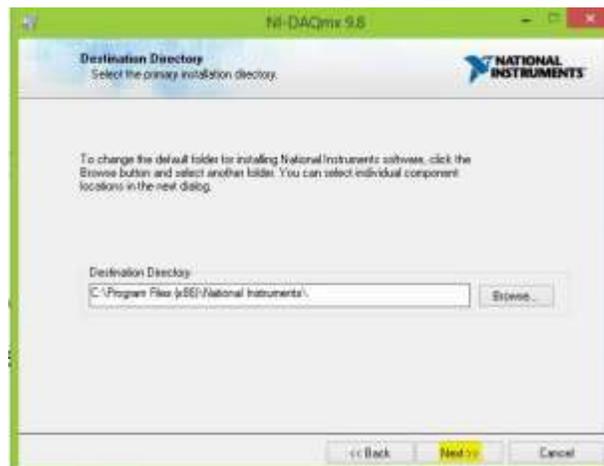
**2. Ejecutar el setup.exe**



3. Se abrirá la ventana de instalación del programa NI-DAQmx



4. Se elige en que carpeta se desea instalar el programa, y clic en next



5. Se elige la opción de instalación típica y clic en next

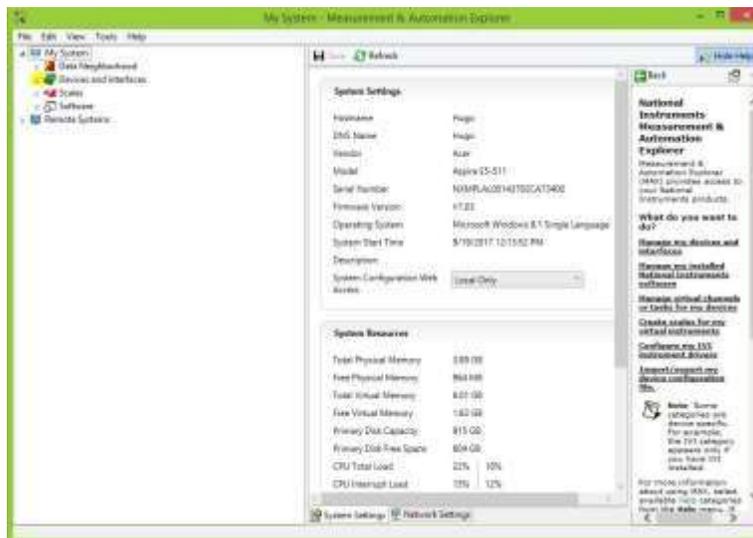


6. Se marca la palomita en la casilla si se quiere recibir notificaciones del producto de National Instruments y clic en next.

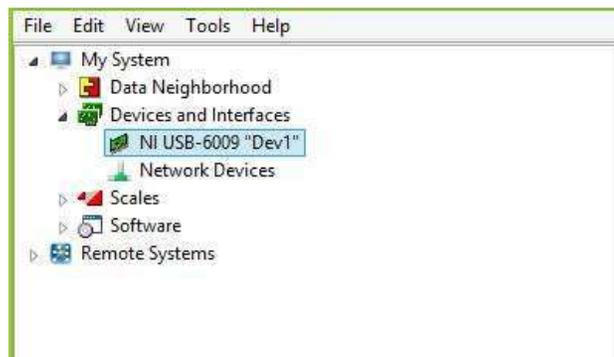


7. Esperamos a que el software se instale y finalmente clic en finalizar.

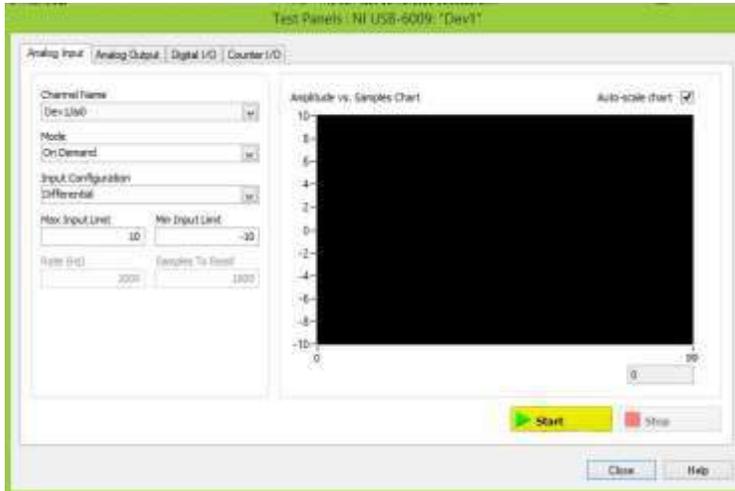
Al final la instalación se abre el programa NIMax para comprobar la tarjeta de adquisición de datos, para ello se conecta al puerto USB La DAQ USB-6009 y clic en el siguiente botón de la pestaña *Devices and Interfaces*.



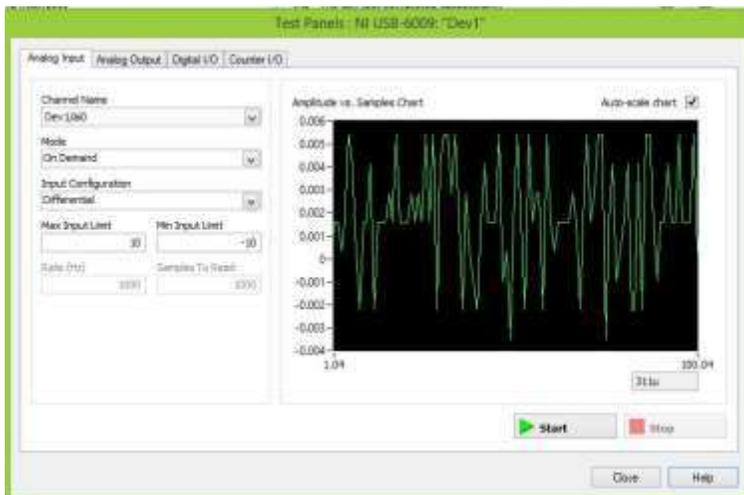
Una vez abierta la ventana, se puede observar que el dispositivo ya se ha reconocido.



Posteriormente se le da clic en el botón *Test Panels* que se desplegará la siguiente ventana y clic en start



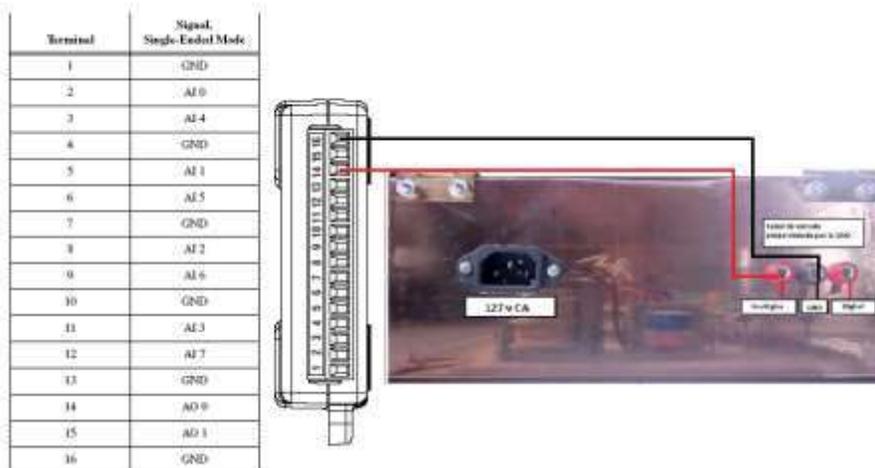
Finalmente se mostrara una gráfica la cual muestra que la tarjeta está detectando cambios de datos.



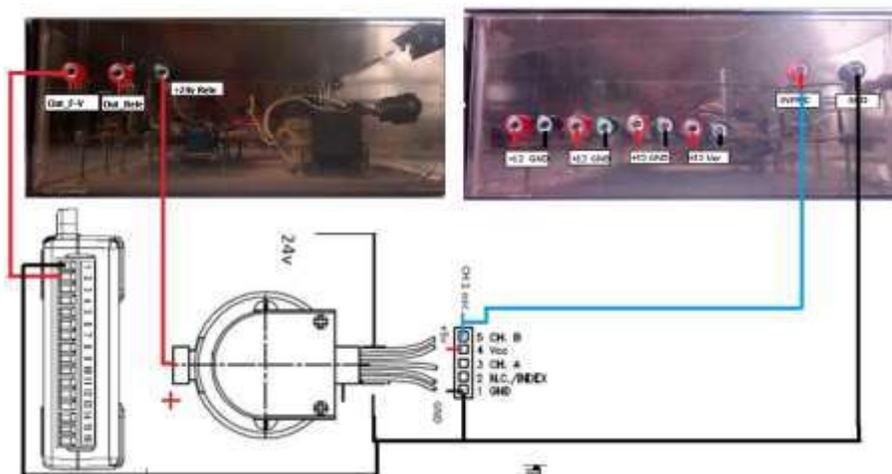
Apéndice C

Conexión de la Tarjeta de Adquisición de datos DAQ USB 6009 con la circuitería y el motor de CD

1. Se conecta la DAQ USB 6009 como se muestra a continuación



2. Conexión motor y convertidor de Frecuencia a Voltaje



### Apéndice D

#### Modelo Masa-Resorte-Amortiguador

Se procede a modelizar el sistema mecánico.

$$F.T. = \frac{x(s)}{F(s)}$$

Aplicando la primer Ley de Newton

$$\sum F_{ext} = m * a$$

$$\sum F_{ext} = \text{Sumatoria de Fuerzas exteriores}$$

$$m = \text{masa}[\text{Kg}]$$

$$a = \text{aceleración}[\frac{m}{s^2}]$$

#### Función de transferencia en el dominio del tiempo

$$f(t) = -ky - B \frac{dy}{dt} = M \frac{d^2y}{dt^2}$$

Aplicación de Laplace a Función de transferencia tiempo continuo.

$$F(s) = -ky(s) - Bsy(s) = Ms^2y(s)$$

$$\frac{y(s)}{F(s)} = \frac{1}{(Ms^2 + k + Bs)}$$

#### Sistema Masa-Resorte-Amortiguador con desplazamiento inicial

Considere que existe un desplazamiento inicial  $y_0$  entonces para conservar la condición una entrada una salida se hacer  $r(t)=0$

$$M(s^2Y(s) - sy(0^+) - y(0^+)) + b(sY(s) - y(0^+)) + KY(s) = R(s)$$

Condiciones iniciales  $r(t) = 0$ ,  $y(0^+) = 0$ ,  $y(0^+) = y_0$

La función de Transferencia es:

$$Y(s) = \frac{(Ms + B)}{(Ms^2 + k + Bs)}$$

Con la obtención de la función de transferencia en el dominio del tiempo ya es posible implementar los parámetros para la simulación

Para la simulación tomaremos los siguientes valores para las constantes del amortiguador, resorte y la masa.

$$b = 3 \text{ [N*s/m]}$$

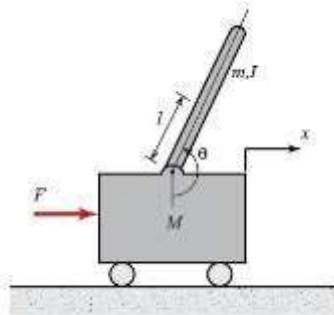
$$k = 5 \text{ [N/m]}$$

$$m = 50 \text{ [Kg]}$$

Obteniendo así la función de transferencia en tiempo continuo:

$$G = \frac{3s + 5}{50s^2 + 3s + 5}$$

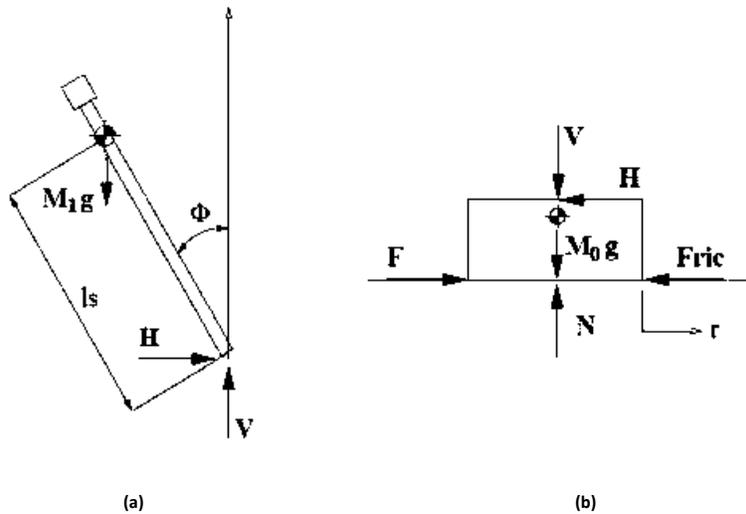
**Sistema No lineal Péndulo Invertido**



- $F = \text{Fuerza [F]}$
- $M = \text{Masa [Kg]}$
- $l = \text{longitud péndulo [m]}$
- $\theta = \text{Angulo [rad/seg]}$
- $x = \text{Posición [m]}$

Para obtener el analisis del pendulo invertido, se realiza por separado la parte del pendulo para obtener la ecuación del angulo y la parte del carro para obtener la ecuación de la posición.

El péndulo invertido se puede concebir básicamente como un cuerpo rígido cuyo movimiento se limita a dos dimensiones. Las ecuaciones fundamentales del movimiento plano de un cuerpo rígido son:



(a).Diagrama para obtener ecuación del Angulo (b).Diagrama para obtener ecuación de Posición

$$\sum F_i = ma_i$$

$$\sum F_j = ma_j$$

$$\sum F_G = I\alpha_g$$

Sumando las fuerzas en el diagrama de cuerpo libre del carro en dirección horizontal, se obtiene la siguiente ecuación de movimiento:

$$M\ddot{x} + b\dot{x} + N = F$$

Se obtiene la ecuación para N:

$$N = m\ddot{x} + ml\dot{\theta}^2 \sin\theta$$

Se sustituye la ecuación  $M\ddot{x} + b\dot{x} + N = F$ , se obtiene la ecuación de movimiento de este sistema.

$$(M + m)\ddot{x} + b\dot{x} + ml\ddot{\theta} \cos\theta - ml\dot{\theta}^2 \sin\theta = F$$

Para obtener la segunda ecuación del movimiento, es necesario sumar las fuerzas perpendiculares al pendulo. Resolviendo el sistema a lo largo del eje se simplifica el cálculo algebraico.

$$P \sin\theta + N \cos\theta - mg \sin\theta = ml\ddot{\theta} + m\ddot{x} \cos\theta$$

Angulo

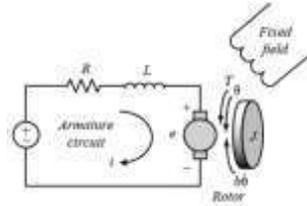
$$(M + m)\ddot{x} + b\dot{x} - ml\ddot{\theta} \cos\theta + ml\dot{\theta}^2 \sin\theta = F$$

Posición

$$(I + ml^2)\ddot{\theta} + b_p \dot{\theta} - mgl \sin\theta = -ml\ddot{x} \cos\theta$$

### Modelo Motor de Corriente Directa GM14904S016

Partiendo de los datos de la hoja de datos del fabricante



Datos del Motor Pittman GM1490400S16			
Coefficiente	Denotación	Valor	Unidades
Momento de Inercia	J	$26.12 \times 10^{-6}$	$\text{Kg} \cdot \text{m}^2$
Constante de Fricción Viscosa	b	$1.2139 \times 10^{-5}$	$\text{N} \cdot \text{m} \cdot \text{s}$
Fuerza Electromotriz Constante	$k_e$	$6.12 \times 10^{-2}$	$\text{v}/\text{rad}/\text{seg}$
Constante de Torque	$k_t$	$6.12 \times 10^{-2}$	$\text{N} \cdot \text{m}/\text{Amp}$
Resistencia Eléctrica	R	1.01	$\Omega$
Inductancia Eléctrica	L	1.6	mH

### Sistema de ecuaciones

El torque generado por un motor de CD es proporcional a la corriente de armadura y a la fuerza del campo magnético, para este modelo asumimos que el campo magnético es constante y que el torque es proporcional a la corriente  $i$  con un factor  $K_t$  como se define en la siguiente ecuación.

$$T = K_t i$$

La fuerza contraelectromotriz,  $e$ , es proporcional a la velocidad angular con una constante de proporción  $K_e$

$$e = K_e \dot{\theta}$$

El torque del motor y la fuerza contraelectromotriz son iguales, por lo tanto,  $K_t = K_e$ ; entonces usaremos  $K$  para representar la constante de torque del motor y la de fuerza contraelectromotriz.

Basandose en la segunda ley de Newton y la ley de voltajes de Kirchhoff se llega a las siguientes ecuaciones :

$$J\ddot{\theta} + b\dot{\theta} = K i$$

$$L \frac{di}{dt} + Ri = V - K\dot{\theta}$$

Para obtener la función de transferencia se aplica la transformada de Laplace a las ecuaciones anteriores para cambiarlas en función de la variable  $s$ .

$$s(js + b)\phi(s) = KI(s)$$

$$(Ls + R)I(s) = V(s) - Ks\phi(s)$$

Se despeja  $I(s)$  de la primera ecuación como:

$$I(s) = \frac{s(js + b)\phi(s)}{k}$$

Y se sustituye en la segunda ecuación de Laplace por lo tanto queda como:

$$(Ls + R) \left[ \frac{s(js + b)\phi(s)}{K} \right] = V(s) - Ks\phi(s)$$

Factorizando  $\phi(s)$  se tiene:

$$\phi(s) \left[ \frac{(Ls + R)(js + b)}{K} + K \right] = V(s)$$

Se multiplica por  $K$  la expresión para eliminarla del denominador:

$$\phi(s)[(Ls + R)(js + b) + K^2] = KV(s)$$

Por último como el voltaje es la entrada del sistema y la velocidad la salida se deja como:

$$\frac{\phi(s)}{V(s)} = \frac{K}{[(Ls + R)(js + b) + K^2]}$$

$$\frac{\Phi(s)}{v(s)} = \frac{0.0612}{4.16 \times 10^{-8} s^2 + 2.6279 \times 10^{-5} s + 0.0037576}$$