

**OBTENCIÓN DEL MODELO NO PARAMÉTRICO DE UN SISTEMA POR EL
MÉTODO DE IDENTIFICACIÓN DE RESPUESTA EN FRECUENCIA**

DIANA MARCELA OSORIO CAMARGO

JULIAN CAMILO FLOREZ ROA

**UNIVERSIDAD PONTIFICIA BOLIVARIANA
ESCUELA DE INGENIERÍA Y ADMINISTRACIÓN
FACULTAD DE INGENIERÍA ELECTRÓNICA
BUCARAMANGA**

2009

**OBTENCIÓN DEL MODELO NO PARAMÉTRICO DE UN SISTEMA POR EL
MÉTODO DE IDENTIFICACIÓN DE RESPUESTA EN FRECUENCIA**

DIANA MARCELA OSORIO CAMARGO

JULIAN CAMILO FLOREZ ROA

Trabajo de grado para optar al título de Ingeniero Electrónico

Director del proyecto

ING. EDGAR BARRIOS URUEÑA

Ingeniero Electricista

MSC Ing. Eléctrica

**UNIVERSIDAD PONTIFICIA BOLIVARIANA
ESCUELA DE INGENIERÍA Y ADMINISTRACIÓN
FACULTAD DE INGENIERÍA ELECTRÓNICA
BUCARAMANGA**

2009

TABLA DE CONTENIDO

1	OBJETIVOS.....	11
1.1	OBJETIVO GENERAL.....	11
1.2	OBJETIVOS ESPECÍFICOS.....	11
2	MARCO TEÓRICO.....	12
2.1	INTRODUCCIÓN.....	12
2.2	LA IDENTIFICACIÓN COMO HERRAMIENTA PARA LA MODELIZACIÓN DE SISTEMAS DINÁMICOS.....	13
2.2.1	<i>Control convencional.....</i>	<i>14</i>
2.2.2	<i>Control avanzado.....</i>	<i>14</i>
2.3	ESTRUCTURA Y CLASIFICACIÓN DE LOS MODELOS.....	14
2.3.1	<i>Estructura del modelo.....</i>	<i>15</i>
2.4	TIPOS DE MODELO.....	16
2.5	MÉTODOS DE IDENTIFICACIÓN.....	19
2.5.1	<i>Métodos paramétricos.....</i>	<i>19</i>
2.5.2	<i>Métodos no paramétricos.....</i>	<i>20</i>
2.6	MÉTODOS DE IDENTIFICACIÓN PARAMÉTRICA.....	21
2.6.1	<i>Clasificación de los métodos de identificación.....</i>	<i>21</i>
2.6.2	<i>Etapas a seguir para la identificación de un modelo.....</i>	<i>24</i>
2.7	MÉTODOS DE IDENTIFICACIÓN NO PARAMÉTRICA.....	24
2.7.1	<i>Método de una frecuencia a la vez.....</i>	<i>26</i>
2.7.2	<i>Acondicionamiento de datos.....</i>	<i>34</i>
2.7.3	<i>Estimación espectral estocástica.....</i>	<i>35</i>
3	METODOLOGÍA DEL PROYECTO.....	38
4	ANÁLISIS Y RESULTADOS.....	40
4.1	MANUAL TOOLBOX SYSTEM IDENTIFICATION.....	40
4.2	ADQUISICIÓN DE DATOS CON EL OSCILOSCOPIO FLUKE 123.....	68
4.3	OBTENCION DEL MODELO NO PARAMÉTRICO.....	74
	CONCLUSIONES.....	91
	RECOMENDACIONES.....	93
	BIBLIOGRAFÍA.....	94

TABLA DE FIGURAS

Figura 1. Secuencia de evaluación o procesada de las medidas.....	23
Figura 2. Diagrama de bloques de la representación de una planta.....	25
Figura3. Sistema LTI.....	40
Figura 4. Sistema dinámico.....	42
Figura 5. Vectores generados en el Workspace de Matlab.....	45
Figura 6. Ventana principal System Identification Toolbox.....	45
Figura 7. Importación de datos.....	46
Figura 8. Variables de los datos en el dominio del tiempo.....	46
Figura 9. Importación de datos en el dominio del tiempo.....	47
Figura 10. Opciones de preprocesamiento.....	48
Figura 11. Select Range.....	49
Figura 12. Remove Means.....	49
Figura 13. Remove Treans.....	50
Figura 14. Filter.....	50
Figura 15. Resampling.....	51
Figura 16. Modelo ARMAX en el Workspace.....	52
Figura 17. Modelo ARX.....	55
Figura 18. Modelo ARMAX.....	56
Figura 19. Modelo OUTPUT-ERROR.....	57
Figura 20. Modelo BOX-JEKINS.....	58
Figura 21. Modelo en ESPACIO DE ESTADO.....	59
Figura 22. Modelo de REESTRUCTURA POR EL USUARIO.....	60
Figura 23. Importación de modelos.....	61
Figura 24. Respuesta transitoria.....	61
Figura 25. Modelo de salida.....	62
Figura 26. Corrección del modelo	62
Figura 27. Parámetros del modelo.....	63
Figura 28. Validación de datos.....	63
Figura 29. Modelo corregido.....	64
Figura 30. Respuesta transitoria del modelo corregido.....	64
Figura 31. Respuesta en frecuencia del modelo corregido.....	64
Figura 32. Función de transferencia del modelo.....	65
Figura 33. PROCESS MODEL.....	66

Figura 34. CORRELATION MODEL.....	67
Figura 35. Selección de conexión del instrumento.....	68
Figura 36. Conexión del instrumento.....	68
Figura 37. Ventana principal FLUKEVIEW.....	69
Figura 38. Aplicaciones FLUKEVIEW.....	69
Figura 39. SCREENS.....	70
Figura 40. READINGS.....	70
Figura 41. INSTRUMENT SETUPS.....	71
Figura 42. WAVEFORMS.....	71
Figura 43. Señales de canal A y canal B.....	72
Figura 44. Copiar graficas y datos.....	72
Figura 45. Sistema básico.....	74
Figura 46. Unidad mecánica 33-100.....	75
Figura 47. Unidad de control analógico 33-100.....	76
Figura 48. Motor D.C. y Característica ideal.....	76
Figura 49. Diagrama del sistema.....	77
Figura 50. Diagrama de bloques del sistema.....	78
Figura 51. Diagrama de conexiones del sistema.....	78
Figura 52. Grafica de los datos experimentales.....	80
Figura 53. Grafica de los datos experimentales y de los datos interpolados....	81
Figura 54. Selección del Método Espectral.....	83
Figura 55. Modelos espectrales estimados.....	83
Figura 56. Gráfica del modelo SPD.....	84
Figura 57. Gráfica del modelo SPAFDR.....	84
Figura 58. Gráfica del modelo ETFE.....	85
Figura 59. Gráfica de la salida del modelo y de la salida experimental.....	86
Figura 60. Gráfica de la salida experimental y de los modelos.....	87
Figura 61. Validación del modelo obtenido en Simulink.....	88
Figura 62. Respuesta del sistema a un escalón en Simulink.....	89
Figura 63. Respuesta del sistema una entrada senoidal en Simulink.....	89
Figura 64. Respuesta del sistema a un escalón experimentalmente.....	90
Figura 65. Respuesta del sistema una entrada senoidal experimentalmente...	90

LISTA DE TABLAS

Tabla 1. Dependencia del modelo y su objetivo final.....	18
Tabla 2. Datos obtenidos	79
Tabla 3. Secuencia de datos del Modelo Espectral ETFE.....	88

RESUMEN GENERAL DE TRABAJO DE GRADO

TITULO: OBTENCIÓN DEL MODELO NO PARAMÉTRICO DE UN SISTEMA POR EL MÉTODO DE IDENTIFICACIÓN DE RESPUESTA EN FRECUENCIA.

AUTORES: Diana Marcela Osorio Camargo
Julián Camilo Flórez Roa

FACULTAD: Facultad de Ingeniería Electrónica

DIRECTOR: Ing. Edgar Barrios Urueña

RESUMEN

Se estudió la identificación de sistemas, haciendo énfasis en los métodos no paramétricos, específicamente en el de respuesta en frecuencia. También se estudió el Toolbox "System Identification" de Matlab detallando su utilización en la obtención de los modelos paramétricos y no paramétricos. El método de identificación de respuesta en frecuencia y el toolbox de identificación se aplicaron para obtener el modelo no paramétrico de un motor de corriente continua; se desarrolló una metodología para obtener el modelo paramétrico a partir del no paramétrico.

El dispositivo de experimentación fue el motor DC del módulo de servomecanismos analógico Feedback 33-002. Se aplicó una señal senoidal de frecuencia regulable y se midió los datos de entrada y salida con el osciloscopio Fluke; del osciloscopio se llevaron los datos al computador usando software especializado. Los datos se procesaron en el Toolbox haciéndoles un primer proceso de depuración y luego de estimación del modelo no paramétrico de la velocidad del motor. Conocido el modelo no paramétrico se obtuvo el modelo paramétrico en forma de función de transferencia.

PALABRAS CLAVES: Identificación de sistemas, modelo, Toolbox, Respuesta en frecuencia, parámetros.

RESUMEN GENERAL DE TRABAJO DE GRADO

TITULO: OBTENCIÓN DEL MODELO NO PARAMÉTRICO DE UN SISTEMA POR EL MÉTODO DE IDENTIFICACIÓN DE RESPUESTA EN FRECUENCIA.

AUTORES: Diana Marcela Osorio Camargo
Julián Camilo Flórez Roa

FACULTAD: Facultad de Ingeniería Electrónica

DIRECTOR: Ing. Edgar Barrios Urueña

RESUMEN

The studied of identification systems, making emphasis in the methods Nonparametric, specially en the frequency respond. Also studied matlab's "system identification" toolbox detailing its use in obtaining Parametric Models and Nonparametric models. The identification of frequency response and the toolbox identification methods were applied to obtained a Nonparametric model of a continuously current motor. The developed a methodology to obtain parametric model from Nonparametric model.

The experimentationn device was the DC motor of control model of analogical feedback 33-002. we applied a senoidal signal of adjustable frequency and measured the readings of entry and exit with a fluke oscilloscope; from the oscilloscope we took the readings to a computer using a specialized software. The reading were processed by toolbox making a first process of refinement and then the estimation of the Nonparametric model velocity of the motor. Known the Nonparametric model we obtained the parametric model in the form of transfer funtion

PALABRAS CLAVES: System identification, model, Toolbox, Frequency response, parámetros.

INTRODUCCIÓN

A través de los años, la identificación de sistemas se ha convertido en una herramienta importante en la ingeniería y otras áreas tan diversas como medicina y economía, entre otras, que requieren de modelos que posibiliten el análisis, la simulación y el diseño e implementación de estrategias de control.

Existen fenómenos físicos muy complejos que dificultan la obtención del modelo que facilite el análisis, diseño e implementación de estrategias de control; los factores que intervienen en estos casos suelen ser difíciles de evitar; de allí se genera la necesidad de obtener el modelo de un sistema por métodos experimentales que usen variables externas a él fáciles de medir. Un método desarrollado es el de identificación no paramétrica.

Este proyecto busca, a partir del estudio de la metodología de identificación de sistemas, conocer y aplicar el método de identificación no paramétrico, particularmente el análisis frecuencial, para obtener el modelo de sistemas dinámicos.

Como parte del desarrollo del modelo se estudió la metodología para la obtención de modelos usando la herramienta "Toolbox System Identification" de Matlab y se aplicó para obtener un modelo no paramétrico de los datos previamente obtenidos experimentalmente.

El dispositivo de experimentación utilizado fue el módulo de servomecanismos analógico del Laboratorio de Control; el modelo que se desea obtener es el del motor del módulo. Los datos necesarios para hacer la estimación del modelo se obtuvieron con el osciloscopio Fluke aprovechando un software especializado que permite llevar los datos directamente al computador para su posterior procesamiento en el Toolbox System Identification.

Este proyecto es de los pocos desarrollados en la Universidad que se enfocan en el estudio de identificación de sistemas y particularmente en la identificación no paramétrica, obteniendo un modelo a través de un Toolbox de Matlab.

1 OBJETIVOS

A continuación se plantea el objetivo general y los objetivos específicos que se desarrollarán en el proyecto.

1.1 OBJETIVO GENERAL

Obtención del modelo no paramétrico de un sistema por el método de identificación de respuesta en frecuencia.

1.2 OBJETIVOS ESPECÍFICOS

- Realizar el estudio general de la metodología de identificación de sistemas, con enfoque en los sistemas no paramétricos y principalmente en el método de respuesta en frecuencia.
- Estudiar el Toolbox “System Identification de Matlab” profundizando especialmente la función que permite el análisis de respuesta en frecuencia.
- Elaborar un manual de usuario con los principios generales del Toolbox y en particular la estimación de modelos no paramétricos.
- Estudiar la metodología para adquirir datos con el osciloscopio Fluke 123.
- Obtener el modelo en respuesta en frecuencia del generador de un grupo motor-generador aplicando la metodología de identificación no paramétrica.

2 MARCO TEÓRICO

La siguiente sección busca explicar los principales conceptos sobre identificación de sistemas dinámicos, sus clases y características; como también las clases de modelos y estructuras de cada uno de estos.

2.1 INTRODUCCIÓN

Un sistema es toda realidad en la que interactúan variables de diferentes tipos para producir señales observables. Estas señales se denominan salidas del sistema, mientras que las señales que pueden ser manipuladas libremente son las entradas del mismo. El resto de señales son perturbaciones o ruido que influyen en la evolución de las salidas pero no pueden ser manipuladas

Para diseñar los controles de un sistema dinámico es necesario tener un modelo que describa adecuadamente el comportamiento de un sistema.

La información con la que dispone el diseñador para este propósito es tener un conocimiento de física, biología y las otras ciencias que a través de los años han permitido el desarrollo de la ecuación para explicar una respuesta dinámica de cuerpos rígidos y flexibles, circuitos y motores eléctricos, líquidos, reacción química, y muchos otros componentes del sistema que se controlará.

Sin embargo, a menudo en el caso de los fenómenos físicos que son extremadamente complejos, las leyes de las ciencias no son adecuadas para dar una descripción satisfactoria de la planta dinámica que se desea controlar; en estas circunstancias, el diseñador toma datos experimentales para excitar la planta y medir su respuesta. A este proceso de construir modelos a partir de datos experimentales se llama "identificación de sistema".

Cuando se necesita conocer el comportamiento de un sistema en unas determinadas condiciones y ante unas determinadas entradas, se puede

recurrir a la experimentación sobre dicho 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 hace necesario trabajar con algún tipo de representación que se aproxime a la realidad y a la que se conoce como modelo.

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

2.2 LA IDENTIFICACIÓN COMO HERRAMIENTA PARA LA MODELIZACIÓN DE SISTEMAS DINÁMICOS

La productividad en sectores industriales ha hecho que los procesos de automatización se incrementen por lo cual se han desarrollado nuevas técnicas para aumentar la competitividad entre industrias teniendo presente el comportamiento dinámico del proceso y partes críticas.

El trabajo de un ingeniero esta basado en realizar modelos matemáticos de procesos ya conocidos en diferentes áreas destacando aplicaciones como control, supervisión, predicción, simulación y optimización

Las estrategias de diseño se clasifican en dos grupos:

- Control convencional
- Control avanzado

2.2.1 Control convencional

Dentro del control convencional esta el control PID, cascada, avance o retardo de fase entre otros. En la actualidad la mayoría de los procesos industriales son con controladores convencionales

2.2.2 Control avanzado

Se divide en tres técnicas de control:

1. Convencional (control selectivo, control desacoplado)
2. Basada en modelos numéricos (control predictivo y adaptativo)
3. Basada en conocimiento (Control neuronal y fuzzy)

El objetivo de la aplicación de estos modelos a los procesos industriales es detectar las fallas que se presentan en la industria para evitar que el sistema colapse y evitar consecuencias al personal. Uno de los métodos utilizados para la detección de dichas fallas es la comparación del proceso con un modelo de simulación.

2.3 ESTRUCTURA Y CLASIFICACIÓN DE LOS MODELOS

Identificación es la técnica de construir un modelo a partir de las variables medidas del proceso; entradas o variables de control, salidas o variables controladas y posiblemente perturbaciones.

Pueden haber tres formas distintas de utilizar los métodos de identificación como seleccionar las señales, comportamientos de entradas y salidas de interés y obtención de los parámetros no conocidos.

Se pueden analizar diferentes tipos de modelos como:

- Deterministas
- Dinámicos
- De parámetros concentrados
- Lineales o no lineales
- Tiempo continuo o tiempo discreto

Hay que dejar claros varios aspectos en cuanto a la construcción de un modelo:

- Un modelo se desarrolla siempre a partir de una serie de aproximaciones e hipótesis y por lo tanto, es una representación parcial de la realidad.
- Un modelo se construye para una finalidad específica y debe ser formulado para que sea útil a dicho fin.
- Un modelo tiene que ser por necesidad un compromiso entre la simplicidad y la necesidad de recoger los aspectos esenciales del sistema en estudio.

2.3.1 Estructura del modelo

En el caso de un sistema dinámico con una entrada en el instante t denominada como $u(t)$ y una salida en el instante t denominada como $y(t)$ los datos serán una colección finita de observaciones:

$$Z^N = \{u(0), y(0), u(1), y(1), \dots, u(N), y(N)\}$$

El problema matemático que se formula es la construcción de una función $g^N(t, \varphi(t))$ tal que a partir de ella podamos determinar $y(t)$.

En general se busca una función g que sea parametrizable, es decir que tenga un número finito de parámetros. A estos parámetros se les denomina con θ . A toda la familia de funciones candidatas se las denomina *estructura del modelo*, y en general estas funciones se escriben como $g_N(t, \theta, \varphi(t))$.

Esta función permite calcular el valor $y(t)$

$$y(t) \approx g_N(t, \theta, \varphi(t))$$

La búsqueda de una buena función se realiza en términos del parámetro θ , y el

cálculo del valor $\hat{\theta}_N$ conduce a:

$$\hat{g}_N(t, \varphi(t)) = g(t, \hat{\theta}_N, \varphi(t))$$

2.4 TIPOS DE MODELO

La utilización de modelos como $g_N(t, \theta, \varphi(t))$ indica que estamos restringiéndonos a un conjunto pequeño de modelos parametrizados respecto a θ . Un caso interesante es cuando se asume que la correcta representación del sistema pertenece a un gran número de sistemas y que no pueden parametrizarse con un número finito de parámetros.

Un ejemplo sería el de la respuesta impulso en donde su modelo corresponde a un número infinito de coeficientes. Matemáticamente este concepto se representa por:

$$\bigcup_{d=1}^{\infty} g_d(t, \theta^d, \varphi(t))$$

En donde el vector θ^d contiene d parámetros. Por supuesto que para cada conjunto finito de datos Z^N se tiene un $d < \infty$. Esta situación se denomina no paramétrica.

- Modelos paramétricos

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.

- 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.

La dependencia existente entre la construcción del modelo y su objetivo final o aplicación y las especificaciones del proceso de identificación se muestran en la siguiente tabla:

Tabla 1. Dependencia del modelo y su objetivo final

Objetivo final del modelo, aplicación	Tipos de modelos	Requerimientos de precisión del modelo	Método de identificación
Verificación de modelos teóricos	Lineal, Tiempo continuo, No paramétrico/ paramétrico	Media/ alta	Off-line, Respuesta transitoria, Respuesta frecuencial, Estimación paramétrica
Sintonía de controladores	Lineal, No paramétrico, Tiempo continuo	Medio	Off-line, Respuesta transitoria,
Ayuda al diseño de algoritmos de control	Lineal, Paramétrico, (no paramétrico) tiempo discreto	Medio	Estimación paramétrica On-line/ off-line
Control adaptativo	Lineal, paramétrico, Tiempo discreto	Medio	Estimación paramétrica On-line
Supervisión y detección de fallos	Lineal / no lineal, Paramétrico, Tiempo continuo	Alto	Estimación paramétrica On-line

2.5 MÉTODOS DE IDENTIFICACIÓN

Existen diversos métodos de identificación, que pueden clasificarse según distintos criterios.

2.5.1 *Métodos paramétricos*

Estos métodos requieren la elección de una posible estructura del modelo, de un criterio de ajuste de parámetros, y por último de la estimación de los parámetros que mejor se ajustan al modelo de los datos experimentales; se realiza por medio de dos técnicas:

- **TÉCNICAS FRECUENCIALES**

Las cuales minimizan el error entre la respuesta frecuencial real del proceso y la respuesta frecuencial del modelo.

- **TÉCNICAS TEMPORALES**

Las cuales minimizan el error temporal, error de predicción o error de salida, entre el modelo y el proceso. Forman parte de este grupo los métodos de identificación paramétricos clásicos y con redes neuronales. Ambas pueden ser utilizadas tanto para la estimación de los parámetros de modelos continuos como discretos.

2.5.2 Métodos no paramétricos

Este método no permite definir un vector de parámetros finitos para representarlo, algunos de estos métodos son:

- **ANÁLISIS DE LA RESPUESTA TRANSITORIA**

Se basa en la obtención de la respuesta del sistema a un impulso o a un escalón. Las señales de prueba a utilizar en este caso son un impulso o un escalón, respectivamente, y la salida registrada da el modelo correspondiente.

- **ANÁLISIS DE CORRELACIÓN**

Es un método del dominio temporal, útil para sistemas lineales y con señales continuas o discretas. Como resultado del mismo se obtiene la función de correlación entre las variables de interés y, como caso especial, una función de pesos.

- **TÉCNICAS FRECUENCIALES**

Que son utilizadas directamente para estimar la respuesta frecuencial del sistema. Dentro de las técnicas frecuenciales se puede diferenciar entre el análisis de Fourier y el análisis Espectral. Todas ellas son aplicables en el caso de considerar procesos lineales o linealizables. Para su utilización no se debe suponer ningún tipo de estructura para el modelo y los resultados obtenidos son de tipos gráfico los cuales pueden ser más o menos fáciles de interpretar.

2.6 MÉTODOS DE IDENTIFICACIÓN PARAMÉTRICA

El principio de la identificación de sistemas dinámicos se basa en buscar $g(t, \theta, \varphi(t))$ de manera que:

$$y(t) \text{ próximo a } g(t, \theta, \varphi(t))$$

Este principio también incluye el caso en donde φ y y son valores no numéricos, en el caso en que “próximo” se defina adecuadamente. Si

consideramos el caso numérico se debe seleccionar $\theta = \theta^N$ tal que

$$V_N(\theta) = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N \|y(t) - g(t, \theta, \varphi(t))\|$$

Se minimiza considerando alguna norma. Como por ejemplo $\|\epsilon\| = |\epsilon|^2$
Este caso origina una familia de métodos de identificación denominados “métodos de predicción del error” [3]

2.6.1 Clasificación de los métodos de identificación paramétrica

Se pueden considerar varios criterios para clasificar los métodos de identificación como se muestra a continuación:

- ERROR ENTRE PROCESO Y MODELO

Consiste en encontrar la diferencia entre ecuación de error y error en la señal de salida; se puede trabajar con dos estructuras una para función de pesos y otra para ecuaciones diferenciales y/o funciones de transferencia.

Las estructuras son:

Estructura ARX

$$y(t)+ay(t-1) = b_1 u(t-1) + b_2 u(t-2) + v(t)$$

Estructura OE

$$y(t) = \frac{b_1 + b_2 q^{-1}}{1 + f_1 q^{-1}} u(t-1) + v(t)$$

Donde $y(t)$ es la medida de la salida del sistema, $u(t)$ es la medida de la entrada del sistema mientras que $v(t)$ es el término perturbación (ruido, señal no conocida)

Dependiendo de la estructura del modelo, la estimación de la señal error será:

Ecuación del error, estructura ARX, calculado por la expresión:

$$\varepsilon(t) = y(t)+ay(t-1) - b_1 u(t-1) + b_2 u(t-2) \approx v(t)$$

Donde tanto el histórico de las entradas como salidas influyen en el cálculo del término error.

Error en la salida, estructura OE, calculado por:

$$\varepsilon(t) = y(t) - \frac{b_1 + b_2 q^{-1}}{1 + f_1 q^{-1}} u(t-1) \approx v(t)$$

En donde el error o residuo solo está afectado por el histórico de las entradas.

- ALGORITMOS UTILIZADOS

Los algoritmos utilizados pueden ser recursivos o no recursivos; Para los recursivos la estimación de parámetros se realiza después de cada conjunto de datos nuevos utilizando este valor como punto de partida para los siguientes. Para los no recursivos se utilizan secuencias enteras que comprenden todos los datos almacenados para calcular en un solo paso el valor de los parámetros

- SECUENCIA DE EVALUACIÓN O PROCESADA DE LAS MEDIDAS

Existen dos formas de acoplar el proceso con el ordenador: operación online y offline. La operación offline utiliza almacenamiento de datos y los procesa posteriormente mientras que el online los procesa en tiempo real.

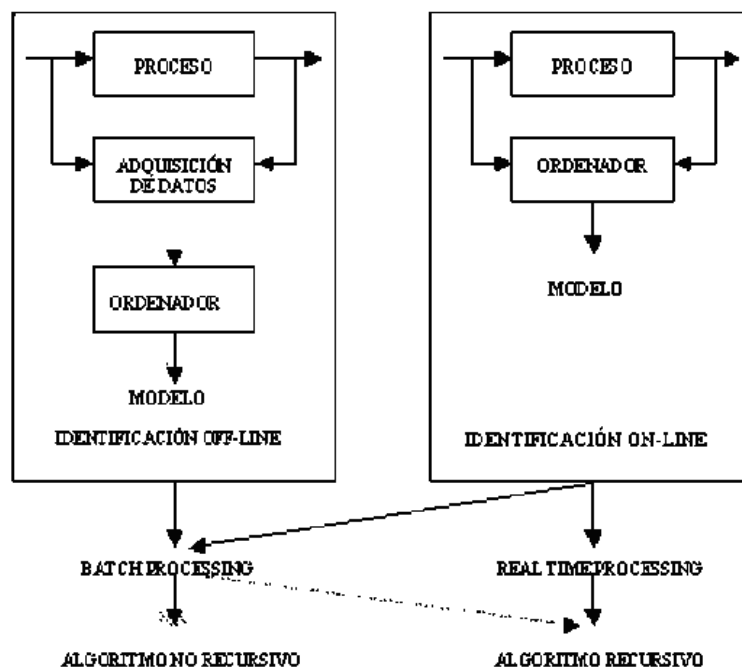


Figura 1. Secuencia de evaluación o procesada de las medidas

2.6.2 Etapas a seguir para la identificación de un modelo paramétrico

Las etapas a seguir para identificar un modelo paramétrico son:

- Diseño del experimento de identificación
- Observación y mejora de la calidad de los datos capturados
- Determinación de la estructura del modelo
- Estimación de los parámetros
- Validación del modelo

2.7 MÉTODOS DE IDENTIFICACIÓN NO PARAMÉTRICA

Los métodos de respuesta en frecuencia tienen varias razones para ser utilizados, una de éstas es obtener respuesta en frecuencia de los datos experimentales, de esta manera es posible realizar estimaciones experimentales con ruido y cuando el sistema no es lineal.

Un sistema de control puede ser confiable siendo diseñado a partir de modelos con datos basados en respuesta en frecuencia como por ejemplo los métodos de bode.

A continuación se ilustra en un diagrama de bloques la representación de una planta con sus diferentes variables.

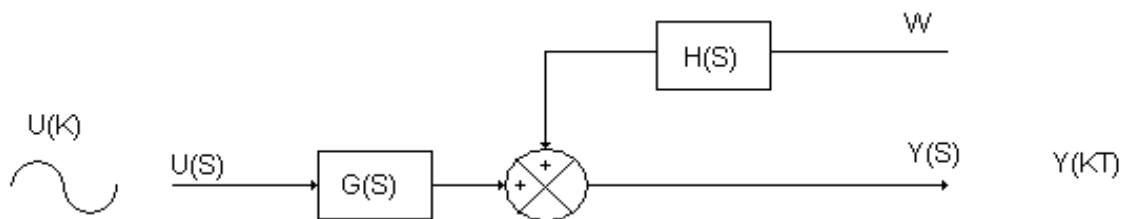


Figura 2. Diagrama de bloques de la representación de una planta

Para este caso se considera la siguiente ecuación:

$$Y(z) = G(z)U(z) + H(z)W(z)$$

Teniendo que Y es la salida del sistema, U la entrada de control de la planta, W el ruido que en determinado momento puede ser aleatorio, H la función de transferencia del ruido y G la función de transferencia de la planta.

La respuesta en frecuencia de este sistema es la evaluación de G.

Si se tiene que el ruido es cero y U(K) es senoidal (que es la señal que se ingresa al sistema) con una amplitud A y frecuencia ω_0 , entonces U(K) está dado por la siguiente ecuación:

$$U(KT) = A \sin(\omega_0 KT)$$

Y la salida en estado estado estacionario:

$$Y(KT) = B \sin(\omega_0 KT + \phi_0)$$

Donde:

$$\frac{B}{A} = G * e^{jW_0 T}$$

$$\phi = \angle G(e^{jW_0 T})$$

Conociendo las condiciones iniciales de la planta se puede realizar la estimación no paramétrica por medio de dos métodos, el método de UNA FRECUENCIA A LA VEZ y el método de ESTIMACIÓN ESPECTRAL ESTOCASTICA, utilizando en estos la transformada de Fourier (FT), transformada discreta de Fourier (DFT) y la transformada rápida de Fourier (FFT).

2.7.1 Método de una frecuencia a la vez

Del sistema de la planta anteriormente descrito $Y(z)$ el cual tiene una entrada senoidal $U(KT)$, tomando N muestras en la entrada y la salida se quiere encontrar la amplitud B y la fase ϕ_0 .

Se puede calcular un punto de la respuesta en frecuencia con la siguiente ecuación:

$$\phi = \angle G(e^{jW_0 T})$$

Luego se varia la frecuencia W_0 a W_1 de esta manera se realiza con todo los rangos de frecuencia.

Tomando la salida del sistema $Y(KT)$ con amplitud y fase desconocidas se estima la salida de la siguiente manera:

$$Y'(KT) = B \sin(W_0KT + \phi_0)$$

Recordando

$$\sin(\alpha + \beta)$$

$$B \sin(\alpha + \beta) = \sin \alpha \cos \beta + \sin \beta \cos \alpha$$

$$B_s \sin \alpha + B_c \cos \alpha$$

$$B_s = B \cos \beta$$

$$B_c = B \sin \beta$$

Aplicándolo al sistema

$$Y(KT) = B(\sin(W_0KT) * \cos(\phi_0) + \cos(W_0KT) * \sin(\phi_0))$$

Por lo que decimos que:

$$B_s = B \cos(\phi)$$

$$B_c = B \sin(\phi)$$

Entonces:

$$Y(KT) = B_s * \sin(W_0KT) + B_c \cos(W_0KT)$$

Para hallar B y ϕ_0 se utilizan las siguientes ecuaciones:

$$B = \sqrt{(Bc^2 + Bs^2)}$$

$$\phi_0 = \tan^{-1}\left(\frac{Bc}{Bs}\right)$$

Para un mejor ajuste de los datos de Y'

$$J = \frac{1}{N} \sum_{K=0}^{N-1} (Y(KT) - Y'(KT))^2$$

$$J = \frac{1}{N} \sum_{k=0}^{n-1} (Y(KT) - Bc \cos(W_0 KT) + Bs \sin(W_0 KT))^2$$

Para calcular Bc y Bs de tal forma que J sea pequeño, se deriva J respecto a Bc y Bs una a la vez y se iguala a cero.

$$\frac{\partial J}{\partial Bc} = \frac{1}{N} \sum_{k=0}^{n-1} 2(Y(KT) - Bc \cos(W_0 KT) - Bs \sin(W_0 KT)) * (-\cos(W_0 KT))$$

Esto se iguala a cero y se busca identidades trigonométricas para acortar la expresión.

$$\frac{1}{N} \sum_{k=0}^{n-1} 2(Y(KT) * \cos(W_0 KT) - Bc((\cos(W_0 KT) * \cos(W_0 KT)) - Bs(\sin(W_0 KT) * \cos(W_0 KT))) = 0$$

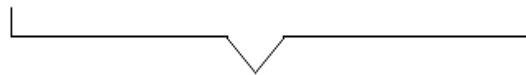
$$\frac{1}{N} \sum_{k=0}^{n-1} 2(Y(KT) * \cos(W_0 KT) - 2Bc\left(\frac{1 + \cos(2W_0 KT)}{2}\right) - Bs(\sin(2W_0 KT))) = 0$$

Simplifico el 2

$$\frac{1}{N} \sum_{k=0}^{n-1} (Y(KT) * \cos(W_0 KT) - \frac{Bc}{2} - \frac{Bc}{2} \cos(2W_0 KT) - \frac{Bs}{2} \text{sen}(2W_0 KT)) = 0$$

Agrupamos los términos en la suma

$$\frac{1}{N} \sum_{k=0}^{n-1} (Y(KT) * \cos(W_0 KT) - \frac{Bc}{2} - \frac{Bc}{2N} \sum_{k=0}^{N-1} \cos(2W_0 KT) - \frac{Bs}{2N} \sum_{k=0}^{N-1} \sin(2W_0 KT)) = 0$$



De la parte que se señala en la ecuación anterior podemos decir que por la sinusoides alterna en signo y tiene valor promedio cero, será exactamente cero si se selecciona las frecuencias cuidadosamente.

Ahora aplicamos la transformada discreta de Fourier:

$$\frac{1}{N} \sum_{k=0}^{N-1} Z^{-k} = \frac{1 - Z^{-N}}{N(1 - Z^{-1})}$$

Donde

$$Z = e^{\frac{j2\pi}{N}}$$

Entonces sustituyendo estas variables:

$$\begin{aligned} \frac{1}{N} \sum_{K=0}^{N-1} e^{-\frac{j2\pi K}{N}} &= \frac{1 - e^{\left(\frac{j2\pi}{N}\right)^*N}}{N(1 - e^{-\frac{j2\pi}{N}})} \\ &= \frac{1 - e^{-j2\pi}}{N(1 - e^{-\frac{j2\pi}{N}})} \end{aligned}$$

De lo anterior las respuestas posibles serian así, 1 para $l = rN$ y 0 para el resto.

Ahora si sustituimos en la fórmula de Euler $e^{-j2\pi k/N} = \cos(2\pi k/N) - j \sin(2\pi k/N)$ en la anterior ecuación se tiene que:

$$e^{-\frac{j2\pi K}{N}} = \cos\left(\frac{2\pi K}{N}\right) - j \sin\left(\frac{2\pi K}{N}\right)$$

$$\frac{1}{N} \sum_{K=0}^{N-1} \cos\left(\frac{2\pi K}{N}\right) =$$

Las respuestas posibles serian así, 1 para $l = rN$ y 0 para el resto; también se tendría la siguiente ecuación:

$$\frac{1}{N} \sum_{K=0}^{N-1} \sin\left(\frac{2\pi K}{N}\right) = 0$$

Se seleccionan las frecuencias de prueba, entonces:

$$B_c = \frac{2}{N} \sum_{K=0}^{N-1} Y(KT) \cos\left(\frac{2\pi K}{N}\right)$$

$$B_s = \frac{2}{N} \sum_{K=0}^{N-1} Y(KT) \sin\left(\frac{2\pi K}{N}\right)$$

De esta forma se obtiene las fórmulas de ganancia y de la fase las cuales describen los datos de la salida.

Por las ecuaciones anteriores se sabe que éstas están relacionadas con la transformada discreta de Fourier de la derivada de Y, con base en esto la DTF de Y es:

$$\begin{aligned} DTF(Y(KT)) &= \sum_{K=0}^{N-1} Y(KT) e^{-\frac{j2\pi K}{N}} \\ &= \sum_{K=0}^{N-1} Y(KT) \left(\cos\left(\frac{2\pi K}{N}\right) - j \sin\left(\frac{2\pi K}{N}\right) \right) \end{aligned}$$

Con las posibles soluciones

$$\begin{array}{ll} \frac{N}{2}(B_c - jB_s) & n = l \\ 0 & n \neq l \end{array}$$

DTF de la entrada U:

$$DTF(U(KT)) = \sum_{K=0}^{N-1} A \sin\left(\frac{2\pi l K}{N}\right) e^{-\frac{j2\pi l K}{N}}$$

$$= \frac{A}{2j} \sum \left[e^{\frac{j2\pi l K}{N}} - e^{-\frac{j2\pi l K}{N}} \right] \left[e^{-\frac{j2\pi l K}{N}} \right]$$

$$0 \quad \quad \quad l = n$$

$$\frac{NA}{2} \quad \quad \quad l \neq n$$

Hacemos la relación de DTF(Y) con DTF(U) para cuando $l \neq n$

$$\frac{DTF(Y)}{DTF(U)} = \frac{\frac{N}{2}(Bc - jBs)}{\frac{NA}{2j}}$$

Resolviendo

$$\frac{DTF(Y)}{DTF(U)} = \frac{Bs - Bcj}{A}$$

$$= |H| e^{j\phi_0}$$

Por la propiedad:

$$\frac{Y}{U} = H(e^{\frac{j2\pi l}{N}})$$

Utilizamos una técnica para evaluar la función de transferencia en varias frecuencias a la vez usando una entrada diferente a cero en banda de frecuencias calculando la relación de la salida a cada valor de entrada.

La técnica aplicada se hace con un “shirp” que es una función senoidal con una frecuencia que va creciendo desde un valor inicial a uno final para que cubra un rango deseado.

$$U(KT) = A_0 = W(K) \text{SIN}(W_K KT) \quad 0 < K < N - 1$$

$$U(K) = A_{sat} \left(\frac{Fc}{0.1N} \right) \text{sat} \left(\frac{N - K}{0.1N} \right)$$

$$WJ_K = W_{start} + \left(\frac{K}{N} \right) (W_{end} - W_{start})$$

W(K) es una función de ventana que lleva la entrada a inicio en cero, con amplitud creciente con una rampa A y decreciendo con una rampa hasta llegar a cero al final.

Sat es la saturación lineal entre -1 y +1; y A₀ se utiliza para que la entrada tenga promedio de cero.

- satura en -1 para argumentos menores que -1
- satura en +1 para argumentos mayores que +1

2.7.2 Acondicionamiento de datos

Una señal puede ser construida para tener energía sólo en ciertas bandas y con el uso de la función de transferencia se puede estimar precisamente la banda. Este es un caso particular de un principio de gran importancia de la identificación de sistemas:

“Utilizar todos los conocimientos previos disponibles para reducir la incertidumbre en la estimación”

Otra situación ocurre cuando parte de la función de transferencia es conocida esto es común en los dispositivos de control mecánicos tales como robots o estructuras espaciales donde se conoce que la función de transferencia tiene dos polos en el origen en el plano S y así dos polos en $Z=1$ en el plano Z .

También se puede saber qué tan rápido la función de transferencia se aproxima a cero para frecuencias altas y de este conocimiento asignamos ceros en $Z=1$ de la función de transferencia. Este supuesto no es exacto porque los ceros en el infinito del plano S no se pueden dibujar en ningún punto fijo en el plano Z ; sin embargo en casi todos los casos resultan ceros en el plano Z que a menudo están por fuera del círculo unitario, por lo que casi no tiene influencia sobre la respuesta en frecuencia sobre la banda de importancia y son muy difíciles de identificar exactamente.

Es por esta razón que conocemos los ceros en el infinito del plano S , que pueden ser asignados a $Z=-1$ y usarlos para reducir la incertidumbre en la estimación de la función de transferencia discreta.

Suponemos que modelamos los polos conocidos como las raíces de los polinomios $aK(Z)$ y los ceros conocidos como las raíces de $bK(Z)$. Entonces

todo lo que este sobre la función de transferencia puede ser factorizado entre las pares conocidas y desconocidas de esta forma.

$$G(Z) = \frac{bK(Z)}{aK(Z)} G_1(Z)$$

Donde:

$aK(Z)$ = polos de raíces del polinomio

$bK(Z)$ = cero de las raíces del polinomio

$G_1(Z)$ = función de transferencia conocida

$G(Z)$ = función de transferencia por conocer

Supongamos que filtramos U y Y a travez de F , se suprime el ruido significativamente.

$$Y = GU + U$$

$$FY = GFU + FV$$

$$Yf = GUf + FV$$

Conociendo que FV es ruido filtrado y F es filtro pasa bajos.

2.7.3 Estimación espectral estocástica

El proceso estocástico es un concepto matemático que sirve para caracterizar y estudiar todo tipo de fenómenos aleatorios (estocásticos) que evolucionan generalmente con el tiempo.

Ecuación de la planta con convolucion:

$$y(n) = \sum_{k=-\infty}^{\infty} g(k)u(n-k)$$

Multiplicamos ambos lados por $u(n-l)$

$$\varepsilon y(n) * u(n-l) = \varepsilon \sum g(k)u(n-k)u(n-l)$$

$$R_{yu}(l) = \sum g(k)R_{uu}(l-k)$$

De la ecuación anterior $R_{yu}(l)$ es la correlación cruzada entre Y y U o medida de similitud entre U y Y, y el termino $R_{uu}(l-k)$ es la autocorrelacion del proceso U, comparación o medida de similitud entre $u(n-l)$ y $u(n-k)$

Obtenemos la transformada Z de la función anterior

$$S_{yu}(Z) = G(Z)S_{uu}(Z)$$

Donde $S_{yu}(Z)$ se obtiene de la transformada Z de $R_{yu}(l)$ y esta es el espectro de potencia cruzado entre los procesos Y y U, con $S_{uu}(Z)$ como el espectro de potencia del proceso U, se obtiene de la trasformada Z de $R_{uu}(l-k)$.

También se puede decir que $G(Z)$ es la función de transferencia, se obtiene de la transformada Z de $g(k)$, es igual a la estimación de correlación entre R_{yu} y R_{uu} e igual a la estimación de los espectros S_{yu} y S_{uu} de $y(k)$ y $u(k)$.

$$R_{yu}(l) = \lim_{N \rightarrow \infty} \frac{1}{2N+1} \sum_{n=-N}^N y(n)u(n-l)$$

$$\hat{R}_{yu}(l) = \frac{1}{N} \sum_{n=-N}^N y(n)u(n-l)$$

Por lo tanto $Y(K)$ y $U(K)$ son ceros fuera del rango $0 < K < N-1$ y el número de valores de datos usados $R_{yu}(l)$ en la ecuación anterior en $N-1$, también cuando l se aproxima a N el valor es pequeño.

La función resultante es complicada porque de la estimación se tiene un número exacto de los puntos usados y en la identificación el número es dado por los experimentos. [1]

3 METODOLOGÍA DEL PROYECTO

El proyecto parte de unos conocimientos básicos sobre la identificación de sistemas con los que se pueden obtener modelos para optimizar el funcionamiento de sistemas.

El primer paso para saber qué clase de modelos se podía obtener fue iniciar una documentación del tema a través de consultas en libros, revistas, artículos y exposiciones realizadas a nivel nacional e internacional para el estudio de la metodología de identificación de sistemas y obtención de modelos por métodos paramétricos y no paramétricos; con unos conocimientos mas amplios del tema se decidió obtener un modelo no paramétrico.

Se estudió más a fondo la metodología del método de identificación no paramétrica encontrando dos formas de realizar un modelo, las cuales podían ser en el dominio del tiempo y en el dominio de la frecuencia con sus métodos respectivos; de este estudio se decidió realizar el modelo por medio de un método de identificación de respuesta en frecuencia.

Teniendo claro que se quería obtener un modelo no paramétrico por el método de respuesta en frecuencia y que sería conveniente aplicarlo a un sistema real se realizó un montaje en el laboratorio de maquinas de un grupo motor-generator al cual fue necesario realizar un acople entre estos y una estructura la cual los soportara y los mantuviera al mismo nivel; de este grupo motor-generator se pretendía obtener los datos los cuales permitieran obtener el modelo pero por motivos operacionales no fue posible.

Se estudió la herramienta de *Matlab "System Toolbox Identification"* se profundizó en el tema de nuestro interés se realizó un manual general sobre el funcionamiento de este.

Para obtener el modelo se requerían inicialmente de datos de un sistema y descartando el grupo del Laboratorio de Máquinas se decidió trabajar sobre el

módulo de servomecanismos analógico del laboratorio de control del cual se obtuvieron los datos de un motor que tenía como entrada una señal senoidal y variando su frecuencia se obtuvieron los datos en la salida.

Los datos fueron tomados con un osciloscopio digital *Fluke* 123 el cual permite llevar los datos al computador por medio de un software llamado "*FlukeView*"; se realizó un tutorial que explicó como se plasma los datos en una tabla de *Excel*.

Era importante tener los datos del sistema en una tabla de *Excel* ya que *Matlab* permite ingresarlos como vectores y así el *Toolbox* deja importar los datos para ser utilizados con el fin de obtener el modelo.

Con los datos en *Toolbox* se quería tener otra forma para la obtención de los datos del modelo de un sistema, por eso se utilizó una secuencia de interpolación cúbica que permitió tener los datos espaciados uniformemente sin perder la forma de la señal original, luego se realizó la estimación de los modelos utilizando el modelo espectral; se obtuvo tres modelos los cuales pasaron por un proceso de verificación y de los cuales se trabajaron dos debido a su fiabilidad. Los modelos obtenidos se trabajaron separadamente según sus características; teniendo un modelo paramétrico expresado gráficamente y en una tabla de valores y para obtener una función de transferencia se realizaron unas iteraciones de tipo empírico obteniendo un modelo bastante aproximado.

4 RESULTADOS Y ANÁLISIS

A continuación se encuentran los resultados del proyecto como el manual, adquisición de datos y desarrollo del modelo.

4.1 MANUAL TOOLBOX SYSTEM IDENTIFICATION

El presente Toolbox muestra las opciones relacionadas con la identificación de respuesta en frecuencia profundizando en estas y haciendo una breve descripción de las no relacionadas con el tema; basados principalmente en identificar sistemas LTI (lineales e invariantes en el tiempo) a partir de un registro de entrada y uno de salida, tal como lo muestra la figura.

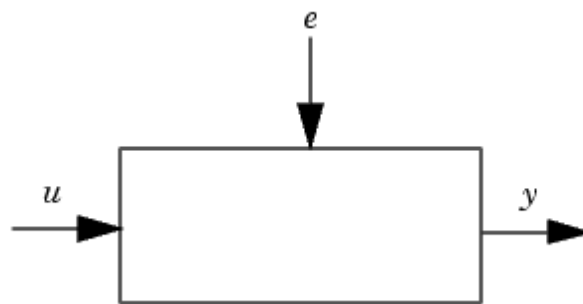


Figura3. Sistema LTI

Siendo $u(t)$ los datos de entrada, $e(t)$ las posibles perturbaciones que pueden de ingresar al sistema y $y(t)$ los datos de salida del sistema.

Cabe aclarar al lector que para operar el Toolbox debe ingresar como mínimo las secuencias de entrada $u(t)$ y las secuencias de salida $y(t)$.

Los términos usados para la comprensión de esta herramienta se definen a continuación:

- **ESTIMACIÓN DE DATOS:** Es el conjunto de datos que se utilizan para crear un modelo.

- **VALIDACIÓN DE DATOS:** Es el conjunto de datos (diferentes a los de la estimación) que se utilizan para validar el modelo.
- **VISTA DE MODELOS:** Son las distintas formas de inspección de las propiedades de un modelo tales como polos y ceros, respuesta en el tiempo o transitoria y respuesta en frecuencia.
- **VISTA DE DATOS:** Son las diversas formas de inspección de las propiedades del conjunto de datos. Es más común y útil para representar los datos y analizar los llamados atípicos. Estas mediciones no son fiables, ya que pueden surgir de los fracasos en el equipo de medición.
- **ESTRUCTURAS DEL MODELO:** Son las distintas familias del modelo con parámetros ajustables. la estimación de los parámetros es el proceso de encontrar la "mejor" respuesta a estas variables. El problema radica en encontrar tanto la estructura del modelo como la secuencia de valores numéricos ajustables al sistema
- **MÉTODOS DE IDENTIFICACIÓN PARÁMETRICOS:** Son las técnicas de estimación de parámetros para una determinada estructura del modelo.
- **MÉTODOS DE IDENTIFICACIÓN NO PARÁMETRICOS:** Son las técnicas para estimar el comportamiento del sistema, sin que sea necesario utilizar un modelo de parámetros establecidos. Incluyen un análisis de correlación, que estima un sistema de respuesta al impulso, y el análisis espectral, que estima un sistema de respuesta de frecuencia.
- **VALIDACIÓN DEL MODELO:** Es el proceso que evalúa la confianza del modelo. Es una tarea subjetiva, que consiste en examinar todos los aspectos de las propiedades del sistema; Es el análisis de la capacidad del modelo para reproducir el comportamiento de los datos de validación establecidos por la simulación y la predicción.

Para el uso de esta herramienta se requiere tener cierto conocimiento previo del sistema a modelar para que se pueda hacer un uso satisfactorio del toolbox. Para el uso básico suele bastar con algunas consideraciones superficiales.

Los modelos describen la relación entre señales que han sido medidas experimentalmente. Debe distinguirse claramente entre señales de entrada y de salida pues estas últimas son determinadas en parte por la o las entradas, además pueden ser afectadas por factores diferentes a las entradas medidas estos factores o señales no medidas serán llamados ruido.

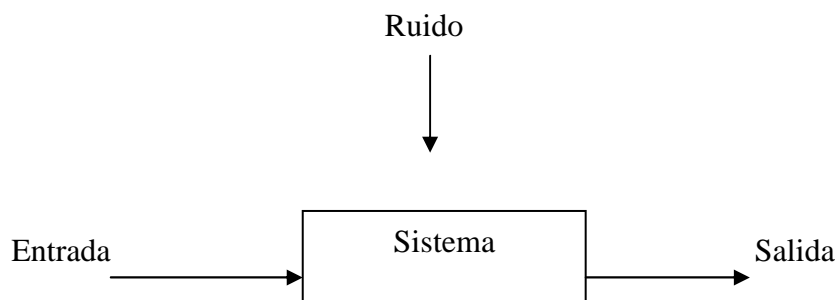


Figura 4. Sistema dinámico

Todas estas señales son funciones en el tiempo, y ya que usualmente los equipos de medida toman los datos en instantes de tiempo discreto es importante considerar el intervalo de muestreo, así el problema se reduce a establecer o describir como las tres señales (entrada, salida y ruido) se relacionan entre sí.

La relación básicamente es una ecuación diferencial (o en diferencias considerando el tiempo de muestreo) lineal que nos dice, por ejemplo, cómo se produce la salida si la entrada se conoce y el ruido puede ser ignorado; así la salida en un instante t se calcula como una combinación lineal de datos entrada y salida conocidos de instantes anteriores. A esto se refiere el término *sistema dinámico*.

Para resolver el problema de identificación, entonces se usan mediciones de entrada(s) y salida(s) para establecer, si por ejemplo el sistema se describe por una ecuación en diferencias:

$$y(t) - 2y(t-T) + 1.7y(t-2T) = 0.91u(t-T) + 1.5u(t-2T) + e(t)$$

Habría que determinar:

- Los coeficientes de los términos de la ecuación en diferencias.
- Conjunto de datos de entrada y salida.
- Cuantas entradas en diferencias.
- El valor del retraso en cada término de la ecuación.

Para estimar un modelo se requieren datos de entrada y salida, que son datos medidos de un sistema real, existen muchas formas de obtener estos modelos. El proceso para obtener un modelo a partir de datos observados involucra básicamente 3 ingredientes:

- Los datos de entrada y de salida.
- Una serie de modelos "candidatos".
- Un criterio para escoger y ajustar un modelo en particular de entre los propuestos basándose en la información de los datos.

El proceso de identificación puede entonces interpretarse como un ciclo en el cual repetidamente se computa para obtener los parámetros de un modelo, se compara con los datos y se establece si el modelo es aceptable el ciclo se puede detallar así:

- 1 Diseñar un experimento que permita obtener datos del proceso a identificar.

- 2 Depurar los datos eliminando aquellos que sean atípicos y/o seleccionando una porción de los mismos a fin de tener un rango de frecuencias adecuado.
- 3 Seleccionar y definir una estructura para el modelo (conjunto de modelos candidatos) del cual se va a seleccionar y ajustar el modelo.
- 4 Operar las entradas con cada modelo del conjunto ajustando los parámetros de los mismos y así establecer el mejor de ellos de acuerdo con los datos de salida y los criterios ya establecidos.
- 5 Examinar las propiedades del sistema obtenido.
- 6 Si el modelo es satisfactorio se puede parar aquí, si no se pasa al paso 3 y se selecciona un conjunto de modelos distinto, es posible que se deba revisar el algoritmo de ajuste o los criterios que se están usando.

El Toolbox de Identificación de Sistemas ofrece herramientas para utilizar en cada uno de estos pasos.

Para el paso 2 hay rutinas para graficar los datos, filtrarlos y remover muestras atípicas, para el paso 3 el Toolbox ofrece una serie de modelos no paramétricos, así como las cajas negras de entrada salida y estructuras en espacio de estados más comunes y también se pueden obtener espacios de estado en dominio continuo o discreto hechos a medida; en el paso 4 para la predicción de errores en general (máximo riesgo), se ofrecen métodos para modelos paramétricos y los análisis espectrales y de correlación son utilizados para las estructuras de modelo no paramétrico. Para examinar los modelos en el paso 5 muchas funciones permiten el cálculo y la representación en frecuencia mostrando los polos y los ceros así como simulación del propio modelo, también se incluyen funciones para transformar del dominio del tiempo a frecuencia y viceversa además se pueden importar y exportar datos a otros Toolbox como el de Sistemas de Control y Procesamiento de Señales.

En el siguiente ejemplo se utilizan vectores generados en el *Workspace* :

```
Command Window
i New to MATLAB? Watch this Video, see Demos, or read Getting Started.
>> t=0:0.05:5;
>> u(1:length(t))=1;
>> y=exp(-t);
>>
```

Figura 5. Vectores generados en el Workspace de Matlab

Es importante que si *Matlab* no guarda los vectores como columna por defecto estos deben trasponerse.

Para abrir la herramienta se escribe *indent* en el *Workspace*:

```
>> indent
Opening System Identification Tool ..... done.
>>
```

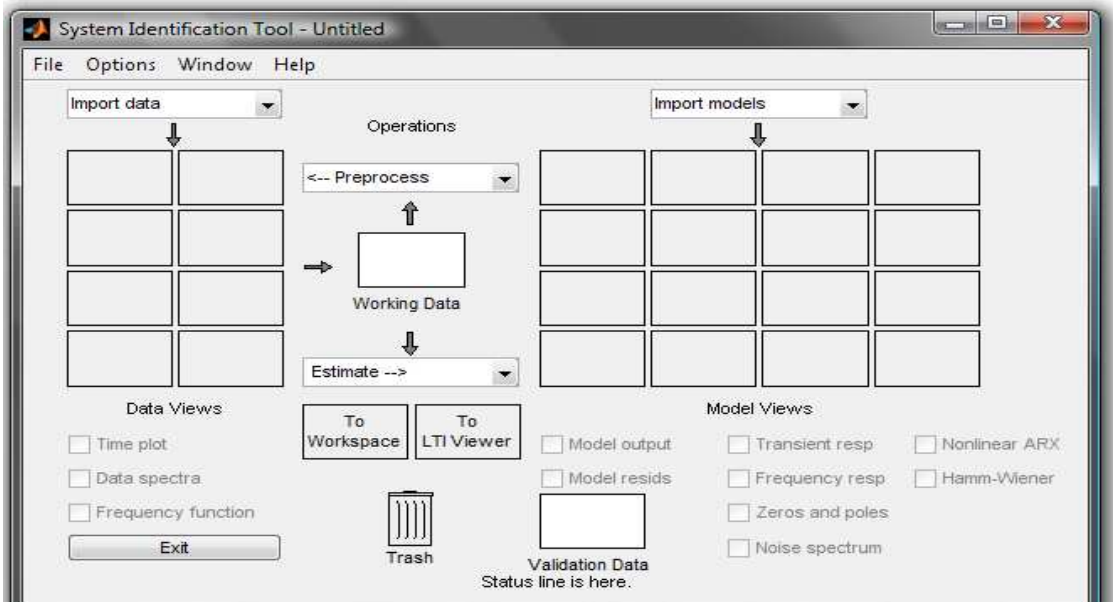


Figura 6. Ventana principal System Identification Toolbox

Esta es la ventana principal del Toolbox, aquí aparecen dos tablas; la de la izquierda corresponde a los conjuntos de datos de entrada y salida y la de la derecha a los modelos; además aparecen en la ventana otras herramientas que permiten realizar casi cualquier función del Toolbox.

Para ingresar los datos estos se importan, en este caso son datos tomados en el dominio del tiempo y están guardados en el workspace, de allí los tomamos:

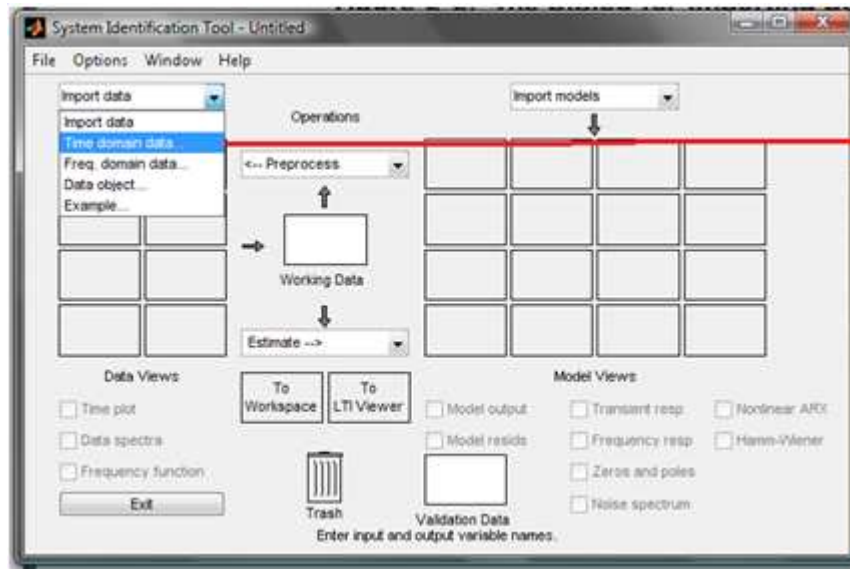


Figura 7. Importación de datos

Al hacer click en la pestaña *import data* aparece el cuadro que se muestra a continuación:

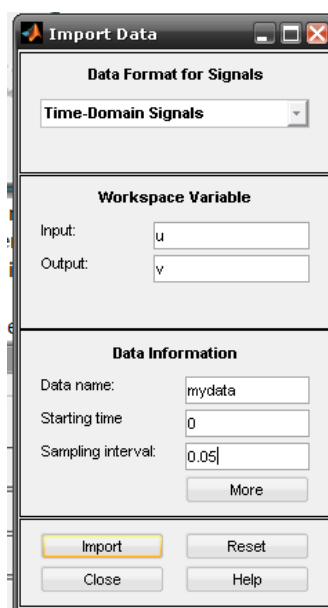


Figura 8. Variables de los datos en el dominio del tiempo

Allí se importan los datos con los nombres de las variables previamente guardadas especificando el nombre el tiempo de inicio y el intervalo de muestreo, se hace click en *import*, inmediatamente estos quedaran en la tabla de datos, es importante tener en cuenta que los vectores deben guardarse como columna si no es el caso aparecerá una ventana que le preguntara si se desea trasponer, en tal caso lo más conveniente es aceptar.

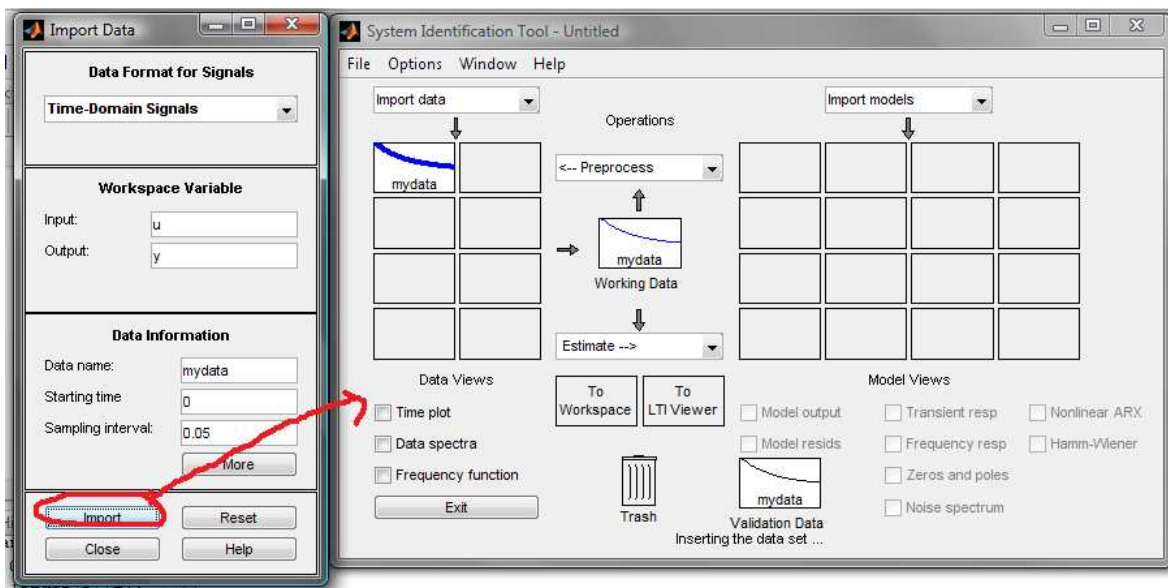


Figura 9. Importación de datos en el dominio del tiempo

Usualmente hace falta hacer un procesamiento previo de los datos antes de utilizarlos para su análisis.

PRE-PROCESAMIENTO

El pre-procesamiento de datos de un sistema consiste en la adecuación de los registros de entrada con el fin de optimizar el tratamiento de una señal, eliminando posibles sesgos en la información y aumentando la calidad y veracidad de la respuesta.

En el System Identification Toolbox existen diversas opciones de preprocesamiento, para el dominio del tiempo están habilitadas las opciones select channels, select experiments, merge experiments, select range, remove means, remove trends, filter, resample transform data y quick start. Se describe a continuación cada una de las opciones anteriores.

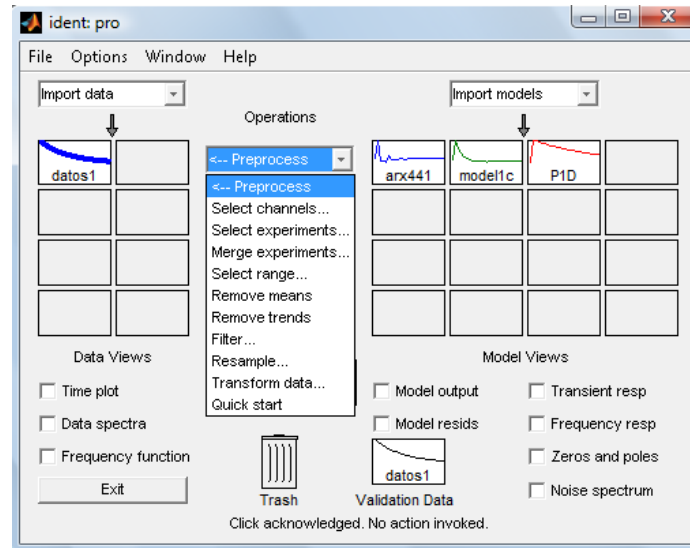


Figura 10. Opciones de preprocesamiento

- **SELECT CHANNELS:** asocia los datos de entrada y salida a un único canal determinado por el usuario.
- **SELECT EXPERIMENTS:** selecciona el conjunto de experimentos asociados a uno o multiples canales.
- **MERGE EXPERIMENTS:** fusiona los datos para los objetos IDDATA los cuales representa conjuntos de datos multiexperimentales.
- **SELECT RANGE:** permite seleccionar un rango de los datos de entrada y salida para un estudio fraccionado del sistema.

A continuación la gráfica muestra como se restringe el rango de una señal para su utilización en el *Ident*, con el cursor se arrastra para establecer el nuevo rango con el cuadro verde como se muestra:

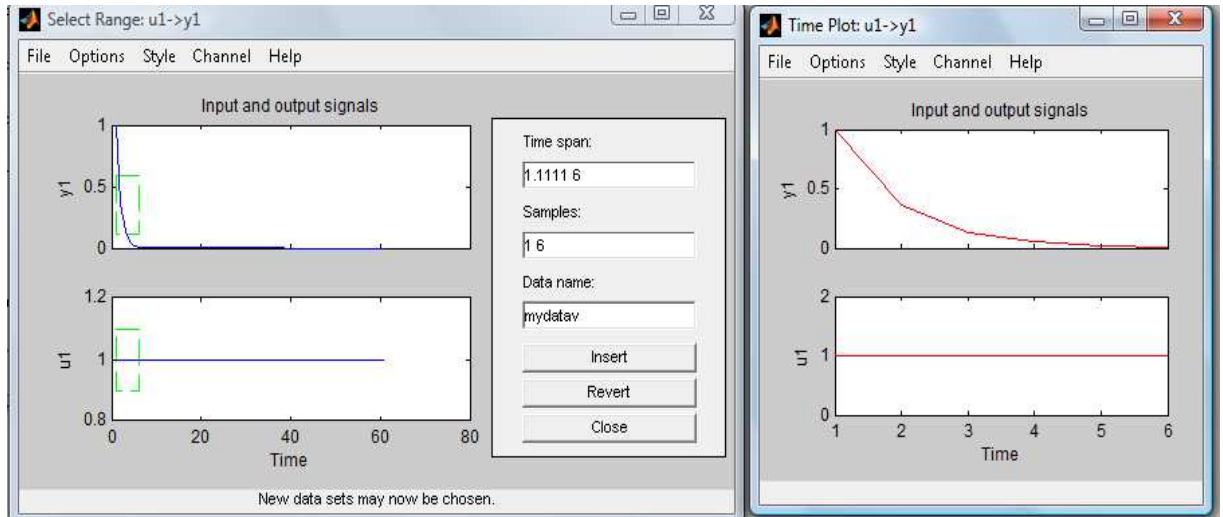


Figura 11. Select Range

Las graficas mostradas son la nueva entrada y salida restringidas en rango.

- REMOVE MEANS: remueve el valor medio de la señal de entrada y salida, en la gráfica se muestra un ejemplo, las curvas de color azul oscuro son los datos originales, mientras que las de color celeste son los datos obtenidos después de eliminar la media.

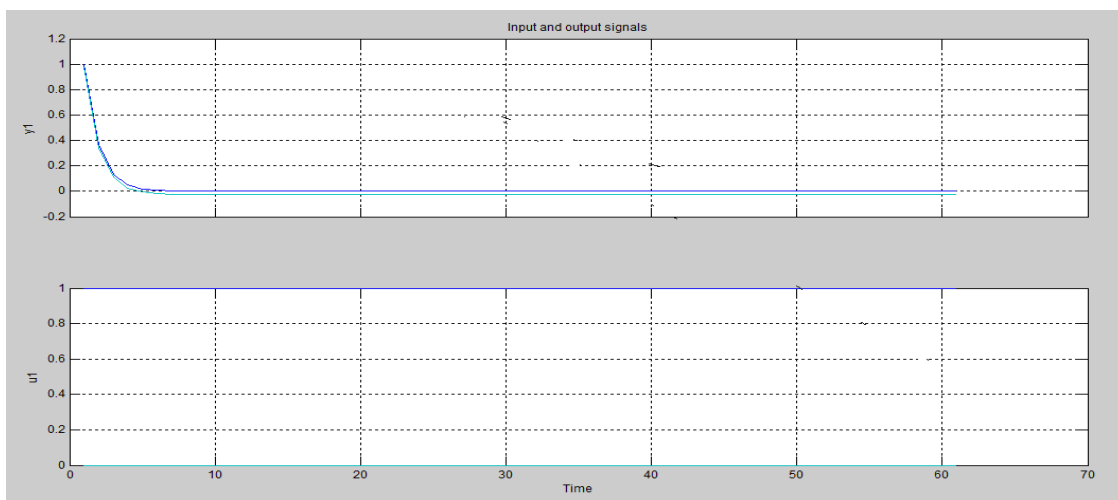


Figura 12. Remove means

- REMOVE TREANS: remueve tendencias que pueden sesgar los registros, en la figura se muestra las curvas violeta son el resultado del procesamiento indicado.

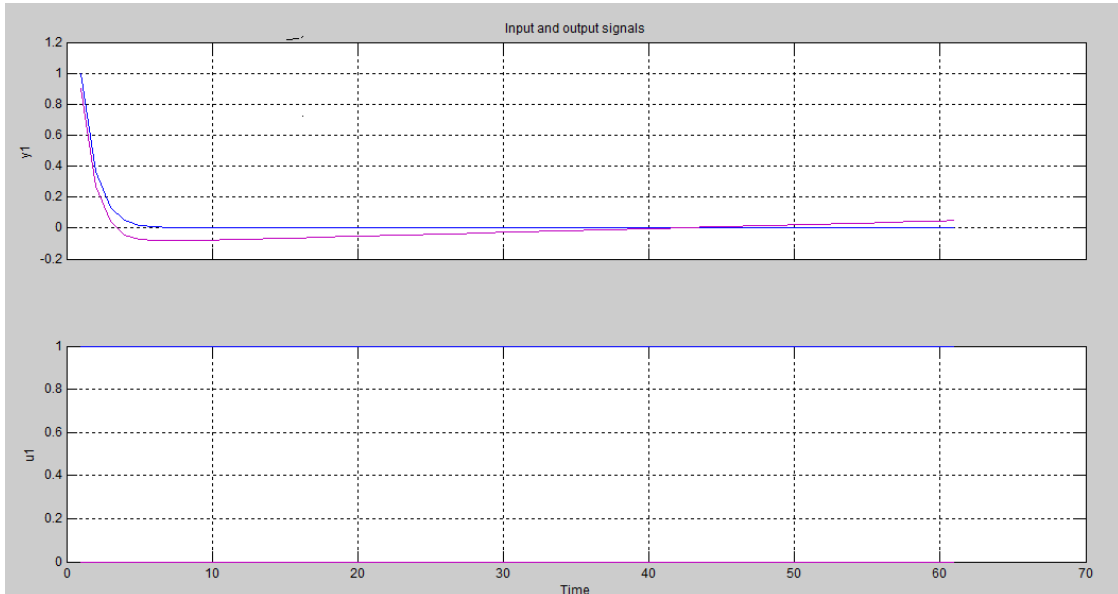


Figura 13. Remove Treans

- FILTER: permite filtrar el ruido que poseen las señales de entrada y/o salida por medio de un sistema pasa banda o pasa bajas

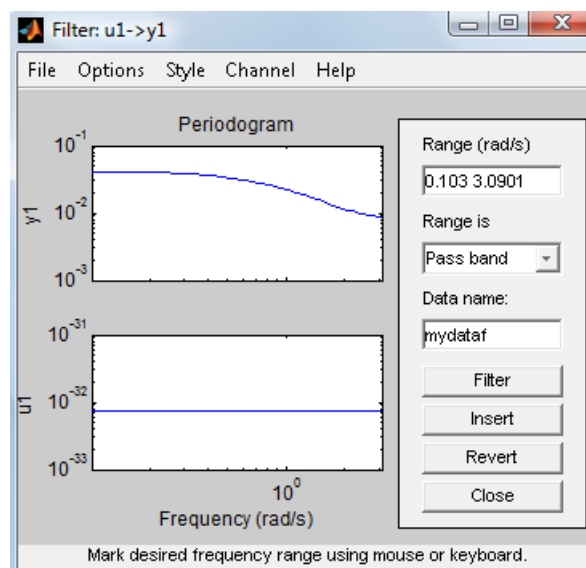


Figura 14. Filter

La gráfica muestra el menú que ofrece la herramienta, allí se especifica el rango, el tipo de filtro y el nombre de los datos de entrada.

- RESAMPLING: Es la acción que sobre-muestra la señal de entrada para disminuir aliasing, optimizar su reconstrucción a partir de la interpolación y comprimirla para que su registro sea versátil a nivel de memoria. El ejemplo de la figura muestra respectivamente en azul y violeta los datos antes y después del Resampling.

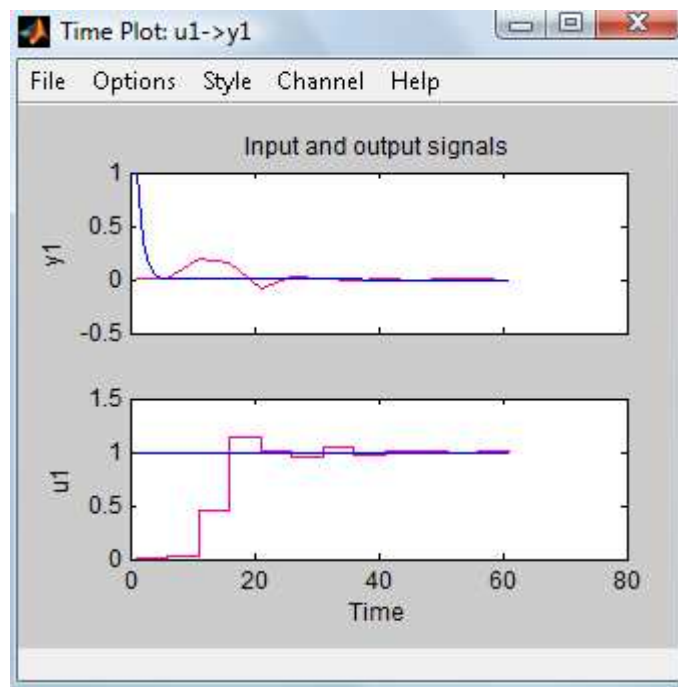


Figura 15. Resampling

- QUICK START: representa la ejecución de un ejemplo didáctico en el pre-procesamiento de un conjunto de datos primarios.

Para el dominio de la frecuencia se encuentran habilitadas sólo las opciones: select channels, select experiments, merge experiments, select range y transform data. Esta última que no está mencionada entre las del tiempo sirve para pasar los datos en frecuencia al dominio del tiempo.

El método consiste en ajustar los parámetros de un modelo de manera que la salida del modelo sea lo más aproximada posible a los datos obtenidos experimentalmente. Lo más sencillo es partir de un modelo inicial que se ajuste o no a los datos y ajustar los parámetros del mismo a los datos de entrada y salida del sistema.

Para este ejemplo se va utilizar el modelo armax, según el cual el sistema se parametriza en forma de una ecuación en diferencias:

Supongamos

$$y(t) - 1.5y(t-1) + 0.7y(t-2) = u(t-1) + 0.5u(t-2) + e(t) - e(t-1) + 0.2e(t-2),$$

Donde en este caso haremos $e(t)=0$ para todo t .

```
>> model1 = poly2th([1 -1.5 0.7],[0 1 0.5])
Discrete-time IDPOLY model: A(q)y(t) = B(q)u(t) + e(t)
A(q) = 1 - 1.5 q^-1 + 0.7 q^-2

B(q) = q^-1 + 0.5 q^-2

This model was not estimated from data.
Sampling interval: 1

>> |
```

Figura 16. Modelo ARMAX en el Workspace

Los modelos lineales generalmente se pueden describir como:

$$Y=G*u+H*e$$

Lo que muestra que la salida medida es el resultado de la suma de una contribución que hace la entrada $u(t)$ y otra que hace el ruido $H*e$. G denota

entonces las propiedades dinámicas del sistema, es decir la manera como la salida se forma a partir de la entrada, en sistemas lineales se le llama la función de transferencia de entrada a salida. El símbolo H se refiere a las propiedades del ruido, y es llamado el modelo de ruido y expresa como las componentes de ruido se generan a partir de un de una fuente estándar de ruido $e(t)$.

Los modelos de espacio de estados son una manera común de representar modelos dinámicos. Estos describen el mismo tipo de relación lineal de la diferencia entre las entradas y las salidas como en el modelo ARX, pero estas son reorganizadas de manera que solo los retrasos son utilizados en las expresiones. Para estos se introducen las variables de estado que en realidad no son medidas pero se pueden reconstruir a partir de datos de entrada o salida medidos. Esto es particularmente útil cuando hay varias señales de salida. Para un uso básico del toolbox basta con saber que el orden del modelo de espacio de estados está relacionado con el número de entradas y salidas retrasadas de la ecuación en diferencias correspondiente al modelo.

La representación del espacio de estados se vería entonces así:

$$x(t+1) = Ax(t) + Bu(t) + Ke(t)$$

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

Aquí $x(t)$ es el vector de variables de estado, la matriz K representa las propiedades de ruido, de manera que si $K=0$, entonces la fuente de error $e(t)$ sólo afecta la salida $y(t)$ y no se construye ningún modelo específico para las propiedades del error. Esto correspondería a $H=1$ en la descripción general mencionada antes. Notese también que $D=0$ quiere decir que no hay influencia directa de la entrada sobre la salida. Así el efecto de la entrada sobre la salida pasa por $x(t)$ y así será retrasada al menos una muestra. El primer valor del vector variable de estado $X(0)$ refleja las condiciones iniciales del sistema al inicio de la toma de datos. Cuando se trata de modelos representados en

espacio de estados, una opción típica es o estimar D , K , y $X(0)$ o asumirlos cero.

- **COMO SE ESTABLECE E INTERPRETA LA FUENTE DE RUIDO**

En muchos sistemas el efecto del ruido sobre la salida es insignificante comparado con el efecto de la entrada, en cuyo caso es menos relevante tener un modelo exacto para el ruido. No obstante si es importante entender el papel del ruido y la fuente de ruido $e(t)$, ya sea que aparezca en el modelo ARX o en las descripciones generales mostradas anteriormente.

Hay tres aspectos del ruido que deben ser destacados:

- **ENTENDER EL RUIDO BLANCO**

Desde un punto de vista formal, la fuente de ruido estándar $e(t)$ será típicamente considerada ruido blanco, lo que quiere decir que es completamente impredecible.

- **INTERPRETAR LA FUENTE DE RUIDO**

Esta se refiere a todo aquello que afecte la salida que no sea una entrada y denota que aunque un experimento se repita con las mismas entradas la salida obtenida seguirá siendo algo diferente a la obtenida antes.

- **UTILIZAR LA FUENTE DE RUIDO CUANDO SE MANEJE EL MODELO**

Si el modelo se usa para simulaciones entonces el modelo de ruido no cumple un papel realmente relevante, pero si se está ajustando el control de un sistema, el uso de un modelo de ruido puede servir para establecer en qué medida el sistema opera de la manera deseada a pesar del ruido que pudiera aparecer.

- ESTRUCTURAS DE LOS MODELOS PARAMÉTRICOS

El Toolbox permite trabajar varios modelos como:

- MODELO ARX

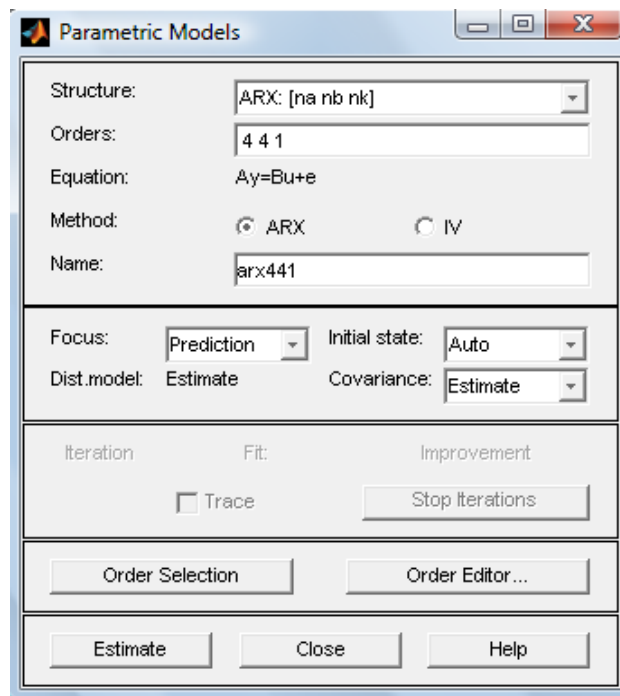


Figura 17. Modelo ARX

Es el modelo más utilizado, su estructura lineal se basa en una simple ecuación en diferencias.

$$y(t) + a_1 y(t-1) + \dots + a_{n_a} y(t-n_a) = b_1 u(t-n_k) + \dots + b_{n_b} u(t-n_k-n_b+1)$$

La estructura es totalmente definida por los tres enteros n_a , n_b y n_k . n_a es igual al número de polos y n_b-1 es el número de ceros, mientras que n_k es el tiempo de demora (el tiempo muerto) en el sistema.

Para un sistema en virtud de la muestra de datos de control, normalmente n_k es igual a 1 si no hay un tiempo muerto. Para los sistemas múltiples de entrada y n_k , n_b son vectores fila, donde el i -ésimo elemento da la orden o retraso asociado con el i -ésimo de entrada.

- MODELO ARMAX

En general es un modelo entrada-salida lineal de solo una entrada U y de salida Y, la cual se puede escribir como

$$y(t) + a_1y(t-1) + \dots + a_{na}y(t-na) = b_1u(t-nk) + \dots + b_{nb}u(t-nk-nb+1) + e(t) + c_1e(t-1) + \dots + c_{nc}e(t-nc)$$

a grandes rasgos el modelo ARMAX utiliza los mismos coeficientes en cuanto a polos y ceros del modelo ARX, con la diferencia de que nc , representa los desplazamientos temporales del ruido parametrizado.

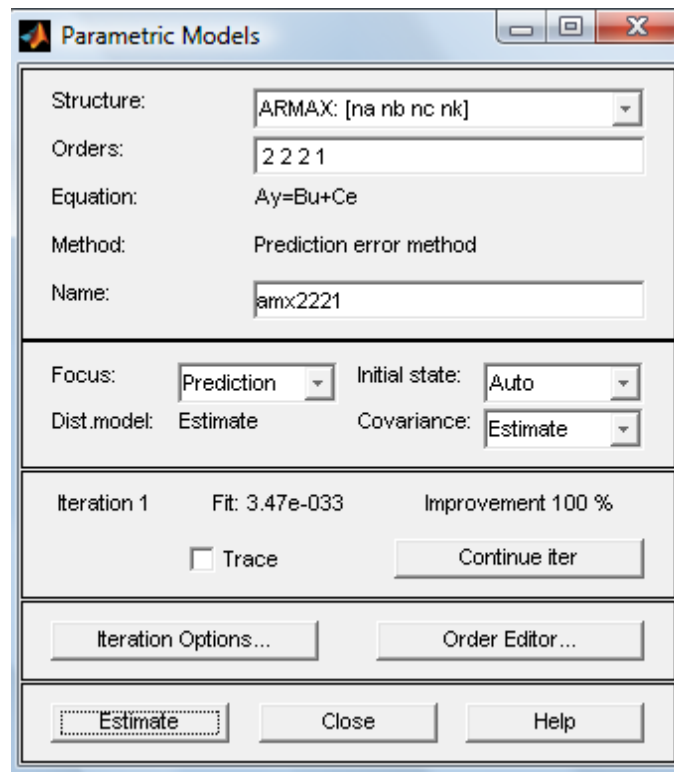


Figura 18. Modelo ARMAX

- MODELO OUTPUT – ERROR

Es otro caso especial del modelo ARX, su diferencia radica en el modelado del ruido

$$y(t) = \frac{B(q)}{F(q)}u(t - nk) + e(t)$$

Donde B(q) y F(q) son polinomios con parámetros nb y nf, que son los órdenes de las secuencias dependientes y los nk son los retardos de la entrada.

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

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

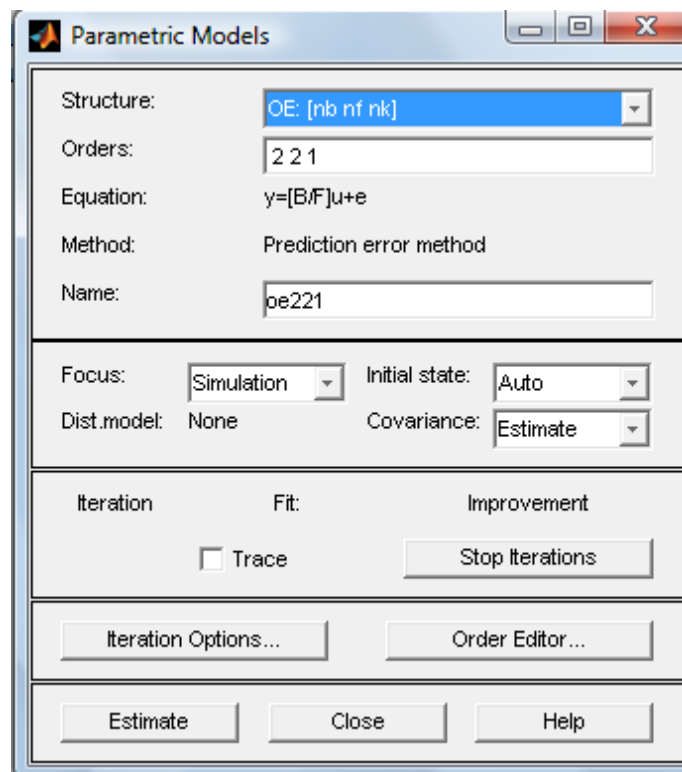


Figura 19. Modelo OUTPUT-ERROR

- MODELO BOX-JEKINS

Es otra variación del modelo ARX en cuanto al modelado del ruido

$$y(t) = [B(q)/F(q)]u(t - nk) + [C(q)/D(q)]e(t) \text{ (Box-Jenkins)}$$

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

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

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

$$nd: \quad D(q) = 1 + d_1q^{-1} + \dots + d_{nd}q^{-nd}$$

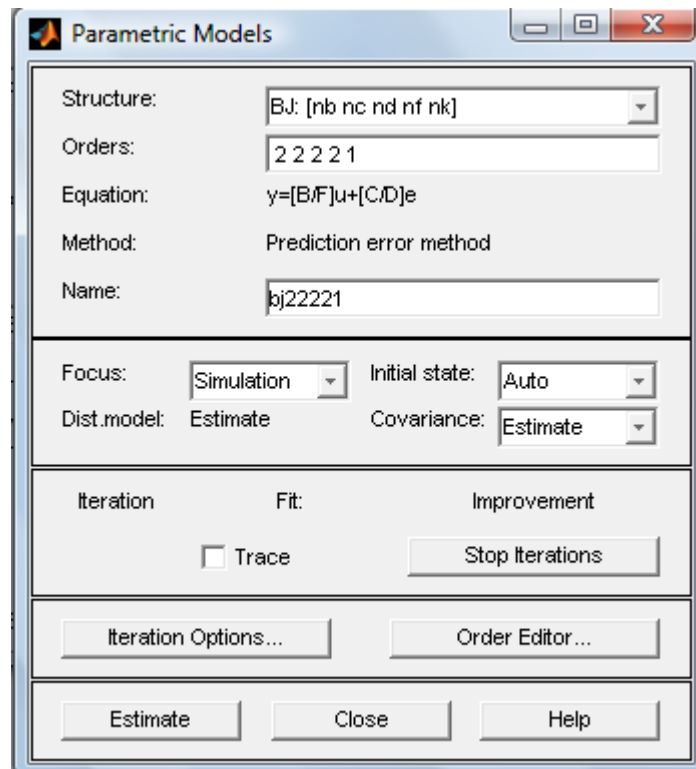


Figura 20. Modelo BOX-JEKINS

- MODELO EN ESPACIO DE ESTADO

Este modelo se describe de la forma:

$$\begin{aligned}x(t+1) &= A x(t) + B u(t) + K e(t) \\y(t) &= C x(t) + D u(t) + e(t)\end{aligned}$$

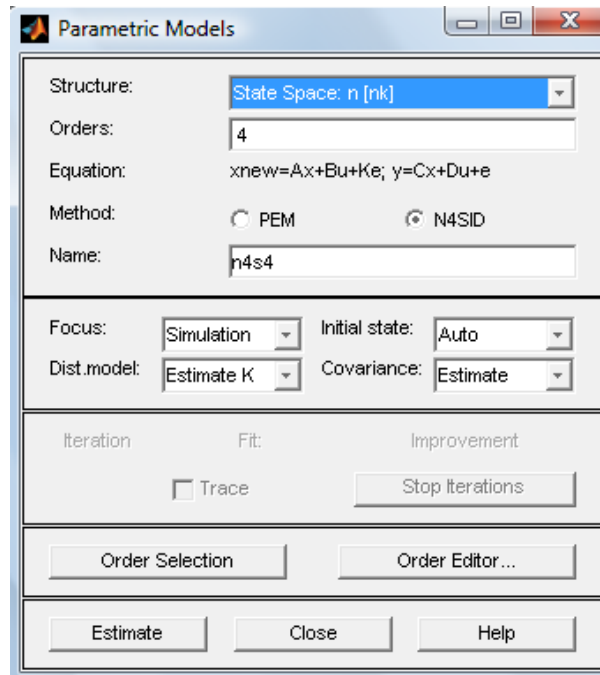


Figura 21. Modelo en ESPACIO DE ESTADO

El índice más importante de la estructura del modelo es su orden es decir, la dimensión de el vector de estado x .

Si el coeficiente k se lleva a cero, el método se vuelve de tipo Output-error, es decir la diferencia entre el modelo simulado y el medido se reduce al mínimo, lo que corresponde al modelado de las perturbaciones de tipo ruido blanco.

La opción PEM estima los parámetros del espacio de estados

La opción N4SID estima los parámetros utilizando el método de subespacios.

- MODELO DE REESTRUCTURA POR EL USUARIO

Este es el método en el cual se reestructura el sistema propuesto por el usuario.

Se ajustan los coeficientes y retardos del primer sistema generando uno a partir del primero, el cual cumple las especificaciones de entrada-salida .

Cabe destacar que el primer modelo propuesto no debe estar muy desfasado de una posible solución ya que esto conlleva a la divergencia del método.

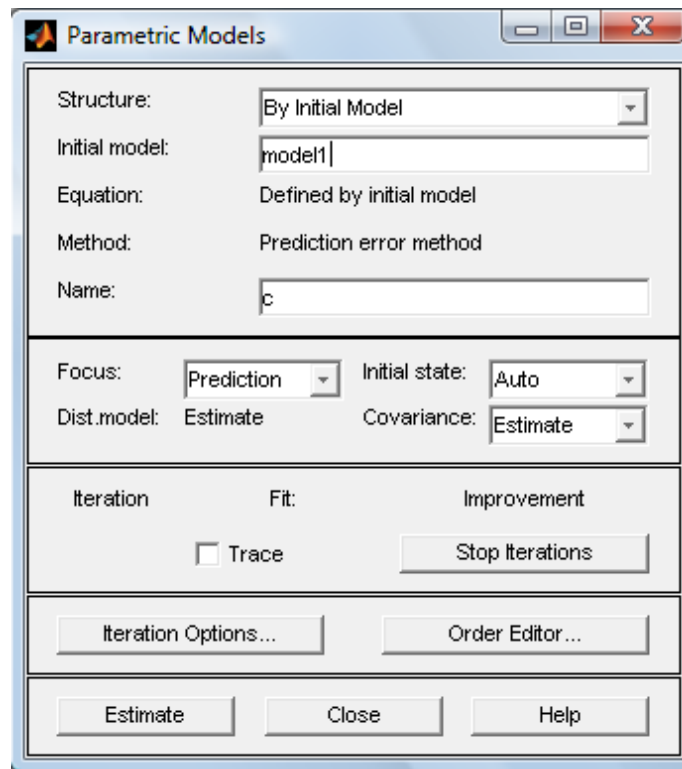


Figura 22. Modelo de REESTRUCTURA POR EL USUARIO

Igual que con la entrada y la salida el modelo se importa, esta vez desde la tabla de modelos.

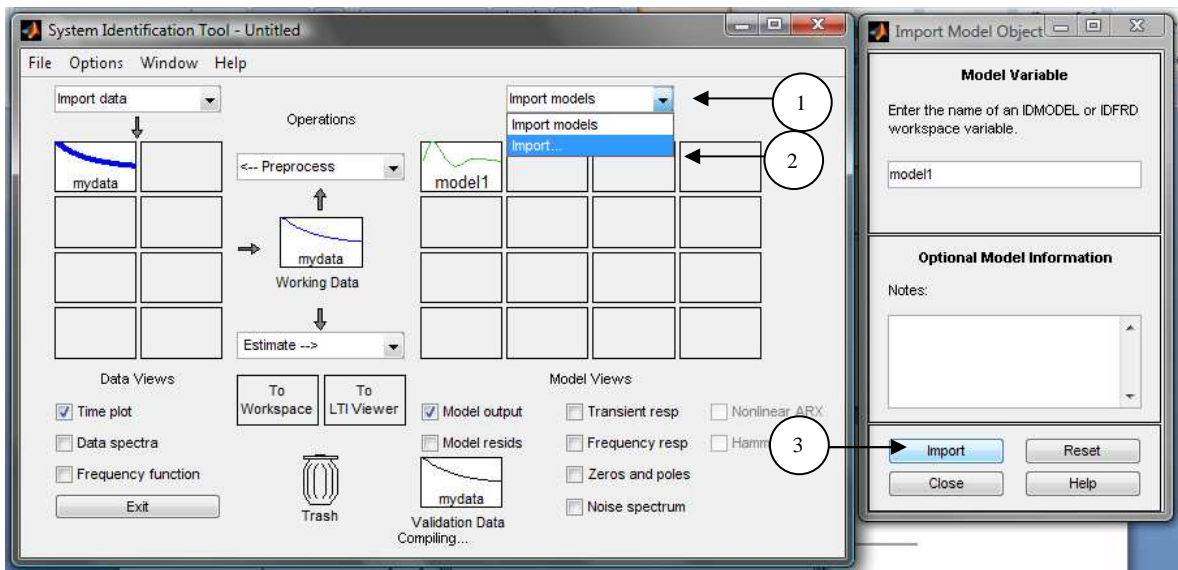


Figura 23. Importación de modelos

Posteriormente se simula la respuesta transitoria del modelo en “*transient resp*”

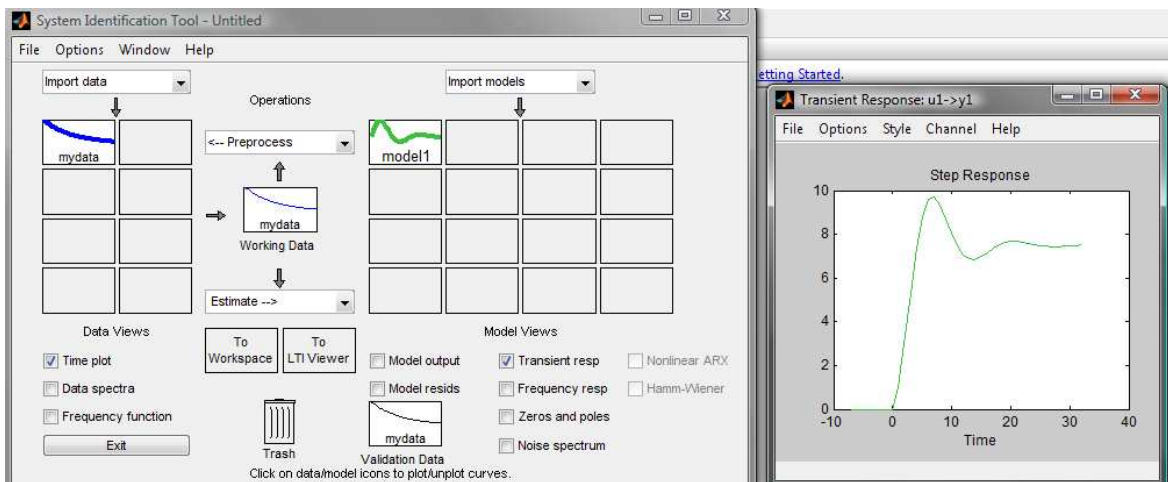


Figura 24. Respuesta transitoria

Para evaluar si el modelo se ajusta a la secuencia de datos, se selecciona la sentencia *model output* de la opción *validation data*.

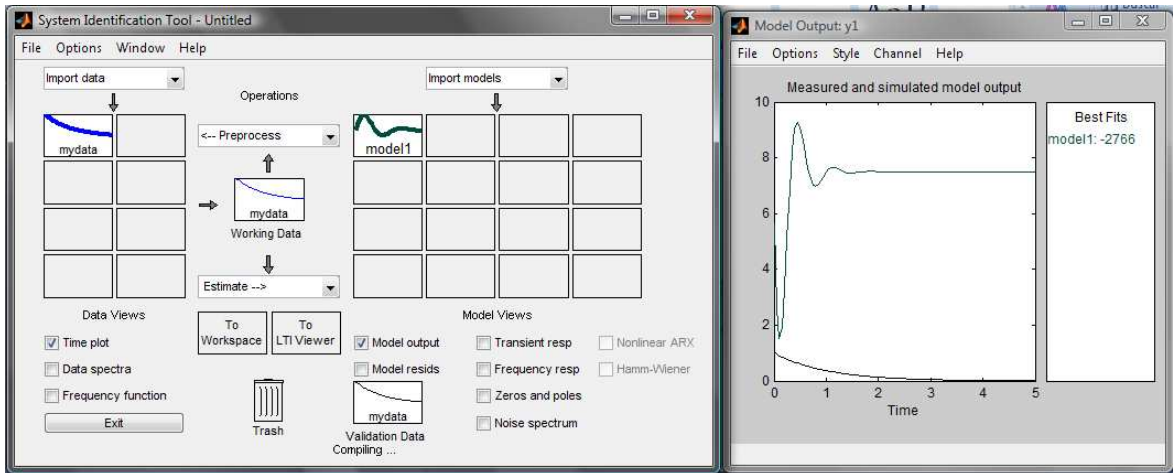


Figura 25. Modelo de salida

Como se observa el modelo propuesto no se ajusta a los datos de entrada-salida pues la convolución entre el registro de entrada y la respuesta al impulso del sistema dan como resultado una secuencia de salida muy distinta.

Para corregir el modelo, se selecciona el pop menú de estimate, en el sub menú *linear parametric models* tal como se muestra en la figura.

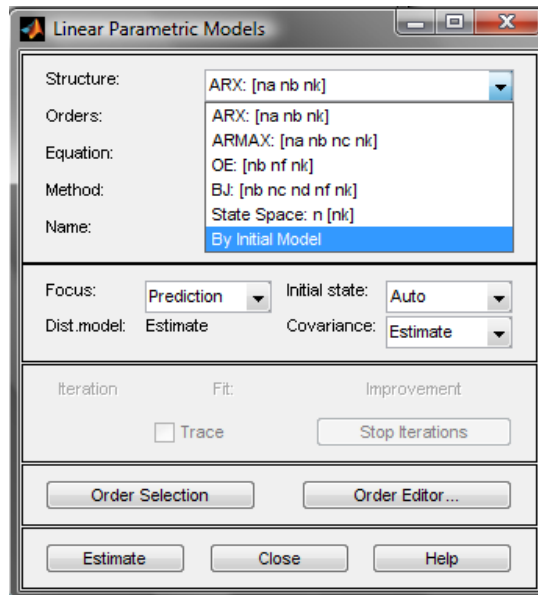


Figura 26. Corrección del modelo

Enseguida se escoge la opción *by initial model* y se indican los siguientes parámetros en la estructura del modelo

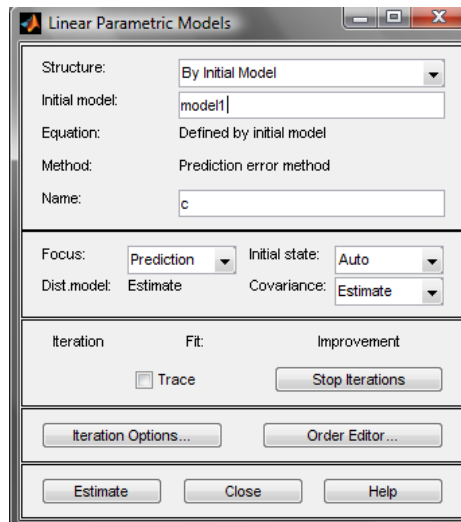


Figura 27. Parametros del modelo

En *initial mode* se coloca el nombre del modelo ingresado en el *Workspace*, el cual para este caso es *model1* y en el *name*, la letra “c” que indica la reconstrucción del sistema inicial.

Luego se estima el nuevo modelo automáticamente para los registros de entrada-salida en la opción *estimate*, creando así una corrección del modelo inicial.

Al validar los datos con el nuevo modelo se obtiene una comparación entre modelo inicial y su respectiva corrección.

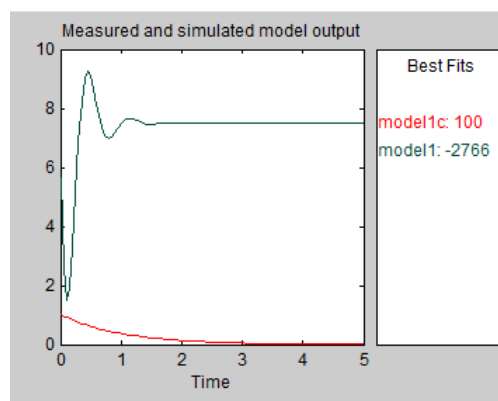


Figura 28. Validación de datos

El nuevo modelo en rojo produce una salida acorde a la secuencia de datos ingresada, por lo que se concluye que el modelo corregido es óptimo para caracterizar el sistema.

Para apreciar su comportamiento en el tiempo y frecuencia se selecciona el model1c y en *model views* las opciones *transient resp* y *frequency resp*

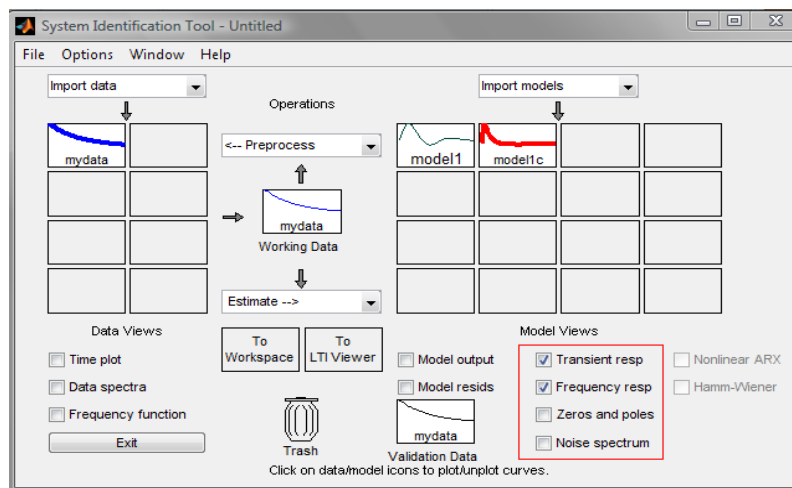


Figura 29. Modelo corregido

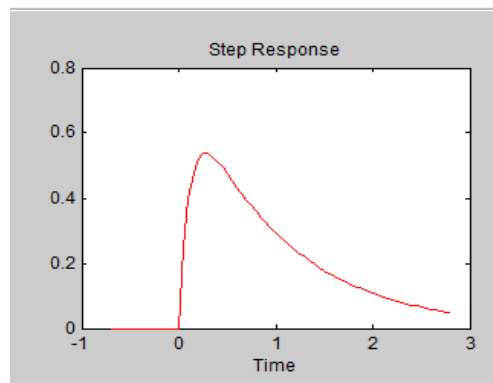


Figura 30. Respuesta transitoria del modelo corregido

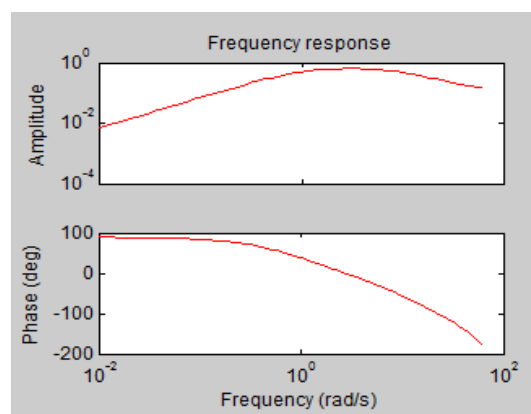


Figura 31. Respuesta en frecuencia del modelo corregido

Para exportar los datos y definir la función de transferencia del modelo, se convierte el sistema discreto a continuo por medio del comando *d2c* y posteriormente se transforma a través del comando *tf* de la asignación respectiva, según la figura.

```
>> mc=d2c(model1c)
Continuous-time IDPOLY model: A(s)y(t) = B(s)u(t) + C(s)e(t)
A(s) = s^2 + 0.1148 s + 0.003239

B(s) = 1.5 s^2 + 0.09398 s - 8.674e-018

C(s) = s^2 + 0.5904 s + 0.03428

Estimated using PEM from data set mydata
Loss function 0.0025323 and FPE 0.00281367

>> sys1=tf(mc)

Transfer function from input "u1" to output "y1":
1.5 s^2 + 0.09398 s - 8.674e-018
-----
s^2 + 0.1148 s + 0.003239

Transfer function from input "v@y1" to output "y1":
0.0517 s^2 + 0.03053 s + 0.001772
-----
s^2 + 0.1148 s + 0.003239

Input groups:
      Name      Channels
Measured        1
Noise          2
```

Figura 32. Función de transferencia del modelo

Para obtener modelos a partir de datos en el dominio de la frecuencia (y en el tiempo también) se utilizan las herramientas de *Process Models*, *spectral model* y *correlation model*; el *spectral model* será explicado y desarrollado con los datos experimentales obtenidos del sistema que se desea modelar.

- PROCESS MODEL

Se usa para obtener una función de transferencia como una fracción de dos polinomios (de grado hasta 3) de s:

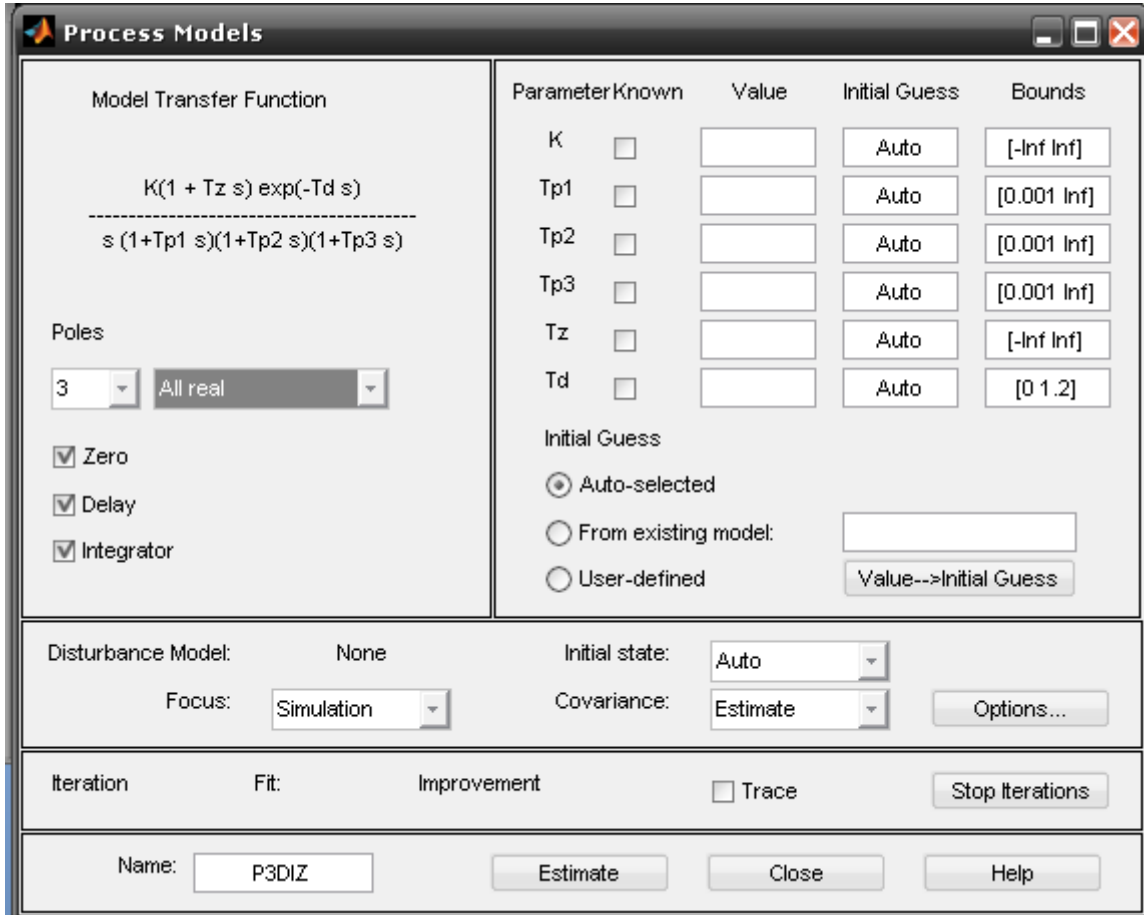


Figura 33. PROCESS MODEL

La figura muestra el menú de la opción *Process Models* en el mismo se deben especificar el número de polos, se pueden agregar o no el mismo número de ceros marcando el recuadro indicado así como retardos (de la misma forma), la forma de la función de transferencia se muestra a la izquierda; si existen parámetros de la misma que ya estén establecidos o ya se conozcan se marca junto a los mismos el cuadro *Known* (conocido) especificando al lado el valor, en *initial guess* se puede ingresar un valor inicial para cada parámetro a estimar o se puede dejar automático (Auto), y junto a estos cuadros se establecen los intervalos dentro de los cuales debe permanecer cada valor (Bounds). Al hacer

click en Estímate la herramienta empezara a iterar y eventualmente el modelo obtenido aparecerá en el cuadro de modelos del menú principal del *Ident*.

- CORRELATION MODEL

Esta función estima la respuesta al impulso del conjunto de datos del sistema utilizando modelos FIR de alto orden. El resultado se puede apreciar abriendo la ventana de *Transient resp*.

Para los cálculos la entrada es pretratada utilizando un filtro AR, el orden de este filtro (que por defecto es 10) se puede escoger en el cuadro de diálogo

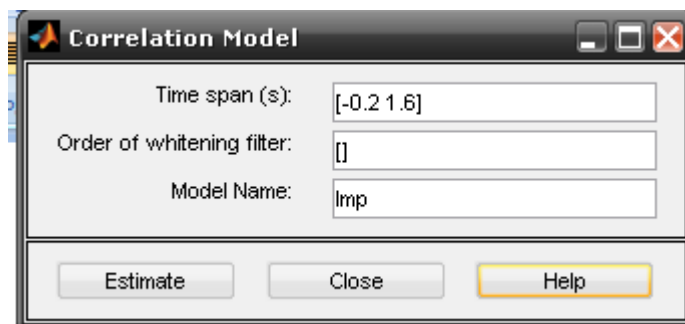


Figura 34. CORRELATION MODEL

El lapso de tiempo (time span) a partir del cual la respuesta al impulso es calculada se puede ingresar también en el cuadro correspondiente, por ejemplo se pueden ingresar retardos negativos para investigar cualquier efecto de realimentación en los datos de entrada-salida.

Esta opción no se aplica para datos en el dominio del tiempo.

4.2 ADQUISICIÓN DE DATOS CON EL OSCILOSCOPIO FLUKE

Para la adquisición de datos con el osciloscopio digital es necesario instalar el software FlukeView, el cual permite obtener los datos tomados con el Fluke en el computador para un posterior procesamiento.

Con el software instalado se procede a conectar el Fluke al computador en uno de sus puertos USB por medio del cable óptico RS-232 adaptador/cable. Se abre el software y si el Fluke no es reconocido automáticamente se abre una ventana la cual permite seleccionar el puerto correspondiente.

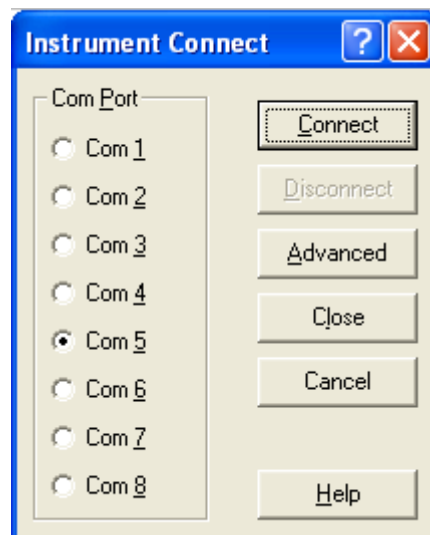


Figura 35. Selección de conexión del instrumento

Cuando se selecciona el puerto correcto se da inicio al proceso de establecer la conexión entre los equipos.



Figura 36. Conexión del instrumento

Esta es la ventana principal del software con la se puede guardar, abrir e imprimir los datos o exportarlos a otros programas.

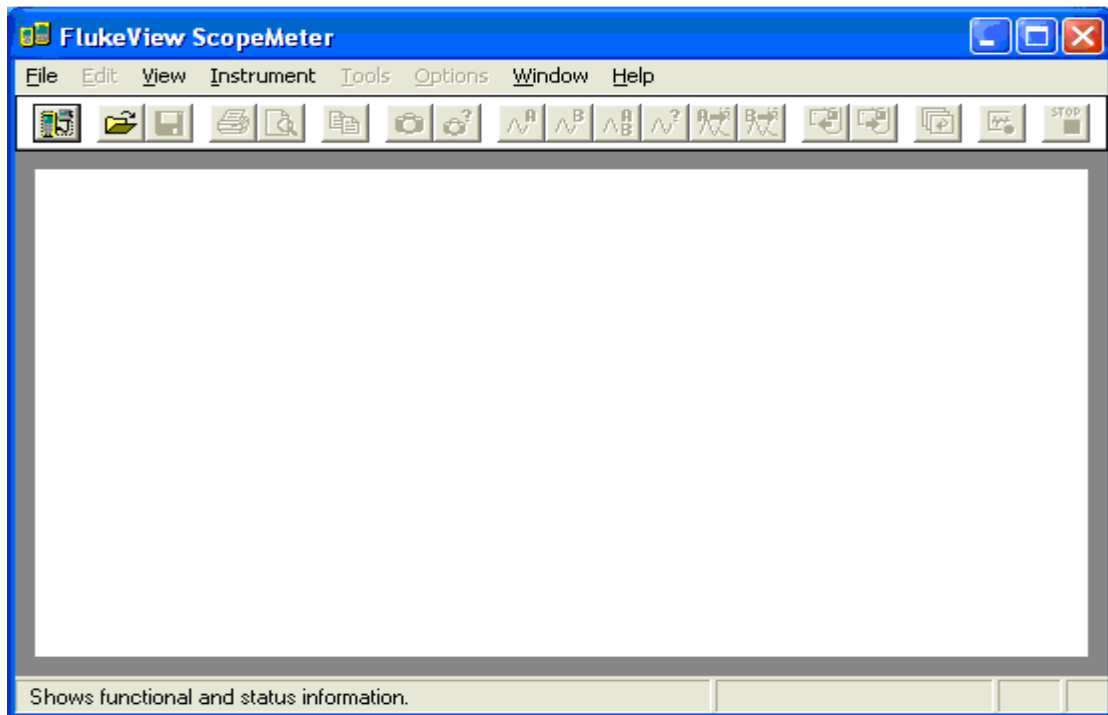


Figura 37. Ventana principal FLUKEVIEW

La siguientes gráficas son varias aplicaciones que se muestran en la ventana principal del software que permiten obtener y manipular las señales.

screens



readings



setups



waveforms



Figura 38. Aplicaciones FLUKEVIEW

SCREENS

Esta aplicación permite capturar la imagen de lo que se está observando en el display del osciloscopio.

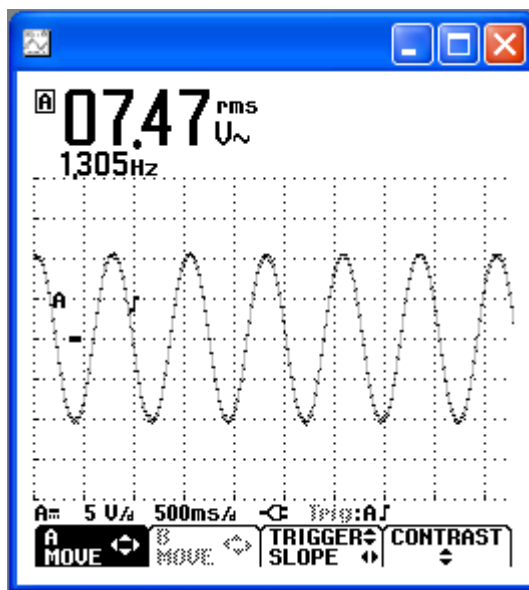


Figura 39. SCREENS

READINGS

Permite hacer el análisis de una señal por medio del zoom y de esta manera generando la creación de un espectro, obteniendo los datos requeridos de la señal.



Figura 40. READINGS

INSTRUMENT SETUPS

Sirve para recuperar y devolver configuraciones del instrumento programando así las respectivas escalas a utilizar para las mediciones.



Figura 41. INSTRUMENT SETUPS

WAVEFORMS

Visualiza las señales provenientes de cualquier fuente, tiene las opciones de mostrar solo el canal A, el B o ambos



Figura 42. WAVEFORMS

En la siguiente imagen se muestra como se obtienen las gráficas de los dos canales simultáneamente con sus respectivos datos de escalas de amplitud, tiempo y voltaje.

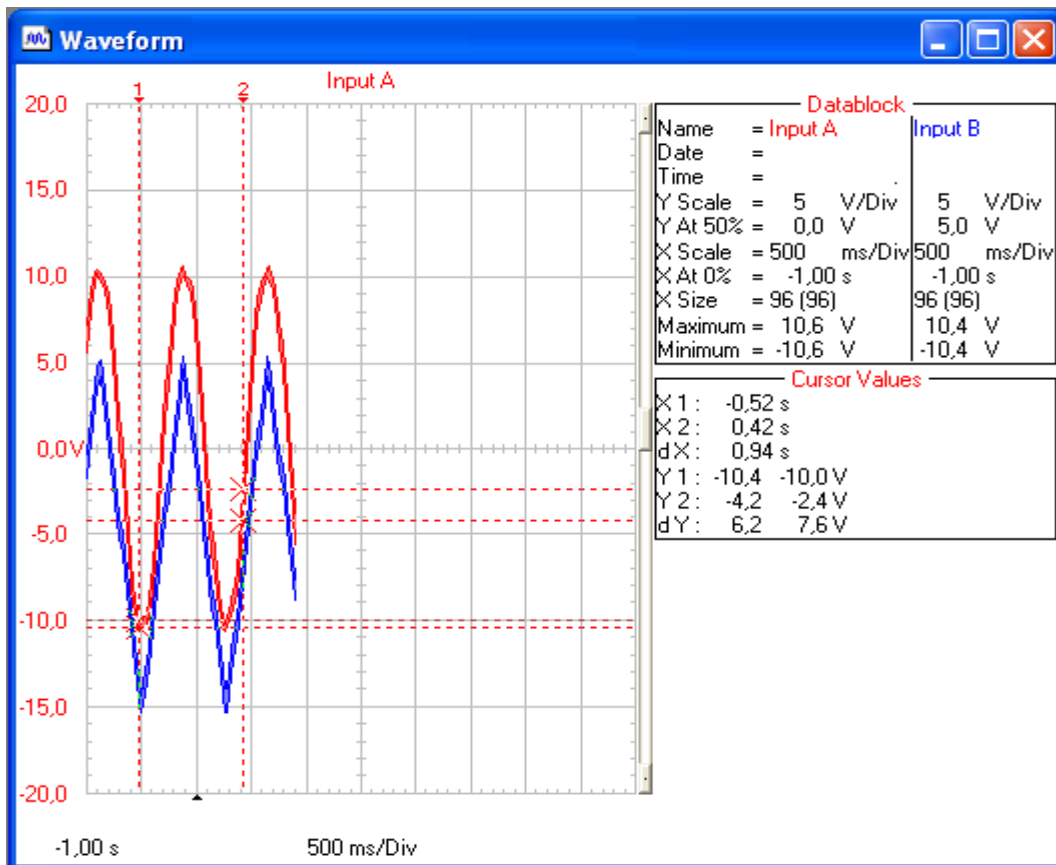


Figura 43. Señales de canal A y canal B

Para obtener los datos de las señales en una tabla de Excel es necesario dar *Click* derecho sobre la grafica y de esta manera abriendo una serie de opciones que se muestran a continuación.

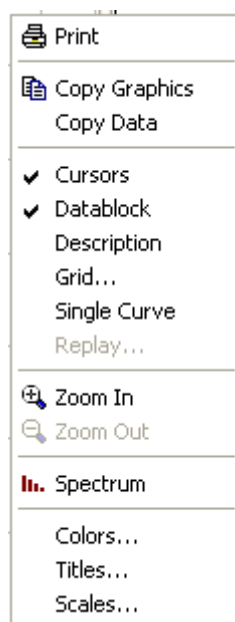


Figura 44. Copiar gráficas y datos

Se puede seleccionar la opción *Copy Graphics* para exportar las señales a un archivo de *Word* o seleccionar *Copy Data* para exportar los datos de la curva en forma de tabla en *Excel*, y obteniéndolos en estos formatos simplemente pegando lo copiado en una plantilla en blanco.

4.3 OBTENCIÓN DEL MODELO NO PARAMÉTRICO

Se desea obtener el modelo no paramétrico y paramétrico de la velocidad de un motor dc utilizando el método de respuesta en frecuencia y el Toolbox “System Identification” de Matlab; los datos fueron tomados experimentalmente del motor del Módulo de Servomecanismos Feedback modelo 33-002 del Laboratorio de Control:

- Unidad de control analógico 33-110
- Unidad mecánica 33-100

Estas unidades están conectadas como se muestra en la *figura 45*; se usó el osciloscopio Fluke 123 para hacer la toma de adquisición de datos.

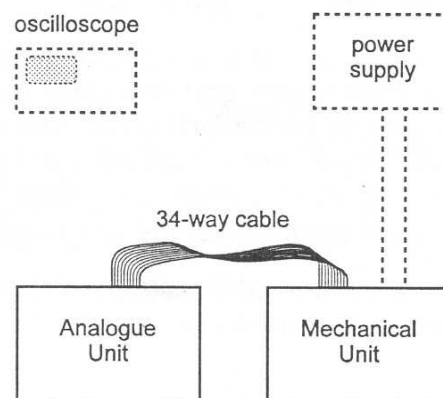


Figura 45. Sistema básico

Se describe a continuación los elementos usados para la toma de datos de la velocidad del motor:

UNIDAD MECÁNICA 33-100

La Unidad Mecánica (Ver Figura 46) tiene una fuente de voltaje que alimenta un servomotor (motor dc). El motor mueve el eje de salida a través de un sistema de reducción con correa de relación 32 a 1. Sobre el eje del motor están montados un freno de corrientes parásitas (un disco de aluminio acoplado a un

yugo magnético ajustable) y un tacogenerador (generador de dc con imanes permanentes) que produce un voltaje proporcional a la velocidad del motor.

La fuente de voltaje puede suministrar las señales de prueba triangulares, cuadradas y senoidales de frecuencia variable en el rango de 0,1 a 10 Hz.

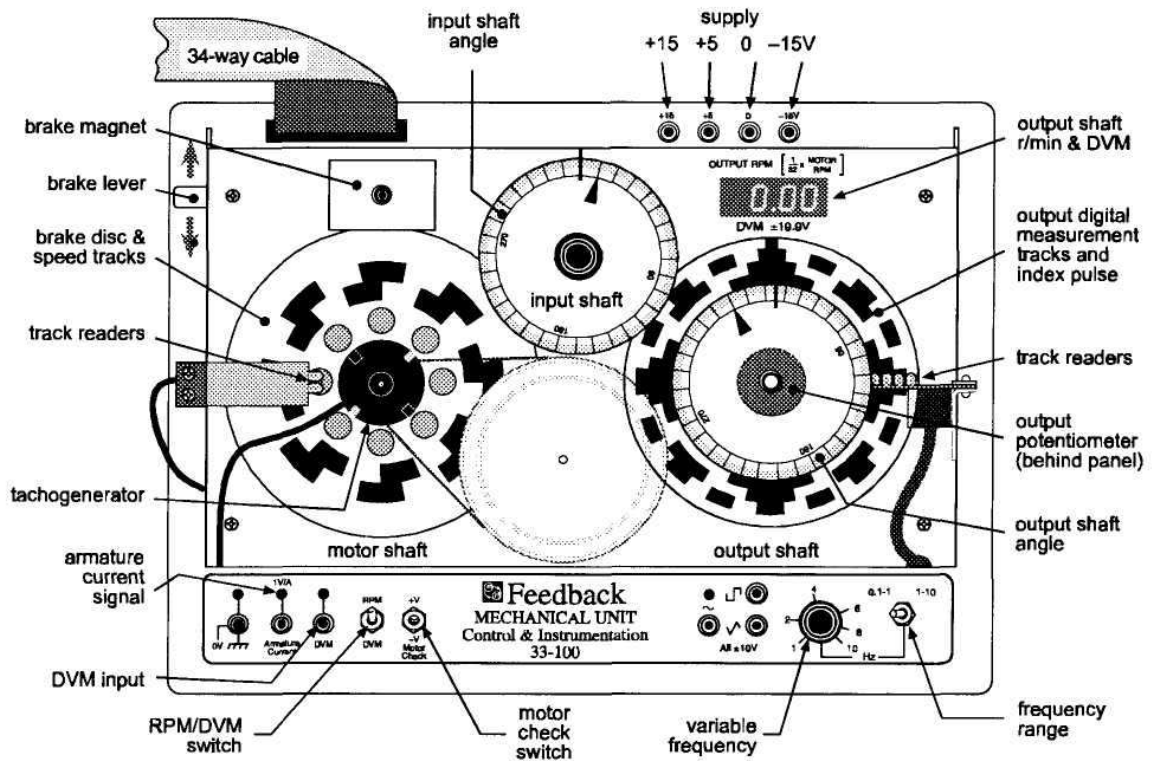


Figura 46. Unidad mecánica 33-100

UNIDAD DE CONTROL ANALÓGICO 33-110

La unidad de Control Analógico (Ver Figura 47) se conecta a la unidad mecánica a través de un cable plano de 34 conductores en el que se transportan todas las alimentaciones y señales necesarias para efectuar las conexiones de alimentación y medición de posición y velocidad del eje del motor dc.

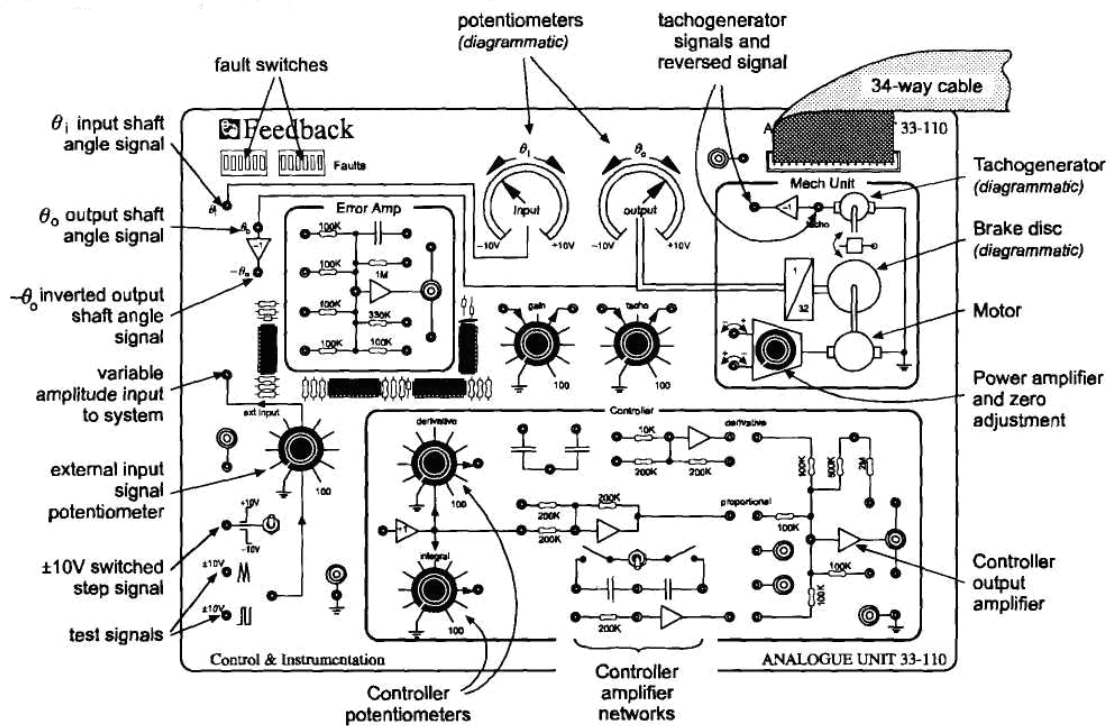


Figura 47. Unidad de control analógico 33-110

El tacogenerador es una máquina dc de imanes permanentes que al girar con el motor genera en sus terminales un voltaje proporcional a la velocidad de giro del rotor; este voltaje es usado como una medida de la velocidad del motor (ver Figura 48).

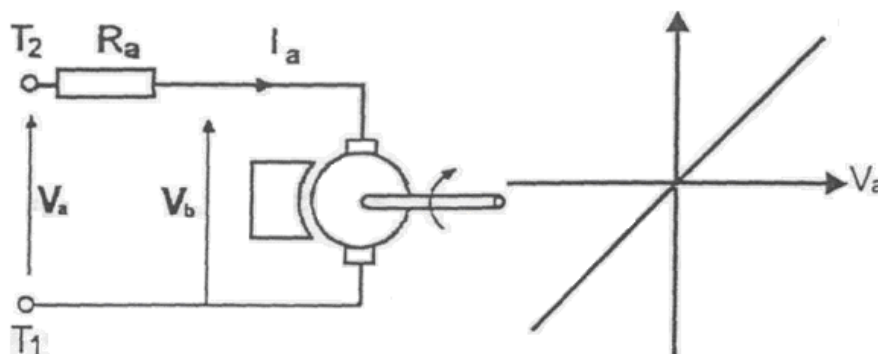


Figura 48. Motor DC y característica ideal

El motor dc al que se le desea obtener el modelo (ver *Figura 49*) es un motor marca Crouzet de 24 V, 3000 rpm acoplado a un tacogenerador de constante 825.14 V/rpm.

MOT: 3000 rpm A VIDE
SENS:2 24 V CC

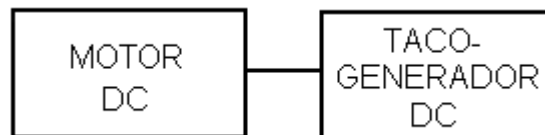


Figura 49. Diagrama del sistema

Teniendo en cuenta que los sistemas lineales con señales senoidales en la entrada tienen una salida senoidal con una variación en el ángulo y la amplitud manteniendo la misma frecuencia en la entrada y la salida; que *la respuesta de frecuencia de un sistema se define como la respuesta del sistema en el estado estacionario a una señal sinusoidal de la entrada* [5] y que el voltaje es proporcional a la velocidad o al campo del tacogenerador, se realizó el diagrama de bloques y de conexiones como se muestra en las *figuras 50 y 51*, para obtener los datos.

El diagrama de bloques de la *figura 50*, muestra una señal senoidal con amplitud constante y frecuencia variable entre 1 y 10 Hz en la entrada del sistema, que esta compuesto por un motor DC acoplado a un tacogenerador DC al que se le mide el voltaje de la velocidad como salida del sistema. Este modulo esta diseñado para funcionar linealmente y tener en el tacogenerador solo medidas de velocidad debido a que el campo es constante, en el voltaje de entrada y de salida se tomo el valor pico porque el interés es obtener la respuesta en frecuencia.

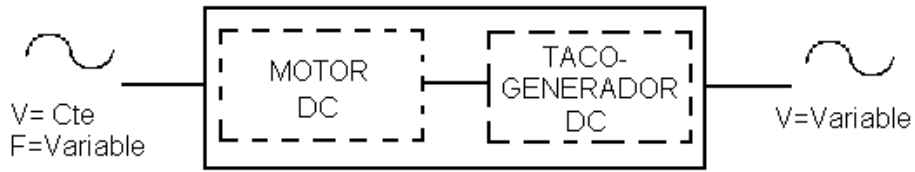


Figura 50. Diagrama de bloques del sistema

Las conexiones realizadas en los módulos mecánico y analógico para la obtención de los datos se muestran en la *figura 51*; la conexión (color rojo) lleva la señal senoidal a la entrada del motor; el círculo azul muestra la fuente de señal senoidal; en el círculo verde muestra el variador de frecuencia y el círculo rojo muestra la señal de salida (voltaje) del tacogenerador.

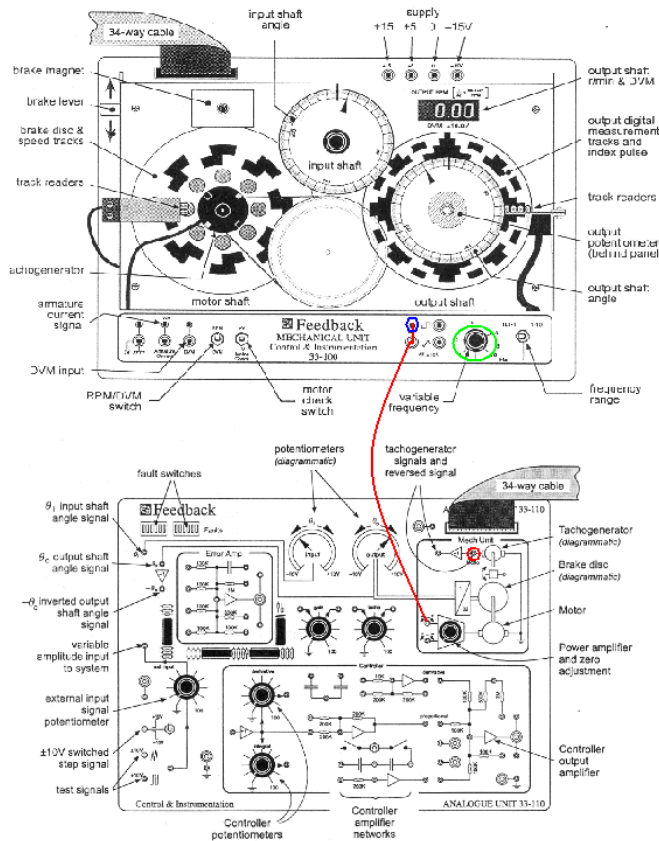


Figura 51. Diagrama de conexiones del sistema

Teniendo en cuenta el diagrama de conexiones de la *figura 51* se obtuvo la *tabla 2*, que muestra las variaciones de los rangos de frecuencia que se realizaron y los voltajes medidos en la entrada y salida; el voltaje pico en la

entrada que es constante, el voltaje pico en la salida del tacogenerador cuando la señal se encuentra en estado estacionario varia dependiendo de la frecuencia y las revoluciones por minuto del tacogenerador.

Tabla 2. Datos obtenidos

No	FRECUENCIA (Hz)	Vin (V)	Vout(V)	RPM
01	0.946	10.2	2.80	2310.93
02	0.948	10.2	2.79	2302.14
03	1.159	10.2	2.25	1856.56
04	1.231	10.2	2.08	1716.29
05	1.306	10.2	2.01	1658.53
06	1.516	10.2	1.66	1369.73
07	1.698	10.2	1.51	1245.96
08	1.879	10.2	1.39	1146.94
09	1.968	10.2	1.29	1064.43
10	2.153	10.2	1.27	1047.92
11	2.288	10.2	1.22	1006.67
12	2.410	10.2	1.17	965.41
13	2.548	10.2	1.14	940.65
14	2.676	10.2	1.10	907.65
15	2.846	10.2	1.01	833.39
16	2.926	10.2	0.98	808.63
17	3.229	10.2	0.97	800.38
18	3.590	10.2	0.706	582.54
19	3.840	10.2	0.704	580.89
20	4.148	10.2	0.630	519.83
21	4.434	10.2	0.619	510.76
22	4.852	10.2	0.543	448.05
23	5.192	10.2	0.505	416.69
24	5.675	10.2	0.463	382.03
25	6.195	10.2	0.437	360.58
26	6.721	10.2	0.418	344.90
27	7.472	10.2	0.402	331.70
28	8.539	10.2	0.347	286.32
29	9.426	10.2	0.295	243.41
30	10.88	10.2	0.252	207.93
31	12.03	10.2	0.215	177.40

Con los datos obtenidos para determinar el modelo en forma no paramétrica del sistema en estudio, se realizaron los siguientes pasos en Toolbox:

- 1) Traslado del registro de datos
- 2) Extracción de los modelos espectrales
- 3) verificación
- 4) modelado funcional

- 1) El traslado del registro de datos consiste en digitar las secuencias de entrada y salida como vector en Matlab; gráficamente se expresan en el Toolbox como:

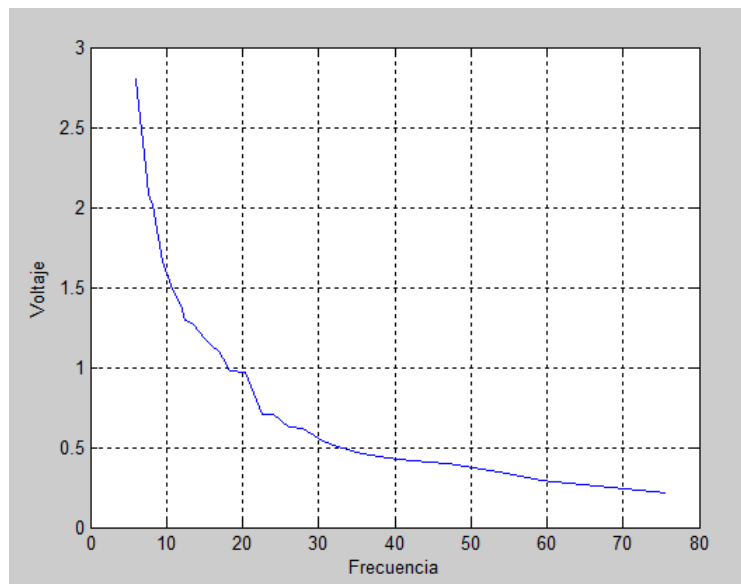


Figura 52. Gráfica de los datos experimentales

Debido a la distorsión presente en la toma de datos se realiza un suavizado por medio del comando *pchip* el cual recalcula una secuencia de interpolación cúbica correspondiente a un dominio uniformemente espaciado y produce una nueva secuencia de datos manteniendo la forma de la señal original.

Para esto se implementó un programa, que se muestra a continuación, donde se puede apreciar que se ejecuto la función *pchip* dos veces ya que al realizar

la primera interpolación los rangos de muestreo no coincidían con el número de muestras obtenidas experimentalmente por lo que fue necesario utilizar nuevamente este comando ajustando los valores de frecuencia entre 6 y 73.75 con un intervalo de muestreo de 2.25 para que se obtuvieran 31 muestras que coincidían con las 31 muestras tomadas en el laboratorio.

```
frec3=6:5:76;  
y3=pchip(frec1,y,frec3);  
frec4=(6:2.25:73.75)';  
y4=pchip(frec3,y3,frec4)';  
figure(1),plot(frec1,y);  
hold on  
plot(frec4,y4,'r')  
grid on
```

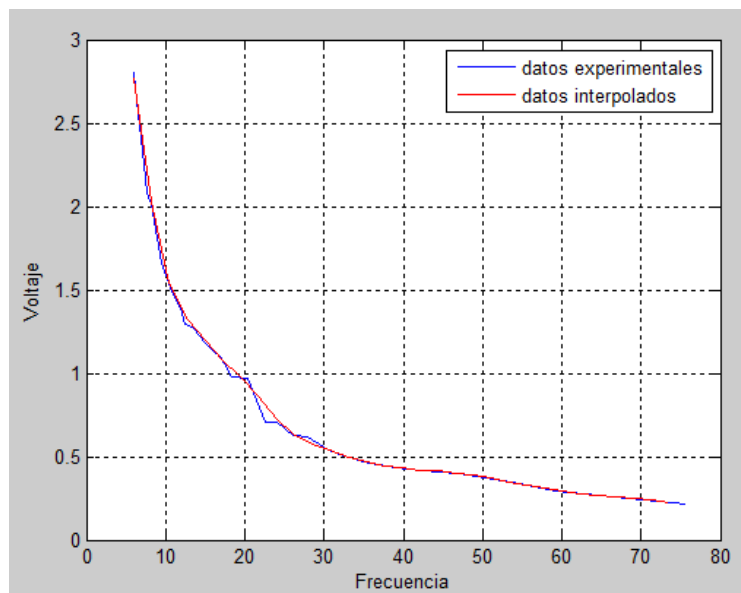


Figura 53. Gráfica de los datos experimentales y de los datos interpolados

La figura muestra la comparación entre los datos experimentales (azul) y los datos obtenidos después de la interpolación (rojo).

2) Extracción de los modelos espectrales

Una vez trasladados los datos al *ident* por medio de la opción *Spectral model* que se muestra a continuación se puede elegir tres tipos de métodos espectrales en la opción *Method*:

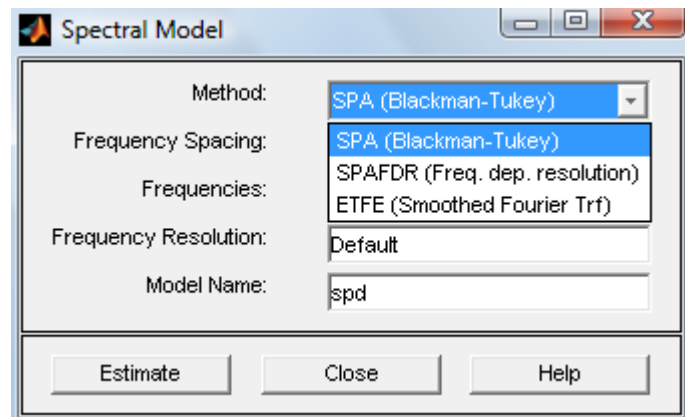


Figura 54. Selección del Método Espectral

SPA

Este es el método clásico de análisis espectral.

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

Estima la función de transferencia G en términos de la frecuencia a partir del comando *covf* (covarianza) y una multiplicidad de ventanas de longitud finita tipo *Blackman*.

SPAFDR(Spectral Analysis with Frequency Dependent Resolution.)

Es una modificación del SPA; consiste en la multiplicación de las transformadas de Fourier de sus entradas y salidas con su conjugado, hace suavización por tramos de frecuencia.

ETFE

Estima la función $G(e^{j\omega})$ de forma empírica. La función de estimación se calcula como una serie proporcional a la relación existente entre la transformada de Fourier de la entrada y la salida, utilizando FFT. (Transformada rápida de Fourier)

En la siguiente gráfica se muestra los modelos espectrales estimados importados al *Toolbox*; como se puede observar el *ident* por defecto cambia la ultima letra de cada modelo por una "d"

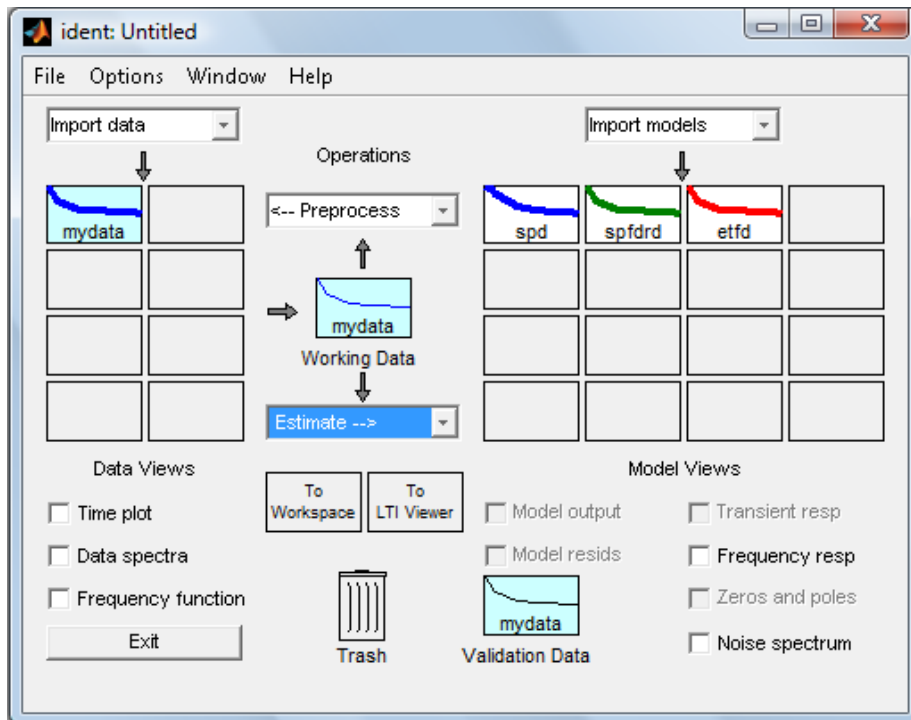


Figura 55. Modelos espectrales estimados

3) Verificación

Para verificar la fiabilidad de los modelos espectrales no paramétricos se llevan al *Workspace* y se hace la comparación con los datos ya interpolados utilizando el siguiente programa:

```
sys=frd(etfd);
plot(10.2*sys,'r')
hold on
plot(frec4,y4);grid on
ylabel('Voltaje')
xlabel('Frecuencia')
hold off
```

Dando como resultado las gráficas que se muestran a continuación.

a) Resultado según el modelo SPD

Se observa que la salida del modelo obtenido por el Toolbox es similar a la salida obtenida experimentalmente pero no coinciden totalmente.

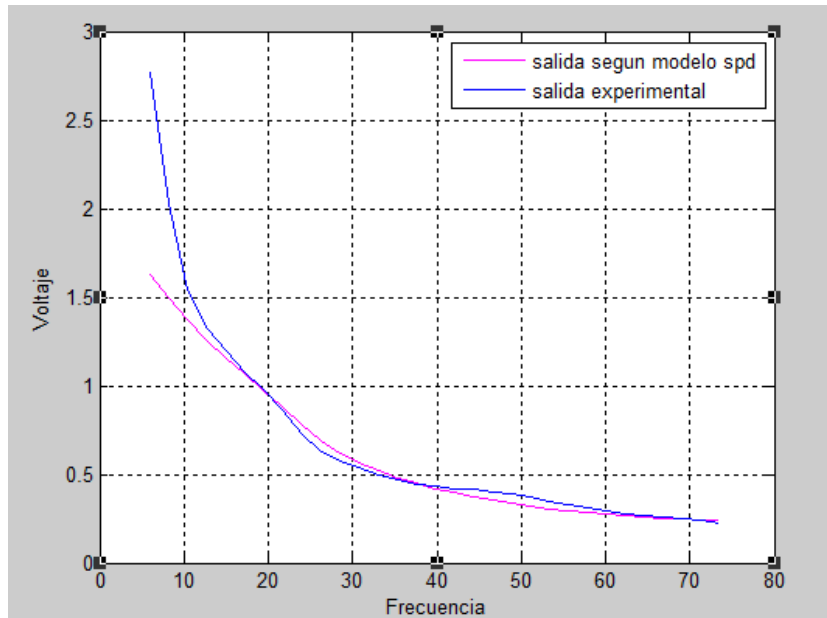


Figura 56. Gráfica del modelo SPD

b) Resultado obtenido según el modelo SPAFDR: las salidas del método y las experimentales están superpuestas lo que demuestra que el resultado de este modelo es más confiable que el anterior.

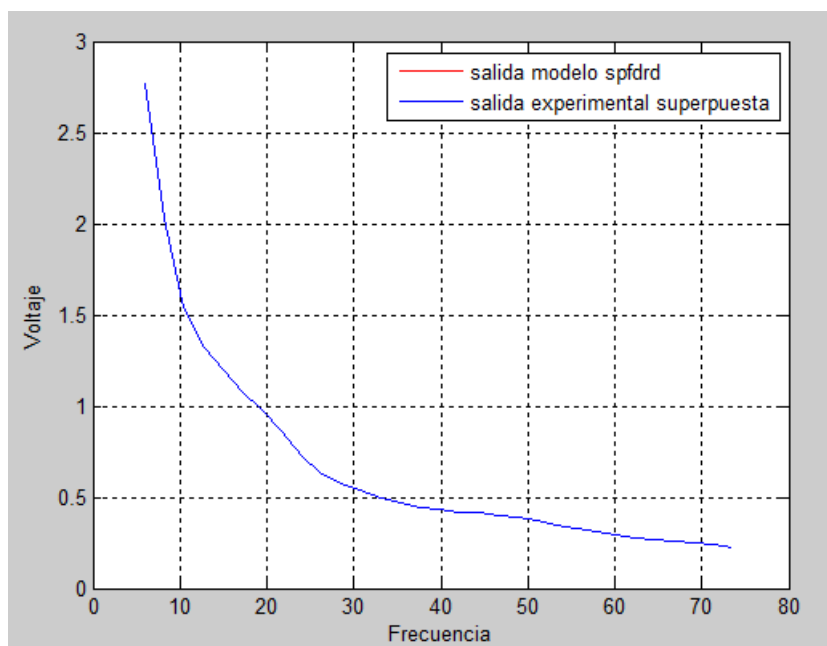


Figura 57. Gráfica del modelo SPAFDR

- c) Resultado obtenido según modelo ETFD: la salida experimental esta superpuesta a la salida obtenida por el *Ident* lo que demuestra que el resultado de este modelo es confiable también.

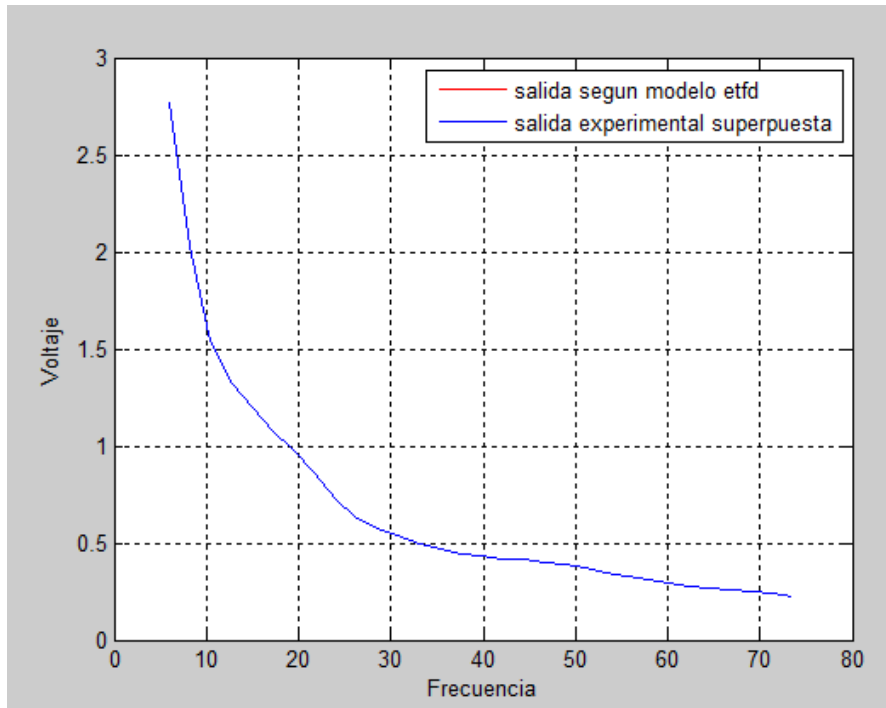


Figura 58. Gráfica del modelo ETFE

4) Modelado funcional

Una vez verificado los modelos se propuso un método para obtener a partir del modelo no paramétrico (registro numérico), la función de transferencia del sistema satisficiera la respuesta en frecuencia estimada por el Toolbox.

A partir de varias iteraciones del tipo empírico se halló un modelo bastante

cercano equivalente a $\frac{1.56}{s+0.2}$ en el dominio continuo.

Para verificar este modelo se hace la multiplicación del sistema por la entrada, lo cual da como resultado la salida planteada en el conjunto de datos del modelo. Se realizó un programa que permite mostrar y comparar la salida del modelo con la salida obtenida experimentalmente (Figura 54) y estas con la salida obtenida por el *Ident* (Figura 55)

```

hmag=abs(1.56./(frec1*i+0.2));
figure(3),plot(frec1,hmag);
hold on
%plot(frec1,y./u,'r')
frec2=6:2.25:73.75;
y2=(abs(15.912./(frec2*i+0.2)));
figure(4),plot(frec2,y2,'r');ylabel('Voltaje')
xlabel('Frecuencia'),grid on
hold on
plot(frec1,y)% hold on
plot(10.2*sys,'m')

```

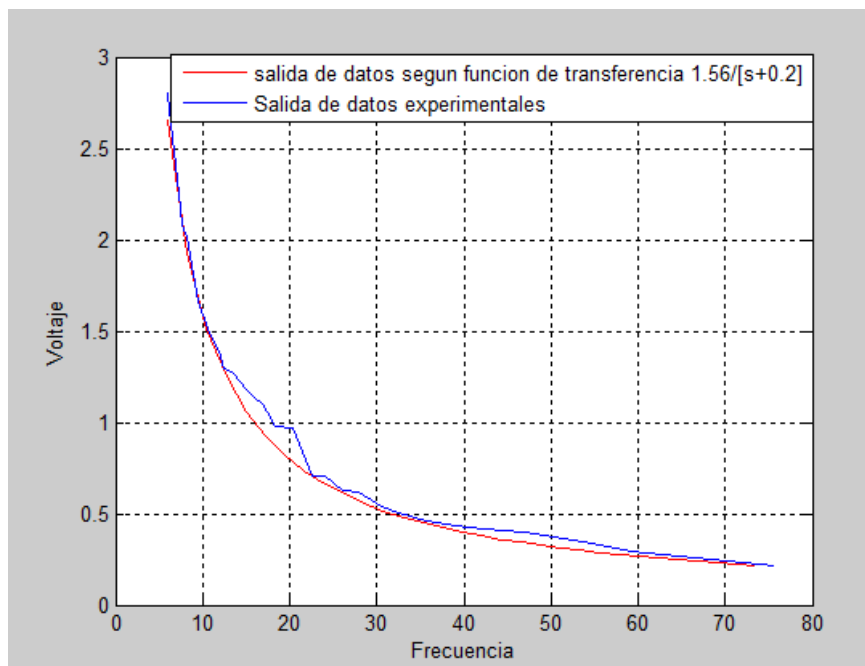


Figura 59. Gráfica de la salida del modelo y de la salida experimental

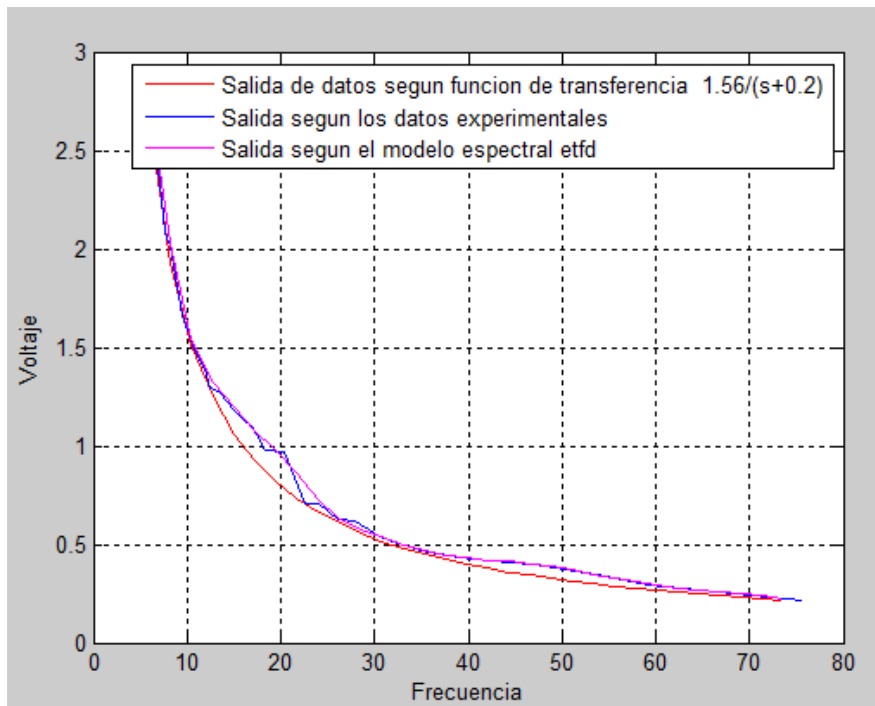


Figura 60. Gráfica de la salida experimental y de los modelos

Como se muestra en las gráficas anteriores se obtiene un modelo no paramétrico y su respectiva tabla de valores se observa a continuación:

Secuencia de datos según modelo espectral ETFE

Frequency(rad/s)	y1
6.00	0.271009
8.25	0.199505
10.50	0.150838
12.75	0.129833
15.00	0.117015
17.25	0.105560
19.50	0.095688
21.75	0.084714
24.00	0.070985
26.25	0.061155
28.50	0.056274
30.75	0.052608
33.00	0.048956
35.25	0.045846
37.50	0.043771

39.75	0.042237
42.00	0.041166
44.25	0.040451
46.50	0.039541
48.75	0.038127
51.00	0.036423
53.25	0.034374
55.50	0.032191
57.75	0.030269
60.00	0.028533
62.25	0.027291
64.50	0.026369
66.75	0.025407
69.00	0.024369
71.25	0.023292
73.50	0.022166

Tabla 3. Secuencia de datos del Modelo Espectral ETFE

Concluimos que el *Toolbox* muestra como resultado la obtención de un modelo no paramétrico por medio de gráficas y de tablas de valores, no arroja nunca una ecuación definida. Para ello se implementó el paso 4 (modelado funcional) para obtener el modelo paramétrico.

También se utilizó Simulink para simular la función de transferencia obtenida por el toolbox (ver figura 61), obteniendo la gráfica del transitorio al ingresarle una señal escalón (ver figura 62) y la gráfica en estado estacionario cuando se tiene una señal senoidal a la entrada (ver figura 63), las cuales fueron comparadas con las señales obtenidas del módulo de servomotor analógico (ver figuras 64 y 65)

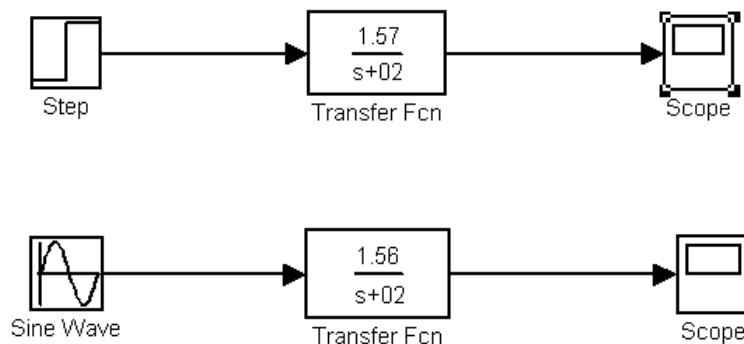


Figura 61. Validación del modelo obtenido en Simulink

La gráfica obtenida para una entrada escalón con una amplitud de 10.2 es un transitorio donde se observa que se estabiliza aproximadamente en 3 segundos con un voltaje de 8V (ver figura 62).

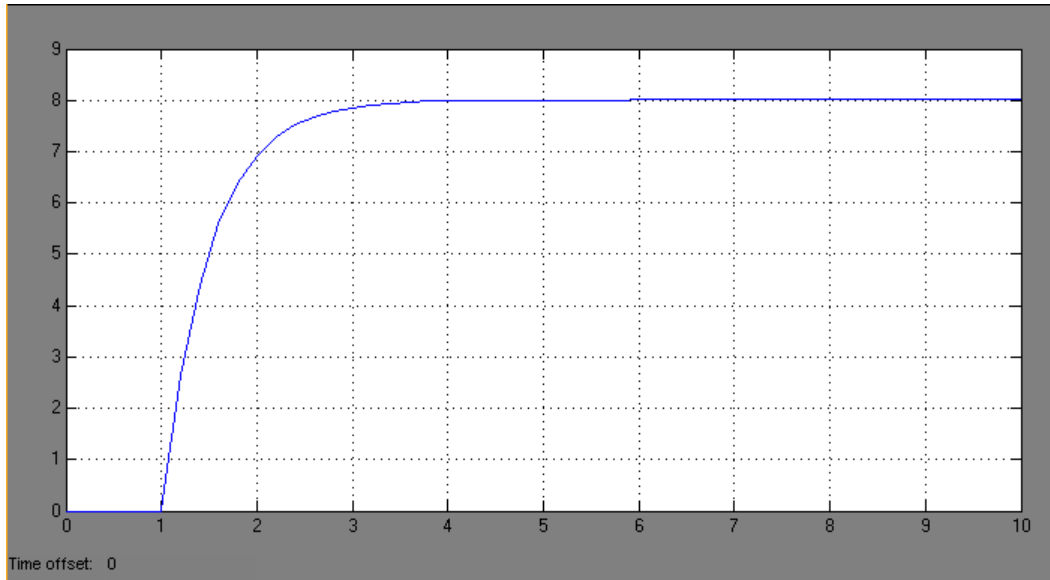


Figura 62. Respuesta del sistema a un escalón en Simulink

Para una entrada senoidal con amplitud de 10.2v y frecuencia de 0.94 Hz se observa que la señal en estado estacionario es de 2.85 voltios (ver gráfica 63)

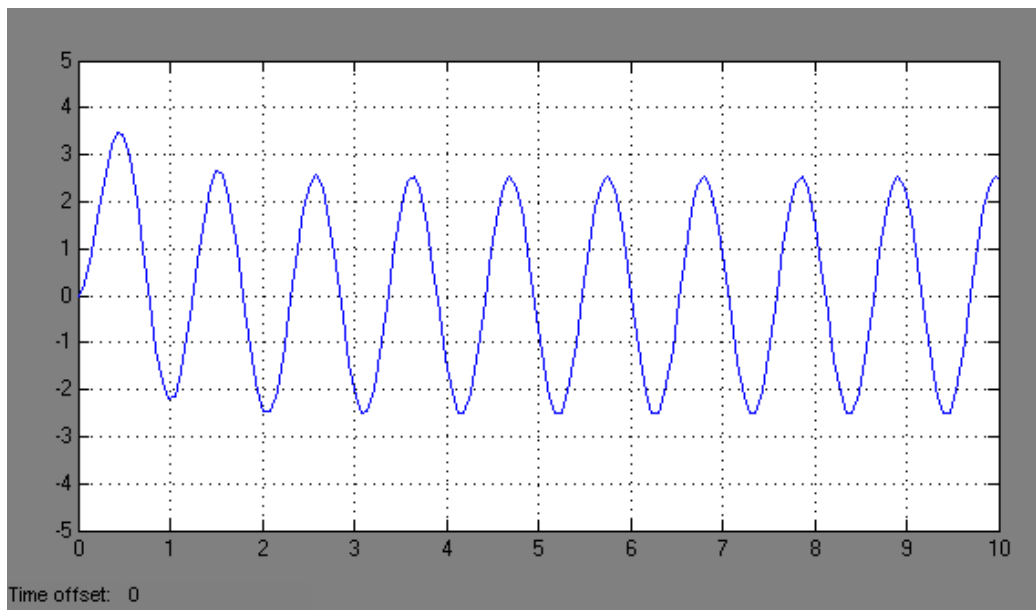


Figura 63. Respuesta del sistema a una entrada senoidal en Simulink

Para una entrada escalón experimentalmente se obtuvo un transitorio el cual se estabiliza en 4 segundos aproximadamente, con un voltaje de 7.08 (ver figura 64).

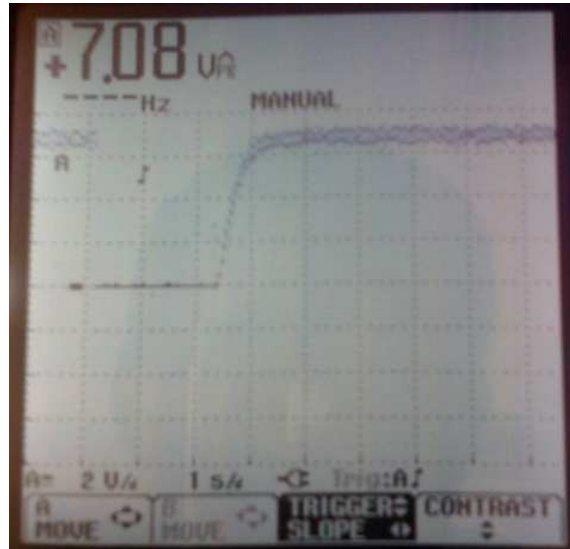


Figura 64. Respuesta del sistema a un escalón experimentalmente

Cuando se ingresa una señal senoidal de amplitud 10.2 voltios y frecuencia 1 Hz se obtiene un voltaje en la salida de 3.83 voltios pico en estado estacionario (ver figura 65).

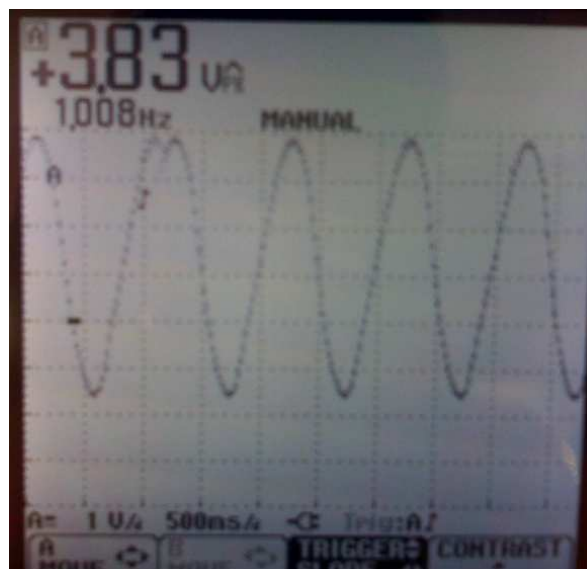


Figura 65. Respuesta del sistema a una entrada senoidal experimentalmente

CONCLUSIONES

Para tener una visión de lo que se quería desarrollar fue importante indagar sobre el tema propuesto conociendo trabajos e investigaciones de especialistas en el tema.

Obtener un modelo requiere de un estudio previo de sus fundamentos teóricos; en este caso se realizó el estudio de la metodología de identificación de sistemas partiendo de conceptos básicos de sistemas de control.

El estudio de la metodología llevó a retomar conocimientos matemáticos en temas tales como Transformada de Fourier, Ecuaciones Diferenciales, Identidades Trigonométricas y Transformada Rápida de Fourier.

Inicialmente se pretendía obtener un modelo de un grupo motor-generator del Laboratorio de Máquinas lo que no fue posible porque no se disponía de un generador senoidal con capacidad para alimentar el grupo; en su lugar se utilizó el Módulo de Servomecanismos del Laboratorio de Control para obtener el modelo de un motor dc.

El Módulo de Servomecanismos Feedback es un equipo que tiene un generador de funciones senoidal, triangular y cuadrado con frecuencia de salida ajustable en un rango de 0.1 a 10 Hz.

Los datos fueron tomados en el motor dc del Módulo de Servomecanismos ingresando una señal senoidal y variando la frecuencia para obtener los datos de entrada y salida necesarios para obtener la Respuesta en Frecuencia.

Se utilizó el osciloscopio Fluke 123 para adquirir los datos de voltaje y frecuencia de entrada y salida del motor usando el software FlukeView que permite llevar, en forma de tabla, al computador los datos adquiridos. Fue importante tener en formato de tabla los datos obtenidos ya que Matlab permite llevarlos a otros programas.

El Toolbox System Identification de Matlab permite estimar modelos paramétricos y no paramétricos en el dominio del tiempo y de la frecuencia.

El toolbox System Identification tiene la ventaja que permite ingresar los datos obtenidos de magnitud sin tener en cuenta la fase y con esto obtener un modelo cercano al real.

Se utilizó la función Spectral Model para realizar la estimación de los tres modelos posibles que tiene esta función los cuales se compararon y verificaron con los datos de salida experimental de manera gráfica, obteniendo que dos de ellos fueran bastante aproximados entre si.

Se llamó modelado funcional al proceso de obtención de la función de transferencia del modelo paramétrico a partir del conjunto de datos del modelo no paramétrico.

RECOMENDACIONES

Continuar el estudio de modelos no paramétricos por el Método Estocástico utilizando el Toolbox de Matlab.

Al realizar el manual con los aspectos generales del Toolbox, se da a conocer la magnitud de este, lo cual permite trabajar otras funciones tales como las del Pre-procesamiento.

Aplicar el Toolbox para realizar modelos por el método de identificación paramétrica.

Es importante tener en cuenta cuando se realice la toma de datos para ingresarlos al Toolbox que sean obtenidos adecuadamente y que el número de muestras sea la mayor posible para que el modelo a obtener sea mas preciso.

BIBLIOGRAFIA

LIBROS

- [1] Franklin, G., Powell D. y Workman M. Digital Control of Dynamic Systems, 3th Ed. Addison-wesley, 1998
- [2] Ogata K. Modern Control Engineering, 3th ed. Prentice Hall. 1998
- [3] Söderström, T. y Stoica, P. System Identification. Prentice Hall. 1989
- [4] Ljung, L. System Identification. Theory for the user. Prentice Hall. 1999
- [5] Dorf, R. Sistemas Modernos De Control. Teoría y práctica. Addison-Wesley Iberoamericana. 1989

TUTORIALES

- Ljung, L. System Identification Toolbox 7. Getting Started. Matlab Simulink
- Ljung, L. System Identification Toolbox 7. User Guide. Matlab Simulink

CURSOS

- Escobet, T y Morcego, B. Curso semipresencial de identificación de sistemas de la universidad politécnica de Cataluña.