

INSTITUTO POLITÉCNICO NACIONAL

ESCUELA SUPERIOR DE INGENIERÍA MECÁNICA Y ELÉCTRICA

**SECCIÓN DE ESTUDIOS DE POSGRADO E INVESTIGACIÓN
DEPARTAMENTO DE INGENIERÍA ELÉCTRICA**

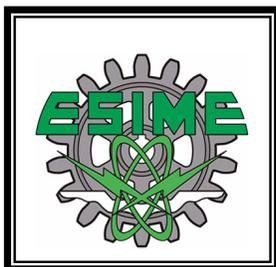
**ESTIMACIÓN DE PARÁMETROS EN
CONTROLADORES DE SISTEMAS DE EXCITACIÓN
UTILIZANDO UN MÉTODO DE IDENTIFICACIÓN**

TESIS

**QUE PARA OBTENER EL GRADO DE:
MAESTRO EN CIENCIAS
EN INGENIERÍA ELÉCTRICA**

PRESENTA:

JOSÉ CIPRIANO MORENO DIMAS



MÉXICO, D. F.

2009



INSTITUTO POLITECNICO NACIONAL SECRETARIA DE INVESTIGACION Y POSGRADO

ACTA DE REVISION DE TESIS

En la Ciudad de México, D. F. siendo las 17:00 horas del día 15 del mes de Diciembre del 2008 se reunieron los miembros de la Comisión Revisora de Tesis designada por el Colegio de Profesores de Estudios de Posgrado e Investigación de la E.S.I.M.E. ZAC para examinar la tesis de grado titulada:

“ESTIMACIÓN DE PARÁMETROS EN CONTROLADORES DE SISTEMAS DE EXCITACIÓN UTILIZANDO UN MÉTODO DE IDENTIFICACIÓN”

Presentada por el alumno:

MORENO

Apellido paterno

DIMAS

materno

JOSÉ CIPRIANO

nombre(s)

Con registro:

B	0	6	1	7	1	3
---	---	---	---	---	---	---

aspirante al grado de:

MAESTRO EN CIENCIAS EN INGENIERÍA ELÉCTRICA

Después de intercambiar opiniones los miembros de la Comisión manifestaron **SU APROBACIÓN DE LA TESIS**, en virtud de que satisface los requisitos señalados por las disposiciones reglamentarias vigentes.

LA COMISIÓN REVISORA

Director de tesis

DR. DANIEL RUIZ VEGA

Presidente

DR. DANIEL OLGUÍN SALINAS

Segundo Vocal

DR. RAÚL CORTÉS MATEOS

Tercer Vocal

DR. DOMITILO LIBEROS

Secretario

DR. DAVID ROMERO ROMERO

Suplente

M. EN C. JESÚS REY GARCÍA

EL PRESIDENTE DEL COLEGIO

DR. JAIME ROBLES GARCÍA





INSTITUTO POLITECNICO NACIONAL
SECRETARÍA DE INVESTIGACIÓN Y POSGRADO

CARTA DE CESIÓN DE DERECHOS

En la Ciudad de México D. F., el día 16 del mes de Diciembre del año 2008, el que suscribe José Cipriano Moreno Dimas, alumno del Programa de Maestría en Ciencias en Ingeniería Eléctrica con número de registro B061713, adscrito a la Sección de Estudios de Posgrado e Investigación de la ESIME-Zacatenco del IPN, manifiesta que es autor (a) intelectual del presente trabajo de Tesis bajo la dirección del Dr. Daniel Ruiz Vega y cede los derechos del trabajo intitulado Estimación de Parámetros en Controladores de Sistemas de Excitación Utilizando un Método de Identificación, al Instituto Politécnico Nacional para su difusión, con fines académicos y de investigación.

Los usuarios de la información no deben reproducir el contenido textual, gráficas o datos del trabajo sin el permiso expreso del autor y/o director del trabajo. Este puede ser obtenido escribiendo a la siguiente dirección **jose.moreno01@cfe.gob.mx**, **jcmoreno_dimas@hotmail.com** y/o **drv_liege@yahoo.com**. Si el permiso se otorga, el usuario deberá dar el agradecimiento correspondiente y citar la fuente del mismo.

José Cipriano Moreno Dimas

RESUMEN

La optimización de costos financieros aplicado a proyectos de expansión de redes eléctricas ha llevado a la integración de las redes eléctricas de potencia con unidades generadoras diseñadas respecto de su capacidad nominal, con márgenes muy estrechos de tolerancia al esfuerzo, lo cual involucra conjuntos rotatorios con menor inercia así mismo restricciones ambientales y también económicas llevan a la aplicación de compensación en líneas de transmisión.

La reducción en los márgenes de estabilidad propiciadas por las condiciones arriba descritas son compensadas con elementos de control más eficaces tales como sistemas de excitación de alta velocidad con estabilizadores de sistemas de potencia, sistemas flexibles de transmisión en corriente alterna con amortiguadores de oscilaciones de potencia, esquemas de disparos automáticos de generación, esquemas de protección de línea de alta velocidad etc.

Por lo anterior es de suma importancia disponer de una mayor exactitud en los modelos teóricos de los elementos de control destinados al desarrollo de simulaciones asistidas por computadora para el análisis de respuesta de la red eléctrica ante contingencias.

Este documento describe la aplicación de métodos de estimación de parámetros en controladores de sistemas de excitación, basados en regresiones numéricas, técnicas de mínimos cuadrados y discretización de modelos continuos.

La aplicación de estas técnicas utiliza los modelos continuos declarados por los fabricantes así como registros de datos muestreados durante pruebas de comportamiento o durante la operación en línea del generador eléctrico.

Se hace un especial énfasis en la base matemática del proceso mostrando ejemplos para hacer más claro el procedimiento, con el objeto de que esto sirva de guía a los especialistas de campo, se facilite su aplicación y sirva como plataforma para el desarrollo de este tipo estudios.

Este trabajo de tesis presenta la aplicación de esta metodología en casos reales de unidades generadoras en servicio así como la validación del modelo encontrado.

ABSTRACT

The financial costs optimization applied to electric grid expansion projects have carried the power grid elements integration with generators designed with reduced effort tolerance margins towards their nominal capacity, which involves less inertial rotatory groups. Additionally environmental restrictions and economical restrictions have also carried the compensation in transmission lines.

Those margin stability reductions mentioned before are compensated with more efficient control elements such as high speed excitation systems, FACTS, Power System Stabilizers, Power Oscillation Dampers, Automatic Generation Tripping and high speed transmission line protection systems.

Based on the previous arguments it is very important to have available the maximum accuracy in the theoretical models of the control elements destined to the development of computer assisted simulations for the electric power grid contingency analysis.

This document describes the application of estimate parameters methods on excitation systems controllers based on numeric regressions, least squares optimization techniques and continuous model discretization techniques

The application of this techniques uses the continuous models declared by the manufacturer and sampled data registry obtained during response tests or during the on line operation of the electric generator.

It states a special emphasis on the mathematical basis of the process showing examples in order to make a more understandable procedure application, with the objective that this would be used as a guide for specialists and engineers and its application could serve like platform for future development.

This thesis describes the methodology mentioned before applied to real life cases in generating units which are in service, as well as the model validation process

DEDICATORIA

Dedico este trabajo de tesis como un reconocimiento a mis padres que a lo largo de su vida han dedicado su esfuerzo para mi desarrollo y formación personal, y a mis hijos que día con día son mi inspiración y estímulo.

AGRADECIMIENTOS

En este punto externo el sentimiento que me obliga a reconocer el beneficio que a mi favor han hecho las personas que intervinieron para lograr la preparación académica obtenida durante mi estancia en la Sección de Estudios de Postgrado a Investigación (SEPI) del Instituto Politécnico Nacional, en primera instancia al Dr. Daniel Ruíz Vega por su capacidad, disposición e interés mostrado para el desarrollo de esta tesis, así mismo a todo el grupo docente del SEPI por sus enseñanzas y entrega a la misión de impulsar el desarrollo tecnológico de este país.

Así mismo este reconocimiento se hace extensivo a los directivos y compañeros de todos los niveles de la Comisión Federal de Electricidad que hicieron posible y participaron en el desarrollo de este Postgrado.

CONTENIDO

	Página
RESUMEN	VII
ABSTRACT	IX
DEDICATORIA	XI
AGRADECIMIENTOS	XIII
CONTENIDO	XV
LISTA DE FIGURAS	XVII
LISTA DE TABLAS	XXI
CAPÍTULO 1: INTRODUCCIÓN	1
1.1 INTRODUCCIÓN	1
1.2 OBJETIVO	2
1.3 JUSTIFICACIÓN.....	2
1.4 ANTECEDENTES	4
1.4.1 <i>Desarrollo de los métodos de identificación</i>	4
1.4.2 <i>Identificación de modelos de sistemas de excitación en sistemas eléctricos de potencia</i>	6
1.5 CONTEXTUALIZACIÓN, LIMITACIONES Y ALCANCES	9
1.5.1 <i>Clasificación de Modelos y Métodos de Identificación</i>	9
1.5.2 <i>Identificación de Modelos Paramétricos</i>	10
1.5.3 <i>Proceso de Identificación de Modelos</i>	11
1.5.4 <i>Requerimientos de Conformidad del Modelo Identificado</i>	13
1.5.5 <i>Limitaciones y alcances</i>	13
1.6 APORTACIONES.....	14
1.7 ESTRUCTURA DE LA TESIS	15
CAPÍTULO 2: ARQUITECTURA DE CONTROLADORES DE SISTEMAS DE EXCITACIÓN	17
2.1 ESTRUCTURA FUNCIONAL DE LOS SISTEMAS DE EXCITACIÓN DIGITALES	17
2.2 LAZOS Ó MODOS DE REGULACIÓN EN EL SISTEMA DE EXCITACIÓN	19
2.3 ELEMENTOS DE HARDWARE DE LAS UNIDADES DE CONTROL DE EXCITACIÓN	21
2.4 ELEMENTOS DE PROGRAMACIÓN Y CONFIGURACIÓN	23
2.5 ESTRUCTURA FUNCIONAL DE LOS ELEMENTOS DE REGULACIÓN	25
CAPÍTULO 3: METODOLOGÍA DE IDENTIFICACIÓN	29
3.1 INTRODUCCIÓN	29
3.2 REPRESENTACIÓN DE SISTEMAS DE CONTROL DISCRETO.....	29
3.3 CONVERSIÓN DE MODELOS CONTINUOS A MODELOS DISCRETOS	32
3.4 PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA DE ESTIMACIÓN DE PARÁMETROS	37
3.5 MINIMIZACIÓN DE LA FUNCIÓN DE ERROR POR EL MÉTODO DE MINIMOS CUADRADOS SIMPLE	38
3.6 FORMA RECURSIVA DEL MÉTODO DE MÍNIMOS CUADRADOS	42
3.6 CONDICIÓN DE EXCITACIÓN.....	50
3.7 PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA DE IDENTIFICACIÓN DE SISTEMAS AFECTADOS POR RUIDO	51
3.8 IDENTIFICACIÓN DE PARÁMETROS POR EL MÉTODO MÍNIMOS CUADRADOS GENERALIZADOS (MCG)	54
3.9 VALIDACIÓN DE MODELOS.....	63
3.9.1 <i>Media cuadrática de residuos</i>	64
3.9.2 <i>Autocorrelación de residuos</i>	64
3.9.3 <i>Correlación cruzada entre residuos y entrada</i>	64

CAPÍTULO 4: HERRAMIENTAS ASISTIDAS POR COMPUTADORA PARA IDENTIFICACIÓN DE SISTEMAS	65
4.1 INTRODUCCIÓN	65
4.2 CAPTURA DE ARCHIVOS DE DATOS	66
4.3 CAPTURA DE DATOS DESDE UN GRÁFICO IMPRESO	66
4.4 PRESENCIA DE OFFSET EN LAS SEÑALES DE ENTRADA – SALIDA	72
4.5 CÁLCULO DE RESPUESTA DE MODELOS IDENTIFICADOS	73
4.6 FILTRADO DE SEÑALES	73
4.7 ANÁLISIS DE RESIDUOS	76
4.7.1. <i>Media Cuadrática de Residuos</i>	76
4.7.2 <i>Autocorrelación de Residuos</i>	78
4.7.3 <i>Correlación cruzada entre Residuos y entrada</i>	81
4.8 GUI DE MATLAB PARA IDENTIFICACIÓN DE SISTEMAS	82
CAPÍTULO 5: APLICACIÓN DE LA METODOLOGÍA EN UNIDADES GENERADORAS DE GRAN POTENCIA	87
5.1 INTRODUCCIÓN	87
5.2 PROCESO DE IDENTIFICACIÓN	87
5.3 FUNCIONES DE TRANSFERENCIA DE CONTROLADORES DE EXCITACIÓN.....	91
5.3.1 <i>Controlador PI</i>	91
5.3.2 <i>Sistema de primer orden</i>	97
5.3.3 <i>Red de atraso - adelanto</i>	101
5.4 IDENTIFICACIÓN DEL CONTROLADOR DE EXCITACIÓN DE UNA UNIDAD DE VAPOR	106
5.5 IDENTIFICACIÓN DEL CONTROLADOR DE EXCITACIÓN DE UNA UNIDAD GENERADORA HIDRÁULICA.....	111
5.5.1 <i>identificación del modelo de primer orden para generador utilizando el método recursivo</i>	112
5.5.2 <i>Identificación del modelo del controlador PI</i>	114
5.6 IDENTIFICACIÓN DEL CONTROLADOR DE SISTEMAS DE EXCITACIÓN EN UNA UNIDAD CON CARGA	116
5.6.1 <i>Estructura funcional del controlador de excitación y del PSS</i>	117
5.6.2 <i>Adquisición de datos</i>	117
5.6.3 <i>Resultados del proceso de identificación del controlador PI</i>	119
5.6.4 <i>Resultados del proceso de identificación del estabilizador de sistemas de potencia</i>	121
CAPÍTULO 6: CONCLUSIONES	125
6.1 CONCLUSIONES GENERALES.....	125
6.2 CONCLUSIONES PARTICULARES.....	126
6.2.1 <i>Efecto de los transductores en las mediciones experimentales</i>	126
6.2.2 <i>Viabilidad de la aplicación de técnicas de identificación por regresiones numéricas</i>	130
6.2.3 <i>Alcance de los métodos de identificación analizados</i>	130
6.2.4 <i>Consideraciones para aplicación de métodos de validación</i>	131
6.3 SUGERENCIAS PARA TRABAJOS FUTUROS	132
6.3.1 <i>Requerimientos de normatividad</i>	132
6.3.2 <i>Retos hacia el futuro</i>	134
6.4 APORTACIONES	135
REFERENCIAS.....	137
APENDICE A: LISTADOS DE PROGRAMAS EN MATLAB.....	141

LISTA DE FIGURAS

Página

FIGURA 1.1 ARQUITECTURA DE ENTRADA SALIDA DE UN MODELO MATEMÁTICO BAJO UN PROCESO DE IDENTIFICACIÓN.....	1
FIGURA 1.2 CONEXIÓN DEL ÁREA DE CONTROL NOROESTE AL SIN EN 2003. (*ADAPTADO DE [RUIZ-VEGA AND ENRÍQUEZ-HARPER, 2005, GONZÁLEZ ET AL., 2007]).....	3
FIGURA 1.3 MODELO PARAMÉTRICO.....	10
FIGURA 1.4 PROCESO DE IDENTIFICACIÓN DE SISTEMAS (ADAPTADO DE [RASOULI AND KARRARI, 2004]).....	12
FIGURA 2.1 ESTRUCTURA FUNCIONAL DE UN SISTEMA DE EXCITACIÓN (ADAPTADO DE [KUNDUR., 1994]).....	17
FIGURA 2.2 ARQUITECTURA DE UN SISTEMA DE EXCITACIÓN CON CONTROLADOR DIGITAL [CFE, 2005].....	18
FIGURA 2.3 PUNTOS DE CONMUTACIÓN DE MODOS DE REGULACIÓN POR CALENTAMIENTO DEL DEVANADO DE CAMPO Y POR LÍMITE DE ESTABILIDAD EN UNA CARTA DE OPERACIÓN TÍPICA (ADAPTADO DE [KUNDUR., 1994]).....	20
FIGURA 2.4 LAZOS DE CONTROL EN EL SISTEMA DE EXCITACIÓN (ADAPTADO DE [IEEE, 1992]).....	20
FIGURA 2.5 PLC UNIDAD DE CONTROL DE EXCITACIÓN.....	21
FIGURA 2.6 DIAGRAMA FUNCIONAL UNIDAD DE CONTROL DE EXCITACIÓN [CFE., 2005].....	22
FIGURA 2.7 DISTRIBUCIÓN DE PLC Y PERIFÉRICOS DE ACOPLAMIENTO DE ENTRADA – SALIDA (ADAPTADO DE [SEPAC, 2008]).....	22
FIGURA 2.8 INTERFASE GRÁFICA CONFIGURACIÓN DE MÓDULOS EN HARDWARE EN PLC [SEPAC, 2008].....	23
FIGURA 2.9 DIAGRAMA DE ESCALERA LÓGICA DE CONTROL [SEPAC CORP., 2008].....	24
FIGURA 2.10. MÓDULOS DE PROCESAMIENTO MATEMÁTICO Y CONTROLADOR PID [SEPAC, 2008].....	24
FIGURA 2.11 CONTROLADOR PID CONTENIDO EN UN PLC [GE, 2002].....	25
FIGURA 2.12 DIAGRAMA SIMBÓLICO PROGRAMACIÓN PLC DE UNA UNIDAD DE CONTROL DE EXCITACIÓN (POR RAZONES DE PROPIEDAD INTELECTUAL SE GENERARÁ UNA FIGURA BASADA EN IEEE 421).....	27
FIGURA 3.1 MODELO CONTINUO DE PRIMER ORDEN	33
FIGURA 3.2 MODELO CONTINUO PARA MOSTRAR SU PROCESO DE CONVERSIÓN AUN MODELO DISCRETO.....	35
FIGURA 3.3 MODELO DISCRETIZADO DEL SISTEMA CONTINUO DE PRIMER ORDEN DE LA FIG. 3.2.....	35
FIGURA 3.4 COMPARACIÓN ENTRE LA RESPUESTA AL ESCALÓN DEL SISTEMA CONTINUO (GC) Y DEL SISTEMA EQUIVALENTE DISCRETIZADO (GD) CON $T=0.2$ S.....	36
FIGURA 3.5 ESQUEMA PROCESO DE ESTIMACIÓN DE PARÁMETROS (ADAPTADO DE [BOTERO AND RAMÍREZ, 2008]).....	37
FIGURA 3.6 MODELO REGRESIVO PARA IDENTIFICACIÓN DE SISTEMAS (ADAPTADO DE [NATIONAL INSTRUMENTS, 2006]).....	38
FIGURA 3.7 GRÁFICO COMPARATIVO DE RESPUESTA ENTRE EL SISTEMA REAL Y EL SISTEMA IDENTIFICADO DE LA ECUACIÓN (3.59).....	41
FIGURA 3.8 GRÁFICO DE LA ENTRADA Y LA RESPUESTA DEL SISTEMA REPRESENTADO POR LA ECUACIÓN (3.86).....	45
FIGURA 3.9 GRÁFICO DE RESPUESTA ENTRE EL SISTEMA REPRESENTADO POR LA ECUACIÓN (3.86).....	49
FIGURA 3.10 TRAYECTORIA DE ESTIMACIÓN DE PARÁMETROS POR MÍNIMOS CUADRADOS RECURSIVOS	50
FIGURA 3.11 MODELO SISTEMA DISCRETO CON INFLUENCIA DE RUIDO.....	51
FIGURA 3.12 REPRESENTACIÓN A BLOQUES SISTEMA REPRESENTADO POR LA ECUACIÓN (3.107).....	52
FIGURA 3.13 MODELO PARA IMPLEMENTACIÓN DE MÍNIMOS CUADRADOS GENERALIZADOS	56
FIGURA 3.14 SISTEMA DE EXCITACIÓN DE MÁQUINA SÍNCRONA CON CONTROLADOR PI.....	59
FIGURA 3.15 GRÁFICO COMPARATIVO DE ENTRADA – SALIDA DEL SISTEMA REAL Y SISTEMA IDENTIFICADO EXCITANDO AL SISTEMA CON UNA SECUENCIA BINARIA PSEUDOALEATORIA.....	61

FIGURA 3.16 GRÁFICO COMPARATIVO DE RESPUESTA A ENTRADA ESCALÓN DEL SISTEMA REAL, SISTEMA PARAMETRIZADO CON VECTOR θ_{LS} DESVIADO POR RUIDO Y SISTEMA PARAMETRIZADO CON $\theta_{CORREGIDO}$.	61
FIGURA 3.17 DIAGRAMA DE FLUJO PARA PROCEDIMIENTO DE IDENTIFICACIÓN DE PARÁMETROS POR MÍNIMOS CUADRADOS GENERALIZADOS.	62
FIGURA 4.1 GRÁFICO IMPRESO DE UNA PRUEBA DE ESCALÓN DE TENSIÓN AVR GENERADOR POLOS LISOS 350 MW OBTENIDO CON GRAFICADOR DE PLUMILLAS.	67
FIGURA 4.2 DIAGRAMA DE FLUJO PROGRAMA PARA GENERAR POLINOMIOS AJUSTADOS A REGISTROS GRÁFICOS DE PRUEBAS DE COMPORTAMIENTO DE CONTROLADORES.	68
FIGURA 4.3 RESULTADO DE LA DIGITALIZACIÓN DE LA MEDICIÓN DE VOLTAJE DE CAMPO.	70
FIGURA 4.4 RESULTADO DE LA DIGITALIZACIÓN DE LA MEDICIÓN DE CORRIENTE DE CAMPO.	71
FIGURA 4.5 RESULTADO DE LA DIGITALIZACIÓN DE LA MEDICIÓN DE TENSIÓN DE GENERADOR.	71
FIGURA 4.6 GRÁFICO DE BODE FILTRO PRIMER ORDEN DISCRETIZADO.	75
FIGURA 4.7 RESPUESTA DE FILTRO PRIMER ORDEN PARA DE SEÑAL MEDIDA EJEMPLO 4.7.1.2.	78
FIGURA 4.8 GRÁFICO COMPARATIVO ENTRE SALIDAS DE MODELO CONTINUO GC Y MODELO DISCRETO GD.	80
FIGURA 4.9 GRÁFICO DE AUTOCORRELACIÓN DE RESIDUOS DE LA DIFERENCIA ENTRE LA SALIDA DEL MODELO CONTINUO Y LA SALIDA DEL MODELO DISCRETO.	80
FIGURA 4.10 GRÁFICO DE CORRELACIÓN CRUZADA ENTRE LA ENTRADA Y RESIDUOS DE LA DIFERENCIA ENTRE LAS SALIDA DEL MODELO CONTINUO Y DISCRETO.	81
FIGURA 4.11 CONSOLA DE OPERACIÓN GUI DE IDENTIFICACIÓN DE SISTEMAS DE MATLAB®.	82
FIGURA 4.12 VENTANA DE DIÁLOGO DE SELECCIÓN DE DOMINIO PARA IMPORTACIÓN DE DATOS.	83
FIGURA 4.13 VENTANA DE SELECCIÓN DE DOMINIO PARA IMPORTACIÓN DE DATOS.	83
FIGURA 4.14 VENTANAS DE CARACTERIZACIÓN DE MODELO.	84
FIGURA 4.15 VENTANAS DE RESULTADO DE IDENTIFICACIÓN DEL MODELO.	85
FIGURA 4.16 VENTANAS DE VALIDACIÓN DEL MODELO IDENTIFICADO.	86
FIGURA 5.1 DIAGRAMA DE FLUJO PROCESO DE ESTIMACIÓN DE PARÁMETROS.	88
FIGURA 5.2 ESQUEMA A BLOQUES CONTROLADOR PI TIPO 1.	91
FIGURA 5.3. MODELO CONTINUO A BLOQUES CONTROLADOR PI TIPO 2.	92
FIGURA 5.4 MODELO DISCRETIZADO A BLOQUES CONTROLADOR PI ESTRUCTURA DE ECUACIÓN (5.6).	93
FIGURA 5.5 SIMULACIÓN PARA OBTENCIÓN DE RESPUESTA EN CONTROLADOR PI.	93
FIGURA 5.6 SECUENCIA BINARIA PSEUDOALEATORIA UTILIZADA PARA LA IDENTIFICACIÓN DEL CONTROLADOR PI DE LA FIGURA 5.5.	94
FIGURA 5.7 CONTENIDO ARMÓNICO DE LA SECUENCIA BINARIA PSEUDOALEATORIA UTILIZADA PARA LA IDENTIFICACIÓN DEL CONTROLADOR PI DE LA FIGURA 5.5.	94
FIGURA 5.8 SEÑALES MEDIDAS ENTRADA (EPI) – SALIDA (SPI) DEL CONTROLADOR PI FIGURA 5.5.	95
FIGURA 5.9 RESULTADO DE ESTIMACIÓN DE PARÁMETROS CONTROLADOR PI SISTEMA DE FIGURA 5.5 UTILIZANDO EL GUI DE IDENTIFICACIÓN DE SISTEMAS DE MATLAB®.	95
FIGURA 5.10 AUTOCORRELACIÓN DE RESIDUOS DEL MODELO IDENTIFICADO DE CONTROLADOR FIGURA 5.5.	96
FIGURA 5.11 CORRELACIÓN CRUZADA ENTRE LA ENTRADA AL CONTROLADOR Y LOS RESIDUOS DEL MODELO IDENTIFICADO DEL CONTROLADOR FIGURA 5.5.	97
FIGURA 5.12 MODELO DISCRETIZADO A BLOQUES SISTEMA DE PRIMER ORDEN ESTRUCTURA DE ECUACIÓN (5.11).	98
FIGURA 5.13 PUNTOS DE MEDICIÓN PARA IDENTIFICACIÓN MODELO DE PRIMER ORDEN DE UN GENERADOR ELÉCTRICO.	99
FIGURA 5.14 SECUENCIA BINARIA PSEUDOALEATORIA UTILIZADA PARA IDENTIFICAR MODELO DE PRIMER ORDEN EN UN GENERADOR SÍNCRONO.	99
FIGURA 5.15 RESULTADO DE IDENTIFICACIÓN UTILIZANDO EL GUI DE MATLAB® CON MODELO PARAMÉTRICO TIPO OE (OUTPUT ERROR).	100

	Página
FIGURA 5.16 GRÁFICA COMPARATIVA DE LA SALIDA MEDIDA (UG MEDIDA) CONTRA LA SALIDA CALCULADA CON LOS COEFICIENTES IDENTIFICADOS EN EL MODELO DE PRIMER ORDEN DEL GENERADOR SÍNCRONO CON EL MÉTODO DE MÍNIMOS CUADRADOS SIMPLES (UG-LS) Y GENERALIZADOS (UG-GLS).....	101
FIGURA 5.17 MODELO DISCRETIZADO A BLOQUES RED DE ATRASO - ADELANTO ESTRUCTURA DE ECUACIÓN (5.16).	102
FIGURA 5.18 ESQUEMA DE CONTROL DE EXCITACIÓN Y PSS CON PUNTOS DE MEDICIÓN PARA LA IDENTIFICACIÓN RED DE ATRASO ADELANTO.	103
FIGURA 5.19 SEÑAL EXCITADORA PARA IDENTIFICACIÓN DE RED COMPENSADORA DE ATRASO – ADELANTO DEL PSS.....	103
FIGURA 5.20 SEÑAL EXCITADORA PARA IDENTIFICACIÓN DE RED COMPENSADORA DE PSS.....	104
FIGURA 5.21 RESULTADO DE IDENTIFICACIÓN RED ATRASO – ADELANTO DE PSS SISTEMA DE EXCITACIÓN FIGURA 5.15 UTILIZANDO EL GUI DE MATLAB® CON MODELO PARAMÉTRICO TIPO OE (OUTPUT ERROR).....	104
FIGURA 5.22 GRÁFICO DE RESULTADO DE IDENTIFICACIÓN DE MODELO DE RED DE ATRASO – ADELANTO DEL PSS SISTEMA DE EXCITACIÓN FIGURA 3.15 UTILIZANDO EL MÉTODO DE MÍNIMOS CUADRADOS SIMPLE (LS) Y EL GENERALIZADO (GLS).	105
FIGURA 5.23 GRÁFICO DE AUTOCORRELACIÓN DE RESIDUOS DEL MODELO DE LA RED ATRASO – ADELANTO DEL PSS DEL SISTEMA DE EXCITACIÓN DE LA FIGURA 3.15.....	105
FIGURA 5.24 GRÁFICO CORRELACIÓN CRUZADA ENTRE LA ENTRADA Y LOS RESIDUOS DEL MODELO RED ATRASO – ADELANTO PSS SISTEMA DE EXCITACIÓN FIGURA 3.15.	106
FIGURA 5.25 MODELO CONTINUO A BLOQUES DEL CONTROL DE EXCITACIÓN U2 CT PLD.	107
FIGURA 5.26 MODELO DISCRETO A BLOQUES DEL CONTROL DE EXCITACIÓN U2 CT PLD.	107
FIGURA 5.27 GRÁFICO DE SEÑALES DE MEDICIÓN EN ENTRADA – SALIDA DEL SISTEMA DE LA FIGURA 5.26.	108
FIGURA 5.28 ANÁLISIS DE RESIDUOS DEL MODELO IDENTIFICADO DEL CONTROLADOR PI.	110
FIGURA 5.29 ANÁLISIS DE RESIDUOS DEL MODELO IDENTIFICADO DE PRIMER ORDEN DEL GENERADOR.....	110
FIGURA 5.30 DIAGRAMA A BLOQUES DEL SISTEMA DE CONTROL DE EXCITACIÓN DE LA UNIDAD HIDROELÉCTRICA DE 208 MVA.	111
FIGURA 5.31 RESPUESTA A ESCALÓN TENSIÓN DE GENERADOR CONTRA TENSIÓN DE CAMPO.	112
FIGURA 5.32 DATOS DEL MANUAL DEL GENERADOR HIDROELÉCTRICO DE 208 MVA.....	113
FIGURA 5.33 IDENTIFICACIÓN MODELO PRIMER ORDEN GENERADOR HIDROELÉCTRICO UTILIZANDO TOOLBOX DE IDENTIFICACIÓN DE SISTEMAS DE MATLAB®.	113
FIGURA 5.34 IDENTIFICACIÓN MODELO PRIMER ORDEN GENERADOR HIDROELÉCTRICO UTILIZANDO TOOLBOX DE IDENTIFICACIÓN DE SISTEMAS DE MATLAB®.	114
FIGURA 5.35 GRÁFICO DE ENTRADA – SALIDA DEL CONTROLADOR PI DEL GENERADOR HIDROELÉCTRICO.....	114
FIGURA 5.36 ESTIMACIÓN DE PARÁMETROS CONTROLADOR PI UTILIZANDO EL TOOLBOX DE ESTIMACIÓN DE PARÁMETROS DE MATLAB®.....	115
FIGURA 5.37 ANÁLISIS DE RESIDUOS DEL MODELO IDENTIFICADO DEL CONTROLADOR PI DEL GENERADOR HIDROELÉCTRICO.	116
FIGURA 5.38 ESTRUCTURA FUNCIONAL DE CONTROLADOR DE SISTEMA DE EXCITACIÓN Y PSS.....	117
FIGURA 5.39 GRÁFICO DE SERIE DE DATOS PARA LA IDENTIFICACIÓN DE CONTROLADOR PI CON LA PRUEBA DE ESCALÓN DE REACTIVOS CON EL PSS FUERA DE SERVICIO.	118
FIGURA 5.40 GRÁFICO DE SERIE DE DATOS DEL COMPENSADOR DE FASE CON EL PSS DESACTIVADO.	118
FIGURA 5.41 GRÁFICO DE SERIES DE DATOS PARA LA IDENTIFICACIÓN DE CONTROLADOR PI CON LA PRUEBA DE ESCALÓN DE REACTIVOS Y EL PSS EN SERVICIO.	119
FIGURA 5.42 GRÁFICO SERIE DE DATOS DEL COMPENSADOR DE FASE CON EL PSS ACTIVADO.	119
FIGURA 5.43 SALIDA DE PROCESO DE IDENTIFICACIÓN CONTROLADOR PI DE LA UNIDAD GENERADORA CON CARGA UTILIZANDO EL GUI DE IDENTIFICACIÓN DE SISTEMAS DE MATLAB®.	120

FIGURA 5.44 ANÁLISIS DE RESIDUOS MODELO IDENTIFICADO DEL CONTROLADOR PI DE UNA UNIDAD CON CARGA.	121
FIGURA 5.45 SALIDA DE PROCESO DE IDENTIFICACIÓN DE LA RED ATRASO - ADELANTO UTILIZANDO EL GUI DE IDENTIFICACIÓN DE SISTEMAS DE MATLAB®.	122
FIGURA 5.46 ANÁLISIS DE RESIDUOS DEL MODELO IDENTIFICADO DE LA RED ATRASO – ADELANTO DEL PSS.	123
FIGURA 6.1 GRÁFICO DE RESPUESTA AL ESCALÓN DE TENSIÓN DE UN GENERADOR 350 MVA, 2 POLOS, 3600 RPM.	126
FIGURA 6.2 GRÁFICO DE RESPUESTA DEL MÓDULO DE MEDICIÓN DE RETROALIMENTACIÓN DE TENSIÓN DE GENERADOR.	127
FIGURA 6.3 GRÁFICO DE RESPUESTA DE RED DE ATRASO – ADELANTO ENTRADA SENOIDAL DE 2 HZ.	128
FIGURA 6.4 GRÁFICO DE RESPUESTA DE RED DE ATRASO – ADELANTO ENTRADA SENOIDAL DE 5 HZ.	128
FIGURA 6.5 CONTROLADOR DIGITAL DE EXCITACIÓN.	129
FIGURA 6.6 DIAGRAMA ESQUEMÁTICO FUNCIÓN DE REGULACIÓN DEL CONTROLADOR DIGITAL.	129
FIGURA 6.7 CALCULO DE RESIDUOS UTILIZANDO UN MUESTREO NO SINCRONIZADO Y DE VELOCIDAD MAYOR QUE LA VELOCIDAD DE MUESTREO DEL CONTROLADOR.	131
FIGURA 6.8 CÁLCULO DE RESIDUOS UTILIZANDO UN MUESTREO SINCRONIZADO Y CON UNA VELOCIDAD IGUAL A LA VELOCIDAD DE MUESTREO DEL CONTROLADOR.	132

LISTA DE TABLAS

	Página
TABLA 3.1 DATOS DE ENTRADA SALIDA DEL SISTEMA BAJO PROCESO DE IDENTIFICACIÓN OBTENIDOS DE UNA RESPUESTA A ENTRADA ESCALÓN.	40
TABLA 3.2 DATOS DE ENTRADA SALIDA DEL SISTEMA BAJO PROCESO DE IDENTIFICACIÓN	46
TABLA 5.1 RESULTADO DE ESTIMACIÓN DE PARÁMETROS CONTROLADOR PI SISTEMA DE LA FIG. 5.5.	95
TABLA 5.2 ESTIMACIÓN DE PARÁMETROS DEL MODELO CONTINUO DEL CONTROLADOR PI DE LA FIGURA 5.5.	96
TABLA 5.3 RESULTADO DE ESTIMACIÓN DE PARÁMETROS CONTROLADOR PI SISTEMA DE FIGURA 5.4.	100
TABLA 5.4 RESULTADO DE PARÁMETROS CONVERTIDOS AL MODELO CONTINUO DE PRIMER ORDEN DEL GENERADOR SÍNCRONO DE LA FIGURA 5.13.	100
TABLA 5.5 RESULTADO DE LA ESTIMACIÓN DE PARÁMETROS DE LA RED DE ATRASO – ADELANTO DEL PSS DEL SISTEMA DE EXCITACIÓN DE LA FIGURA 3.15.	104
TABLA 5.6 VENTANA DE DATOS UTILIZADA PARA LA ESTIMACIÓN DE PARÁMETROS DEL CASO 1.	108
TABLA 5.7 ELEMENTOS DE LA MATRIZ DE REGRESIÓN DE LA FT DEL GENERADOR.	109
TABLA 5.8 ELEMENTOS DE LA MATRIZ DE REGRESIÓN DE LA FT DEL CONTROLADOR PI.	109
TABLA 5.9 PARÁMETROS IDENTIFICADOS DEL MODELO DISCRETO DE LA FIGURA 5.26	110
TABLA 5.10 PARÁMETROS EQUIVALENTES DEL MODELO CONTINUO OBTENIDOS A PARTIR DE LOS PARÁMETROS IDENTIFICADOS DEL MODELO DISCRETO MOSTRADOS EN TABLA 5.9.....	110
TABLA 5.11 DATOS DE PLACA GENERADOR SÍNCRONO CON TURBINA HIDRÁULICA.	111
TABLA 5.12 RESULTADOS DE LA ESTIMACIÓN DE LA GANANCIA Y CONSTANTE DE TIEMPO DEL GENERADOR HIDROELÉCTRICO.	112
TABLA 5.13 RESULTADOS DE LA ESTIMACIÓN DE PARÁMETROS DEL CONTROLADOR PI DEL GENERADOR HIDROELÉCTRICO.	115
TABLA 5.14 RESULTADO DE IDENTIFICACIÓN CONTROLADOR PI DE UNA UNIDAD CON CARGA.	120
TABLA 5.15 RESULTADOS DE LA IDENTIFICACIÓN DE LA RED ATRASO – ADELANTO.	122

CAPÍTULO 1:

INTRODUCCIÓN

1.1 INTRODUCCIÓN

El desarrollo de herramientas computacionales ha puesto a disposición de las áreas de investigación la posibilidad de ejecutar de forma rápida y segura pruebas simuladas sobre modelos matemáticos de diversos sistemas. En el caso que nos ocupa los modelos representan el comportamiento de limitadores y controladores de sistemas de excitación, siendo la meta la obtención de los parámetros propios del modelo, objeto de análisis a partir de datos de prueba [Agee et al., 1999].

Una vez que el modelo ha sido identificado completamente es posible realizar simulaciones de las pruebas efectuadas con el objeto de verificar su consistencia.

Los métodos analíticos de evaluación de sistemas utilizan modelos matemáticos destinados a describir la relación entre una ó más señales de entrada $u(t)$, y una ó mas salidas $y(t)$ de un sistema; adicionalmente se utiliza una entrada aleatoria que no puede ser medida y que representa los efectos producidos por disturbios o ruido $e(t)$, tal como se esquematiza en la figura 1.1.

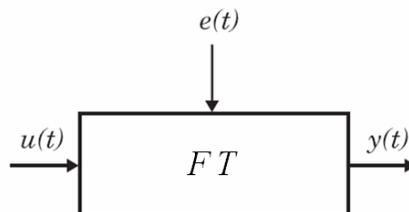


Figura 1.1 Arquitectura de entrada salida de un modelo matemático bajo un proceso de identificación.

Los métodos analíticos de evaluación de desempeño de sistemas basados en la simulación asistida por computadoras digitales requieren disponer de modelos que permitan representar el comportamiento de los sistemas objeto de análisis con capacidad de reproducir su comportamiento bajo un amplio rango de condiciones funcionales. La obtención del modelo puede requerir una incursión en aspectos de la

estructura del sistema a fin de lograr determinar detalles constructivos de ingeniería mecánica, eléctrica, química etc... esta información es necesaria para definir un *Modelo Teórico* [López Guillén, 2005].

Los Modelos Teóricos presentan una alta complejidad para su determinación y generalmente se aplican en modelos sencillos, seccionando componentes de sistemas más complejos ó bajo restricciones operativas muy estrechas destinadas a su linealización.

En este trabajo se analiza una metodología de modelado de sistemas basada en una evaluación integral de su comportamiento con base al procesamiento de las señales de entrada y salida del sistema y la proposición de uno ó varios modelos partir de la "*observación*" de su comportamiento.

Se considerará que la consistencia de los modelos encontrados cubra un ancho de banda de 0.05 a 10 Hz para considerar *utilizables* los resultados obtenidos [Agee et al., 1999].

1.2 OBJETIVO

Exponer a detalle la aplicación de técnicas de identificación de sistemas orientada y acotada para su aplicación en la Estimación de Parámetros de Controladores de Sistemas de Excitación, desarrollando herramientas auxiliares para el manejo y procesamiento de los datos utilizados en los procesos de identificación describiendo casos de aplicación que sirvan como base a futuros desarrollos.

1.3 JUSTIFICACIÓN

Conforme han evolucionado los Sistemas Eléctricos de Potencia, éstos han sido sujetos a restricciones operativas, financieras, ambientales, urbanísticas etc... que han llevado a operarlos con márgenes de seguridad más estrechos. Esta condición ha aumentado los requerimientos de exactitud en el modelado de los componentes de la red para el desarrollo de estudios de planeación, seguridad y operación, en el caso de los controles [Ludwig et al., 1998, Guo et al., 1995]. En algunos sistemas, por ejemplo el WECC ("*Western Electric Coordinating Council*") de Estados Unidos, se tiene como un requisito para los productores independientes que se conecten al sistema proporcionar datos confiables de sus parámetros de máquinas eléctricas y sus controles [Rifaat, 2001] (ver § 1.4.2).

En el caso de México, la red eléctrica operada por la Comisión Federal de Electricidad (CFE) tiene tres grupos de instalaciones: las propias de la CFE, las de los Productores Externos de Energía así como la de Autoabastecedores y Cogeneradores; por otra

parte las áreas dedicadas al desarrollo de estudio de redes, se encuentran dispersas entre las Entidades de Operación de la Red, Transmisión, LAPEM, Generación Planeación y Construcción.

Estas características del Sistema Eléctrico Mexicano y la ocurrencia de eventos que han mostrado la necesidad de mejorar el conocimiento de los modelos y parámetros de generadores síncronos y sus controles, como el mostrado en la Fig. 1.2 y el descrito en [Villa et al., 2009, Villa et al., 2009a], han hecho que se reconozca actualmente la necesidad de realizar trabajos de investigación y desarrollo de aplicación práctica como el presente, para tener una mejor predicción del comportamiento del sistema en los contextos de planeación, planeación de la operación y operación que ayuden a mejorar el proceso de la toma de decisiones.

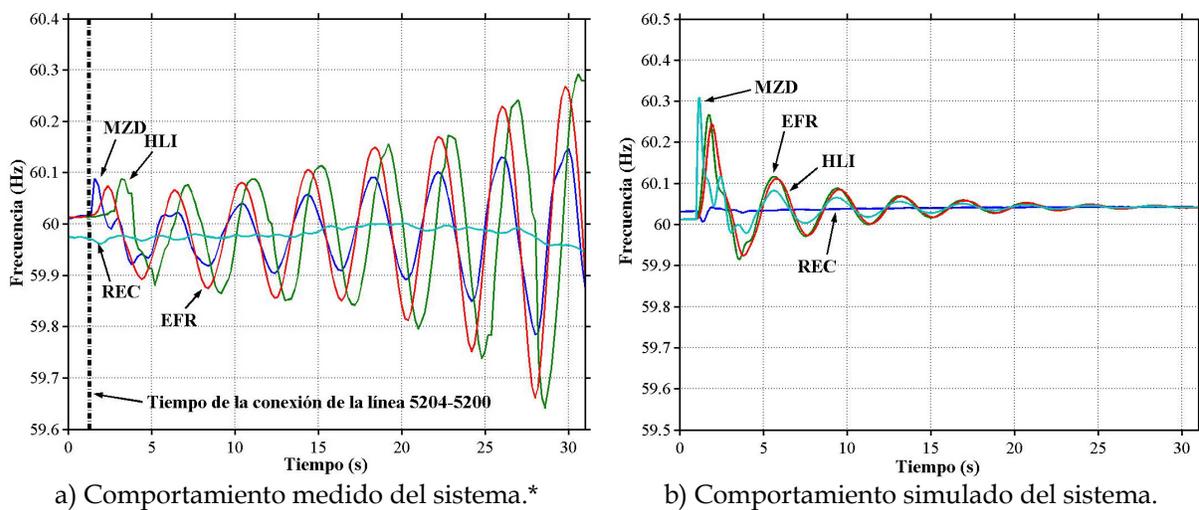


Figura 1.2 Conexión del Área de Control Noroeste al SIN en 2003. (*Adaptado de [Ruiz-Vega and Enríquez-Harper, 2005, González et al., 2007])¹

Debido a esto, se ha formado un grupo de trabajo en CFE entre cuyas tareas está la de formular una base de datos común, a partir de la cual se formulen los archivos con los casos de simulación para el análisis de la red de potencia para las áreas de estudio de redes que lo requieran.

La validación de la información de esta base de datos involucra la validación de modelos de control, lo cual por su naturaleza presenta un gran rezago dado que actualmente la identificación de los coeficientes de las funciones de transferencia

¹ En la Fig. 1.2 se puede observar que el comportamiento simulado del sistema utilizando el modelo con el que originalmente se contaba, Fig. 1.2b), no podía predecir correctamente el evento medido mostrado en la Fig. 1.2a). La solución de este problema requirió de la validación de los parámetros y modelos de sistemas de control de excitación y el reajuste de los estabilizadores de algunas unidades, como se describe en [González et al., 2007].

contenidos en los modelos se realiza a partir de registros de prueba por métodos de prueba y error.

En estas pruebas de caracterización de unidades generadoras fuera de línea se verifican índices de desempeño, de los cuales se puede derivar una parametrización aproximada a prueba y error; estas pruebas usualmente presentan deficiencias debido a las condiciones operativas y disponibilidad de las unidades. Otra opción es asumir que estos controles fueron sintonizados de acuerdo a la normatividad vigente y que los modelos proporcionados por el fabricante son ciertos, sin embargo en ambos casos el grado de incertidumbre es siempre considerable.

La aplicación de métodos de estimación de parámetros puede aplicarse tanto con datos de comportamiento del sistema de excitación con la unidad fuera de línea como con carga, y permite a los analistas de redes de potencia disponer de información más certera para el análisis de fenómenos tales como colapsos de voltaje y oscilaciones de baja frecuencia donde se aplica análisis de pequeña señal con simulaciones en el dominio del tiempo [Ludwig et al., 1998].

La aplicación de técnicas de identificación de sistemas para la obtención de parámetros estimados posee un nivel de maduración suficiente para hacer confiables los resultados y su aplicación en el tipo de estudios y ofrece una certeza mayor a los datos obtenidos por los métodos tradicionales.

Es por esta razón que el presente trabajo es necesario, como una contribución para mejorar la determinación de los parámetros de controles de excitación de máquinas síncronas.

1.4 ANTECEDENTES

1.4.1 Desarrollo de los métodos de identificación

Las herramientas básicas de la metodología de identificación de sistemas son el método de mínimos cuadrados y la transformada z . El primero también es conocido como análisis de regresión y es un método para la identificación de coeficientes en modelos discretizados, el cual fue desarrollado por primera vez por Carl Friedrich Gauss alrededor de 1794 [Andrei, 2005]. Con este método se optimizan los parámetros del modelo bajo identificación al minimizar la suma de los cuadrados de los residuos resultantes del propio modelo comparado con una serie de datos de salida medidos en el modelo real.

En el caso de la *transformada* z se tiene que a principios 1940 dos estudiantes de ingeniería, llamados Gardner y Barnes [Strum and Kirk, 1994], desarrollaron la aplicación de la transformada de Laplace para la solución de ecuaciones diferenciales con coeficientes constantes para aplicaciones que involucraban funciones de Bessel;

sin embargo, la complejidad de esta aplicación llevo en 1952 a W. Hurewicz [Strum and Kirk, 1994] a desarrollar una simplificación del problema transformándolo al procesamiento de una secuencia de señales muestreadas definidas por;

$$Z[f(kT)] = \sum_{k=0}^{\infty} f(kT)z^{-k}$$

la cual fue llamada “Transformada Z” por el grupo de control de datos muestreados de la Universidad de Columbia, liderado por el profesor John R. Ragazzini y donde participaban L.A. Zadeh, E. I. Jury, R. E. Kalman, J. E. Bertram, B. Friedland, and G. F. Franklin [Lieberman, 2007].

De forma paralela hasta finales de los 50’s las técnicas de identificación de sistemas de control se basaban en métodos no paramétricos a base de gráficos de Bode , Nyquist y Nichols así como gráficos de respuesta a escalón e impulso; la restricción de estas técnicas era que estaban limitadas a sistemas de una entrada una salida (SISO) [Ogata, 2003].

Alrededor de 1960 R. Kalman [Andrei, 2005] introduce la representación de sistemas en el espacio de estado con lo cual establece las bases de la teoría de control óptimo para el diseño de modelos de control. Estas nuevas técnicas llevaron a la comunidad científica a extender su aplicación a modelado de procesos en sistemas industriales, biológicos, ambientales, etc... [Andrei, 2005]

Podemos considerar 1965 como el año de nacimiento de la teoría de identificación de sistemas con la publicación de los trabajos de Yu Chi Ho and Rudolf Emil Kalman sobre representación mínima de sistemas en el espacio de estado para una respuesta a impulso, así como los de Karl Johan Åström and Torsten Bohlin que introducen el análisis de series de datos para la estimación de coeficientes en ecuaciones de diferencias de estructuras conocidas hoy como ARX, ARMA, ARMAX [Gevers, 2006a]

En 1970 George Edward Pelham Box y Gwilym Meirion Jenkins publican el libro “Time series analysis, forecasting and control” en el cual se proponen técnicas para determinación de estructuras de modelo y aplicación de análisis de correlación para identificación de sistemas. Esta publicación se mantuvo durante muchos años como una de las referencias técnicas más importante sobre los métodos de identificación de sistemas; de entonces a la fecha se han desarrollado aplicaciones sobre sistemas de control adaptivos, monitoreo de controles y la identificación de sistemas como técnica de diseño de control, así como el concepto planteado por Wahlberg y Ljung en 1986 de conceptualizar la identificación de sistemas como un problema de aproximación en el que es posible dejar crecer el orden del modelo hasta el infinito para obtener una reproducción completa del comportamiento registrado en la medición de las señales de entrada - salida de un sistema. [Gevers, 2006].

1.4.2 Identificación de modelos de sistemas de excitación en sistemas eléctricos de potencia

El desarrollo de los métodos de identificación ha originado, a lo largo de los años, la publicación de una serie de trabajos en los cuales estos métodos se emplean para identificar controles de excitación de máquinas síncronas. A continuación se resume brevemente el contenido y alcance de estos antecedentes, los cuales sirvieron de base para enfocar la línea de trabajo adoptada en esta tesis:

En [Bollinger and Gilchrist, 1982] se describen la aplicación y resultados de un procedimiento de identificación no paramétrica del modelo de un controlador en un sistema de excitación por medio de respuesta a la frecuencia, se describen detalles sobre la instrumentación utilizada para la inyección de una secuencia binaria pseudoaleatoria así como la medición y análisis de Fourier utilizada, por otra parte se describe la validación de resultados por medio de una simulación analógica.

En [Ciskowski , et al., 1987] se define la identificación de sistemas como el proceso de determinación del modelo dinámico de un sistema por medio de la observación de los datos de entrada - salida. Se plantea la importancia de los modelos como un medio para predecir el comportamiento y el desempeño de un sistema, presentando el análisis de un modelo mecánico rotacional masa - resorte - amortiguador correspondiente al mecanismo de un disco duro para almacenamiento de datos. Aplicando un método recursivo predictor de error se estima el momento de inercia J , el coeficiente de amortiguamiento B y la ganancia de corriente directa.

En [Zazo et al., 1994] se presenta una metodología para identificar modelos de sistemas de excitación de generadores síncronos a partir de los registros de datos obtenidos de pruebas de respuesta en el tiempo. Se utiliza como base una función de error optimizada por mínimos cuadrados en la cual la salida calculada se obtiene a partir de un modelo continuo multivariable en el espacio de estado. La solución de esta ecuación diferencial requerida para obtener la salida calculada se obtiene utilizando el método de Gauss-Newton. Se presentan los resultados de la aplicación de esta metodología en un generador hidráulico de gran tamaño.

En [Guo et al., 1995] se presenta un resumen de la base matemática de identificación utilizando minimización por mínimos cuadrados simples y el análisis de la desviación producida por efecto del ruido. Con esto como base, se describe la solución a esta problemática con la introducción de un filtro blanqueador, el cual se resuelve desde el punto de vista de identificación utilizando mínimos cuadrados generalizados. Se muestran los resultados de la aplicación de esta técnica en la Unidad No. 6 de la central de generación y bombeo Mingtan del sistema de potencia de Taiwán.

En [Liaw et al., 1995] se presenta un método estocástico indirecto para estimación de parámetros de sistemas de excitación, representando cada bloque como un modelo discreto tipo ARMA que inicialmente es identificado a partir de regresiones numéricas. A partir de esto, usando el concepto de energía dominante (relativo al eigenvalor asociado con el modo con energía dominante), se reduce el orden del modelo hasta ajustarlo al patrón de respuesta a la frecuencia del modelo correspondiente al bloque analizado. Se argumenta que los modelos obtenidos con esta metodología son más precisos que los modelos proporcionados por el fabricante; sin embargo esta condición presenta la limitación que algunos coeficientes del modelo pueden no corresponder a un ajuste accesible de forma física.

En el artículo técnico [Wang and Chiang, 1995] se presenta la aplicación del método de aproximación estocástica de gradiente promedio, el cual está orientado hacia la identificación de modelos no lineales. Se muestran los resultados de la aplicación de este método en la identificación de parámetros de un sistema de excitación con excitador rotatorio de CD en un generador del sistema eléctrico de Taiwan Power Company y se indica la capacidad de las fallas en las líneas de transmisión como la fuente de perturbación que permite generar señales con suficiente persistencia para lograr la identificación de los elementos de los sistemas de excitación.

En [Hsu et al., 1996] se describe la aplicación de un procedimiento de identificación de parámetros de sistemas de excitación utilizando un método híbrido que parte de los datos proporcionados por el fabricante, así como la inspección de los circuitos electrónicos del controlador. A partir de esto, se realizan pruebas para establecer modelos no paramétricos, y de éstos una primera aproximación de los parámetros del modelo del controlador, con lo que se realizan aproximaciones iterativas usando identificación por optimización con mínimos cuadrados de la función de error y correcciones utilizando una matriz de sensibilidad generada a partir de simulación de perturbaciones en el programa PSS/E®.

En [Ludwig et al., 1998] se analiza, a partir de una simulación digital con el programa VisSim, la viabilidad de la estimación de los parámetros de un sistema de excitación con el generador conectado a la red utilizando técnicas de identificación de sistemas en el dominio del tiempo. El artículo se concentra en la identificación de la estructura de los modelos involucrados linealizando los componentes, plantea para la excitación de los modelos bajo identificación el uso de ruido tipo PRSB (Secuencia binaria pseudoaleatoria) con un nivel de 5% del rango de la señal del set point, así como el uso de recursos de VisSim y Matlab® para la identificación de un modelo ARX para una primera aproximación y una depuración utilizando Gauss - Newton para la minimización de modelos tipo PEM y ARMAX.

En [Agee et al., 1999] se explican las políticas de la WSCC (Actualmente "*Western Electric Coordinating Council*" o WECC) aplicadas en las pruebas a sistema de excitación realizadas a partir del disturbio del verano de 1996. Con estas pruebas se

han detectado y corregido problemas potenciales y así mismo se ha respaldado la justificación para la modernización de equipos y depurado la base de datos utilizada para estudios de estabilidad. Las técnicas de identificación de modelos descritas consisten en ajustar de forma manual a prueba y error los parámetros de los modelos hasta lograr respuestas similares a las registradas en el dominio del tiempo y la frecuencia.

En [Bhaskar et al., 2000] se presenta el proceso de estimación no lineal de parámetros de un sistema de excitación tipo IEEE AC1A usando técnicas de identificación en el dominio del tiempo aplicando técnicas de corrección de desviaciones producidas por ruido aleatorio, así como métodos de validación. Es importante en este documento la anotación sobre la comparación e influencia de factores que afectan los resultados, como el tipo de algoritmo de identificación (ARX, ARMAX, PEM etc), el ruido, el ancho de banda, las características del convertidor de tiristores y el ruido no aleatorio.

Se indica que la selección del algoritmo de estimación ARX (resuelto con optimización por mínimos cuadrados) ó ARMAX y PEM no generan una diferencia importante en los resultados cuando se desarrollan bajo condiciones similares libres de ruido. Sin embargo, los algoritmos ARMAX y PEM presentan un mejor desempeño en presencia de ruido; por otra parte, se menciona que el resultado es suficientemente aceptable con un algoritmo ARX si antes de aplicarlo se realiza un preprocesamiento del ruido a las series de datos de entrada – salida del sistema.

En [Rifaat, 2001] se describen los requisitos de validación de modelos en unidades de productores independientes necesarios para su conexión a la WSCC (actualmente "*Western Electric Coordinating Council*" o WECC) las cuales son unidades de gas y vapor de tamaño medio. Los requerimientos cubren parámetros de turbina, generador, sistemas de excitación, para lo cual se requieren pruebas de respuesta a controles y pruebas de parametrización de generador en las cuales se incluyen pruebas de corto circuito, pruebas de respuesta a la frecuencia con el generador en reposo, etc. Específicamente en el caso de los sistemas de excitación, se requiere la caracterización de limitadores de sobre y mínima excitación, el limitador V/Hz, los niveles de techos de excitación, la sintonización de estabilizadores de potencia, así como la validación de parámetros de controladores del sistema de excitación. En este documento solo se enumeran los requisitos, sin detallar la metodología aplicable.

En [Ádám et al., 2003] se analiza el efecto de los diferentes métodos de discretización de funciones de transferencia continuas, puntualizando el hecho de que la discretización es una aproximación de la función continua, por lo que cada método de discretización producirá un comportamiento diferente entre cada uno y respecto de la función de transferencia continua. Se analizan los métodos: Step Invariant or Zero Order Hold (ZOH) Method, Matched Pole-Zero Method, Backward difference Method and Bilinear transformation ó Transformación Tustin.

En [Rasouli and Karrari, 2004] se presentan los resultados de la identificación de los parámetros del sistema de excitación de la unidad 2 turbogás de la Central Rajae en Irán. Se realiza la comparación del método de caja gris (Grey Box) usando optimización por mínimos cuadrados y el método de caja negra (Black Box) utilizando un método basado en la transformación de Fourier tipo ondelet. Se concluye que ambos métodos dan resultados similares, y se indica que el procedimiento de caja gris ofrece una relación directa con los elementos físicos de ajuste, por lo que es más conveniente para los ingenieros de campo a cargo de estos equipos.

En [Botero and Ramírez, 2008] se presentan los resultados de la aplicación del Toolbox de Matlab® para identificación de sistemas en el cual se identifican los parámetros de un sistema simulado en Matlab-Simulink®. La importancia de este documento es que detalla las características requeridas de la secuencia binaria pseudoaleatoria utilizada como excitación del sistema bajo proceso de identificación. Se muestran los resultados de la aplicación de esta metodología en un sistema de excitación de una máquina de laboratorio de 3 kVA.

En [Agudelo, 2008] se aborda el problema de identificación con un sistema lineal. Se hace uso del "System Identification Toolbox", de Matlab® que incluye los principales algoritmos de identificación desarrollados a la fecha. Se presenta un análisis de las características funcionales de las diferentes estructuras de modelado para identificación de sistemas.

1.5 CONTEXTUALIZACIÓN, LIMITACIONES Y ALCANCES

1.5.1 Clasificación de Modelos y Métodos de Identificación

Con el objeto de contextualizar el alcance del método y modelos que serán tratados en este trabajo, se presenta en esta sección una breve exposición sobre la clasificación de los modelos utilizados en el análisis de sistemas.

1.5.1.1 Modelos No Paramétricos

Este tipo de modelos representan el comportamiento del sistema bajo un intervalo determinado de condiciones operativas. Los modelos se caracterizan en función de índices de desempeño. Algunas de las técnicas de identificación son [López Guillén, 2005]:

- Análisis de Respuesta Transitoria
- Análisis de respuesta en Frecuencia
- Análisis Espectral
- Análisis de Correlación

1.5.1.2 Modelos Paramétricos

Estos modelos poseen una estructura definida y un número finito de parámetros definidos; los parámetros poseen un criterio de ajuste, y en este caso la identificación del modelo requiere de la estimación de los parámetros que mejor ajustan la respuesta del modelo a los datos experimentales [López Guillén, 2005].

Este tipo de modelos se sub clasifican como:

- Modelos Continuos Estáticos.- En este tipo de modelos la salida está relacionada directamente de forma instantánea con su entrada, como ejemplo ocurre en un resistor o una palanca; estos sistemas se representan con ecuaciones aritméticas ó algebraicas.
- Modelos Continuos Dinámicos.- En este caso la salida evoluciona en función de la de la trayectoria en el tiempo de la entrada y estos modelos se representan con ecuaciones diferenciales.
- Modelos Discretos.- Son sistemas que operan con señales muestreadas. El procesamiento de las entradas se desarrolla en pasos o ciclos de ejecución para cada muestra de la señal de entrada y estos modelos se representan con ecuaciones de diferencias. Para fines de descripción matemática este tipo de sistemas operan sobre una relación funcional T que transforma una secuencia numérica de entrada $x(n)$ en una secuencia de salida $y(n)$, y *generalmente los modelos paramétricos se describen en el dominio discreto, puesto que los datos que sirven de base para la identificación se obtienen por muestreo; en caso necesario es posible realizar una transformación del dominio discreto al continuo* [9] [Zazo et al., 1994].
- Modelos Estocásticos.- Estos modelos poseen al menos una variable producto del azar y la relación entre las variables dependen de funciones probabilísticas

1.5.2 Identificación de Modelos Paramétricos

Como se indicó en la sección 1.2 los *modelos paramétricos* son representados por ecuaciones matemáticas, las cuales poseen una forma en la que se relacionan bajo una *estructura* las variables del sistema y un número finito de *parámetros*, como se muestra en la figura 1.3.

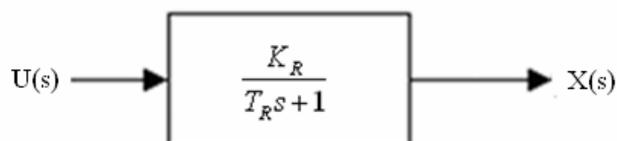


Figura 1.3 Modelo Paramétrico.

Bajo la metodología de estimación de parámetros se puede llegar a modelos que permiten reproducir el comportamiento de un modelo en bandas alrededor de un punto de operación, y con algunas técnicas depuradas es posible mantener la convergencia ante el cambio de los parámetros ya sea por efectos operativos ó por el tránsito por zonas de no linealidad.

Cuando se desconoce la estructura del modelo se dispone de técnicas para establecerla, lo cual tiene como inconveniente que en algunos casos los parámetros identificados podrían no tener relación directa con ninguna magnitud física del sistema [López Guillén, 2005]. En otros casos, si se conoce la estructura del modelo, es posible aplicar esta metodología para detectar desviaciones derivadas e indicativas de fallas en el sistema.

El proceso de identificación puede desarrollarse en línea ó fuera de línea. En el primer caso, los datos colectados son procesados en tiempo real con nuevos datos obtenidos en una “ventana de análisis” de forma continua durante la operación del sistema, en el segundo caso, los datos colectados son procesados de forma posterior para su análisis.

1.5.3 Proceso de Identificación de Modelos

El proceso de identificación de sistemas que se muestra en la figura 1.4, se describe a continuación [López Guillén, 2005]:

- Captura de Datos.- Con un dispositivo de registro se capturan muestras de las señales de entrada – salida de sistema ya sea durante su operación ó a partir de una prueba de comportamiento utilizando una señal de entrada condicionada para favorecer el proceso de identificación.
- Tratamiento de datos.- Antes de someter los datos capturados al proceso de identificación del modelo, es necesario verificar su condicionamiento para que en caso de ser necesario sean eliminados los componentes que afecten el proceso de estimación sin que estos tengan efecto adverso en la exactitud del proceso, el tratamiento de la señales de datos medidas puede ser eliminación de *offset* (*valor medio*), eliminación de tendencia lineal, filtrado y modificación del intervalo de muestreo (*Resampling*) [Ludwig et al., 1998].
- Proposición del modelo a Aplicar.- En caso que se presenta en este trabajo se conoce la estructura del modelo y se pretende estimar los parámetros de éste; la técnica aplicada se conoce como “*modelo de caja gris*” (*Grey Box Model*). Cuando se manejan técnicas en las que la estructura del modelo se desconoce, es necesario desarrollar un proceso previo de “*identificación del modelo*”. Esta técnica se conoce

como “Modelo de Caja Negra” (*Black Box Model*) [Ljung., 2007] y quedará fuera del alcance de esta tesis dado que esta aplicación, en el modelado de controladores de sistemas de excitación, generalmente tiene la limitación que las estructuras identificadas pueden no estar asociadas de forma directa con elementos modificables en el controlador.

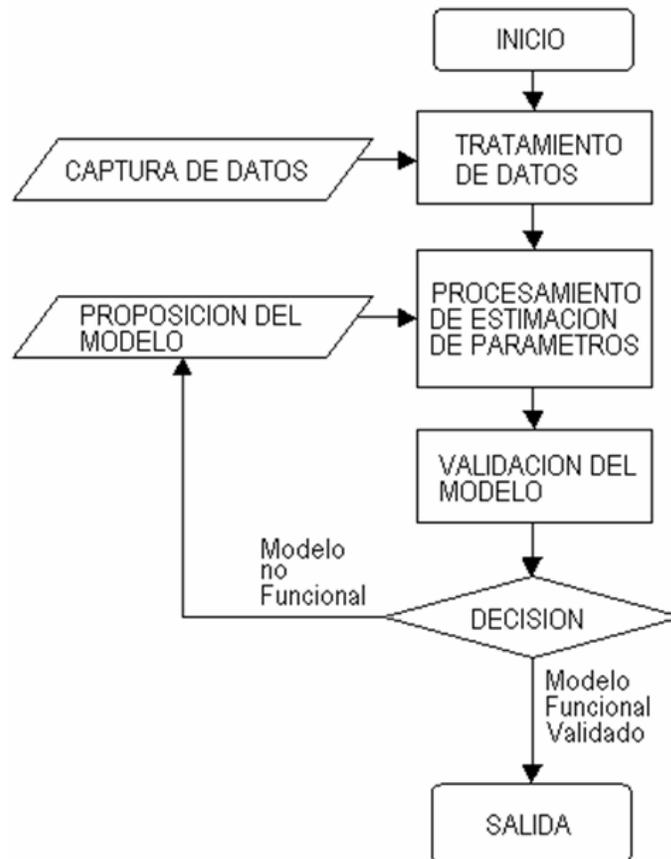


Figura 1.4 Proceso de identificación de sistemas (Adaptado de [Rasouli and Karrari, 2004]).

- Aplicación del algoritmo de estimación de parámetros.- En esta parte del proceso se aplican diversas metodologías con las cuales se obtiene el vector de parámetros que integrados en el modelo produzcan una respuesta muy cercana al sistema real.
- Verificación de la respuesta del modelo.- A partir del vector de parámetros encontrados se verifica la exactitud de la respuesta y la banda en que se conserva una exactitud aceptable alrededor del punto operativo bajo el cual fue realizada la estimación. Para esto se aplican pruebas de respuesta a escalón y respuesta a la frecuencia (Bode) a fin de asegurar un margen aceptable de error entre el sistema real y el modelo encontrado [Agee et al., 1999].

- Análisis del Modelo y Transformación.- Adicionalmente a la verificación de la respuesta del modelo es necesario verificar si la estructura del modelo es aplicable y en su caso realizar su transformación de modelo discreto a continuo, de ser necesario [Ljung., 2009].

1.5.4 Requerimientos de Conformidad del Modelo Identificado

El proceso de identificación de modelos nos debe llevar a la obtención de la información que permita establecer un modelo funcional capaz de ser utilizado en procesos de análisis de respuesta del modelo, integrado en un sistema mayor.

En este caso un sistema de excitación de un generador síncrono, una vez identificado como un modelo parametrizado, deberá ser *utilizable* insertándolo en el modelado del Sistema Eléctrico de Potencia.

Se considerará que se tiene un modelo "*utilizable*" cuando se verifica [López Guillén, 2005]:

- Que el conjunto de datos de entrada - salida posean suficiente información sobre el comportamiento del sistema
- Que la estructura del modelo propuesto reproduce de forma satisfactoria la dinámica de comportamiento del sistema
- Que el algoritmo es el que da los mejores resultados, en caso de ser necesario se ajustan estos factores y se repite el proceso hasta lograr los resultados necesarios

Al final el objetivo que se persigue es contar con un modelo que reúna algunas de las siguientes características:

- Que posea un mínimo de complejidad con un máximo de funcionalidad.
- Que no de respuestas absurdas.
- Que su implementación en un sistema computacional sea viable.
- Que cubra las condiciones operativas más significativas del sistema real.
- Que sea adaptable por el usuario a diversas bandas de operación.
- Que sea acoplable ó compatible con otros modelos.

1.5.5 Limitaciones y alcances

Dado que se los métodos se aplicarán a sistemas estáticos autoalimentados con excitación controlada a través de un puente rectificador con tiristores, los métodos utilizados se orientarán a sistemas lineales, por esto no se cubrirá la identificación de

sistemas “brushless” en los que es necesaria la aplicación de métodos de identificación no lineal dado que la tensión en las terminales de generador, y las tensiones y corrientes de campo poseen una relación extremadamente no lineal [Hsu et al., 1996]. Se plantea la necesidad futura de caracterizar los modelos de control que actúan en las zonas de limitación de sobre y sub excitación así como los limitadores por relación V/Hz [Rifaat, 2001].

A partir del conocimiento previo de los modelos declarados por los fabricantes de los sistemas de excitación, los cuales generalmente se proporcionan en diagramas a bloques con funciones en el dominio de Laplace, se aplica una transformación para obtener su función equivalente discretizada y se convierte a una ecuación de diferencias. Por lo tanto, se conocerá la relación entre los coeficientes de la función discreta con los coeficientes de la función de transferencia en el dominio de Laplace.

La ecuación de diferencias obtenida es sometida a un proceso de identificación de coeficientes, los cuales por asociación directa nos permitirán obtener los coeficientes de la función de transferencia en el dominio de Laplace.

En caso de ser necesario, se aplicará un pretratamiento a las señales utilizadas para el proceso de identificación.

Los modelos obtenidos podrán ser validados con simulaciones en Simulink y con las pruebas de campo realizadas para tal fin.

1.6 APORTACIONES

- Se presenta en forma detallada la metodología de aplicación de procedimientos para la estimación de parámetros de controladores de sistemas de excitación específicos, en aplicaciones de campo reales, actualmente en servicio para generadores de hasta 250 MVA.
- Se plantea la metodología general para aplicaciones en las que se parte de modelos del fabricante.
- Se desarrollan herramientas de cálculo para discretizar y remuestrear registros de prueba impresos para su aplicación en procesos de estimación de parámetros.
- Se presenta el procedimiento para obtención de modelos discretos que pueden ser integrados a programas de simulación de sistemas de potencia como modelos de usuario.
- Se identifican y describen importantes aspectos de instrumentación relacionados con las características de los transductores utilizados en las pruebas experimentales.

1.7 ESTRUCTURA DE LA TESIS

Esta tesis está estructurada en siete capítulos los cuales se describen brevemente a continuación;

- **Capítulo 1. Introducción:** Se presenta una exposición del objetivo, el alcance del trabajo desarrollado así como los antecedentes históricos de la evolución y desarrollo de las técnicas de identificación de sistemas que serán descritas y aplicadas.
- **Capítulo 2. Arquitectura de Controladores de Sistemas de Excitación:** Se describe la estructura funcional de hardware y Software de los controladores de sistemas de excitación digitales.
- **Capítulo 3. Metodología de Identificación:** Se describe de forma detallada los métodos matemáticos de discretización de funciones de transferencia continuas, así como la aplicación de los métodos numéricos de estimación de parámetros.
- **Capítulo 4. Herramientas Asistidas por Computadora para Identificación de Sistemas:** Se describe el uso de herramientas asistidas por computadora para el desarrollo y aplicación de procedimientos de estimación de parámetros, así como las metodologías de validación de resultados.
- **Capítulo 5. Aplicación de la Metodología en Unidades Generadoras de Gran Potencia:** Se presenta el desarrollo y resultado de la aplicación de procesos de estimación de parámetros de controladores en sistemas de excitación reales actualmente en servicio.
- **Capítulo 6. Conclusiones:** Se describen las conclusiones obtenidas en este trabajo y recomendaciones para trabajos futuros.
- **Referencias:** Se presentan las referencias técnicas citadas a lo largo de esta tesis.
- **Apéndice. Listados de programas en MATLAB®:** Se anexan listados de programas en MATLAB® presentados en la tesis.

CAPÍTULO 2:

ARQUITECTURA DE CONTROLADORES DE SISTEMAS DE EXCITACIÓN

2.1 ESTRUCTURA FUNCIONAL DE LOS SISTEMAS DE EXCITACIÓN DIGITALES

La tendencia de todos los fabricantes en la aplicación de los avances en la tecnología de electrónica digital en el diseño de Sistemas de Excitación transita hacia cauces comunes coincidiendo en el uso de Controladores Lógicos Programables (PLC's), aquí se tiene que el término "PLC" es utilizado para los controladores modernos en los que se integra el Control Lógico Programable de los antiguos PLC's con funciones adicionales como medición de variables analógicas, controladores digitales PID, subprocesamiento numérico, etc; así mismo se dispone de altas velocidades de procesamiento del orden de ≈ 10 ms.

La figura 2.1 muestra la arquitectura usualmente utilizada en la mayoría de los diseños de sistemas de excitación, mientras que en la figura 2.2 se muestra la disposición detallada de sus componentes físicos.

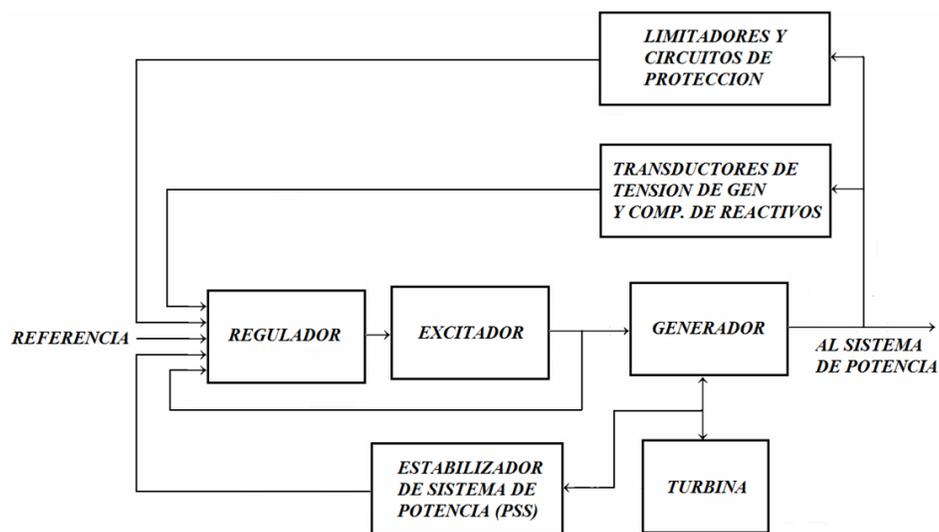


Figura 2.1 Estructura funcional de un sistema de excitación (Adaptado de [Kundur., 1994]).

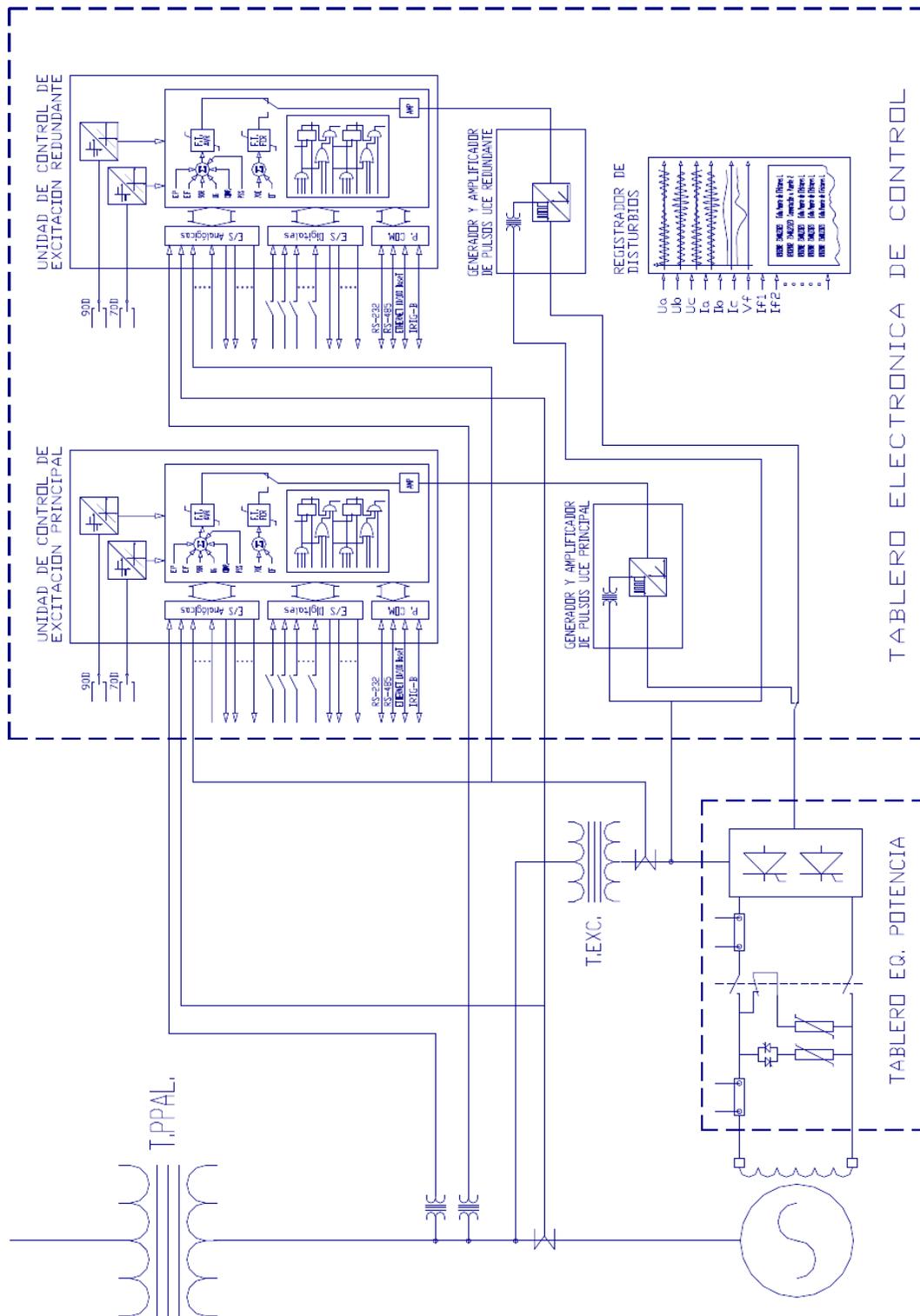


Figura 2.2 Arquitectura de un sistema de excitación con controlador digital [CFE, 2005].

Dadas las posibilidades de integración y miniaturización de la electrónica digital moderna, usualmente se dispone de dos controladores o unidades control de excitación, las cuales de forma independiente contienen las funciones de regulación (regulación de tensión y regulación de corriente de campo), limitación (mínima excitación MEL, máxima excitación OEL ó de la relación V/Hz), protección, estabilización (PSS) y control lógico. Las dos unidades de control de excitación operan en un esquema redundante de control y cada una de ellas contiene las funciones de control lógico, protección, limitación y estabilización.

Generalmente en un módulo independiente se integra la función de registro de alta velocidad para el monitoreo de la respuesta del sistema, y de forma externa a las unidades de control de excitación se integran los módulos de generación y amplificación de pulsos de disparo, que accionan sobre la etapa de potencia [CFE, 2005]. Dada su naturaleza digital, es posible programar salidas de medición de prácticamente cualquier punto del proceso y enviarlas al registrador de alta velocidad; ésta será una de las fuentes de datos con la cual se desarrollarán las aplicaciones para estimación de parámetros de los controladores del sistema; en otros casos se utilizarán registros de pruebas de respuesta realizadas a los equipos.

2.2 LAZOS Ó MODOS DE REGULACIÓN EN EL SISTEMA DE EXCITACIÓN

Los elementos de regulación del sistema de excitación poseen varios lazos de control que se conmutan cuando el generador síncrono se coloca en condiciones operativas específicas, esto es: en los límites de calentamiento de devanado de rotor, cuando se acerca al límite de estabilidad ó cuando incursiona en los límites de daño por sobreexcitación de los circuitos magnéticos del generador. La figura 2.3 muestra los puntos de conmutación de modos de regulación para los primeros dos casos antes mencionados sobre una carta de operación típica de un generador síncrono.

La estructura de las funciones de regulación de tensión y limitación se conmutan de forma automática por medio de compuertas de nivel tal como se muestra en la figura 2.4. Esta figura muestra un diagrama a bloques de un sistema de excitación típico basado en el tipo ST1 [IEEE, 1992], el cual se ha modificado para mostrar con más detalle los cinco lazos de control contenidos. Bajo condiciones normales, este tipo de sistema opera sobre una etapa de regulación de tensión, la cual utiliza como actuador una etapa de regulación de corriente de campo.

Cuando las condiciones operativas de la unidad generadora se colocan en las zonas de limitación, el control de la excitación del generador se conmuta para operar sobre los lazos de control que mantienen al generador operando dentro de una zona segura. Por medio de compuertas de nivel se conmuta la señal de error con más alto nivel entre el lazo de control de tensión de generador y el lazo de control de ángulo interno

ó las más baja entre el los lazos de control de limitador de temperatura en devanado de campo ó el limitador de sobreexcitación V/Hz.

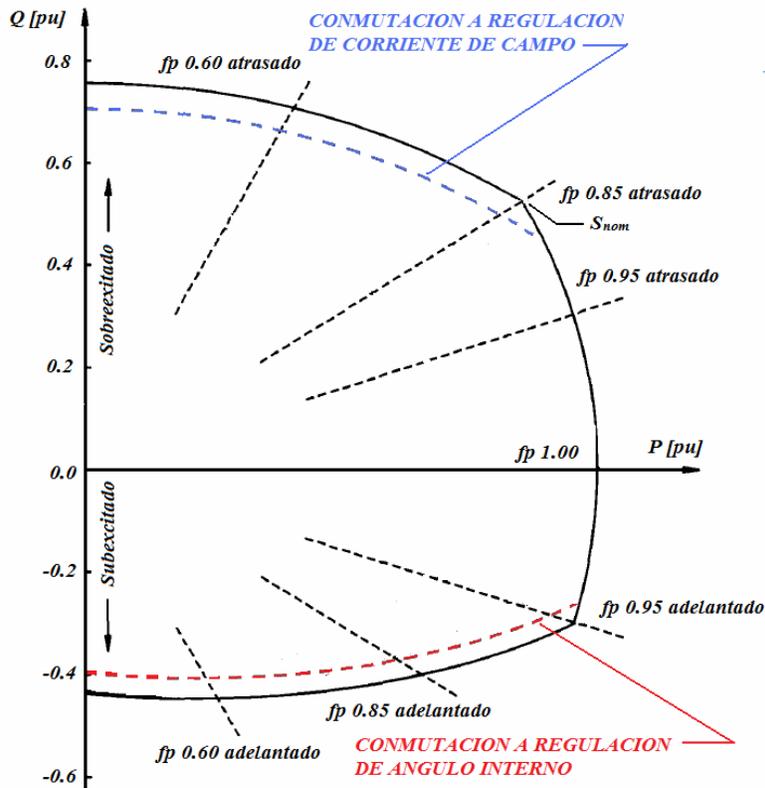


Figura 2.3 Puntos de Conmutación de Modos de Regulación por Calentamiento del Devanado de Campo y por Límite de Estabilidad en una carta de operación típica (Adaptado de [Kundur., 1994]).

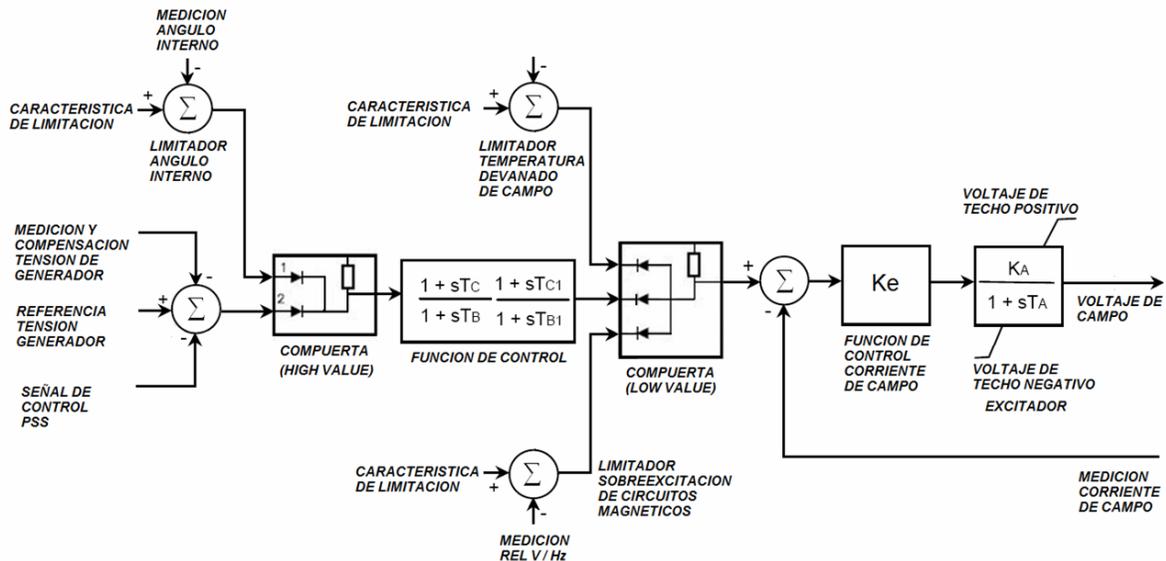


Figura 2.4 Lazos de Control en el Sistema de Excitación (Adaptado de [IEEE, 1992]).

2.3 ELEMENTOS DE HARDWARE DE LAS UNIDADES DE CONTROL DE EXCITACIÓN

El hardware utilizado como plataforma para las Unidades de Control de Excitación es esencialmente un PLC, el cual puede ser de aplicación general o de diseño dedicado. Contiene las funciones de regulación, protección, limitación, control lógico e interfase hombre - máquina. Las figuras 2.5 y 2.6 muestran el hardware de una Unidad de Control de Excitación de un sistema de excitación.



Figura 2.5 PLC Unidad de Control de Excitación

Los PLC's de última generación utilizan un bus de comunicación que permite acoplar al CPU principal la cantidad de dispositivos periféricos necesarios para la implementación del sistema de control [GE, 2002], en el que, además de las funciones de regulación, contiene funciones de control lógico para las secuencias de protección y accionamiento de limitadores. Un arreglo común es: Un PLC con su bus de datos sobre el que se instalan dispositivos periféricos de entrada salida, en algunos casos debido a la cantidad de periféricos requeridos es posible instalar una extensión de bus.

Cuando el sistema de excitación posee Unidades de Control de Excitación redundantes, los CPU's de cada unidad poseen un sistema de supervisión que acciona secuencias de transferencia bajo condición de falla en una de éstas.

La lógica de las secuencias de transferencia opera dando prioridad a la operación de las funciones de regulación de tensión en terminales de generador; si el canal de regulación de tensión en la Unidad de Control de Excitación redundante no está disponible, la transferencia se realiza al canal de regulación de corriente de campo, el cual representa un canal de respaldo por cada unidad de control de excitación.

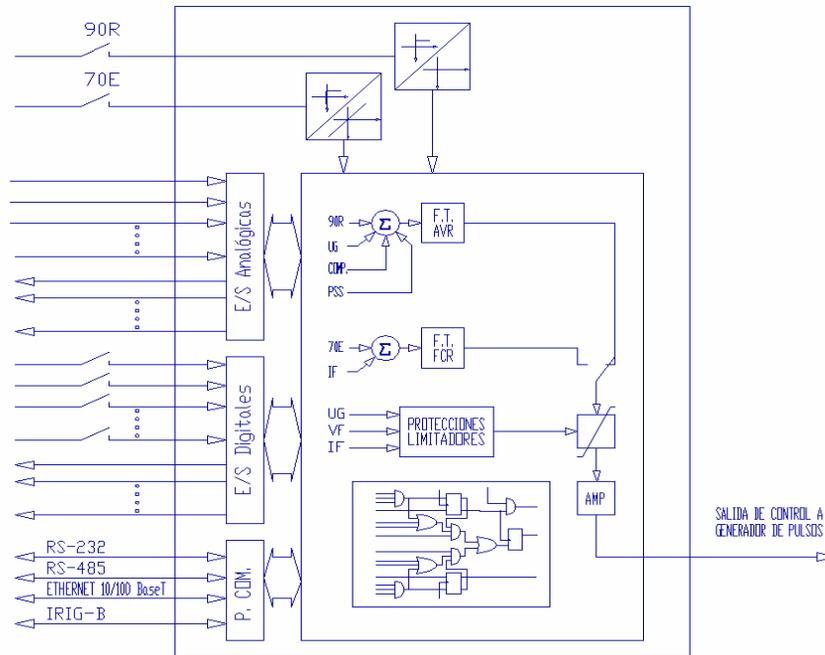


Figura 2.6 Diagrama Funcional Unidad de Control de Excitación [CFE., 2005].

La Figura 2.7 muestra un ejemplo de un arreglo de controlador lógico y módulos de entrada - salida [SEPAC, 2008].

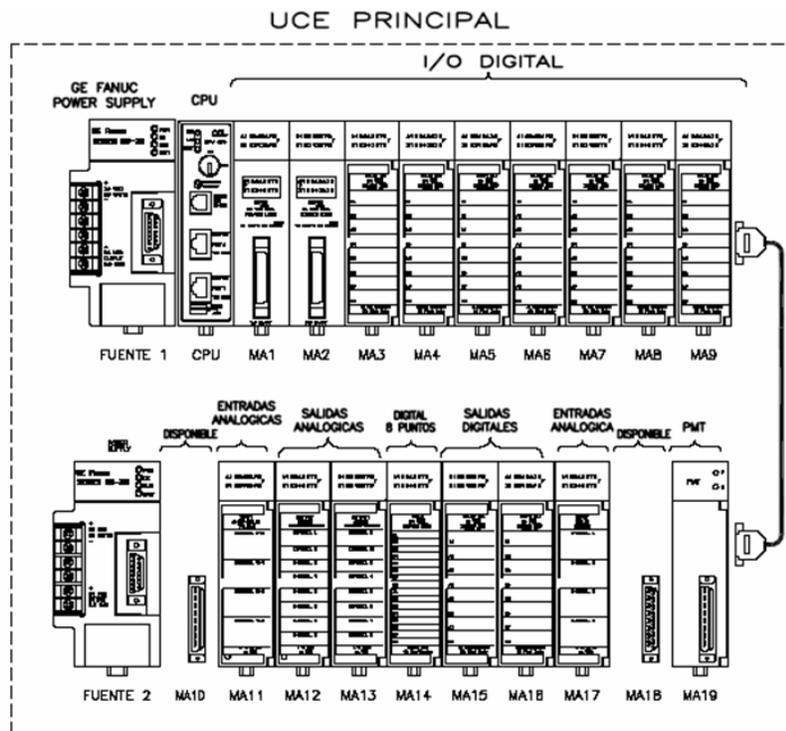


Figura 2.7 Distribución de PLC y periféricos de acoplamiento de entrada - salida (Adaptado de [SEPAC, 2008]).

2.4 ELEMENTOS DE PROGRAMACIÓN Y CONFIGURACIÓN

Para el ingeniero de diseño y de mantenimiento, los PLC's disponen de aplicaciones de software propietario que permiten configurar el subsistema de entradas - salidas analógicas y digitales dando de alta los módulos que se instalan en el bus de datos. Por otra parte, una vez instalados físicamente y dados de alta, es posible programar diagramas de escalera en los que se intercalan circuitos lógicos, funciones matemáticas, así como componentes analógicos como integradores, derivadores y controladores PID prediseñados. El conjunto de los elementos de control contenidos en el PLC se programa a través de una interfase de programación gráfica orientada a objetos [GE, 2004].

Dado que el tema de este trabajo está orientado a la identificación de sistemas de control, la exposición de los elementos de Programación y Configuración se mostrará sin abundar en el tema, solo con fines de contextualización, haciendo una exposición detallada solo para las funciones de regulación contenidas en el PLC

Ejemplo de estos elementos vistos a través de las aplicaciones propietarias de software se muestran en las Figuras 2.8, 2.9 y 2.10.

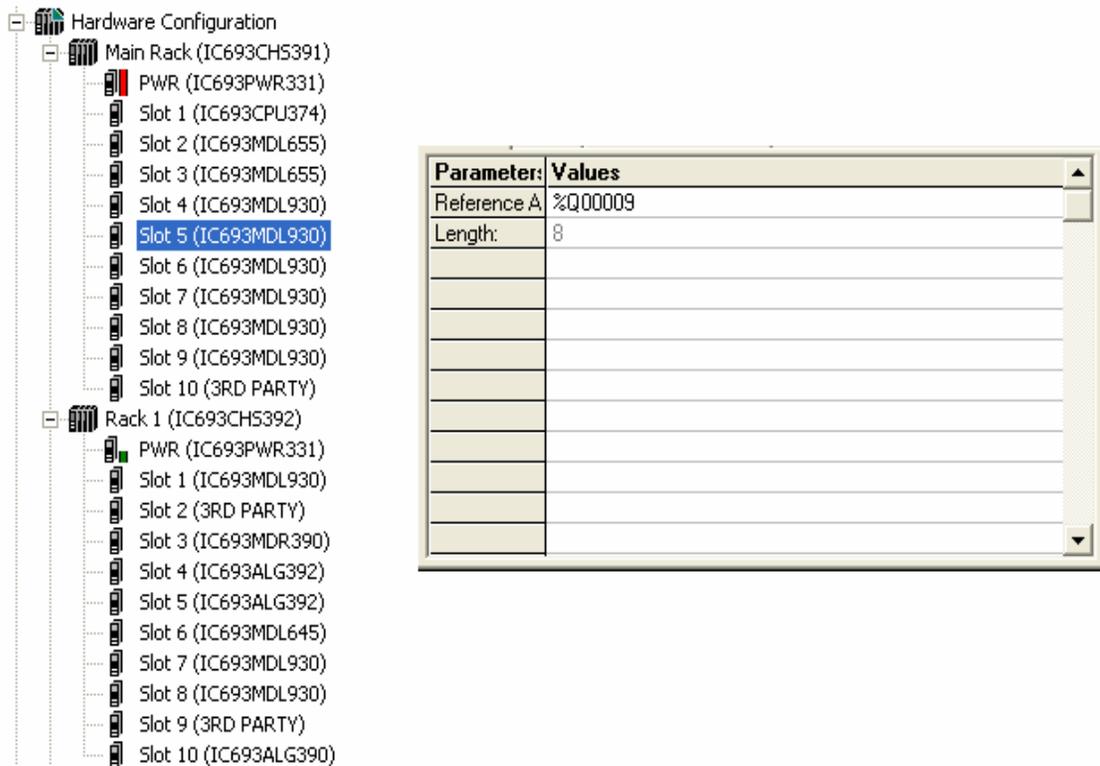


Figura 2.8 Interfase Gráfica Configuración de Módulos en Hardware en PLC [SEPAC, 2008].

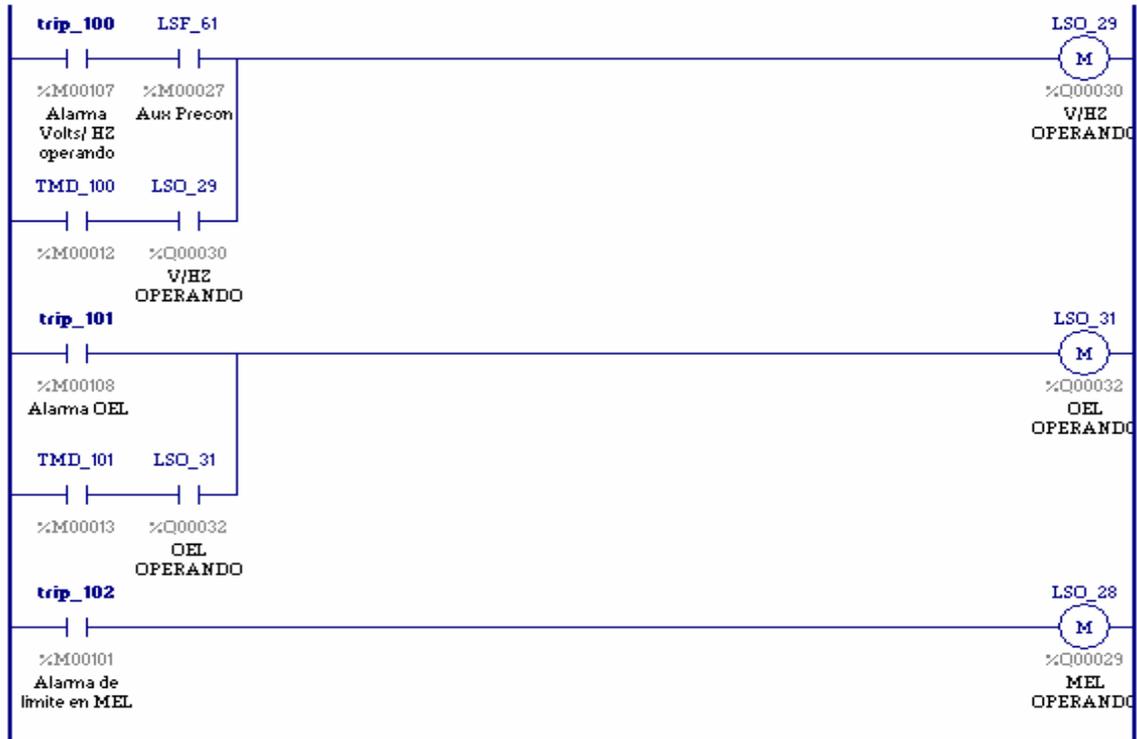


Figura 2.9 Diagrama de escalera lógica de control [SEPAC Corp., 2008].

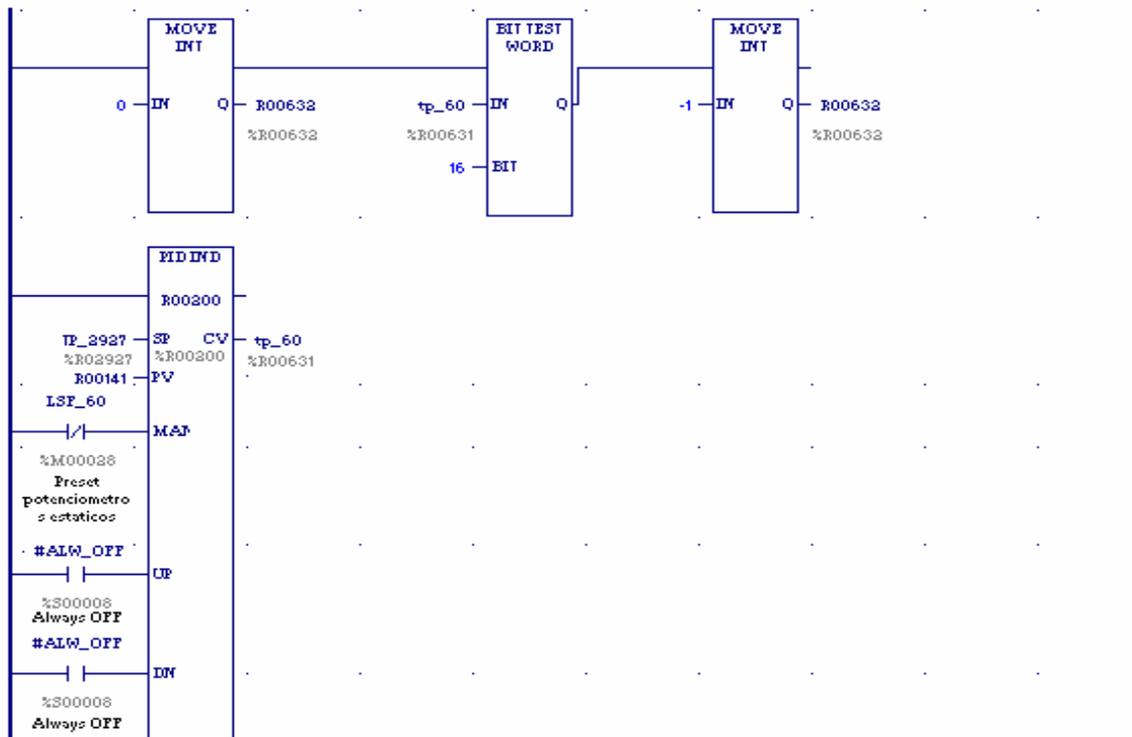


Figura 2.10. Módulos de procesamiento matemático y controlador PID [SEPAC, 2008].

2.5 ESTRUCTURA FUNCIONAL DE LOS ELEMENTOS DE REGULACIÓN

La función de regulación en una unidad de control de excitación basada en un PLC utiliza un controlador PID que puede adaptarse para la mayoría de los requerimientos de los lazos de control disponibles. Su estructura se muestra en la figura 2.11.

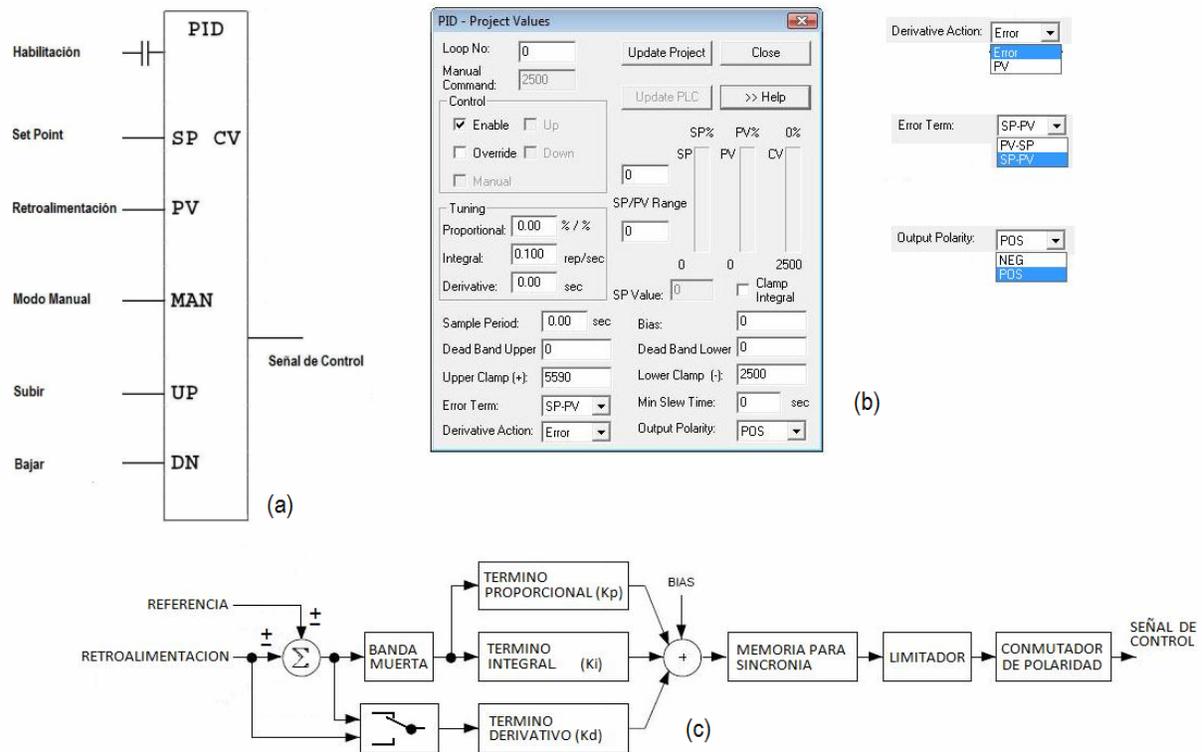


Figura 2.11 Controlador PID contenido en un PLC [GE, 2002].

La Figura 2.11 (a) muestra en forma simbólica el objeto que es utilizado en la programación del PLC. Cada función de cada entrada-salida se describe a continuación:

- **Habilitación.**- Esta es una entrada de estado que se utiliza como bandera para mantener el proceso *PID* del controlador.
- **Set Point (SP).**- Registro digital que contiene la referencia para la función de control.
- **Retroalimentación (PV).**- Recibe la señal de retroalimentación, desde un registro digital que opera con una interfase analógica - digital que mide la salida del proceso controlado.

- Modo Manual.- A través de esta entrada de estado, el controlador desconecta la acción del procesamiento PID y coloca la salida del controlador bajo el control de las entradas Subir (UP) ó Bajar (DN).
- Subir (UP).- Esta entrada opera bajo el modo manual y a través de ella se pueden introducir pulsos para aumentar el valor de la salida del controlador (CV).
- Bajar (DN).- Esta entrada opera bajo el modo manual y a través de ella se pueden introducir pulsos para reducir el valor de la salida del controlador (CV).
- Salida de Control (CV).- Entrega en un registro digital la salida del controlador en modo automático por el controlador *PID* ó manual desde los mandos Subir (UP) ó Bajar (DN).

En la Figura 2.11 (b) se muestra la ventana de configuración en la que se pueden establecer los valores de ajuste del controlador *PID*, así como las siguientes opciones:

- Opciones Termino Derivativo.- Procesando error ($SP-PV$) ó señal de retroalimentación *PV*.
- Opciones Detector de Error.- Puede calcular la señal de error como $PV-SP$.
- Opciones Polaridad de Salida.- Puede configurarse con inversión de signo.

En la Figura 2.11 (c) se muestra la estructura a bloques del controlador que fácilmente se puede asociar con la descripción de los incisos (a) y (b), descritos anteriormente.

La Figura 2.12 muestra el esquema simbólico completo de la programación de un PLC que contiene las funciones de control de una unidad de control de excitación. En éste se tiene un generador de referencia que posee un integrador de pulso de mando, ya sea hacia subir ó hacia bajar. Éste se conecta a un comparador que recibe la señal de referencia y le resta la señal de retroalimentación al cual adiciona (ó sustrae) un valor de compensación determinado como función de la corriente de carga del generador.

La salida del detector de error es controlada por dos compuertas, la primera entrega a su salida la entrada de menor nivel, esto es, cuando la entrada menor corresponde a la salida del detector de error el sistema estará regulando tensión en terminales de generador; en caso de que la entrada menor corresponda a la segunda entrada, el sistema estará regulando ya sea el nivel de la relación V/Hz ó la potencia que entrega el generador en la zona de sobreexcitación sobre el límite de su carta de operación [SEPAC, 2008].

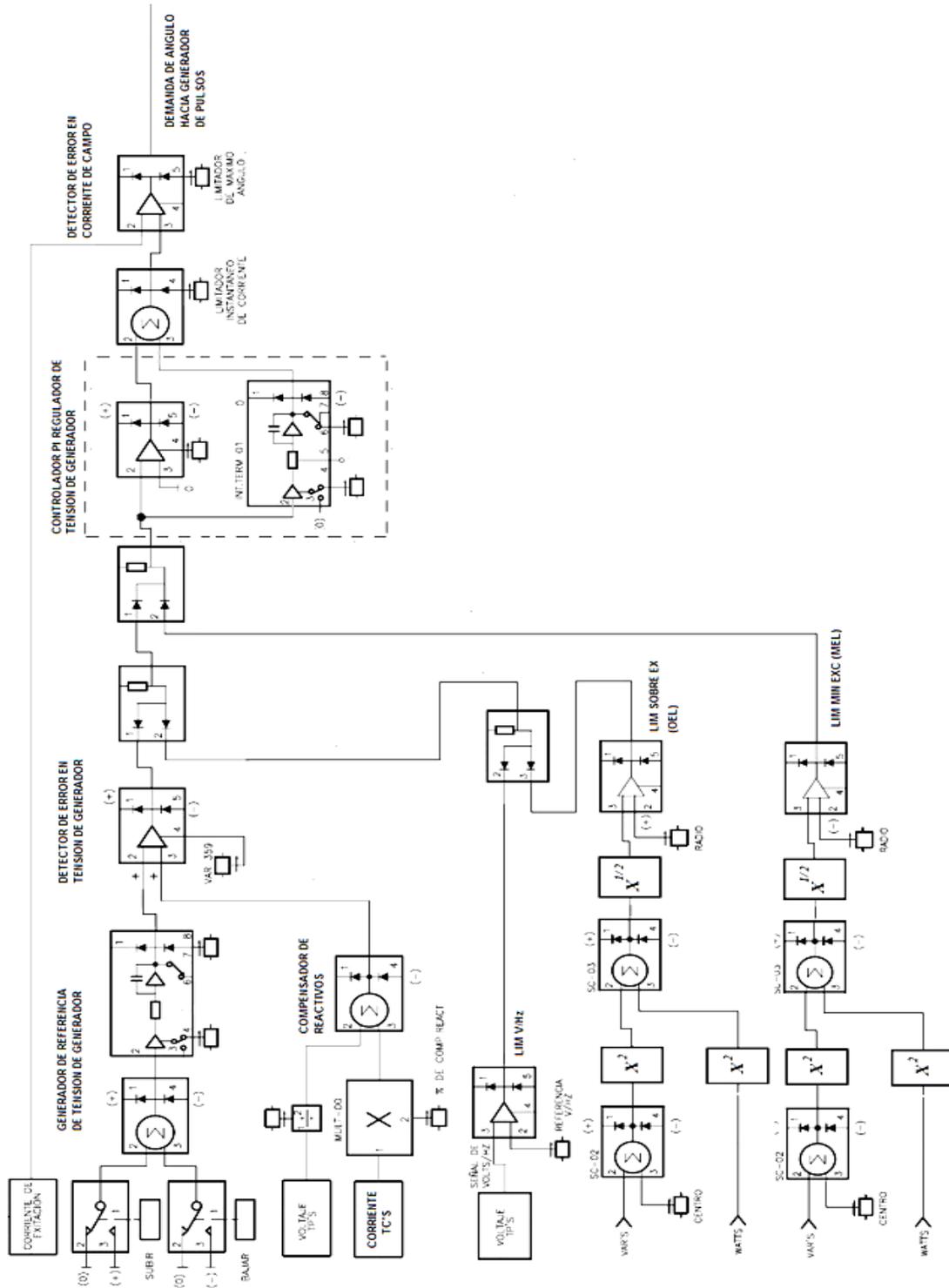


Figura 2.12 Diagrama Simbólico Programación PLC de una Unidad de Control de Excitación (Por razones de propiedad intelectual se generará una figura basada en IEEE 421).

En la segunda compuerta, la salida corresponde a la entrada de mayor nivel entre la salida del primer comparador, y el limitador de mínima excitación. El sistema regula la potencia que entrega el generador en la zona de subexcitación dentro de del límite de estabilidad de su carta de operación.

La segunda compuerta de nivel es llevada al controlador PI que desarrolla la función de regulación. Su accionamiento establece el requerimiento de corriente de campo necesaria para mantener la tensión en terminales de generador de acuerdo a la referencia establecida.

Esta consigna de corriente de campo entra a un lazo de control en el cual se procesa en un comparador la corriente requerida por el controlador y la señal de retroalimentación de corriente de campo. A su vez esta señal de error es supervisada por un limitador de nivel y representa la demanda de ángulo de disparo a los tiristores del convertidor en el excitador estático, el cual es utilizado como amplificador de potencia del controlador proporcional en el lazo de control de corriente de campo.

CAPÍTULO 3:

METODOLOGÍA DE IDENTIFICACIÓN

3.1 INTRODUCCIÓN

Este capítulo describe la metodología utilizada en la identificación de sistemas o estimación de parámetros que se realiza en esta tesis.

La identificación de sistemas de control de excitación, permite acotar la metodología para sistemas de los cuales se conoce su función de transferencia, por lo tanto este trabajo se orienta a la identificación de modelos tipo “caja gris” [Agee et al., 1999], que poseen las siguientes características:

- Lineal Invariante con el desplazamiento (Tipo LID).
- Causal ó no anticipatorio.
- Con respuesta al impulso finita (Tipo FIR).

En este capítulo se describe a detalle la base matemática de la identificación de sistemas aplicando los métodos de mínimos cuadrados simples, mínimos cuadrados recursivos y mínimos cuadrados generalizados con los cuales se tienen las herramientas necesarias para desarrollar la identificación de este tipo de sistemas.

3.2 REPRESENTACIÓN DE SISTEMAS DE CONTROL DISCRETO

De forma general los sistemas de control discreto se pueden representar por una ecuación en diferencias de la forma;

$$\sum_{p=0}^n a_p y(k-p) = \sum_{r=0}^m b_r u(k-r) \quad (3.1)$$

Donde y representa la salida del sistema
 u representa la entrada del sistema
 p es el orden del denominador de la función de transferencia
 r es el orden del numerador de la función de transferencia

- a representa los coeficientes del denominador de la función de transferencia
- b representa los coeficientes del numerador de la función de transferencia

La cual normalizada con $a_0=1$ se puede representar en su forma extendida, partiendo desde el estado presente (k), evaluando el efecto de la suma de “ n ” estados pasados:

$$y(k) + a_1y(k-1) + \dots + a_ny(k-n) = b_0u(k) + b_1u(k-1) \dots b_mu(k-m) \quad (3.2)$$

La condición “no anticipatoria” del sistema se puede observar cuando reescribimos desde un estado futuro evaluando el efecto de la suma de los estados hasta el estado presente tal como se muestra en la ecuación (3.3):

$$y(k+n) + a_1y(k+n-1) + \dots + a_ny(k) = b_0u(k+m) + b_1u(k+m-1) \dots b_mu(k) \quad (3.3)$$

Esta última expresión indica que “ m ” debe ser menor que “ n ” para que el sistema no sea irreal y la salida no indique una dependencia de estados futuros de la entrada.

Las ecuaciones (3.2) y (3.3) pueden ser escritas utilizando el operador de corrimiento q (“*shift operator*”) o su equivalente en términos de la variable z . Las equivalencias entre estos dominios guardan las siguientes relaciones ([Proakis and Manolakis, 1998, Becerra, 2008]):

$$q^{+1}u(k) = u(k+1) = z^{+1}U(z) \quad (3.4)$$

$$q^{+0}u(k) = u(k) = U(z) \quad (3.5)$$

$$q^{-1}u(k) = u(k-1) = z^{-1}U(z) \quad (3.6)$$

Con lo cual podemos reescribir la ecuación (3.2) como sigue:

$$(q^0 + a_1q^1 + a_2q^{-2} + \dots + a_nq^{-n})y(k) = (b_0q^0 + b_1q^{-1} + b_2q^{-2} + \dots + b_mu^{-m})u(k) \quad (3.7)$$

Que de forma abreviada se escribirá como:

$$A(q)y(k) = B(q)u(k) \quad (3.8)$$

Con esto, la ecuación (3.2) poseerá la siguiente forma matricial;

$$\begin{bmatrix} y(k) \\ y(k-1) \\ y(k-2) \\ \vdots \\ y(k-n) \end{bmatrix} \cdot [1 \quad a_1 \quad a_2 \quad \dots \quad a_n] = \begin{bmatrix} u(k) \\ u(k-1) \\ u(k-2) \\ \vdots \\ u(k-m) \end{bmatrix} \cdot [b_0 \quad b_1 \quad b_2 \quad \dots \quad b_m] \quad (3.9)$$

De (3.8) al despejar $y(k)$ tendremos en forma de ecuación de regresión:

$$y(k)=[y(k-1) \quad y(k-2) \quad \cdots \quad y(k-n) \quad u(k-n+m) \quad u(k-n+m-1) \quad \cdots \quad u(k-n)] \begin{bmatrix} a_1 \\ a_2 \\ \vdots \\ a_n \\ b_0 \\ b_1 \\ \vdots \\ b_m \end{bmatrix} \quad (3.10)$$

que de forma genérica puede ser rescrita como:

$$y(k)=[\phi_1(k) \quad \phi_2(k) \quad \cdots \quad \phi_{n+m+1}(k)] \begin{bmatrix} \theta_1 \\ \theta_2 \\ \vdots \\ \theta_{n+m+1} \end{bmatrix} \quad (3.11)$$

Donde: ϕ_i es el elemento i de del vector de regresión en el instante k
 θ_j es el elemento j del vector de coeficientes de la ecuación de regresión

Con lo anterior podemos escribir para una serie de datos muestreados la siguiente expresión:

$$\begin{bmatrix} y(k) \\ y(k+1) \\ y(k+2) \\ y(k+3) \\ \vdots \\ \vdots \\ \vdots \\ y(k+r) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} y(k-1) & y(k-2) & \cdots & y(k-n) & u(k) & u(k-1) & \cdots & u(k-m) \\ y(k) & y(k-1) & \cdots & y(k-n+1) & u(k+1) & u(k) & \cdots & u(k+1-m) \\ y(k+1) & y(k) & \cdots & y(k-n+2) & u(k+2) & u(k+1) & \cdots & u(k+2-m) \\ y(k+2) & y(k+1) & \cdots & y(k-n+3) & u(k+3) & u(k+2) & \cdots & u(k+3-m) \\ \vdots & \vdots & \cdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \vdots & \vdots & \cdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \vdots & \vdots & \cdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ y(k+r-1) & y(k+r-2) & \cdots & y(k+r-n) & u(k+r) & u(k+r-1) & \cdots & u(k+r-n) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a_1 \\ a_2 \\ \vdots \\ a_n \\ b_0 \\ b_1 \\ \vdots \\ b_m \end{bmatrix} \quad (3.12)$$

La cual utilizando la notación empleada en la ecuación (3.11) nos dará

$$\begin{bmatrix} y(k) \\ y(k+1) \\ y(k+2) \\ \vdots \\ y(k+r) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \phi_1(k) & \phi_2(k) & \phi_3(k) & \cdots & \phi_{n+m+1}(k) \\ \phi_1(k+1) & \phi_2(k+1) & \phi_3(k+1) & \cdots & \phi_{n+m+1}(k+1) \\ \phi_1(k+2) & \phi_2(k+2) & \phi_3(k+2) & \cdots & \phi_{n+m+1}(k+2) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \phi_1(k+r) & \phi_2(k+r) & \phi_3(k+r) & \cdots & \phi_{n+m+1}(k+r) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \theta_1 \\ \theta_2 \\ \theta_3 \\ \vdots \\ \theta_{n+m+1} \end{bmatrix} \quad (3.13)$$

Ahora, si hacemos

$$Y = \begin{bmatrix} y(k) \\ y(k+1) \\ y(k+2) \\ \vdots \\ y(k+r) \end{bmatrix} ; \phi_n = \begin{bmatrix} \varphi_n(k) \\ \varphi_n(k+1) \\ \varphi_n(k+2) \\ \vdots \\ \varphi_n(k+r) \end{bmatrix} \quad (3.14)$$

Podemos reescribir la ecuación (3.13) como:

$$Y = [\phi_1 \quad \phi_2 \quad \phi_3 \quad \cdots \quad \phi_{n+m+1}] \cdot \begin{bmatrix} \theta_1 \\ \theta_2 \\ \theta_3 \\ \vdots \\ \theta_{n+m+1} \end{bmatrix} \quad (3.15)$$

Que de forma abreviada puede escribirse como:

$$Y = \Phi \theta \quad (3.16)$$

Donde:

- Φ es la matriz de regresión
- θ es el vector de parámetros del sistema

3.3 CONVERSIÓN DE MODELOS CONTINUOS A MODELOS DISCRETOS

Los métodos de identificación utilizados en esta tesis requieren de una representación discreta de los modelos continuos de los controladores proporcionados por el fabricante así como del modelo continuo que representa la planta, esto para la aplicación de los métodos de identificación, así como para la simulación destinada a la validación de los resultados.

Una función de transferencia representando un modelo continuo en el dominio de la variable compleja s puede ser transformada a un modelo discreto convirtiendo la función de transferencia al dominio de la variable z [Proakis and Manolakis, 1998, Tsai and Kung, 2007]. Para lograr lo anterior es necesario encontrar una correspondencia entre el plano s y el plano z ; a esta correspondencia se le conoce como transformación bilinear [Proakis and Manolakis, 1998]. El método de transformación se puede describir a partir de un sistema de primer orden como el mostrado en la Fig. 3.1.

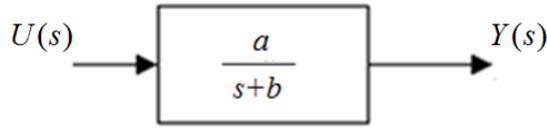


Figura 3.1 Modelo Continuo de Primer Orden

Donde su función de transferencia:

$$H(s) = \frac{Y(s)}{U(s)} = \frac{a}{s+b} \quad (3.17)$$

Se puede representar por una ecuación diferencial de la forma:

$$\frac{d}{dt} y(t) = -by(t) + au(t) \quad (3.18)$$

Si resolvemos la ecuación (3.18) integrando a ambos lados del signo de igualdad tendremos:

$$y(t) = \int_{t_0}^t y'(\tau) d\tau + y(t_0) \quad (3.19)$$

Si consideramos la solución por la regla trapezoidal con un intervalo de integración T dado por:

$$y(nT) = \frac{T}{2} [y'(nT) + y'(nT - T)] + y(nT - T) \quad (3.20)$$

y considerando de la ecuación 3.3.2 podemos definir:

$$y'(nT) = -ay(nT) + bu(nT) \quad (3.21)$$

$$y'(nT - T) = -ay(nT - T) + bu(nT - T) \quad (3.22)$$

Podemos encontrar la solución numérica de la ecuación (3.18) con:

$$y(nT) = \frac{T}{2} [-ay(nT) + bu(nT) - ay(nT - T) + bu(nT - T)] + y(nT - T) \quad (3.23)$$

Esta ecuación se puede reacomodar para obtener la siguiente forma:

$$\left(1 + \frac{aT}{2}\right) y(nT) - \left(1 - \frac{aT}{2}\right) y(nT - T) = \frac{bT}{2} [u(nT) + u(nT - T)] \quad (3.24)$$

Utilizando las relaciones (3.4) a (3.6), podemos trasladar la ecuación (3.24) al dominio de la variable z obteniendo;

$$\left(1 + \frac{aT}{2}\right)Y(z) - \left(1 - \frac{aT}{2}\right)z^{-1}Y(z) = \frac{bT}{2}[U(z) + z^{-1}U(z)] \quad (3.25)$$

Con esto la función de transferencia continua descrita en la ecuación (3.17) es equivalente a su versión discretizada definida por:

$$H(z) = \frac{Y(z)}{U(z)} = \frac{\frac{bT}{2}(1+z^{-1})}{1 + \frac{aT}{2} - \left(1 - \frac{aT}{2}\right)z^{-1}} \quad (3.26)$$

La cual al reacomodar nos da:

$$H(z) = \frac{b}{\frac{2}{T} \frac{1-z^{-1}}{1+z^{-1}} + a} \quad (3.27)$$

En esta última expresión se puede apreciar que la correspondencia entre el plano s y el plano z está dado por la relación descrita en la ecuación (3.28), la cual es mejor conocida en la comunidad de control digital como el método de transformación de Tustin [Tsai and Kung, 2007].

$$s = \frac{2}{T} \frac{z-1}{z+1} = \frac{2}{T} \frac{1-z^{-1}}{1+z^{-1}} \quad (3.28)$$

La transformación de una función de transferencia continua a su forma discreta es única para un intervalo de muestreo determinado, para lo cual se debe tener en cuenta que el valor T utilizado en la transformación debe cumplir el teorema de muestreo de Shannon [Shannon, 1998] de acuerdo a la relación

$$f_m \geq 2B \quad (3.29)$$

donde: f_m es la frecuencia de muestreo.
 B es el ancho de banda del sistema

Por esto en algunos casos, cuando se disponga de registros de medición con tiempos de muestreo inapropiados, puede ser necesario un preprocesamiento de remuestreo para permitir la aplicación de los métodos de identificación. Como regla rápida se puede considerar adecuada una frecuencia de muestreo de aproximadamente 5 a 8 muestras en un intervalo equivalente al tiempo de respuesta al escalón del sistema continuo [López Guillén, 2005].

Para mostrar la aplicación de la metodología de conversión de funciones de transferencia continuas a discretas utilizando la transformación de Tustin, se

discretiza la función de transferencia de primer orden mostrada en la figura 3.2 y se determina su formulación en forma de ecuación de diferencias y en su forma matricial, comparando las respuestas de ambos modelos ante una entrada tipo escalón.

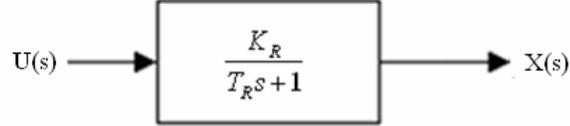


Figura 3.2 Modelo continuo para mostrar su proceso de conversión aun modelo discreto.

Sustituyendo en la función de transferencia del sistema, la variable s con la equivalencia definida en la ecuación (3.28) tendremos:

$$H(z) = \frac{K_R}{T_R \left[\frac{2}{T} \left(\frac{1-z^{-1}}{1+z^{-1}} \right) \right] + 1} \quad (3.30)$$

Reacomodando podemos replantear el sistema de la figura 3.2 en su forma discretizada.

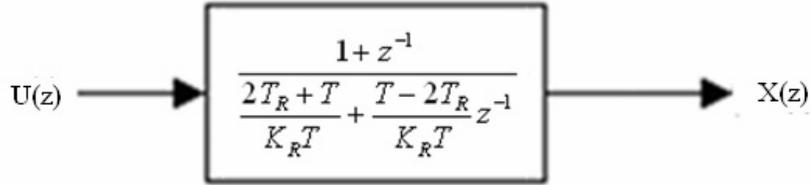


Figura 3.3 Modelo discretizado del sistema continuo de primer orden de la Fig. 3.2.

Esta función de transferencia puede ser simplificada haciendo

$$A = \frac{2T_R + T}{K_R T} \quad (3.31)$$

$$B = \frac{T - 2T_R}{K_R T} \quad (3.32)$$

Con lo cual podemos reescribir:

$$\frac{X(z)}{U(z)} = \frac{1 + z^{-1}}{A + Bz^{-1}} \quad (3.33)$$

ó en su forma de ecuación de diferencias:

$$X(z)(A + Bz^{-1}) = U(z)(1 + z^{-1}) \quad (3.34)$$

$$AX(z) + Bz^{-1}X(z) = U(z) + z^{-1}U(z) \quad (3.35)$$

Considerando condiciones iniciales cero, podemos escribir (3.35) como una ecuación en diferencias de la forma:

$$x(k) = -\frac{B}{A}x(k-1) + \frac{1}{A}u(k) + \frac{1}{A}u(k-1) \quad (3.36)$$

Donde podemos hacer;

$$a_1 = -\frac{B}{A}; \quad b_0 = \frac{1}{A}; \quad b_1 = \frac{1}{A} \quad (3.37)$$

Con lo que tendremos:

$$x(k) = a_1x(k-1) + b_0u(k) + b_1u(k-1) \quad (3.38)$$

Reacomodando podemos reescribir esta expresión en su forma matricial como:

$$x(k) = [x(k-1) \quad u(k) \quad u(k-1)] \cdot \begin{bmatrix} a_1 \\ b_0 \\ b_1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x(k-1) \\ u(k) \\ u(k-1) \end{bmatrix}^T \begin{bmatrix} a_1 \\ b_0 \\ b_1 \end{bmatrix} \quad (3.39)$$

o de forma abreviada

$$x_1(k) = \phi_1(k)^T \theta \quad (3.40)$$

Como una forma de validar el resultado de la conversión, se muestra en la figura 3.4 una comparación entre la respuesta al escalón del sistema continuo y el discreto equivalente:

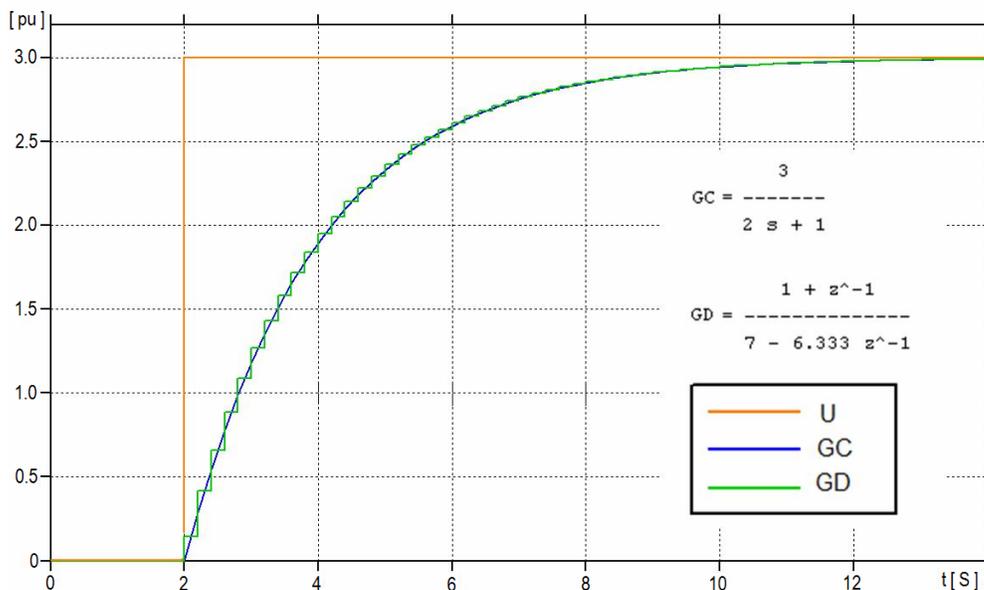


Figura 3.4 Comparación entre la respuesta al escalón del sistema continuo (GC) y del sistema equivalente discretizado (GD) con T=0.2 S.

3.4 PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA DE ESTIMACIÓN DE PARÁMETROS

El problema de la estimación de parámetros consiste en encontrar los coeficientes de una función de transferencia, en su forma discreta, estructurada de acuerdo a la forma indicada en la ecuación (3.16), en la cual los coeficientes de la función de transferencia se encuentran concentrados en el vector $\theta_{identificado}$, que al ser determinado nos permitirá hacer obtener una $y_{calculada}$ bajo la relación [Becerra, 2008]:

$$y_{n-calculada}(k) = \varphi_n(k)^T \theta_{identificado} \quad (3.41)$$

Aunque para cada punto de operación del sistema existe una familia de vectores θ que satisfacen la ecuación (3.16), a través del proceso de identificación se localiza el vector θ que produce una diferencia mínima ε entre los valores muestreados a la salida del sistema $y_{medida}(k)$ y los valores calculados $y_{calculada}(k)$.

$$\varepsilon(k) = y(k)_{Medida} - y(k)_{Calculada} \quad (3.42)$$

De forma general podemos decir que:

$$E = Y - \Phi \theta \quad (3.43)$$

El planteamiento anterior se puede visualizar en figura 3.5 donde se puede apreciar que para la determinación del vector θ existen dos elementos básicos, a saber [Ljung, 2007]:

- a).- La estructura del modelo del controlador.
- b).- La secuencia de datos muestreados de entrada y salida del sistema físico.

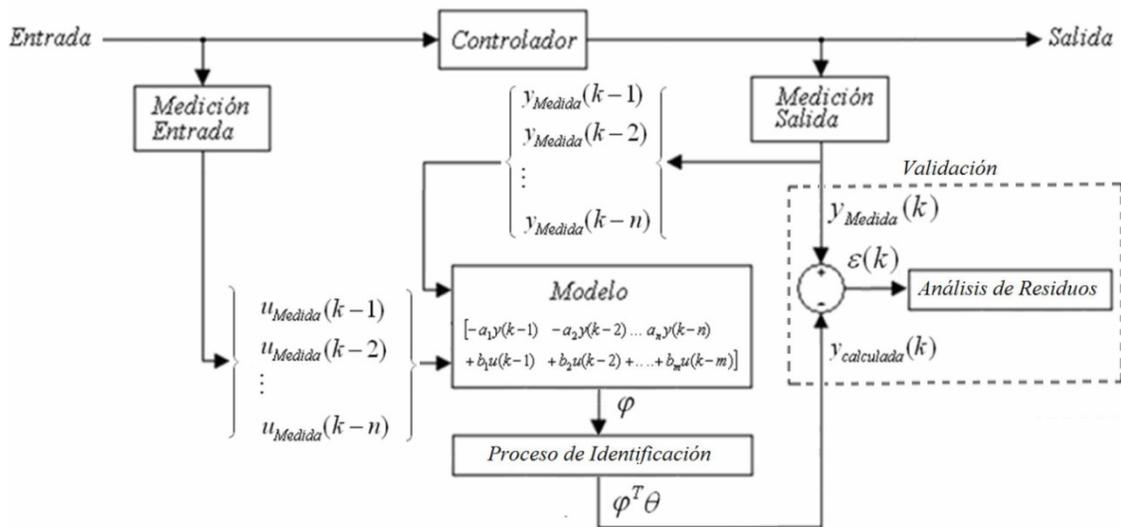


Figura 3.5 Esquema proceso de estimación de parámetros (Adaptado de [Botero and Ramírez, 2008]).

Con lo anterior, podemos establecer que el proceso de obtención del vector θ consiste en la optimización por minimización de la función de error descrita en la ecuación (3.43) [Guo et al., 1995].

Por otra parte, si consideramos que el error ε es producido como una función que se adiciona a la salida del sistema, podemos replantear la figura 3.5 de forma simplificada como se muestra en la figura 3.6.

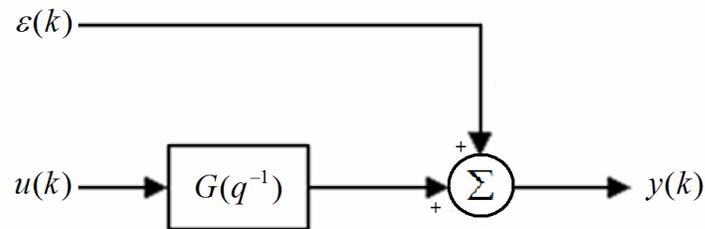


Figura 3.6 Modelo regresivo para identificación de sistemas (Adaptado de [National Instruments, 2006]).

3.5 MINIMIZACIÓN DE LA FUNCIÓN DE ERROR POR EL MÉTODO DE MINIMOS CUADRADOS SIMPLE

La optimización por minimización de la función de error $f[\varepsilon(k)]$ se logra por la aplicación del método de mínimos cuadrados desarrollado por Gauss alrededor de 1805 [Andrei, 2005], el cual consiste en la minimización de la suma del cuadrado del error, dado por:

$$J(\theta) = \sum_{k=1}^N [\varepsilon(k)]^2 \quad (3.44)$$

La ecuación (3.44), puede extenderse como sigue:

$$J(\theta) = \sum_{k=1}^N [\varepsilon(k)]^2 = [\varepsilon(1) \quad \varepsilon(2) \quad \cdots \quad \varepsilon(N)] \begin{bmatrix} \varepsilon(1) \\ \varepsilon(2) \\ \vdots \\ \varepsilon(N) \end{bmatrix} = E^T E \quad (3.45)$$

Sustituyendo la ecuación (3.43) en la (3.45) podemos reescribir:

$$J = [Y - \Phi\theta]^T [Y - \Phi\theta] \quad (3.46)$$

Desarrollando la ecuación, tendremos;

$$J = Y^T [Y - \Phi\theta] - [\Phi\theta]^T [Y - \Phi\theta] \quad (3.47)$$

$$J = Y^T Y - Y^T \Phi \theta - [\Phi \theta]^T Y + [\Phi \theta]^T \Phi \theta \quad (3.48)$$

Considerando la ecuación (3.16) cuando $\varepsilon=0$ tenemos que;

$$Y = \Phi \theta \quad ; \quad Y^T = [\Phi \theta]^T \quad (3.49)$$

Entonces podemos reescribir la ecuación (3.48) como;

$$J = Y^T Y - 2[\Phi \theta]^T Y + [\Phi \theta]^T \Phi \theta \quad (3.50)$$

Por otra parte, dado que θ es un vector columna, la ecuación (3.50) se puede reescribir de la siguiente manera:

$$J = Y^T Y - 2[\Phi \theta]^T Y + \Phi^T \Phi \theta^2 \quad (3.51)$$

A partir de la ecuación (3.51) podemos iniciar un procedimiento de optimización derivando la función J respecto de θ por lo que tendremos:

$$\frac{\partial J}{\partial \theta} = -2\Phi^T Y + 2\Phi^T \Phi \theta \quad (3.52)$$

Con lo anterior el error puede ser mínimo cuando;

$$\frac{\partial J(\theta)}{\partial \theta} = 0 \quad (3.53)$$

o sea

$$-2\Phi^T Y + 2\Phi^T \Phi \theta = 0 \quad (3.54)$$

Despejando θ tenemos que, con la condición de que $[\Phi^T \Phi]$ sea una matriz no singular, tendremos [Guo et al., 1995]:

$$\theta = [\Phi^T \Phi]^{-1} \Phi^T Y \quad (3.55)$$

La ecuación (3.55) representa la solución para la identificación de un vector de parámetros θ por minimización de la función de error, esta solución es conocida también como solución por mínimos cuadrados simple, con esto se obtiene un vector θ que representa el grupo de parámetros que produce una mínima diferencia entre el valor medido a la salida del sistema y el valor calculado para la misma función de entrada. La aplicación del método de mínimos cuadrados para la identificación de parámetros se muestra a continuación para un sistema discreto cuya función de transferencia posee la siguiente estructura:

$$\frac{X(z)}{U(z)} = \frac{b_0 + b_1 z^{-1}}{1 - a_1 z^{-1}} \quad (3.56)$$

En la tabla 3.1 se muestran los datos medidos de entrada y salida del sistema.

Tabla 3.1 Datos de entrada salida del sistema bajo proceso de identificación obtenidos de una respuesta a entrada escalón.

k	t=T*k	u(k)	y(k)	k	t=T*k	u(k)	y(k)
0	0.0000	0.0000	0.0000	17	0.1700	1.0000	0.9984
1	0.0100	1.0000	0.1615	18	0.1800	1.0000	0.9989
2	0.0200	1.0000	0.4323	19	0.1900	1.0000	0.9993
3	0.0300	1.0000	0.6157	20	0.2000	1.0000	0.9995
4	0.0400	1.0000	0.7398	21	0.2100	1.0000	0.9997
5	0.0500	1.0000	0.8238	22	0.2200	1.0000	0.9998
6	0.0600	1.0000	0.8807	23	0.2300	1.0000	0.9998
7	0.0700	1.0000	0.9193	24	0.2400	1.0000	0.9999
8	0.0800	1.0000	0.9453	25	0.2500	1.0000	0.9999
9	0.0900	1.0000	0.9630	26	0.2600	1.0000	1.0000
10	0.1000	1.0000	0.9749	27	0.2700	1.0000	1.0000
11	0.1100	1.0000	0.9830	28	0.2800	1.0000	1.0000
12	0.1200	1.0000	0.9885	29	0.2900	1.0000	1.0000
13	0.1300	1.0000	0.9922	30	0.3000	1.0000	1.0000
14	0.1400	1.0000	0.9947	31	0.3100	1.0000	1.0000
15	0.1500	1.0000	0.9964	17	0.1700	1.0000	0.9984
16	0.1600	1.0000	0.9976	18	0.1800	1.0000	0.9989

A partir de la ecuación (3.56) se establece la ecuación de diferencias (3.57) con la cual se construye la matriz de regresión Φ .

$$x(k) = a_1x(k-1) + b_0u(k) + b_1u(k-1) \quad (3.57)$$

Con los datos de la tabla 3.1 se construye la forma matricial del modelo regresivo con base en la estructura de la ecuación (3.16):

$$\begin{bmatrix} y(k) \\ y(k+1) \\ y(k+2) \\ \vdots \\ y(k+31) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} y(k-1) & u(k) & u(k-1) \\ y(k) & u(k+1) & u(k) \\ y(k+1) & u(k+2) & u(k+1) \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ y(k+30) & u(k+31) & u(k+30) \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} a_1 \\ b_0 \\ b_1 \end{bmatrix} \quad (3.58)$$

Utilizando la ecuación (3.58) se puede construir la ecuación (3.55) para obtener el vector de parámetros θ .

El vector de parámetros θ calculado corresponde a una aproximación de los parámetros del modelo (coeficientes de la ecuación de diferencias (3.57)) que produce una función con un error ε mínimo. Si el número de muestras es infinito este caso da un valor exacto [Becerra, 2008]; sin embargo, con un volumen de datos razonable el resultado es aceptable y útil. En la figura 3.7 muestra la comparación gráfica de las respuestas del sistema real y del sistema discreto identificado.

$$\theta = \begin{bmatrix} a_1 \\ b_0 \\ b_1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.0000 & 1.0000 & 0.0000 \\ 0.1615 & 1.0000 & 1.0000 \\ 0.4323 & 1.0000 & 1.0000 \\ 0.6157 & 1.0000 & 1.0000 \\ 0.7398 & 1.0000 & 1.0000 \\ 0.8238 & 1.0000 & 1.0000 \\ 0.8807 & 1.0000 & 1.0000 \\ 0.9193 & 1.0000 & 1.0000 \\ 0.9453 & 1.0000 & 1.0000 \\ 0.9630 & 1.0000 & 1.0000 \\ 0.9749 & 1.0000 & 1.0000 \\ 0.9830 & 1.0000 & 1.0000 \\ 0.9885 & 1.0000 & 1.0000 \\ 0.9922 & 1.0000 & 1.0000 \\ 0.9947 & 1.0000 & 1.0000 \\ 0.9964 & 1.0000 & 1.0000 \\ 0.9976 & 1.0000 & 1.0000 \\ 0.9984 & 1.0000 & 1.0000 \\ 0.9989 & 1.0000 & 1.0000 \\ 0.9993 & 1.0000 & 1.0000 \\ 0.9995 & 1.0000 & 1.0000 \\ 0.9997 & 1.0000 & 1.0000 \\ 0.9998 & 1.0000 & 1.0000 \\ 0.9998 & 1.0000 & 1.0000 \\ 0.9999 & 1.0000 & 1.0000 \\ 0.9999 & 1.0000 & 1.0000 \\ 1.0000 & 1.0000 & 1.0000 \\ 1.0000 & 1.0000 & 1.0000 \\ 1.0000 & 1.0000 & 1.0000 \\ 1.0000 & 1.0000 & 1.0000 \\ 1.0000 & 1.0000 & 1.0000 \\ 1.0000 & 1.0000 & 1.0000 \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} 0.0000 & 1.0000 & 0.0000 \\ 0.1615 & 1.0000 & 1.0000 \\ 0.4323 & 1.0000 & 1.0000 \\ 0.6157 & 1.0000 & 1.0000 \\ 0.7398 & 1.0000 & 1.0000 \\ 0.8238 & 1.0000 & 1.0000 \\ 0.8807 & 1.0000 & 1.0000 \\ 0.9193 & 1.0000 & 1.0000 \\ 0.9453 & 1.0000 & 1.0000 \\ 0.9630 & 1.0000 & 1.0000 \\ 0.9749 & 1.0000 & 1.0000 \\ 0.9830 & 1.0000 & 1.0000 \\ 0.9885 & 1.0000 & 1.0000 \\ 0.9922 & 1.0000 & 1.0000 \\ 0.9947 & 1.0000 & 1.0000 \\ 0.9964 & 1.0000 & 1.0000 \\ 0.9976 & 1.0000 & 1.0000 \\ 0.9984 & 1.0000 & 1.0000 \\ 0.9989 & 1.0000 & 1.0000 \\ 0.9993 & 1.0000 & 1.0000 \\ 0.9995 & 1.0000 & 1.0000 \\ 0.9997 & 1.0000 & 1.0000 \\ 0.9998 & 1.0000 & 1.0000 \\ 0.9998 & 1.0000 & 1.0000 \\ 0.9999 & 1.0000 & 1.0000 \\ 0.9999 & 1.0000 & 1.0000 \\ 1.0000 & 1.0000 & 1.0000 \\ 1.0000 & 1.0000 & 1.0000 \\ 1.0000 & 1.0000 & 1.0000 \\ 1.0000 & 1.0000 & 1.0000 \\ 1.0000 & 1.0000 & 1.0000 \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} 0.0000 & 1.0000 & 0.0000 \\ 0.1615 & 1.0000 & 1.0000 \\ 0.4323 & 1.0000 & 1.0000 \\ 0.6157 & 1.0000 & 1.0000 \\ 0.7398 & 1.0000 & 1.0000 \\ 0.8238 & 1.0000 & 1.0000 \\ 0.8807 & 1.0000 & 1.0000 \\ 0.9193 & 1.0000 & 1.0000 \\ 0.9453 & 1.0000 & 1.0000 \\ 0.9630 & 1.0000 & 1.0000 \\ 0.9749 & 1.0000 & 1.0000 \\ 0.9830 & 1.0000 & 1.0000 \\ 0.9885 & 1.0000 & 1.0000 \\ 0.9922 & 1.0000 & 1.0000 \\ 0.9947 & 1.0000 & 1.0000 \\ 0.9964 & 1.0000 & 1.0000 \\ 0.9976 & 1.0000 & 1.0000 \\ 0.9984 & 1.0000 & 1.0000 \\ 0.9989 & 1.0000 & 1.0000 \\ 0.9993 & 1.0000 & 1.0000 \\ 0.9995 & 1.0000 & 1.0000 \\ 0.9997 & 1.0000 & 1.0000 \\ 0.9998 & 1.0000 & 1.0000 \\ 0.9998 & 1.0000 & 1.0000 \\ 0.9999 & 1.0000 & 1.0000 \\ 0.9999 & 1.0000 & 1.0000 \\ 1.0000 & 1.0000 & 1.0000 \\ 1.0000 & 1.0000 & 1.0000 \\ 1.0000 & 1.0000 & 1.0000 \\ 1.0000 & 1.0000 & 1.0000 \\ 1.0000 & 1.0000 & 1.0000 \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} 0.1615 \\ 0.4323 \\ 0.6157 \\ 0.7398 \\ 0.8238 \\ 0.8807 \\ 0.9193 \\ 0.9453 \\ 0.9630 \\ 0.9749 \\ 0.9830 \\ 0.9885 \\ 0.9922 \\ 0.9947 \\ 0.9964 \\ 0.9976 \\ 0.9984 \\ 0.9989 \\ 0.9993 \\ 0.9995 \\ 0.9997 \\ 0.9998 \\ 0.9998 \\ 0.9999 \\ 0.9999 \\ 1.0000 \\ 1.0000 \\ 1.0000 \\ 1.0000 \\ 1.0000 \\ 1.0000 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.6770 \\ 0.1615 \\ 0.1615 \end{bmatrix} \quad (3.59)$$

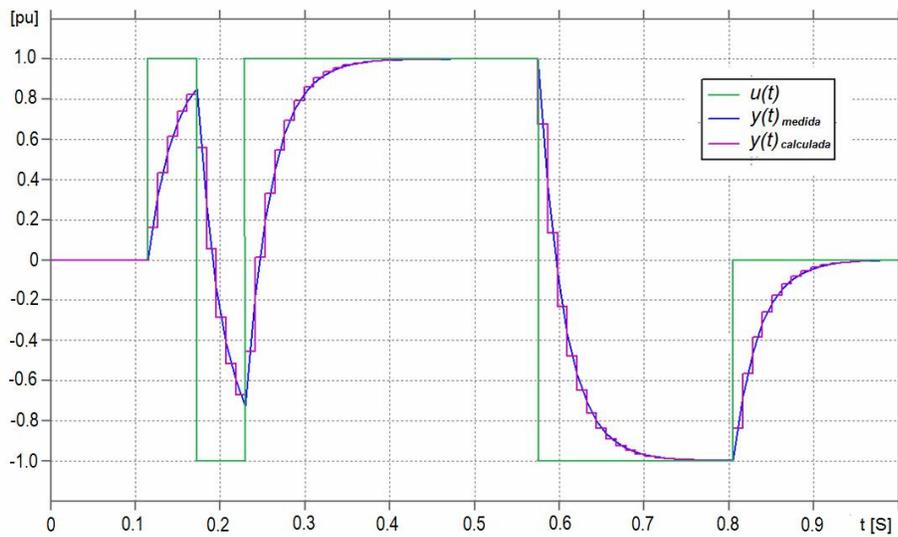


Figura 3.7 Gráfico comparativo de respuesta entre el sistema real y el sistema identificado de la ecuación (3.59).

3.6 FORMA RECURSIVA DEL MÉTODO DE MÍNIMOS CUADRADOS

El método de mínimos cuadrados, tal como se mostró en la sección anterior, permite obtener estimación de parámetros para sistemas bien condicionados en un análisis fuera de línea. Sin embargo, a partir de esta idea básica, se plantea la posibilidad de realizar una estimación de parámetros en línea, esto es, realizando un proceso de identificación con los últimos valores muestreados de la entrada y salida del sistema de tal manera que en el intervalo de tiempo entre cada muestra se realice el procedimiento de identificación.

El proceso anteriormente planteado puede ser aplicado para el monitoreo de sistemas con el objeto de verificar la estabilidad de sus parámetros, en donde una desviación de los mismos indicaría la ocurrencia de una falla [Becerra, 2008].

Para aplicaciones en tiempo real la forma recursiva del método de mínimos cuadrados reduce el tiempo de cómputo. Este método básicamente estima el vector $\theta(t)$ como función del valor previo $\theta(t-1)$ y del último valor muestreado de la entrada $u(t)$ y salida $y(t)$ del sistema. El desarrollo de este método se describe a continuación [Ljung, 1999].

De la ecuación (3.55) podemos establecer que

$$\theta_k = [\Phi_k^T \Phi_k]^{-1} \Phi_k^T Y_k = [P_k] [b_k] \quad (3.60)$$

$$P_k = [\Phi_k^T \Phi_k]^{-1} \quad ; \quad b_k = \Phi_k^T Y_k \quad (3.61)$$

En la ecuación (3.61) para una ventana de "n" muestras tenemos:

$$P_k^{-1} = \begin{bmatrix} \varphi_1(k-N) & \varphi_1(k-N+1) & \dots & \varphi_1(k) \\ \varphi_2(k-N) & \varphi_2(k-N+1) & \dots & \varphi_2(k) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \varphi_n(k-N) & \varphi_n(k-N+1) & \dots & \varphi_n(k) \end{bmatrix}_{n \times n} \begin{bmatrix} \varphi_1(k-N) & \varphi_2(k-N) & \dots & \varphi_n(k-N) \\ \varphi_1(k-N+1) & \varphi_2(k-N+1) & \dots & \varphi_n(k-N+1) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \varphi_1(k) & \varphi_2(k) & \dots & \varphi_n(k) \end{bmatrix}_{n \times n} \quad (3.62)$$

Con una notación más compacta podemos escribir;

$$\phi(i) = \begin{bmatrix} \varphi_1(i) \\ \varphi_2(i) \\ \vdots \\ \varphi_n(i) \end{bmatrix} \quad (3.63)$$

Con lo cual podemos reescribir a partir de la ecuación (3.61):

$$P_k^{-1} = [\phi_{k-N} \quad \phi_{k-N+1} \quad \cdots \quad \phi_k] \begin{bmatrix} \phi_{k-N}^T \\ \phi_{k-N+1}^T \\ \vdots \\ \phi_k^T \end{bmatrix} = \sum_{i=k-N}^k \phi_i * \phi_i^T = \sum_{i=k-N}^{k-1} \phi_i \phi_i^T + \phi_k \phi_k^T = P_{k-1}^{-1} + \phi_k \phi_k^T \quad (3.64)$$

De igual manera

$$b_k = [\phi_{k-N} \quad \phi_{k-N+1} \quad \cdots \quad \phi_k] \begin{bmatrix} y_{k-N} \\ y_{k-N+1} \\ \vdots \\ y_k \end{bmatrix} = \sum_{i=k-N}^k \phi_i * y_i = \sum_{i=k-N}^{k-1} \phi_i y_i + \phi_k y_k = b_{k-1} + \phi_k y_k \quad (3.65)$$

Al premultiplicar la ecuación (3.64) por P_k podemos escribir:

$$P_k P_k^{-1} = I = P_k P_{k-1}^{-1} + P_k \phi_k \phi_k^T \quad (3.66)$$

Ahora al postmultiplicar la ecuación anterior por P_{k-1} tendremos:

$$P_{k-1} = P_k + P_k \phi_k \phi_k^T P_{k-1} \quad (3.67)$$

Postmultiplicando ahora por ϕ_k tendremos:

$$P_{k-1} \phi_k = P_k \phi_k + P_k \phi_k \phi_k^T P_{k-1} \phi_k = P_k \phi_k [1 + \phi_k^T P_{k-1} \phi_k] \quad (3.68)$$

Postmultiplicando ambos lados de la ecuación por $[1 + \phi_k^T P_{k-1} \phi_k]^{-1}$ tendremos:

$$P_{k-1} \phi_k [1 + \phi_k^T P_{k-1} \phi_k]^{-1} = P_k \phi_k \quad (3.69)$$

Sustituyendo $P_k \phi_k$ de la ecuación (3.69) en la ecuación (3.67) y reacomodando tendremos:

$$P_{k-1} - P_k = P_{k-1} \phi_k [1 + \phi_k^T P_{k-1} \phi_k]^{-1} \phi_k^T P_{k-1} \quad (3.70)$$

Despejando P_k tendremos

$$P_k = P_{k-1} - P_{k-1} \phi_k [1 + \phi_k^T P_{k-1} \phi_k]^{-1} \phi_k^T P_{k-1} \quad (3.71)$$

Para θ_k a partir de las ecuaciones (3.60) y (3.65) y sustituyendo P_k de la ecuación (3.71) tenemos:

$$\theta_k = \left[P_{k-1} - P_{k-1} \phi_k [1 + \phi_k^T P_{k-1} \phi_k]^{-1} \phi_k^T P_{k-1} \right] [b_{k-1} + \phi_k y_k] \quad (3.72)$$

Utilizando (3.60) podemos escribir

$$\theta_{k-1} = [P_{k-1}] [b_{k-1}] \quad (3.73)$$

Con lo cual la ecuación (3.72) se convierte en:

$$\theta_k = \theta_{k-1} - P_{k-1} \varphi_k [1 + \varphi_k^T P_{k-1} \varphi_k]^{-1} \varphi_k^T P_{k-1} [b_{k-1} + \varphi_k y_k] + P_{k-1} \varphi_k y_k \quad (3.74)$$

sustituyendo (3.69) en la ecuación (3.74) reemplazando $P_{k-1} \varphi_k [1 + \varphi_k^T P_{k-1} \varphi_k]^{-1}$ por $P_k \varphi_k$ tendremos

$$\theta_k = \theta_{k-1} - P_k \varphi_k \varphi_k^T P_{k-1} [b_{k-1} + \varphi_k y_k] + P_{k-1} \varphi_k y_k \quad (3.75)$$

$$\theta_k = \theta_{k-1} - P_k \varphi_k \varphi_k^T P_{k-1} b_{k-1} - P_k \varphi_k \varphi_k^T P_{k-1} \varphi_k y_k + P_{k-1} \varphi_k y_k \quad (3.76)$$

Reacomodando tendremos

$$\theta_k = \theta_{k-1} - P_k \varphi_k \varphi_k^T \theta_{k-1} + [P_{k-1} - P_k \varphi_k \varphi_k^T P_{k-1}] \varphi_k y_k \quad (3.77)$$

De acuerdo con la ecuación (3.67) donde $P_k = P_{k-1} - P_k \varphi_k \varphi_k^T P_{k-1}$ podemos escribir la ecuación (3.77) como:

$$\theta_k = \theta_{k-1} - P_k \varphi_k \varphi_k^T \theta_{k-1} + P_k \varphi_k y_k \quad (3.78)$$

$$\theta_k = \theta_{k-1} - P_k \varphi_k [\varphi_k^T \theta_{k-1} - y_k] \quad (3.79)$$

Resumiendo el algoritmo recursivo estará formado por dos ecuaciones

$$\theta_k = \theta_{k-1} - P_k \varphi_k [\varphi_k^T \theta_{k-1} - y_k] \quad (3.80)$$

$$P_k = P_{k-1} - P_{k-1} \varphi_k [1 + \varphi_k^T P_{k-1} \varphi_k]^{-1} \varphi_k^T P_{k-1} \quad (3.81)$$

Otra forma de representar estas dos ecuaciones es;

$$K_k = P_{k-1} \varphi_k [1 + \varphi_k^T P_{k-1} \varphi_k]^{-1} \quad (3.82)$$

$$e_k = y_k - \varphi_k^T \theta_{k-1} \quad (3.83)$$

$$P_k = P_{k-1} - K_k \varphi_k^T P_{k-1} \quad (3.84)$$

$$\theta_k = \theta_{k-1} + P_k \varphi_k e_k \quad (3.85)$$

Donde; θ_k = Vector de parámetros calculados en el instante presente

θ_{k-1} = Vector de parámetros calculados en el instante anterior

φ_k = Vector de regresión en el instante actual

y_k = Valor de medición en la salida del sistema en el instante actual

K = Matriz de Ganancias

e_k = Error de Predicción

La aplicación del método recursivo de mínimos cuadrados requiere el desarrollo de los siguientes pasos;

- Definir los valores iniciales de θ_{k-1} y P_{k-1}
- Tomar muestras de entrada y salida
- Formar los vectores de regresión ϕ_k^T y ϕ_k
- Calcular el vector de ganancias K
- Calcular el error de predicción e_k
- Calcular los parámetros estimados θ_k
- Calcular la Matriz P_k
- Volver al tomar muestras de la entrada y salida para continuar el ciclo

La aplicación del método de mínimos cuadrados recursivo para la identificación de parámetros se muestra a continuación para un sistema de control de temperatura en un calentador de aire cuya función de transferencia discretizada e posee la siguiente estructura:

$$GdT = \frac{Y(z)}{U(z)} = \frac{b_0 + b_1 z^{-1}}{1 + a_1 z^{-1} + a_2 z^{-2}} \quad (3.86)$$

En la figura 3.8 muestra el gráfico de la señal medida de la entrada u así como la salida y en el sistema representado por la ecuación (3.86). Estos valores se presentan numéricamente en la Tabla 3.2.

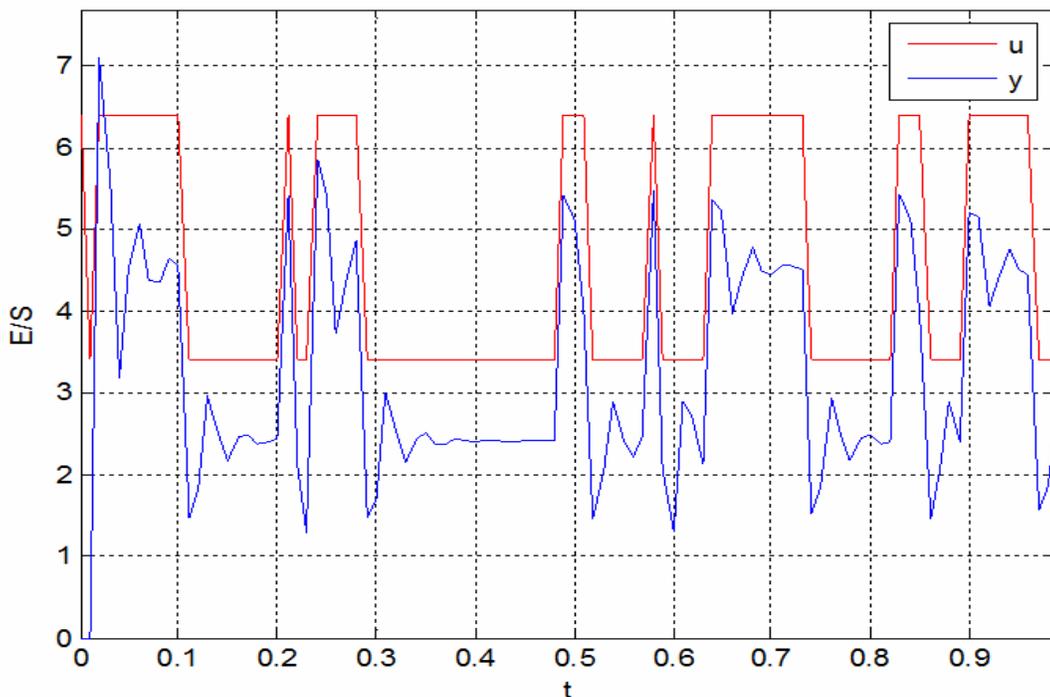


Figura 3.8 Gráfico de la entrada y la respuesta del sistema representado por la ecuación (3.86).

Tabla 3.2 Datos de entrada salida del sistema bajo proceso de identificación

k	t	u(k)	y(k)
0	0.0000	6.4100	0
1	0.0100	3.4100	0
2	0.0200	6.4100	7.0920
3	0.0300	6.4100	5.5644
.	.	.	.
.	.	.	.
.	.	.	.
.	.	.	.
9	0.0900	6.4100	4.6379
10	0.1000	6.4100	4.5584
11	0.1100	3.4100	1.4693
12	0.1200	3.4100	1.8279

Al expandir la ecuación (3.86) en forma de ecuación en diferencias tendremos

$$y(k) = -a_1y(k-1) - a_2y(k-2) + b_0u(k) + b_1u(k-1) \quad (3.87)$$

Procedemos a inicializar P y θ como se indica a continuación:

$$P_{k-1} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad y \quad \theta_{k-1} = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} \quad (3.88)$$

Dado que la ecuación en diferencias requiere de dos estados anteriores al estado actual, se empieza a evaluar desde la tercera muestra $k=2$ con lo que tenemos;

$$\phi_k^T = [y(k-1) \quad y(k-2) \quad u(k) \quad u(k-1)] = [0.00 \quad 0.00 \quad 6.41 \quad 3.41] \quad (3.89)$$

Así mismo tendremos;

$$\phi_k = \begin{bmatrix} y(k-1) \\ y(k-2) \\ u(k) \\ u(k-1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.00 \\ 0.00 \\ 6.41 \\ 3.41 \end{bmatrix} \quad (3.90)$$

A partir de lo anterior utilizando la ecuación (3.82) se calcula una K inicial.

$$K = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 0.00 \\ 0.00 \\ 6.41 \\ 3.41 \end{bmatrix} \left[1 + \begin{bmatrix} 0.00 & 0.00 & 6.41 & 3.41 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 0.00 \\ 0.00 \\ 6.41 \\ 3.41 \end{bmatrix} \right]^{-1} = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 0.1193 \\ 0.0635 \end{bmatrix} \quad (3.91)$$

A continuación se procede a calcular e_k

$$e_k = y(k) - \phi_k^T \theta_{k-1} = 7.09 - [0.00 \quad 0.00 \quad 6.41 \quad 3.41] \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} = 7.09 \quad (3.92)$$

Con lo anterior se procede a calcular P_k

$$P_k = P_{k-1} - K \phi_k^T P_{k-1} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} 0.0000 \\ 0.0000 \\ 0.1193 \\ 0.0635 \end{bmatrix} [0.00 \quad 0.00 \quad 6.41 \quad 3.41] \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (3.93)$$

$$P_k = P_{k-1} - K \phi_k^T P_{k-1} = \begin{bmatrix} 1.0000 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1.0000 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0.2351 & -0.4069 \\ 0 & 0 & -0.4069 & 0.7835 \end{bmatrix} \quad (3.94)$$

Con el resultado de la ecuación (3.94) se procede a calcular θ_k

$$\theta_k = \theta_{k-1} - P_k \phi_k e_k = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} 1.0000 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1.0000 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0.2351 & -0.4069 \\ 0 & 0 & -0.4069 & 0.7835 \end{bmatrix} 7.09 = \begin{bmatrix} 0.0000 \\ 0.0000 \\ 0.8463 \\ 0.4502 \end{bmatrix} \quad (3.95)$$

A partir de este arranque el proceso de cálculo de θ evoluciona acercándose a los valores correspondientes a los parámetros del modelo, en este caso en $k=12$ se tienen resultados aceptables los cuales se mantienen a lo largo del proceso, el estado del proceso en $k=12$ se muestra a continuación.

Para la $k = 11$ los valores de P y θ son;

$$P_{11} = \begin{bmatrix} 0.0726 & 0.0131 & 0.0285 & -0.0890 \\ 0.0131 & 0.0321 & 0.0163 & -0.0463 \\ 0.0285 & 0.0163 & 0.0661 & -0.0957 \\ -0.0890 & -0.0463 & -0.0957 & 0.1906 \end{bmatrix} ; \theta_{11} = \begin{bmatrix} -0.2837 \\ -0.3903 \\ 0.9682 \\ 0.2123 \end{bmatrix} \quad (3.96)$$

Con lo anterior se calculan los valores de la iteración $k = 12$ obteniendo;

$$\phi_{12}^T = [1.4693 \quad 4.5584 \quad 3.4100 \quad 3.4100] ; \phi_{12}^T = \begin{bmatrix} 1.4693 \\ 4.5584 \\ 3.4100 \\ 3.4100 \end{bmatrix} ; K_{12} = \begin{bmatrix} -0.0327 \\ 0.0520 \\ 0.0126 \\ -0.0150 \end{bmatrix} ; e_{12} = -0.0017 \quad (3.97)$$

$$P_{12} = \begin{bmatrix} 0.0726 & 0.0131 & 0.0285 & -0.0890 \\ 0.0131 & 0.0321 & 0.0163 & -0.0463 \\ 0.0285 & 0.0163 & 0.0661 & -0.0957 \\ -0.0890 & -0.0463 & -0.0957 & 0.1906 \end{bmatrix} ; \theta_{12} = \begin{bmatrix} -0.2836 \\ -0.3904 \\ 0.9681 \\ 0.2123 \end{bmatrix} \quad (3.98)$$

Los valores calculados al procesar la muestra número 12 de θ son:

$$\theta = \begin{bmatrix} -0.3 \\ -0.4 \\ 1.0 \\ 0.2 \end{bmatrix} \quad (3.99)$$

El proceso completo se desarrolla de acuerdo al diagrama de flujo mostrado en la figura 3.9 cuya implementación en Matlab® se lista en el Apéndice A1. En la Figura 3.10 se muestra el comportamiento de la tendencia de los valores de θ calculados a lo largo de las primeras 12 iteraciones.

Los pasos del proceso mostrado en la Figura 3.9 se describen a continuación;

- Carga de datos entrada – salida del sistema.- A partir de un archivo de datos *.mat ó ASCII se integra este al entorno de programación de Matlab® con la instrucción *load* en este caso el dimensionamiento de las variables establece el parámetro k que indica el número de muestras disponibles.
- Se inicializan el vector de parámetros θ , la matriz P , y se indica el orden del sistema discretizado.
- Se inicializa el apuntador J que llevará el proceso recursivo desde la muestra $O+1$ hasta la muestra k .
- Se calcula en secuencia las variables $\Phi(k)$, $Y(k)$, $e(k)$, $P(k)$ y $\theta(k)$ en cada intervalo de muestreo.
- Despliegue de resultados y graficado de tendencias.- Con los resultados obtenidos a lo largo del proceso se toma el ultimo vector θ obtenido y se grafica la evolución de los valores calculados a lo largo del proceso

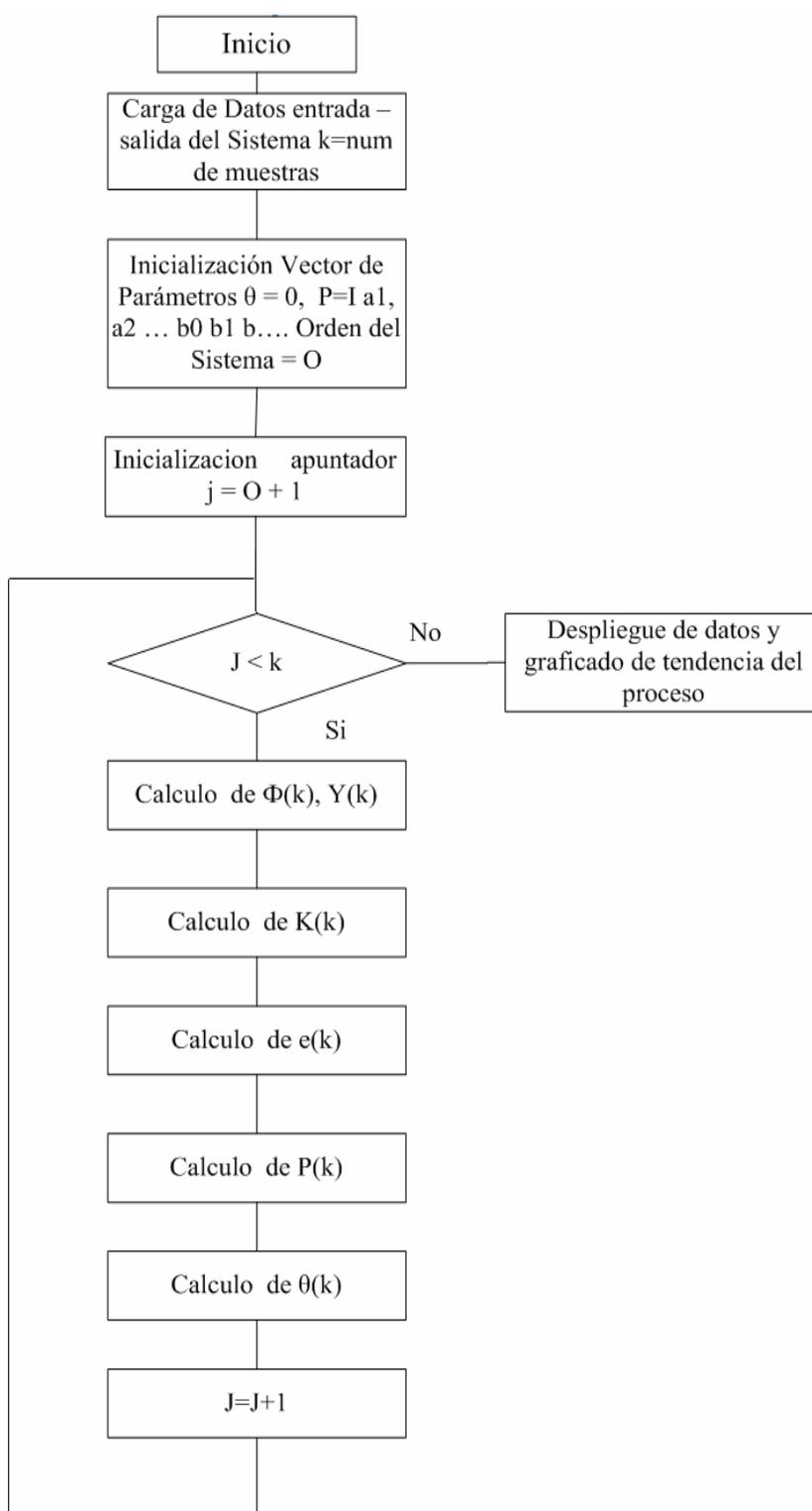


Figura 3.9 Gráfico de respuesta entre el sistema representado por la ecuación (3.86).

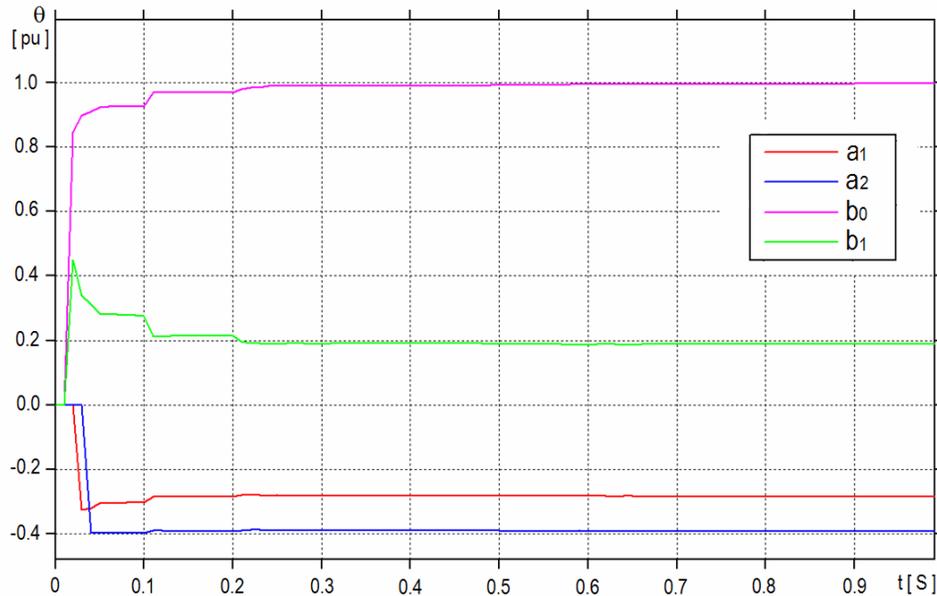


Figura 3.10 Trayectoria de estimación de parámetros por mínimos cuadrados recursivos

3.6 CONDICIÓN DE EXCITACIÓN

Para condicionar de forma favorable un sistema sometido a un proceso de identificación de parámetros es importante que la señal de excitación a la entrada del sistema posea un contenido armónico suficiente para excitar de forma adecuada la dinámica del sistema y posibilite que éste sea identificable.

Cuando un sistema es excitado con una entrada que condiciona de forma apropiada su identificación se dice que ésta es una *excitación persistente*.

Para abundar en esto podemos partir de la solución de la estimación de parámetros definida por la expresión

$$\theta = [\Phi^T \Phi]^{-1} \Phi^T Y \quad (3.100)$$

Se tiene que;

$$\Phi^T \Phi = \begin{bmatrix} y_k & \cdots & y_0 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ y_{k-n+1} & \cdots & y_{1-n} \\ u_k & \cdots & u_0 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ u_{k-m} & \cdots & u_{-m} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} y_k & \cdots & y_{k-n+1} & u_k & \cdots & u_{k-m} \\ \vdots & & \vdots & \vdots & & \vdots \\ y_0 & \cdots & y_{1-n} & u_0 & \cdots & u_{-m} \end{bmatrix} \quad (3.101)$$

De la ecuación (3.101) se puede observar que, $[\Phi^T\Phi]$ debe ser *no singular* para que la solución del proceso de identificación arroje una solución única esta condición se denomina *condición de excitación*.

Adicionalmente se tiene para un bloque de datos suficientemente grande en que $t \rightarrow \infty$ podemos definir

$$C_n = \lim_{t \rightarrow \infty} \left[\frac{1}{t} \Phi^T \Phi \right] = \begin{bmatrix} c_{(0)} & c_{(1)} & \cdots & c_{(n-1)} \\ c_{(1)} & c_{(0)} & \cdots & c_{(n-2)} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ c_{(n-1)} & c_{(n-2)} & \cdots & c_{(0)} \end{bmatrix} \quad (3.102)$$

Donde

$$C_{(k)} = \lim_{t \rightarrow \infty} \left[\sum_{i=1}^t u(i)u(i-k) \right] \quad (3.103)$$

Representa la covariancia de la entrada

Con esto se tiene que para que una entrada $u(t)$ funcione como una *Excitación Persistente de orden n* la matriz C_n debe ser *Positiva Definida*. Así mismo se tiene que para lograr una estimación de parámetros en un *Sistema de Orden n sea consistente*, la señal de entrada debe ser una *Excitación Persistente* al menos de orden $2n$

3.7 PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA DE IDENTIFICACIÓN DE SISTEMAS AFECTADOS POR RUIDO

La aplicación de la metodología de identificación basada en la aplicación de mínimos cuadrados simples ofrece una buena exactitud en sistemas libres de ruido ó sistemas donde el ruido se aproxima a la condición de ruido blanco.

Sin embargo en sistemas reales la presencia de ruido es una condición ineludible, por lo que es necesario considerar esta condición en el tratamiento del problema. En la figura 3.11 se muestra un sistema discreto SISO dónde $y(k)$ y $u(k)$ son muestras de las señales observables con intervalos de muestreo T y $v(k)$ es una señal de ruido aditivo que tiene su origen en fenómenos de origen aleatorios y/o interferencia electromagnética en el proceso de medición,

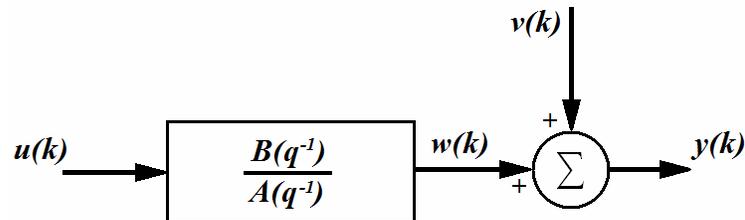


Figura 3.11 Modelo sistema discreto con influencia de ruido.

El modelo de la figura 3.11 puede ser representado como una ecuación en diferencias de orden- n con coeficientes constantes donde la salida del sistema está definida por;

$$y(k) = w(k) + v(k) \quad (3.104)$$

Si consideramos que la salida del sistema sin efecto del ruido está determinada por:

$$u(k) * \frac{B(q^{-1})}{A(q^{-1})} = w(k) \quad (3.105)$$

Podemos sustituir (3.105) en (3.104) lo cual nos dará:

$$y(k) = u(k) * \frac{B(q^{-1})}{A(q^{-1})} + v(k) \quad (3.106)$$

Extendiendo la ecuación (3.106) tendremos:

$$y(k) * A(q^{-1}) = u(k) * B(q^{-1}) + v(k) * A(q^{-1}) \quad (3.107)$$

Con lo cual se tiene que el término residual ó error de ajuste está definido por:

$$\varepsilon(k) = v(k) * A(q^{-1}) \quad (3.108)$$

La ecuación (3.108) representa, para el caso que nos ocupa; una señal de ruido aleatorio autocorrelado diferente de ruido blanco, en la aplicación del método de mínimos cuadrados simples, este ruido se produce un desplazamiento ó error (bias) de los valores obtenidos y por lo tanto produce un efecto de imprecisión en los resultados.

Utilizando las ecuaciones (3.107) podemos plantear una estructura a bloques tal como se muestra en la figura 3.12.

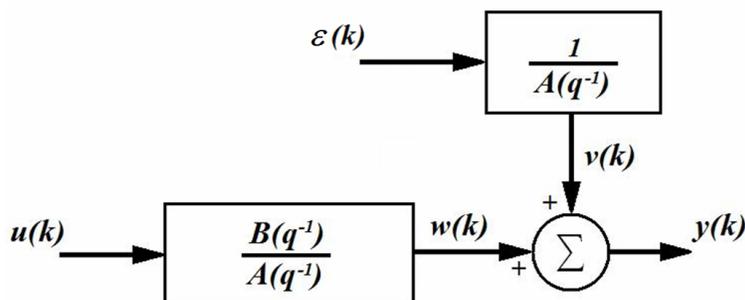


Figura 3.12 Representación a bloques sistema representado por la ecuación (3.107).

La influencia de la señal de ruido en el proceso de estimación se puede analizar como sigue. Si consideramos que:

$$A(q^{-1}) = 1 + a_1q^{-1} + a_2q^{-2} + \dots + a_nq^{-n} \quad (3.109)$$

$$B(q^{-1}) = b_0 + b_1q^{-1} + b_2q^{-2} + \dots + b_nq^{-n} \quad (3.110)$$

Al sustituir la ecuación 3.9.5 en 3.9.2 y expandir la expresión;

$$y(k) = -\sum_{i=1}^n a_i y(k-i) + \sum_{i=0}^n b_i u(k-i) + v(k) + \sum_{i=1}^n a_i v(k-i) \quad (3.111)$$

Dado que;

$$y = \Phi\theta + \varepsilon \quad (3.112)$$

tendremos una θ^* como un vector de parámetros cuyos valores se encuentran desviados respecto del vector θ real por efecto del ruido, así tendremos que el vector θ verdadero quedara definido por una función de θ^* tomando la forma:

$$\theta = E[\theta^*] \quad (3.113)$$

Con base a la ecuación (3.55) podemos escribir la ecuación (3.113) como;

$$\theta^* = [\Phi^T \Phi]^{-1} \Phi^T y \quad (3.114)$$

si sustituimos (3.112) en (3.114) tenemos:

$$\theta^* = [\Phi^T \Phi]^{-1} \Phi^T [\Phi\theta + e] \quad (3.115)$$

$$\theta^* = [\Phi^T \Phi]^{-1} \Phi^T \Phi\theta + [\Phi^T \Phi]^{-1} \Phi^T e \quad (3.116)$$

$$\theta^* = [\Phi^T \Phi]^{-1} \Phi^T Y + [\Phi^T \Phi]^{-1} \Phi^T e \quad (3.117)$$

Que reacomodando nos dará:

$$\theta^* = \theta + [\Phi^T \Phi]^{-1} \Phi^T e \quad (3.118)$$

$$\theta^* = \theta + \theta_{bias} \quad (3.119)$$

Con esto tenemos que la influencia de la señal de ruido en el cálculo de θ está determinada por las siguientes condiciones:

$$[\Phi^T \Phi]^{-1} \Phi^T e \neq 0 \quad (3.120)$$

$$\Phi^T e \neq 0 \quad (3.121)$$

El efecto de la condición $\Phi^T e \neq 0$ puede ser eliminado aplicando el método denominado *Mínimos Cuadrados Generalizados* ó *GLS* por sus siglas en inglés.

3.8 IDENTIFICACIÓN DE PARÁMETROS POR EL MÉTODO MÍNIMOS CUADRADOS GENERALIZADOS (MCG)

Partiendo de la estructura indicada en la figura 3.12 y considerando que la señal de ruido corresponde a un fenómeno aleatorio como ruido generado dentro del sistema ó generado en el proceso de medición siendo este un proceso aleatorio estacionario con media cero y no correlacionado respecto de la entrada $u(k)$ ó $w(k)$ podemos describir este sistema como una ecuación en diferencias tal como la indicada en la siguiente expresión:

$$y(k) = -\sum_{i=1}^n a_i y(k-i) + \sum_{i=0}^n b_i u(k-i) + v(k) + \sum_{i=1}^n a_i v(k-i) \quad (3.122)$$

Que al extender nos dará:

$$y(k) = [a_1 y(k-1) + \dots + a_n y(k-n) + b_0 u(k) + \dots + b_n u(k-n) + v(k) + a_1 v(k-1) + \dots + a_n v(k-n)] \quad (3.123)$$

Reacomodando en forma matricial podemos establecer la forma $Y=\Phi\theta$ indicada en la ecuación (3.16)

$$\begin{bmatrix} y(k) \\ y(k-1) \\ y(k-2) \\ \vdots \\ y(k-l) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} y(k-1) & \dots & y(k-n) & u(k) & \dots & u(k-n) & v(k) & \dots & v(k-n) \\ y(k-2) & \dots \\ y(k-3) & \dots \\ \vdots & \dots & \vdots & \dots & \vdots & \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ y(k-l) & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & v(k-n-l) & \dots \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a_1 \\ \vdots \\ a_n \\ b_0 \\ \vdots \\ b_n \\ a_1 \\ \vdots \\ a_n \end{bmatrix} \quad (3.124)$$

En este caso podremos descomponer Φ como sigue:

$$\Phi = [\Phi_{y,u}] = [\Phi_{w,u} + \Phi_{v,0}] \quad (3.125)$$

Lo cual en forma extendida puede escribirse como:

$$[\Phi_{w,u} + \Phi_{v,0}] = \begin{bmatrix} y(k) & \dots & y(k-n) & u(k) & \dots & u(k-n) \\ y(k-1) & \dots & & & & \\ y(k-2) & \dots & & & & \\ \vdots & \vdots & & \vdots & & \\ y(k-l) & \dots & & \dots & u(k-n-l) & \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} v(k) & \dots & v(k-n) & | & 0 \\ v(k-1) & & & | & 0 \\ v(k-2) & & & | & 0 \\ \vdots & & & | & \vdots \\ v(k-l) & & v(k-n-l) & | & 0 \end{bmatrix} \quad (3.126)$$

Aquí podemos decir que si $[\Phi_{w,u}]^T e=0$ entonces $\Phi^T e=[\Phi_{v,0}]^T e$ por lo cual los elementos de $[\Phi_{v,0}]^T e$ serán:

$$E[v(i)e(j)] = R_{ve}(m) \quad , \quad m = 1, 2, 3, \dots, n \quad (3.127)$$

Donde: R_{ve} es la correlación cruzada de v con e .

Adicionalmente si consideramos que:

$$e(k) = A(q^{-1})v(k) = v(k) + \sum_{i=1}^n a_i v(k-i) \quad (3.128)$$

Entonces al sustituir la ecuación (3.128) en (3.127) tendremos:

$$R_{ve}(m) = R_{vv}(m) + \sum_{i=1}^n a_i R_{vv}(m-i) \quad (3.129)$$

Lo cual se puede reescribir como:

$$R_{ve}(m) = R_{vv}(m) + \sum_{i=1}^n a_i R_{vv}(m-i) \quad (3.130)$$

Con esto se puede observar que si $v(k)$ esta auto correlacionada y $R_{vv}(m) \neq 0$ para toda m entonces no todas las $R_{ve}(m)=0$ lo cual implica que $\Phi^T e \neq 0$ por lo tanto existe θ^* como un vector de parámetros del modelo desviado por efecto de una señal de ruido.

La única condición para la cual $R_{ve}(m)=0$ para toda m es que $e(k)$ sea una señal de ruido blanco ó sea que $e(k)$ sea una señal residual no correlacionada. Con todo lo anterior se tiene que una estimación sin desviaciones por efecto de ruido $v(k)$ debe satisfacer la ecuación diferencia:

$$v(k) + \sum_{i=1}^n a_i v(k-i) = A(q^{-1})v(k) = e_w(k) \quad (3.131)$$

La estrategia para lograr la condición indicada en la ecuación 3.131 es posible aplicar un bloque de filtrado con una función de transferencia especial destinada a

“blanquear” la señal $e(k)$ y así eliminar la desviación producida por la componente de ruido.

Para lograr lo anterior se plantea una estructura donde la señal de ruido se hace pasar por un filtro blanqueador el cual puede tomar la forma $1/[C(q^{-1})A(q^{-1})]$ tal como se muestra en la figura 3.13.

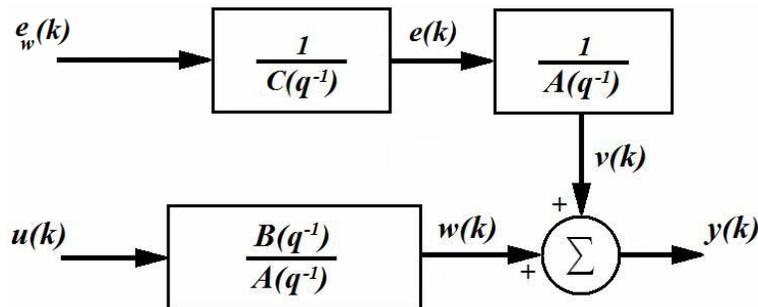


Figura 3.13 Modelo para implementación de mínimos cuadrados generalizados

En esta estructura el filtro “blanqueador” requiere la determinación de los coeficientes de término $C(q)$ tal como se indica en la ecuación (3.132) en el cual p es el orden del filtro y c_i son coeficientes constantes:

$$e(k) + \sum_{i=1}^p c_i e(k-i) = e_w(k) \quad (3.132)$$

La ecuación (3.132) plantea otro problema de identificación en el cual se hace necesario estimar los valores c_i , el orden del filtro p , los cuales pueden asignarse a partir de diferentes pruebas buscando el comportamiento óptimo del filtro, sin embargo generalmente el orden p se hace igual a n .

La estimación de los coeficientes de $C(k)$ se puede realizar utilizando el método de optimización de la ecuación de error por mínimos cuadrados para lo cual se puede proceder como sigue:

$$e = \Omega C + e_w \quad (3.133)$$

donde:

$$C = \begin{bmatrix} c_1 \\ c_2 \\ c_3 \\ \vdots \\ c_n \end{bmatrix} \quad (3.134)$$

$$e_n = \begin{bmatrix} e_n(n+1) \\ e_n(n+2) \\ e_n(n+3) \\ \vdots \\ e_n(n+N) \end{bmatrix} \quad (3.135)$$

$$\Omega = \begin{bmatrix} -e_{n-1} & e_{n-2} & \dots & e_{n-p} \end{bmatrix} \quad (3.136)$$

así mismo considerando que:

$$e_w = [e_w(n+1) \quad e_w(n+2) \quad \dots \quad e_w(n+N)] \quad (3.137)$$

Con lo cual tendremos que la estimación de coeficientes de filtro blanqueador puede establecerse utilizando mínimos cuadrados simples

$$C^* = [\Omega^T \Omega]^{-1} \Omega^T e \quad (3.138)$$

Con lo anterior podemos sustituir la ecuación (3.133) en la ecuación (3.112) lo cual nos dará:

$$y = \Phi \theta + \Omega C + e_w \quad (3.139)$$

Lo cual se puede reescribir como:

$$y = \begin{bmatrix} \Phi & \Omega \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \theta \\ C \end{bmatrix} + e_w \quad (3.140)$$

Con esto, el vector de parámetros C que minimiza e_w queda definido por;

$$\begin{bmatrix} \theta^* \\ C^* \end{bmatrix} = \left[\begin{bmatrix} \Phi & \Omega \end{bmatrix}^T \begin{bmatrix} \Phi & \Omega \end{bmatrix} \right]^{-1} \begin{bmatrix} \Phi & \Omega \end{bmatrix}^T y \quad (3.141)$$

En esta expresión el *asterisco* indica que este valor es una aproximación que puede ser mejorada cuando la excitación es muy persistente, a partir de un proceso iterativo, en la mayoría de los casos el resultado generalmente es satisfactorio en la primera iteración, y en los casos en que la excitación es precariamente persistente las iteraciones producen una divergencia en los resultados. El desarrollo del método iterativo requiere considerar lo siguiente: Si desarrollamos el producto matricial del lado derecho de la ecuación (3.141) podemos escribir:

$$\begin{bmatrix} \theta^* \\ C^* \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \Phi^T \Phi & \Phi^T \Omega \\ \Omega^T \Phi & \Omega^T \Omega \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} \Phi^T \\ \Omega^T \end{bmatrix} y \quad (3.142)$$

Aplicando la formula de inversión de matrices con agrupación de bloques:

$$\begin{bmatrix} A & B \\ Q & D \end{bmatrix}^{-1} = \begin{bmatrix} A^{-1} + A^{-1}B(D - QA^{-1}B)^{-1}QA^{-1} & -A^{-1}B(D - QA^{-1}B)^{-1} \\ -(D - QA^{-1}B)^{-1}QA^{-1} & (D - QA^{-1}B)^{-1} \end{bmatrix} \quad (3.143)$$

Al sustituir:

$$A = \Phi^T \Phi \quad ; \quad B = \Phi^T \Omega \quad ; \quad Q = \Omega^T \Phi \quad ; \quad D = \Omega^T \Omega \quad (3.144)$$

Tendremos para el *elemento 2,2* de la matriz inversa de la ecuación (3.142):

$$(D - QA^{-1}B)^{-1} = [\Omega^T \Omega - \Omega^T \Phi (\Phi^T \Phi)^{-1} \Phi^T \Omega]^{-1} = \left\{ \Omega^T [I - \Omega^T \Phi (\Phi^T \Phi)^{-1} \Phi^T] \Omega \right\}^{-1} \quad (3.145)$$

El cual se puede abreviar acomodando como sigue;

$$M = I - \Omega^T \Phi (\Phi^T \Phi)^{-1} \Phi^T \quad (3.146)$$

$$(D - QA^{-1}B)^{-1} = (\Omega^T M \Omega)^{-1} \quad (3.147)$$

$$P = \Omega^T M \Omega \quad (3.148)$$

Con lo anterior la inversión por bloques nos dará

$$\begin{bmatrix} \Phi^T \Phi & \Phi^T \Omega \\ \Omega^T \Phi & \Omega^T \Omega \end{bmatrix}^{-1} = \begin{bmatrix} (\Phi^T \Phi)^{-1} + (\Phi^T \Phi)^{-1} \Phi^T \Omega (P)^{-1} \Omega^T \Phi (\Phi^T \Phi)^{-1} & -(\Phi^T \Phi)^{-1} \Phi^T \Omega (P)^{-1} \\ -(P)^{-1} \Omega^T \Phi (\Phi^T \Phi)^{-1} & (P)^{-1} \end{bmatrix} \quad (3.149)$$

Con esto podemos reescribir la ecuación (3.142) como;

$$\begin{bmatrix} \theta^* \\ C^* \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} (\Phi^T \Phi)^{-1} + (\Phi^T \Phi)^{-1} \Phi^T \Omega (P)^{-1} \Omega^T \Phi (\Phi^T \Phi)^{-1} & -(\Phi^T \Phi)^{-1} \Phi^T \Omega (P)^{-1} \\ -(P)^{-1} \Omega^T \Phi (\Phi^T \Phi)^{-1} & (P)^{-1} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Phi^T \\ \Omega^T \end{bmatrix} y \quad (3.150)$$

Si extendemos el lado derecho de la ecuación (3.150) tendremos:

$$\theta^* = (\Phi^T \Phi)^{-1} \Phi^T y + (\Phi^T \Phi)^{-1} \Phi^T \Omega (P)^{-1} \Omega^T \Phi (\Phi^T \Phi)^{-1} \Phi^T y - (\Phi^T \Phi)^{-1} \Phi^T \Omega (P)^{-1} \Omega^T y \quad (3.151)$$

$$C^* = -(P)^{-1} \Omega^T \Phi (\Phi^T \Phi)^{-1} \Phi^T y + (P)^{-1} \Omega^T y \quad (3.152)$$

Estas dos últimas ecuaciones se pueden reacomodar como sigue:

$$\theta^* = (\Phi^T \Phi)^{-1} \Phi^T y + (\Phi^T \Phi)^{-1} \Phi^T \Omega (P)^{-1} \Omega^T [\Phi (\Phi^T \Phi)^{-1} \Phi^T - 1] y \quad (3.153)$$

$$C^* = -(P)^{-1} \Omega^T [\Phi (\Phi^T \Phi)^{-1} \Phi^T - 1] y \quad (3.154)$$

Con lo cual podemos escribir;

$$\theta^* = (\Phi^T \Phi)^{-1} \Phi^T y - (\Phi^T \Phi)^{-1} \Phi^T \Omega C^* \quad (3.155)$$

De la expresión anterior haciendo $\Phi_M^T = (\Phi^T \Phi)^{-1} \Phi^T$ podemos escribir:

$$\theta^* = \Phi_M^T y - \Phi_M^T \Omega C^* \quad (3.156)$$

Con esto podemos establecer que, si:

$$\theta = \theta^* - \theta_{BIAS}^* \quad (3.157)$$

Se puede observar que la exactitud de θ^* puede ser mejorada si se calcula θ_{BIAS}^* recordando que θ^* es el vector de parámetros obtenido con el método de Mínimos Cuadrados Simple, en este caso con la desviación producida por efecto de ruido.

La aplicación del método de mínimos cuadrados generalizados se muestra a continuación para un sistema cuya estructura a bloques se muestra en la figura Ejemplo 3.14, y en el que se identifica el modelo del controlador proporcional - integral caracterizado por el valor de la Ganancia Kp y la constante de tiempo Ti .

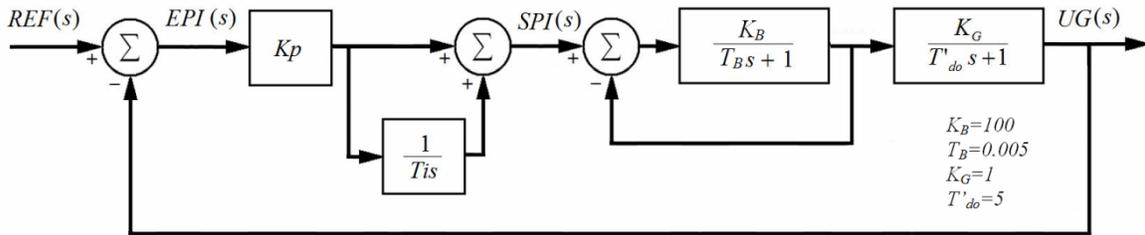


Figura 3.14 Sistema de excitación de máquina síncrona con controlador PI.

Aplicando el método de transformación de modelo continuo a discreto descrito en la sección 3.3 al sistema de la figura 3.14, se obtienen la función de transferencia 3.10.35

$$\frac{SPI(z)}{EPI(z)} = \frac{b_0 - b_1 z^{-1}}{1 - a_1 z^{-1}} \quad (3.158)$$

Donde la relación de los coeficientes de la función de transferencia continua y la función de transferencia discreta está dada por:

$$b_0 = \left(Kp + \frac{T}{2Ti} \right) \quad ; \quad b_1 = \left(Kp - \frac{T}{2Ti} \right) \quad ; \quad a_1 = 1 \quad (3.159)$$

$$Kp = \frac{(b_0 + b_1)}{2} \quad ; \quad Ti = \frac{T}{2(b_0 - Kp)} \quad (3.160)$$

Reescribiendo la ecuación 3.158 podemos plantear la ecuación diferencia equivalente

$$spi(k) = a_1 spi(k-1) + b_0 e(k) - b_1 e(k-1) \quad (3.161)$$

Que en su forma matricial se puede reescribir como;

$$spi(k) = [spi(k-1) \quad e(k) \quad -e(k-1)] \begin{bmatrix} a_1 \\ b_0 \\ b_1 \end{bmatrix} \quad (3.162)$$

Como primer paso se toman mediciones de entrada - salida aplicando una señal de prueba del tipo PSRB y utilizando el método de mínimos cuadrados simples obtenemos el vector θ_{LS} el cual arroja los siguientes resultados:

$$\mathbf{a1} = 0.9980; \quad \mathbf{b0} = 3.0223 \quad ; \quad \mathbf{b1} = 2.9863$$

Aplicando la relación establecida en la ecuación (3.160) obtenemos;

$$\mathbf{Kp} = 3.0043 \quad ; \quad \mathbf{Ti} = 0.4179$$

A través el método de mínimos cuadrados generalizados se obtiene la desviación del vector de parámetros θ_{BIAS} con lo que tenemos

$$\mathbf{a1BIAS} = -0.0021 \quad ; \quad \mathbf{b0BIAS} = -0.0185 \quad ; \quad \mathbf{b1BIAS} = -0.0248$$

Se aplica la corrección $\theta_{CORREGIDO} = \theta_{LS} - \theta_{BIAS}$ lo cual nos dá:

$$\mathbf{a1CORREGIDO} = 1.0000; \quad \mathbf{b0CORREGIDO} = 3.040; \quad \mathbf{b1CORREGIDO} = 3.0112$$

Aplicando la ecuación (3.160) obtenemos;

$$Kp_{CORREGIDO} = 3.0260 \quad \quad Ti_{CORREGIDO} = 0.5112$$

Para la identificación de los parámetros se excito al sistema con una secuencia binaria pseudoaleatoria con el objeto de que la excitación fuera suficientemente persistente, en la figura 3.15 se muestran los gráficos comparativos de la respuesta medida del sistema y el cálculo de la respuesta del sistema con los parámetros identificados en el primer paso con mínimos cuadrados simples y en el segundo paso con los parámetros corregidos con mínimos cuadrados generalizados.

A partir de los parámetros obtenidos se calculó y comparó la respuesta del sistema completo para una entrada escalón obteniendo los resultados mostrados en la figura 3.16. La secuencia de este procedimiento se muestra en el diagrama de flujo de la figura 3.17, cuya ejecución se realiza con un programa en Matlab® listado en el Apéndice A10

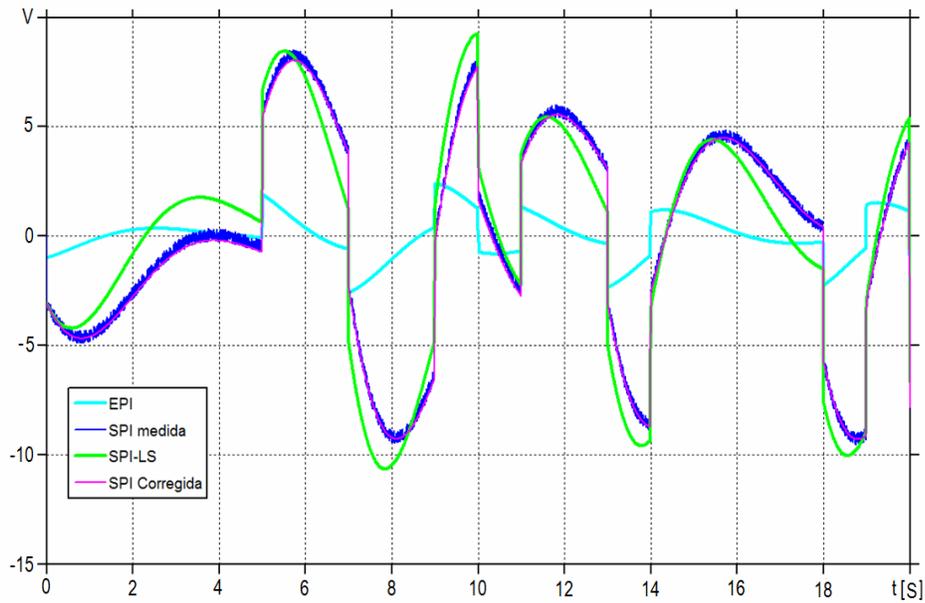


Figura 3.15 Gráfico comparativo de Entrada - Salida del sistema real y sistema identificado excitando al sistema con una secuencia binaria pseudoaleatoria.

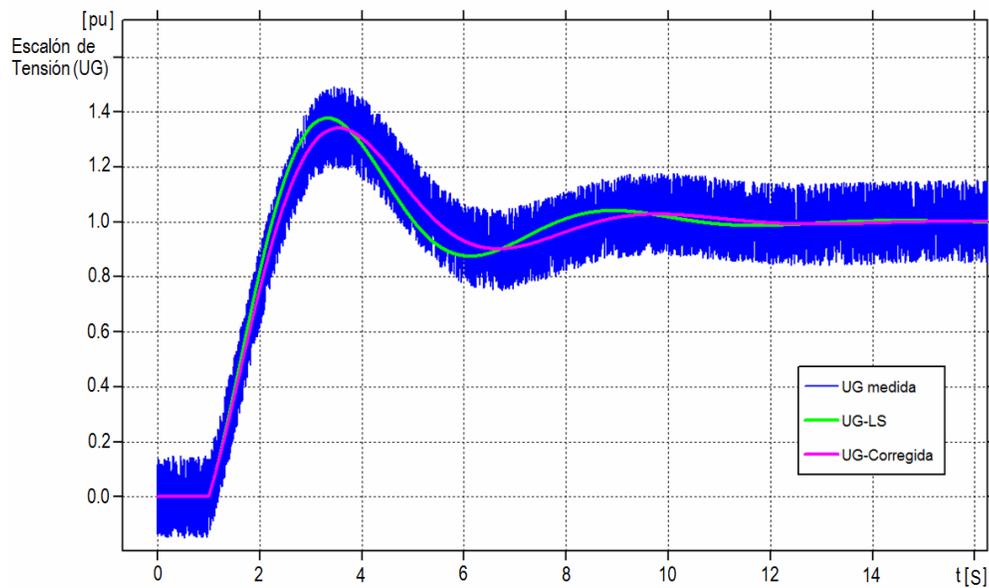


Figura 3.16 Gráfico comparativo de respuesta a entrada escalón del sistema real, sistema parametrizado con vector θ_{LS} desviado por ruido y sistema parametrizado con $\theta_{CORREGIDO}$.

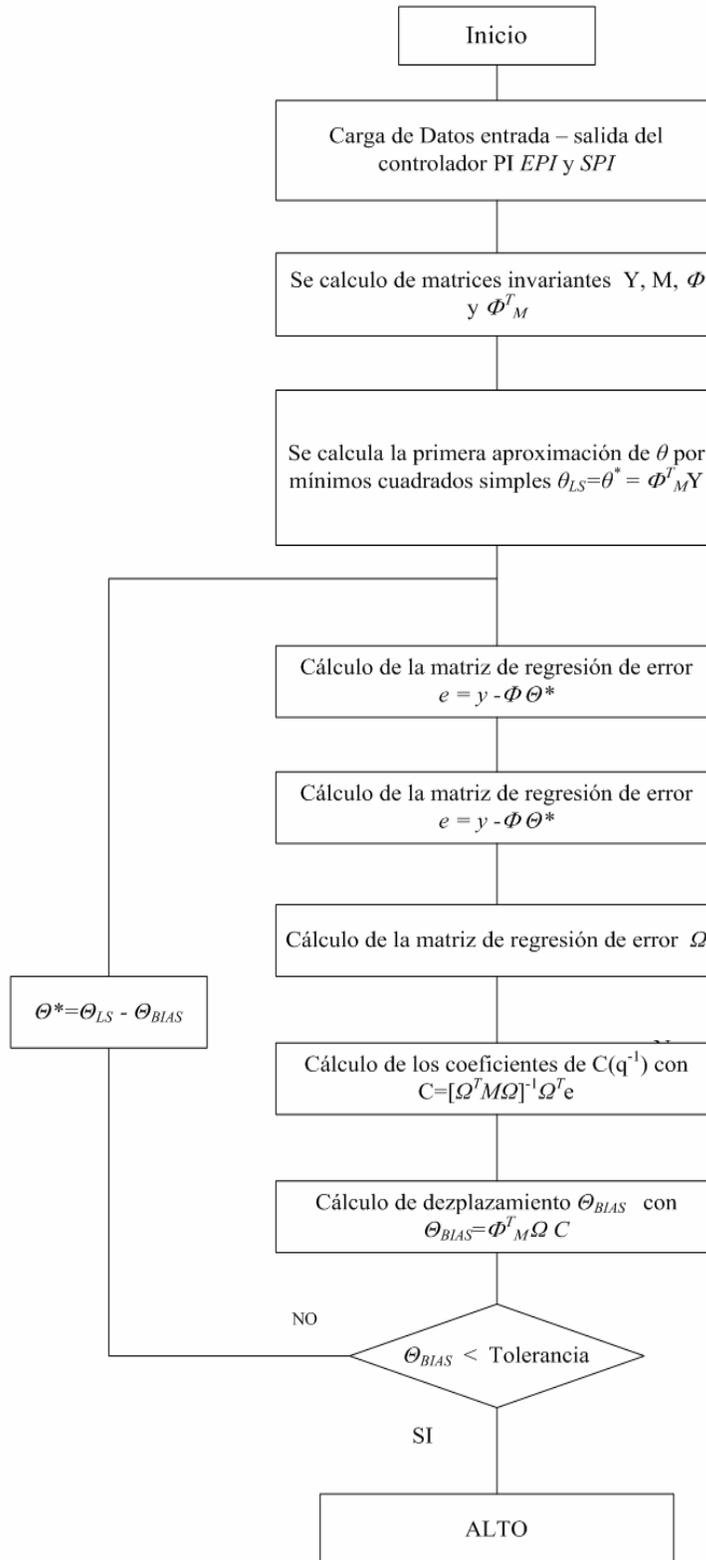


Figura 3.17 Diagrama de flujo para procedimiento de identificación de parámetros por mínimos cuadrados generalizados.

Los pasos de este procedimiento se describen a continuación:

- Carga de Datos.- Los datos son introducidos al ambiente de programación por medio de la instrucción `load PI.txt` con esto se genera una matriz que contiene en su primera columna la etiqueta de tiempo de cada muestra y las columnas siguientes contienen los valores medidos *EPI* y *SPI* a la entrada y salida del controlador PI.
- A partir de los valores capturados se construyen las matrices Y , Φ M T , M y Φ las cuales no cambian a lo largo del proceso de identificación.
- Se realiza la primera aproximación del vector de parámetros θ utilizando el método de mínimos cuadrados simples, en esta caso dado que el sistema está afectado con ruido, el cálculo de θ_{LS} contiene una desviación por lo cual se hace identifica este vector como $\theta^* = \theta_{LS}$
- Se calcula el vector de error a partir de la diferencia de los valores medidos de la salida y calculados con el vector de parámetros θ^* .
- Se calcula la matriz de regresión de la función de error y se aplica mínimos cuadrados simples para calcular los coeficientes del filtro blanqueador $1/C(q^{-1})$
- Con los coeficientes obtenidos para el filtro blanqueador se calcula la desviación producida por el ruido al vector de coeficientes θ
- Se verifica si la desviación es más pequeña que la tolerancia previamente establecida
- Si no se logra alcanzar la tolerancia se repite el procedimiento hasta alcanzar la tolerancia preestablecida (esta parte es aplicable cuando la señal de excitación es altamente persistente).

3.9 VALIDACIÓN DE MODELOS

Es usual que de la serie de datos disponible para el proceso de identificación, se seccione en dos partes, una para identificación y otra para validación, con el objeto de que los datos de validación sean independientes de los datos utilizados en la identificación.

El proceso de validación puede ser tan simple como la aplicación de una simple inspección de los gráficos de respuesta del sistema sin embargo con el objeto de medir la calidad del proceso de identificación se dispone de técnicas con base a las cuales se analiza la diferencia entre la salida medida del sistema y la salida calculada con el modelo identificado, las diferencias calculadas poseen información sobre la calidad del modelo obtenido [Becerra, 2008].

$$\varepsilon(k) = \varepsilon(k, \theta_N) = y(k) - y(k, \theta_N) \quad (3.163)$$

A esta técnica se le conoce como análisis de residuos, las formar más comúnmente utilizadas se describe a continuación.

3.9.1 Media cuadrática de residuos

Con la *Media Cuadrática del Error*, se mide el promedio del cuadrado de los valores absoluto de los residuos, este Método queda definido en la siguiente expresión.

$$MSE = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \varepsilon^2(k) \quad (3.164)$$

Este índice es un número positivo que indica la exactitud de la forma en que el modelo identificado reproduce la respuesta del sistema.

3.9.2 Autocorrelación de residuos

Dado que se asume que un modelo bien condicionado arroja una secuencia de residuos similar a ruido blanco, una buena forma de verificar esta condición es aplicar un chequeo por auto correlación.

$$R_{\varepsilon}^N = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \varepsilon(k) \varepsilon(k - \tau k) \quad (3.165)$$

Para diferentes valores de $\tau = 1, 2, 3, 4 \dots$

Si el resultado no da valores pequeños para $\tau \neq 0$ es signo de deficiencia en la estimación de los parámetros del modelo.

3.9.3 Correlación cruzada entre residuos y entrada

De forma similar los residuos no deben estar correlados con la entrada, por lo cual es una buena práctica aplicar una correlación cruzada de los residuos de la salida con la entrada del sistema objeto de la identificación.

$$R_{\varepsilon u}^N = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \varepsilon(k) u(k - \tau k) \quad (3.166)$$

En este caso si se detectan trazas de entradas pasadas en los residuos entonces una parte de la salida está asociada con valores pasados de la entrada, lo cual es indicativo que el modelo puede mejorarse.

CAPÍTULO 4:

HERRAMIENTAS ASISTIDAS POR COMPUTADORA PARA IDENTIFICACIÓN DE SISTEMAS

4.1 INTRODUCCIÓN

Los procedimientos descritos en los capítulos 2 y 3 describen la metodología para identificación de sistemas lineales invariantes en el tiempo no anticipatorios con respuesta de impulso finita para una entrada y una salida.

La ejecución de estos procedimientos a partir de la información presentada, pueden ser implementados con programas en Matlab® ó en cualquier otro lenguaje. En el caso de Matlab®, además de su entorno de programación, se dispone de una caja de herramientas para identificación de sistemas (System Identification Toolbox) la cual puede ser utilizada desde una interface gráfica (GUI o “*Graphic User Interfase*” en Inglés), o con instrucciones vía línea de comandos.

En este capítulo se describe algunas herramientas necesarias para la aplicación de los procedimientos de identificación mostrando tanto las herramientas disponibles como otras desarrolladas con código de programación, enfocando la atención básicamente hacia:

- Captura de series de datos.
- Acondicionamiento de series de datos para remoción del valor medio y tendencias.
- Conversión de modelos continuos a discretos.
- Conversión de modelos discretos a continuos.
- Cálculo de parámetros de modelo.
- Validación de respuesta del modelo.

4.2 CAPTURA DE ARCHIVOS DE DATOS

Dado que los datos de origen pueden ser obtenidos ex profeso para la aplicación de técnicas de identificación de sistemas, en cuyo caso los datos poseerán un formato, persistencia y velocidad de muestreo adecuados para este fin, la captura de datos se remite simplemente a la ejecución de instrucciones del tipo `"load"`, `"uiload"`, `"dlmread"`, `"xlsread"`.

Las cuales se explican a continuación:

`load (Nombre de Archivo)`.- Carga en el espacio de trabajo una matriz con los datos contenidos en el archivo invocado, este archivo puede poseer un formato ASCII ó mat.

`uiload`.-Abre una ventana de diálogo para desde el ambiente gráfico del sistema operativo navegar sobre el sistema de archivos para acceder un archivo de datos.

`dlmread('Nombre de Archivo', delimitador, Línea Límite, Columna Límite)`.- Lee los valores numéricos de un archivo ASCII formateado como una matriz usando un delimitador determinado donde "Línea Límite", "Columna Límite" especifican la fila y la columna hasta donde se importarán los datos.

`xlsread('datos.xls')`.- Lee datos de archivos en formato de Excel®.

4.3 CAPTURA DE DATOS DESDE UN GRÁFICO IMPRESO

Cuando los datos disponibles se encuentran en un gráfico impreso (ver Figura 4.1) es posible generar una aproximación bastante buena calculando un polinomio ajustado a la gráfica de la variable requerida, en el intervalo de interés.

Una vez obtenido este polinomio se puede generar una serie de datos con cualquier velocidad de muestreo, de acuerdo al requerimiento particular del proceso de identificación.

Para este fin se diseñó un programa en Matlab® que permite generar polinomios ajustados a las formas registradas de las señales de tensión de generador, tensión de campo, corriente de campo etc.. En este programa se utiliza el polinomio calculado para generar un archivo de texto con muestras espaciadas a intervalos T , el listado de este programa se muestra en la sección A2 del Apéndice A.

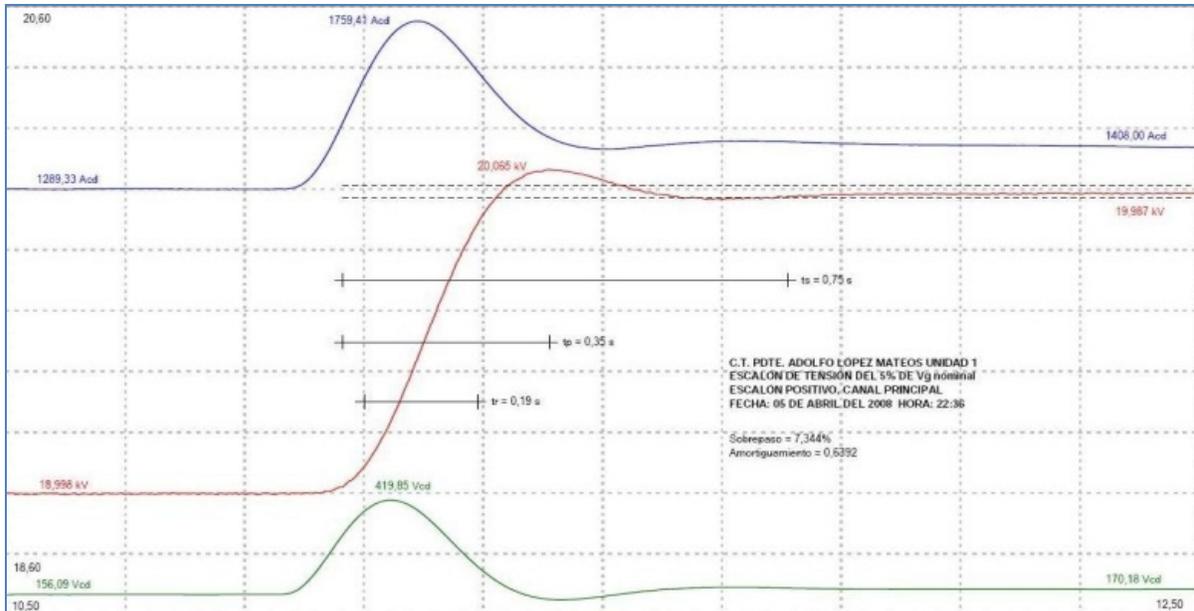


Figura 4.1 Gráfico impreso de una prueba de escalón de tensión AVR generador polos lisos 350 MW obtenido con graficador de plumillas.

El proceso del programa, mostrado en el diagrama de flujo de la figura 4.2, se describe como sigue:

- **Carga manual de datos de operación del programa.**- Con base a las características del gráfico impreso que se requiere procesar, se cargan de forma manual los siguientes datos:
 - Nombre de la variable que corresponde a la curva que se procesará.
 - Nombre de variable que se asignará a cada canal.
 - Orden del polinomio que se calculará para cada curva.
 - Pasos de Interpolación entre muestras.
 - Tiempo inicial para archivos de salida.
 - Tiempo final para archivos de salida.
 - Intervalo de re muestreo para archivos de salida.
- **Carga de Archivo Gráfico de Registro.**- El Gráfico que será procesado debe ser escaneado y almacenado en formato "jpg", cuidando que la alineación vertical y horizontal sea lo más precisa posible. Por otra parte, debido a que en los archivos gráficos el pixel (0,0) corresponde a la esquina superior derecha por lo cual para fines de carga, el gráfico debe ser reflejado en sentido vertical para hacer coincidir el punto (0,0) del plano coordenado con el pixel (0,0) de la imagen digitalizada tal como se muestra en la figura 4.3. Este archivo puede ser cargado al ambiente de programación de Matlab con la instrucción *imread*.

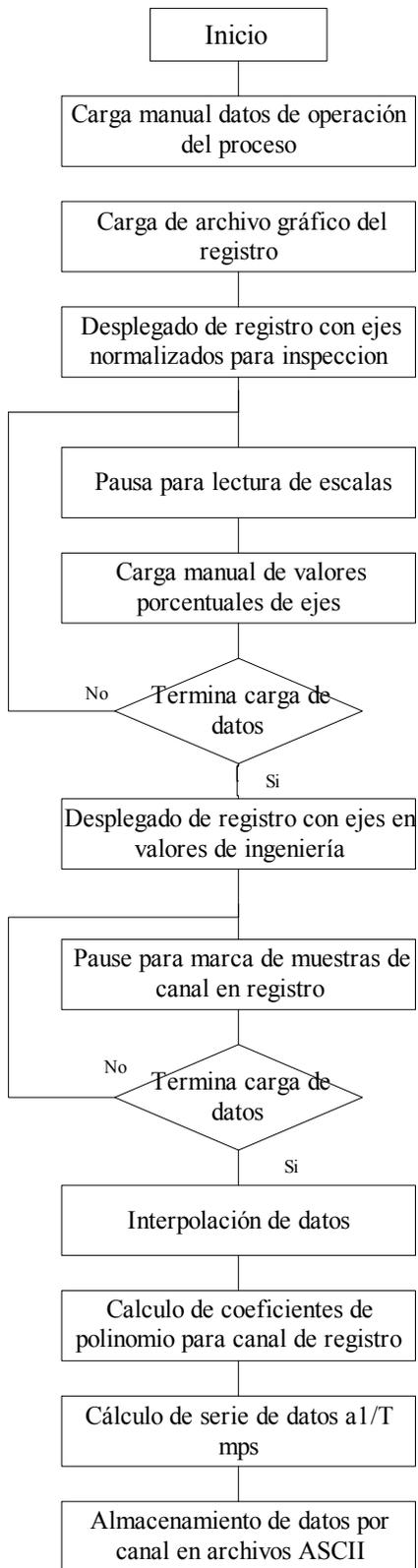


Figura 4.2 Diagrama de flujo programa para generar polinomios ajustados a registros gráficos de pruebas de comportamiento de controladores.

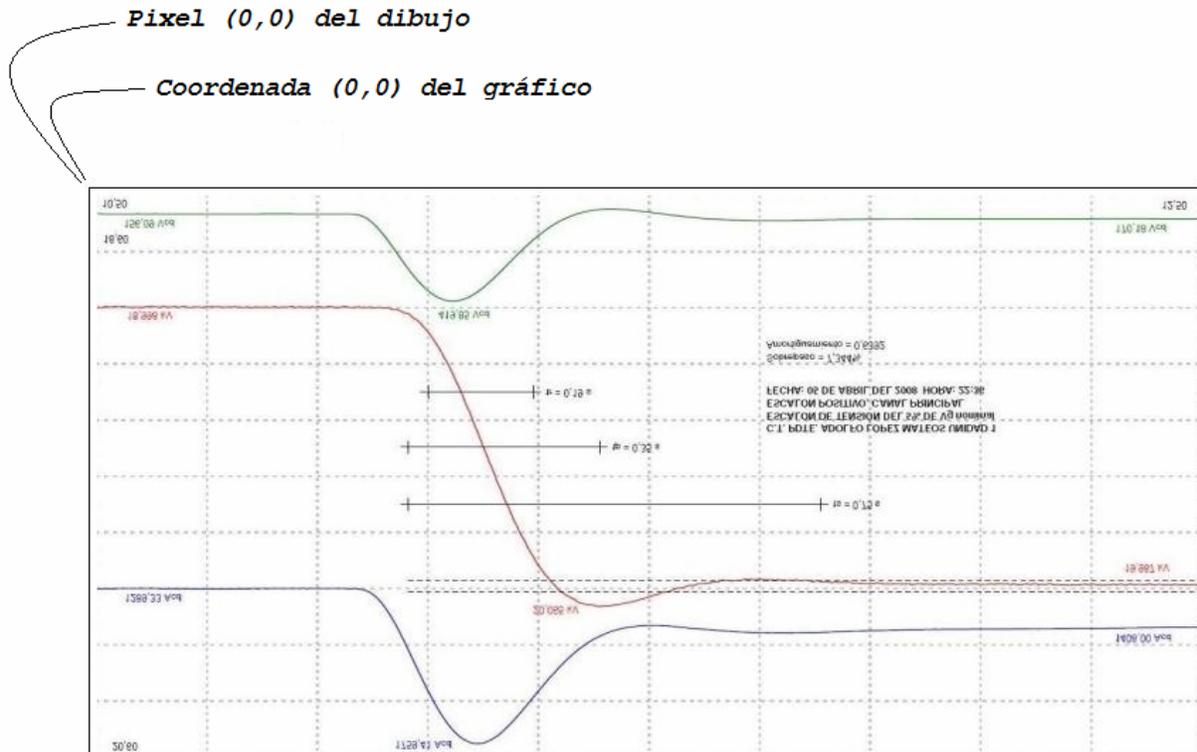


Figura 4.3 Inversión espejo de la imagen para archivo gráfico destinado a muestreo discreto.

- **Desplegado de registro para ajuste de escala.-** Este despliegado se realiza con un eje vertical normalizado de 0 a 100 %, en este punto es necesario insertar un punto de paro (*breakpoint*) en la consola de Matlab® para que el programa se detenga y permita por inspección la relación entre los valores porcentuales y los valores de ingeniería registrados para los dos puntos con diferencia de nivel más alta en la escala vertical de la variable que se está procesando, esta operación se realiza utilizando el *data cursor* del despliegado gráfico de Matlab®.
- **Desplegado de Registro con Valores de Ingeniería.-** A partir de la acción anterior se libera el *breakpoint* con el comando " *step* " de la consola de Matlab®, con lo cual el programa recalcula los ejes para volver a desplegar el gráfico con el eje vertical en los valores de ingeniería de la variable de interés. En este punto se vuelve a detener el programa con un *breakpoint* a fin de determinar por inspección, y utilizando el " *data cursor* ", una serie de muestras del registro bajo análisis en valores de ingeniería, las cuales son cargadas al programa para asignarse a las variables *x* y.
- **Interpolación de datos.-** En esta parte el programa calcula valores intermedios entre muestras por interpolación de acuerdo al requerimiento definido en la

carga manual de datos. El número de puntos intermedios por interpolación es definido por la variable FI en el código del programa.

- **Calculo de Coeficientes de Polinomio para Canal de Registro.-** Utilizando la función *polifit* se determinan los coeficientes del polinomio. El orden del polinomio es definido por la variable O en el código del programa.
- **Calculo de la serie de datos.-** A partir de los valores declarados para el tiempo inicial t_i y tiempo final t_f , así como el intervalo de muestreo T , se establece la serie de datos correspondiente a la estampa de tiempo de cada muestra. Con esta serie y los coeficientes obtenidos del polinomio encontrado se utiliza la instrucción *polival* para calcular la serie de datos correspondiente a la variable digitalizada.
- **Almacenamiento de datos en archivos ASCII.-** Se almacenan los registros en archivos ASCII, donde la primera columna corresponde a la variable tiempo y la segunda corresponde a la señal graficada en papel que fue procesada para su digitalización.

En las figuras 4.3, 4.4 y 4.5 se muestra el resultado del proceso descrito anteriormente. Se puede apreciar sobre el trazo del gráfico tomado de la impresión en papel, superpuesto el trazo del polinomio calculado con la rutina desarrollada en esta sección, en cada caso el programa ajusta la escala vertical conforme el parámetro referido en el gráfico.

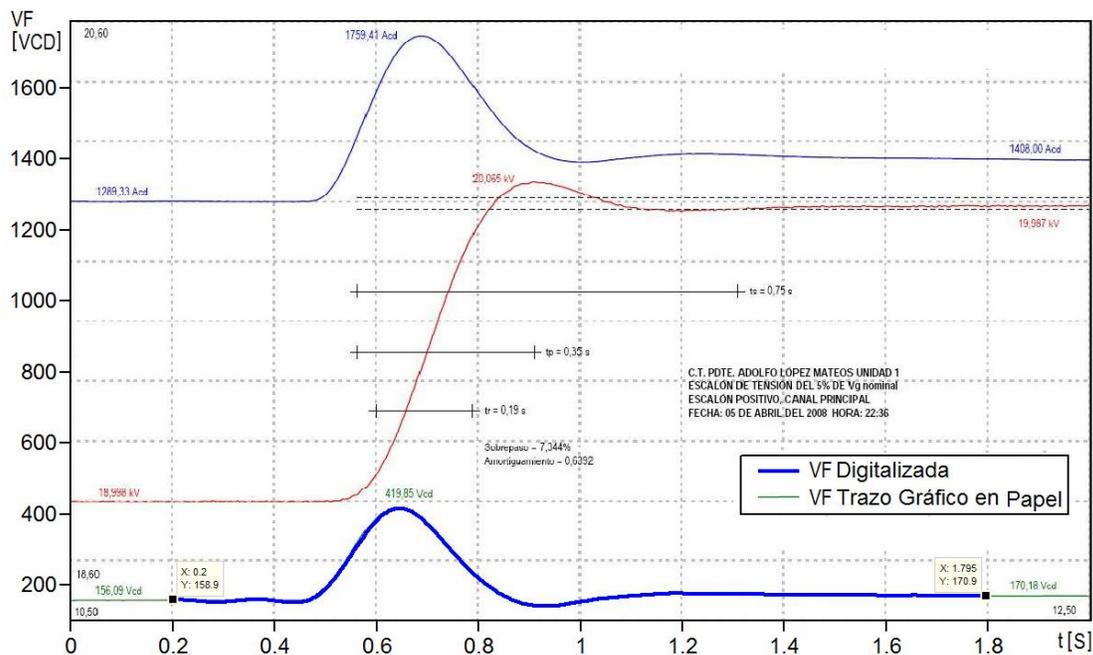


Figura 4.3 Resultado de la digitalización de la medición de voltaje de campo

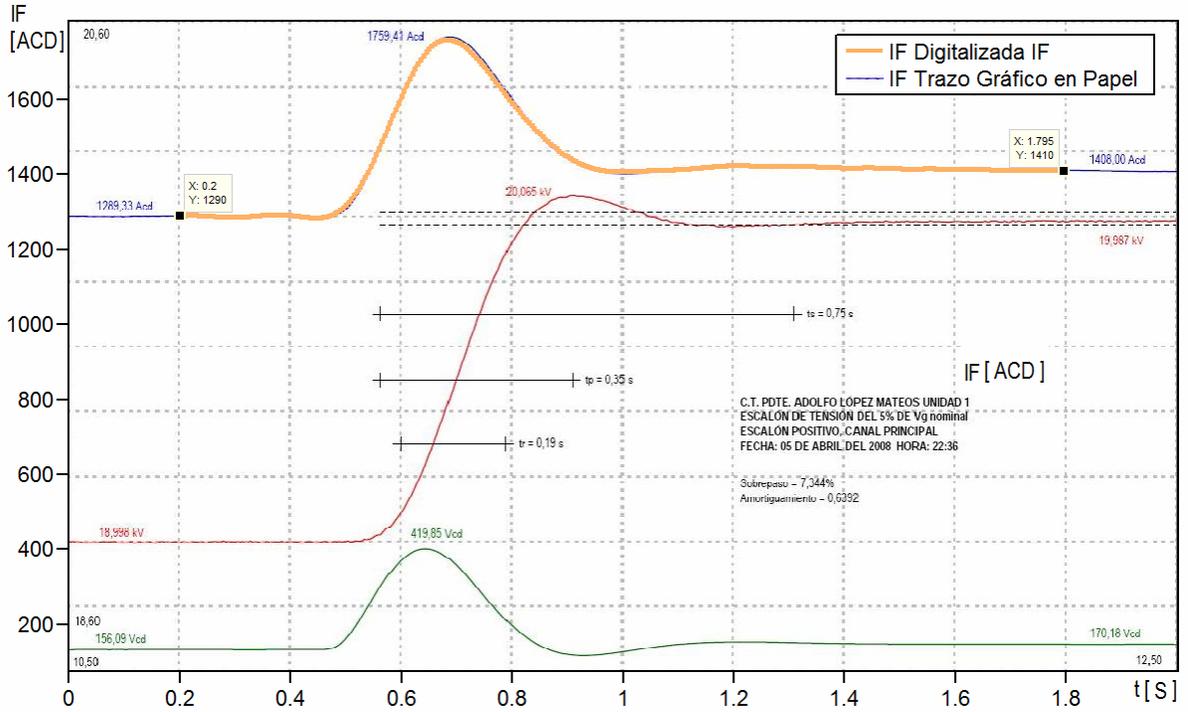


Figura 4.4 Resultado de la digitalización de la medición de corriente de campo

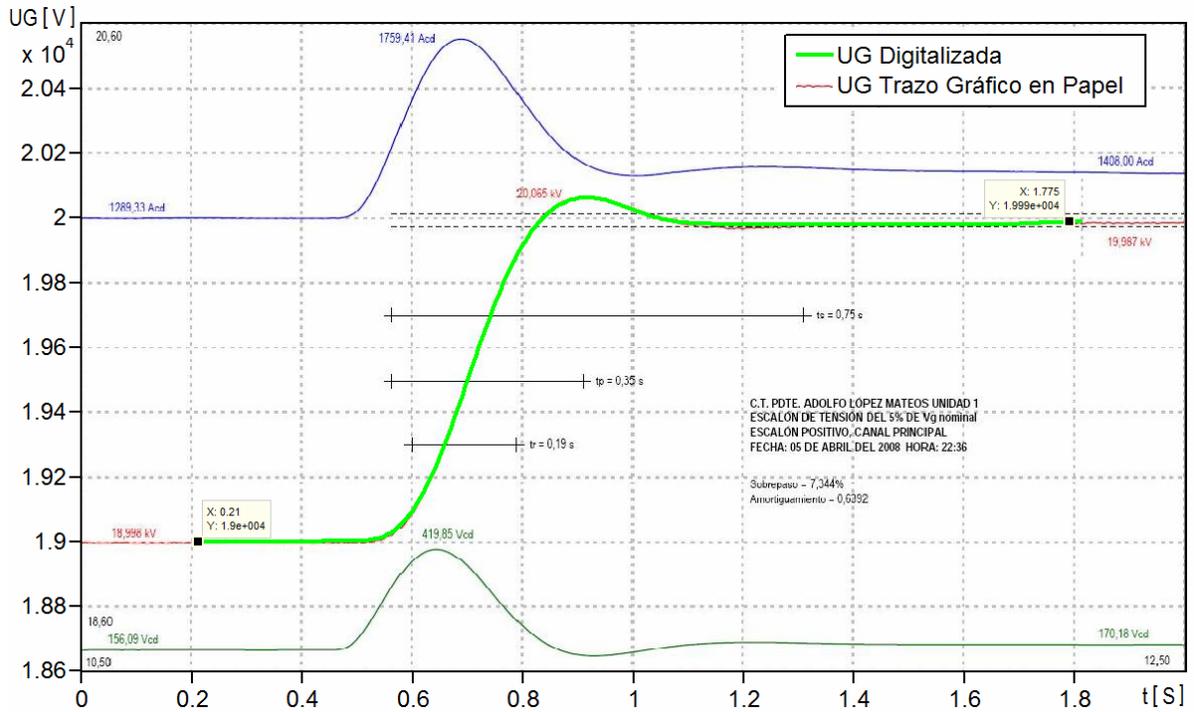


Figura 4.5 Resultado de la digitalización de la medición de tensión de generador.

4.4 PRESENCIA DE OFFSET EN LAS SEÑALES DE ENTRADA – SALIDA

Este efecto se produce cuando en las señales de entrada – salida presentan componentes de baja frecuencia, perturbaciones o desviaciones periódicas, o puntos de operación desplazados del origen.

En el caso de los modelos paramétricos donde las estructuras se representan como ecuaciones en diferencias, y establecen una relación lineal entre la secuencia de entrada $y(k)$ y la secuencia de salida $u(k)$ más una fuente de ruido $e(k)$, se tiene que el modelo debe ser capaz de reproducir la respuesta del sistema ante variaciones alrededor de su punto de trabajo, como en estado de régimen permanente, es decir cuando la entrada y la salida se estabilizan en un valor y_0 y u_0 [López Guillén, 2005].

$$A(q^{-1})y(k) = B(q^{-1})u(k) + e(k) \quad (4.1)$$

Cuando la solución no cubre los requisitos de respuesta transitoria y en estado permanente de forma simultánea, y si el sistema objeto de identificación opera en torno a un punto de trabajo conocido, basta con identificar un modelo bajo condiciones transitorias, y para el caso de estado estable, las señales de entrada – salida se corrigen con las siguientes funciones:

$$y(k) = y_m(k) - y_0 \quad (4.2)$$

$$u(k) = u_m(k) - u_0 \quad (4.3)$$

Donde

$$y_0 = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N y_m(k) \quad (4.4)$$

$$u_0 = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N u_m(k) \quad (4.5)$$

En Matlab® la obtención de y_0 y u_0 puede ser fácilmente extraíble de una serie de datos con la instrucción "mean", cuyo formato es $y_0 = \text{mean}(y)$ [Matlab®].

La presencia de tendencias en las series de datos se manifiestan como variaciones del punto de operación ó variaciones del valor promedio. Con el conocimiento de las frecuencias involucradas es posible eliminar este efecto con el uso de un filtro pasa altas en las señales de entrada salida del sistema.

En Matlab se dispone del comando "detrend" con el cual calcula para una serie de datos una línea recta ajustada por mínimos cuadrados, la cual es substráida de los datos originales.

4.5 CÁLCULO DE RESPUESTA DE MODELOS IDENTIFICADOS

Como se mencionó en la sección 3.11 sobre la práctica de seccionar en dos partes las series de datos disponibles para el proceso de identificación, una para identificación y otra para validación, el objeto es que los datos de validación sean independientes de los datos utilizados en la identificación. Con Matlab® se puede calcular la respuesta del modelo encontrado utilizando los comandos "tf" y "lsim". El primero permite declarar una función de transferencia que en el dominio de la variable z tal como se muestra en la ecuación (4.6):

$$GTd = tf([b0 \ b1 \ b2 \ b3 \ b4],[a0 \ a1 \ a2 \ a3],0.005,'variable','z^{-1}') \quad (4.6)$$

Mientras que con el segundo se puede Matlab® se puede calcular la respuesta de un sistema lineal invariante en el tiempo a una entrada arbitraria a partir del modelo declarado, tal como se muestra en la ecuación 4.5.2. en la que se simula la respuesta del sistema GTd ante la entrada VF_s muestreada según la secuencia de tiempo t .

$$VFLd=lsim(GTd,VFs,t); \quad (4.7)$$

Graficando los datos correspondientes a la respuesta medida en el sistema bajo análisis, y los datos calculados del modelo identificado, se puede realizar una validación del modelo por simple inspección, comparando los trazos superpuestos de ambas señales; sin embargo para realizar la validación por métodos analíticos es necesario identificar los "restos" de las señales de salida que el modelo no puede reproducir, estos restos ó residuos se establecen como:

$$\varepsilon(k) = \varepsilon(k, \theta_N) = y(k) - y(k, \theta_N) \quad (4.8)$$

Las diferencias calculadas poseen información sobre la calidad del modelo obtenido y proporcionan la información para aplicar la validación del modelo utilizando el análisis de residuos, el cual se describió en la sección 3.11.

4.6 FILTRADO DE SEÑALES

Si bien el manejo del ruido en los procesos de identificación descritos en el capítulo 3 resuelve su efecto en la desviación que produce en la determinación de los parámetros del modelo, su presencia dificulta la validación de los resultados debido a que hace más compleja la comparación entre la respuesta del modelo identificado y la medición de la salida del modelo real.

El ruido se caracteriza por componentes de alta frecuencia cuyo origen es generalmente por inducción de ruido del ambiente electromagnético circundante que en el caso de los sistemas de excitación la principal fuente es generada por el

convertidor de tiristores y afecta principalmente a los circuitos de medición. Por otra parte, cuando se utilizan datos medidos a partir de gráficos en papel, el error en el ajuste del polinomio correspondiente puede generar un efecto similar.

Dado que las frecuencias de interés en la respuesta de los sistemas de excitación se encuentran debajo de los 7 Hz, un filtro pasa bajas es suficiente para adecuar las señales utilizadas en el proceso de validación. Para ejemplificar podemos partir de un filtro de primer orden del tipo

$$G(S) = \frac{K_F}{T_F S + 1} \quad (4.9)$$

Donde tendremos que la frecuencia de corte será $1/T_F$, utilizando la transformación bilinear de Tustin con $T = \text{Frecuencia de muestreo}$. Podemos discretizar la función $G(s)$ con lo que obtenemos

$$G(z) = \frac{K_F}{T_F \left(\frac{2z-1}{Tz+1} \right) + 1} \quad (4.10)$$

$$G(z) = \frac{Y(z)}{U(z)} = \frac{TK_F z + TK_F}{2T_F z - 2T_F + Tz + T} = \frac{TK_F z + TK_F}{z(2T_F + T) - (2T_F - T)} = \frac{TK_F + TK_F z^{-1}}{(2T_F + T) - (2T_F - T)z^{-1}} \quad (4.11)$$

Donde:

$$\begin{aligned} A &= TK_F \\ B &= 2T_F + T \\ C &= 2T_F - T \end{aligned} \quad (4.12)$$

Con esto la ecuación (4.10) puede ser reescrita como

$$\frac{Y(z)}{U(z)} = \frac{\frac{A}{B} + \frac{A}{B} z^{-1}}{1 - \frac{C}{B} z^{-1}} \quad (4.13)$$

O como ecuación de diferencias:

$$y(k) = \frac{C}{B} y(k-1) + \frac{A}{B} u(k) + \frac{A}{B} u(k-1) \quad (4.14)$$

La misma técnica aplicaría para filtros de orden diferente, se muestra este ejemplo para mostrar el efecto de la frecuencia de muestreo, la frecuencia de corte del filtro y la Ganancia del mismo, para abundar en este tema se muestra a continuación la metodología de desarrollo misma que puede ser aplicado a filtros de cualquier orden.

Se considera una señal muestreada a intervalos $T=0.002$ s, en un filtro con una frecuencia de corte en 7 Hz tendremos donde $T_F=1/(2*\pi*7) = 0.0227$ si usamos una Ganancia $K_F=1$ tendremos:

$$\frac{Y(s)}{U(s)} = \frac{K_F}{T_F s - 1} \quad (4.15)$$

Al consideramos que para una frecuencia de corte de 7.0 Hz

$$T_F = \frac{1}{f_c} = \frac{1}{2\pi 7} \quad (4.16)$$

Aplicando la transformación bilineal de Tustin tendremos:

$$F7HZ = \frac{Y(z)}{U(z)} = \frac{0.009901 + 0.009901z^{-1}}{1 - 0.9802z^{-1}} \quad (4.17)$$

La respuesta del filtro se verifica utilizando la instrucción:

bode (F7HZ)

La cual produce el diagrama de Bode que se muestra en la Figura 4.6

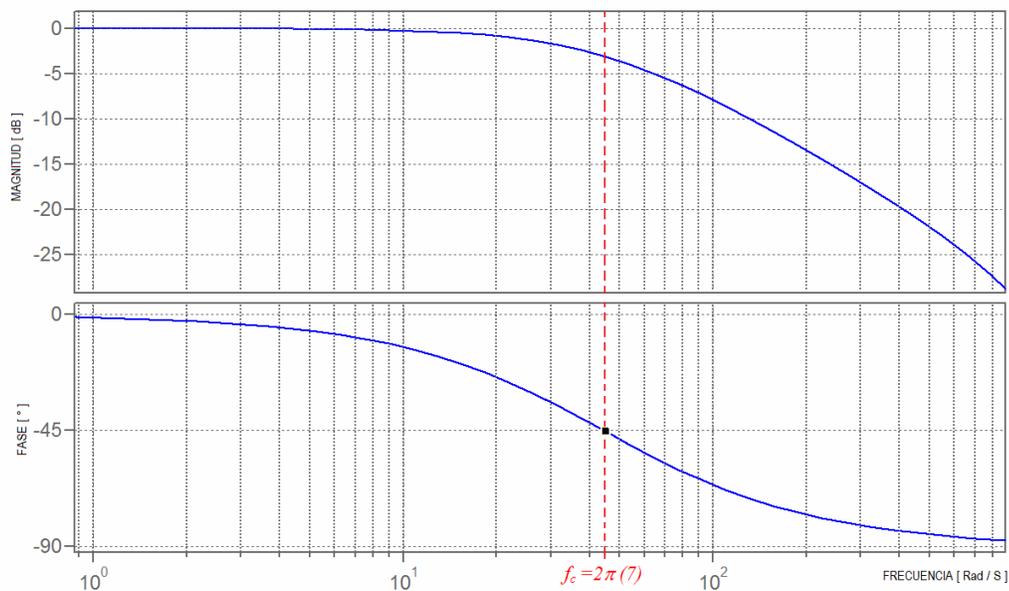


Figura 4.6 Gráfico de Bode filtro primer orden discretizado.

El filtrado de las señales con problemas de contaminación por ruido de medición presenta el inconveniente de un pequeño retraso; sin embargo su efecto se debe minimizar al aplicar el mismo filtrado para la señal de entrada como para la señal de salida.

4.7 ANÁLISIS DE RESIDUOS

4.7.1. Media Cuadrática de Residuos

La *Media Cuadrática del Error*, es una medida del promedio de los valores absolutos de los residuos. Este método queda definido en la siguiente expresión:

$$MCE = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \varepsilon^2(k) \quad (4.18)$$

Donde:

N es el número de muestras

ε es la diferencia entre el valor medido y el valor calculado con el modelo identificado al aplicar a este una secuencia de entrada construida con las muestras medidas a la entrada del modelo real

Este índice tiende a ser más pequeño cuanto mayor sea la calidad del modelo identificado. De esto se tiene la necesidad de establecer un criterio de máximo umbral para este índice a partir de lo cual se declara si el modelo es aceptable ó si es necesario repetir el procedimiento con una entrada más persistente ó mejorar el sistema de medición corrigiendo problemas de calibración offset ó ruido. Si utilizamos datos normalizados ó por unidad, un MSE debajo de 0.001 es un valor aceptable.

Cuando los datos de medición están contaminados con ruido la aplicación de este método puede arrojar resultados que no permiten determinar si la calidad del modelo identificado es suficiente, por lo cual es necesario filtrar la señal medida antes de aplicar la evaluación de media cuadrática de residuos, un ejemplo de esta condición se muestra a continuación:

A partir de los datos asociados con el proceso de identificación del modelo mostrado en la ecuación (4.19)

$$GD = \frac{0.1615 + 0.1615z^{-1}}{1 - 0.677z^{-1}} \quad (4.19)$$

donde los datos correspondientes son:

SR = *Serie de datos medidos a la salida del modelo.*

SC = *Serie de datos calculados a partir del modelo identificado.*

UR = *Serie de datos medidos a la entrada del sistema.*

t = *Serie de tiempo para muestras medidas y calculadas.*

El modelo identificado se declara con la instrucción

```
GD=tf([0.1615 0.1615],[1 -0.6770],0.0115,'variable','z^-1')
```

Con esto se calcula la serie de datos de salida calculados utilizando la instrucción `lsim`:

```
SC = lsim (GD,u,t);
```

Aplicando la ecuación (4.18) para el cálculo de la media cuadrática de error utilizamos la siguiente serie de instrucciones en Matlab®:

```
E=SR-SC;  
SUM=0;  
for k=1:100  
    SUM=SUM+(E(k))^2;  
end  
MCE=(1/100)*SUM
```

Lo cual nos arroja el siguiente resultado

$$MCE = 0.0062$$

Para el mismo caso a utilizar los datos originales sin filtrado, tendremos, con;

```
SRO = UG medida sin filtrado  
SCO = UG calculada a partir de la entrada sin filtrado
```

se desarrolla el cálculo de la media cuadrática de error con los siguientes comandos

```
E=SR-SC;  
SUM=0;  
for k=1:100  
    SUM=SUM+(E(k))^2;  
end  
MCE=(1/100)*SUM
```

se obtiene:

$$MCE=0.0214$$

Después de hacer pasar la señal medida a la salida del sistema por un filtro pasa baja con una frecuencia de corte de 7 Hz y una ganancia de unitaria, se preprocesa la señal $SR=UG$ medida contaminada con ruido para determinar la serie de datos $SF=UG$ filtrada y $SC=UG$ calculada y se recalcula la media cuadrática de error con lo cual se obtiene:

Cálculo de serie de datos para UG filtrada:

SF=l_{sim} (F7HZ,SR,t);

con lo cual se obtiene:

MCE=0.00023

En la Fig. 4.7 se muestra la comparación entre la señal medida con ruido, la salida del filtro y la respuesta del modelo identificado.

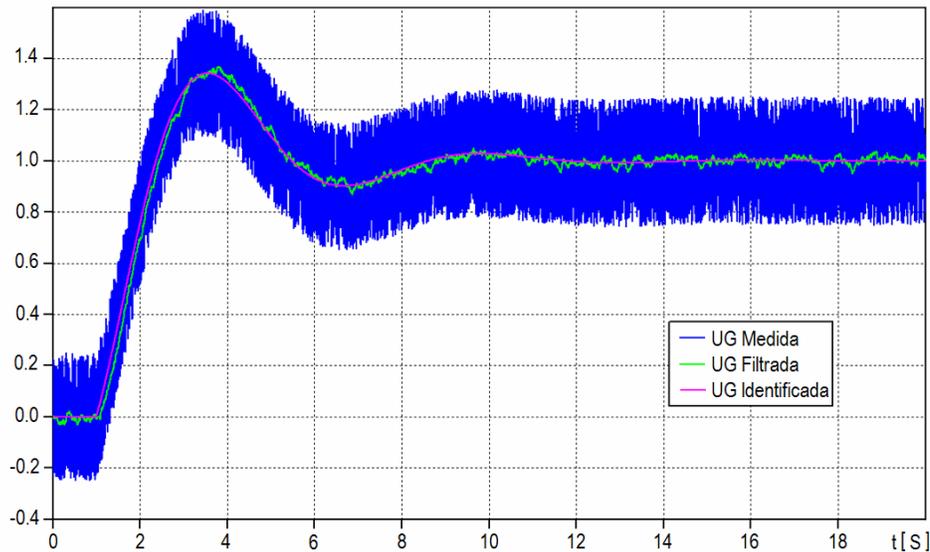


Figura 4.7 Respuesta de filtro primer orden para de señal medida ejemplo 4.7.1.2.

4.7.2 Autocorrelación de Residuos

Dado que se asume que un proceso de identificación bien condicionado arroja una secuencia de residuos similar a ruido blanco, una buena forma de verificar esta condición es aplicar un chequeo por auto correlación:

$$R_{\varepsilon}^N = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \varepsilon(k) \varepsilon(k - \tau k) \quad (4.19)$$

Para diferentes valores de $\tau = 1, 2, 3, 4, \dots$

Dado que una de las características del ruido blanco es la carencia de periodicidad, la autocorrelación de una señal de **ruido blanco** tendrá un fuerte pico en $\tau = 0$ y valores cercanos a cero y sin ninguna estructura periódica para cualquier otro τ , por lo cual si

el resultado de la autocorrelación de la función de error no da valores pequeños para $\tau \neq 0$ es signo de deficiencia en la estimación de los parámetros del modelo.

Para ejemplificar lo anterior, se muestra la aplicación de la autocorrelación de la función de error aplicada entre las salidas calculadas para un modelo continuo y su modelo aproximado equivalente discretizado. Las funciones de transferencia de estos modelos se muestran en las ecuaciones (4.20) y (4.21). La función continua está expresada como:

$$GC = \frac{1}{0.03s + 1} \quad (4.20)$$

De la que se obtiene su equivalente discretizada utilizando la instrucción de Matlab®

```
GD = c2d(tf([1],[0.03 1]),0.001,'tustin')
```

La función de transferencia discretizada obtenida con el comando anterior es:

$$GD = \frac{0.01639 + 0.01639z^{-1}}{1 - 0.9672z^{-1}} \quad (4.20)$$

Se procede a calcular con la instrucción `lsim` la salida "YC" del modelo continuo y "YD" del modelo discreto para una secuencia binaria pseudoaleatoria de 4000 muestras con un contenido armónico del 10% de la Frecuencia de Nyquist en un intervalo de 0 a 3.999 S, así como el error "E", estos cálculos se realizan con las siguientes instrucciones de Matlab®

```
YC=lsim(tf([1],[0.03 1]),idinput([4000 1],'prbs',[0 0.1]),(0:3999)*0.001);
YD=lsim(c2d(tf([1],[0.03 1]),0.001,'tustin'),idinput([4000 1],'prbs',[0 0.1]),(0:3999)*0.001);
E=YC-YD;
```

El cálculo de autocorrelación y graficado se realiza con el siguiente comando

```
stem(xcorr(E,E))
```

Con lo cual se obtienen los resultados presentados en las figuras 4.8 y 4.9.

Como se observa en las Figs. 4.8 y 4.9, el proceso de identificación del modelo discreto con respecto al modelo continuo es adecuado. El ajuste se puede observar en la Fig. 4.8, mientras que la secuencia de residuos del mismo en la Fig. 4.9 es similar a la del ruido blanco, con un fuerte pico en $\tau = 0$ y valores cercanos a cero y sin ninguna estructura periódica para cualquier otro τ .

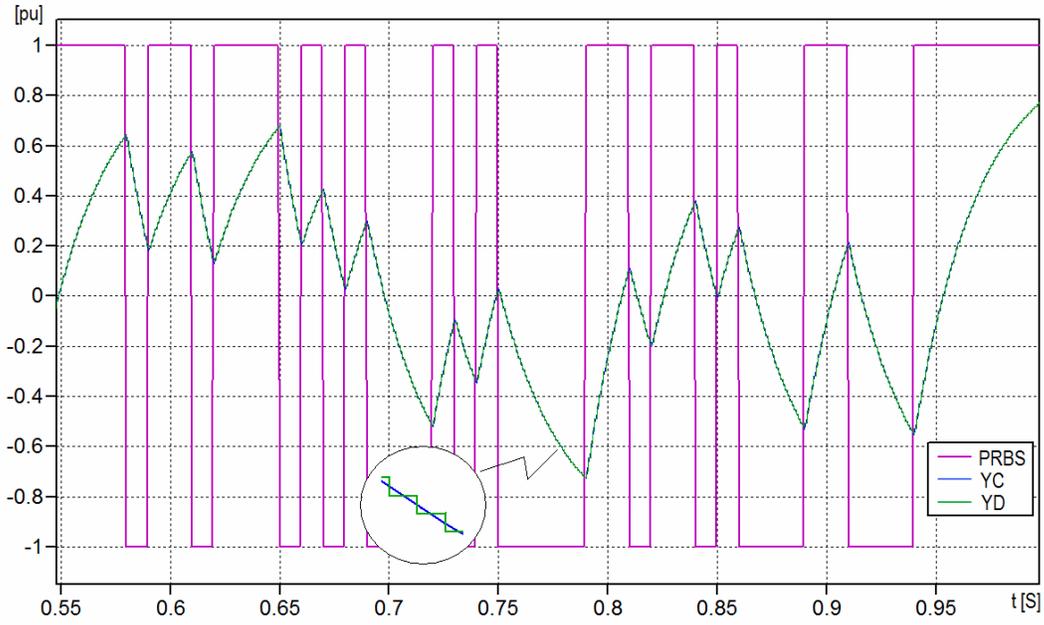


Figura 4.8 Gráfico comparativo entre salidas de modelo continuo GC y modelo discreto GD

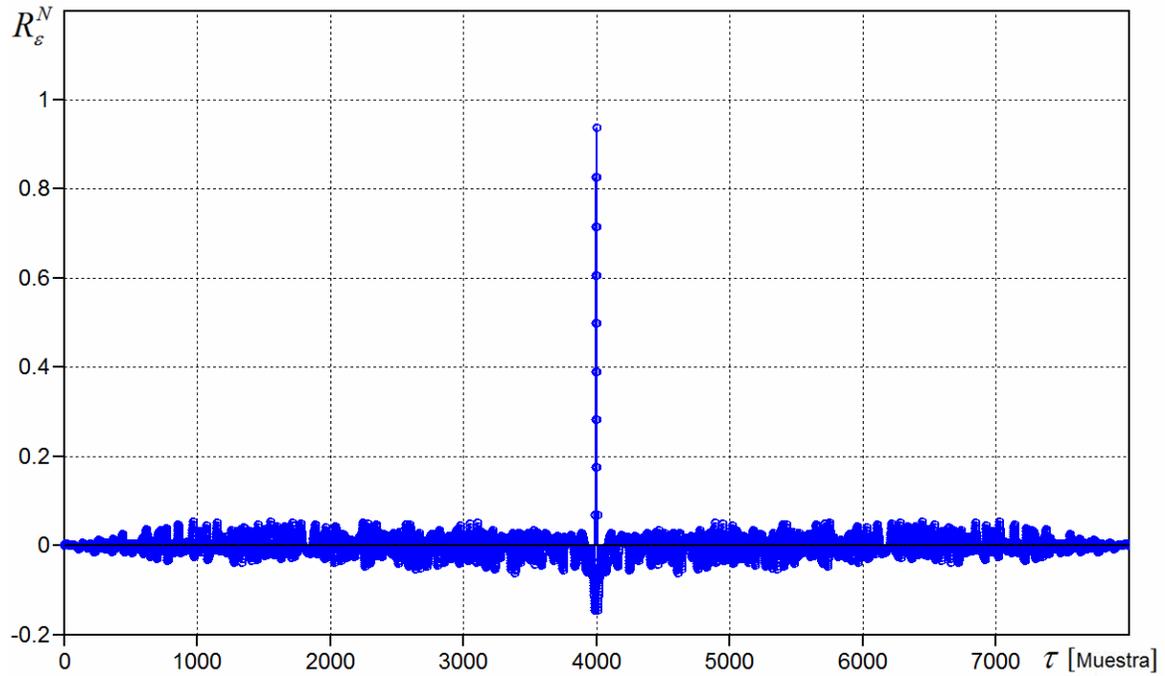


Figura 4.9 Gráfico de autocorrelación de residuos de la diferencia entre la salida del modelo continuo y la salida del modelo discreto

4.7.3 Correlación cruzada entre Residuos y entrada

De forma similar, los residuos no deben estar correlacionados con la entrada, por lo que es una buena práctica aplicar la evaluación de la correlación cruzada de los residuos de la salida con la entrada del sistema objeto de la identificación. Este proceso se describe en la ecuación (4.20).

$$R_{\varepsilon u}^N = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \varepsilon(k)u(k - \tau k) \quad (4.20)$$

En este caso si se detectan trazas de entradas pasadas en los residuos, entonces una parte de la salida está asociada con valores pasados de la entrada, lo cual es indicativo que el modelo puede mejorarse [Becerra, 2008].

Utilizando los datos del ejemplo de la sección anterior, podemos aplicar la correlación cruzada entre la entrada al sistema y la diferencia entre la salida calculada de los modelos continuo y discreto con el comando de Matlab® que se muestra a continuación. Así mismo, el grafico correspondiente se muestra en la figura 4.10.

`stem(xcorr(E, UR))`

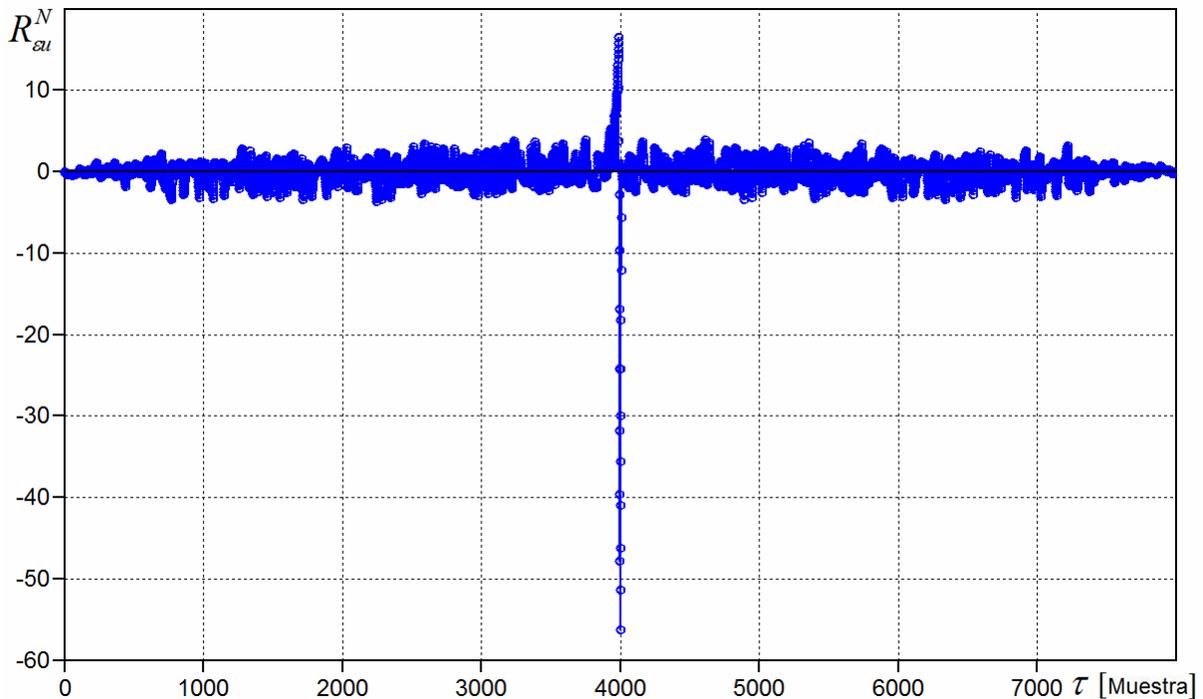


Figura 4.10 Gráfico de correlación cruzada entre la entrada y residuos de la diferencia entre las salida del modelo continuo y discreto.

4.8 GUI DE MATLAB PARA IDENTIFICACIÓN DE SISTEMAS

En este punto tenemos todos los elementos con los cuales podemos describir de forma general la Interfase Gráfica de Usuario (GUI) para identificación de sistemas. Esta descripción mostrará su aplicación a sistemas descritos en el capítulo 3, (Sistemas tipo Caja Gris SISO-LID-FIR no anticipatorios).

La descripción, funcional de esta interfase se muestra utilizando los datos tomados de la entrada y salida de un controlador PI cuya función de transferencia continua se muestra en la ecuación (4.21):

$$\frac{S(s)}{E(s)} = \frac{1.5s + 5}{0.3s} \quad (4.21)$$

Esta interfase se activa desde la ventana de comandos de Matlab® con el comando `ident` con lo cual se abre la ventana mostrada en la figura 4.11. Los datos se cargan previamente al ambiente de programación desde el archivo de datos `PI.mat`. Los comandos utilizados para esta acción son:

```
load PI.mat
S=PI(:,2)
E=PI(:,3)
ident
```

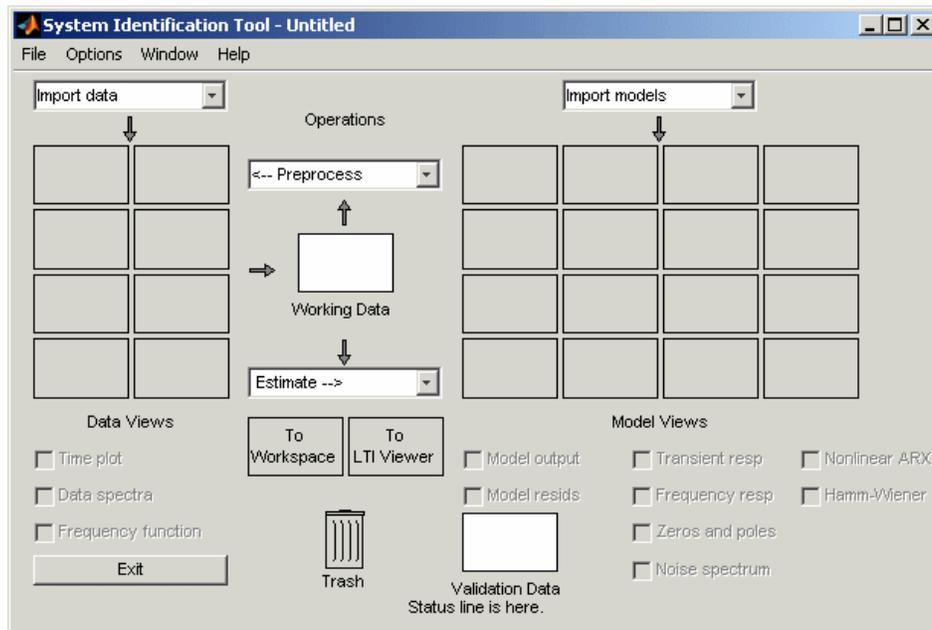


Figura 4.11 Consola de operación GUI de Identificación de Sistemas de Matlab®.

Esta GUI permite realizar las siguientes acciones:

- Importación de datos.- Los datos deben estar almacenados en un archivo de datos bajo las representaciones correspondientes al dominio del tiempo, dominio de la frecuencia y objeto de datos. La ventana de diálogo se muestra en la figura 4.12.



Figura 4.12 Ventana de diálogo de selección de dominio para importación de datos.

- Caracterización de datos.- Una vez que se ha seleccionado el dominio de los datos de proceso es necesario cargar los datos desde el espacio de trabajo (*Workspace*) de Matlab®; esto se logra con la ventana que se activa cuando se selecciona el dominio de los datos de proceso (Fig. 4.13). En esta ventana se definen los nombres de las variables, el tiempo inicial y el tiempo de muestreo, después de establecer estos parámetros se acciona el botón "import" y se cierra la ventana.

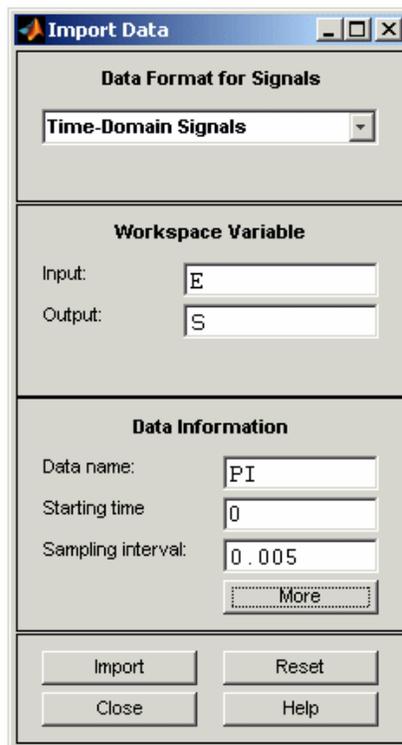


Figura 4.13 Ventana de selección de dominio para importación de datos.

- Caracterización de Modelo.- Una vez que se han cargado las series de datos de entrada salida del modelo a identificar, se acciona el botón de estimación “Estimate” con el cual se abre un menú (Fig. 4.14) en el que se selecciona la opción correspondiente a modelos paramétricos. Al hacer esto se abre una ventana auxiliar denominada “Parametric Models” en la cual se establece los siguientes elementos

- Tipo de Modelo (ARX, ARMAX, OE, BJ etc...) en el que se selecciona el modelo ARX.
- Orden del Modelo.- En esta opción se establece el orden del denominador y del numerador del modelo, el cual es conocido dado que estamos trabajando en modelos tipo caja gris (Grey Box Models), en el caso que no ocupa se establece que:

Orden del denominador $na=1$
 Orden del numerador $nb=2$
 Orden del Retraso $nr=0$

- Ancho de banda.- Al accionar el menú “focus” se selecciona “filter” con lo cual se abre una ventana en la cual se inserta el ancho de banda de interés para el modelo bajo identificación, en este caso se define el ancho de banda de 0 a 7 Hz.

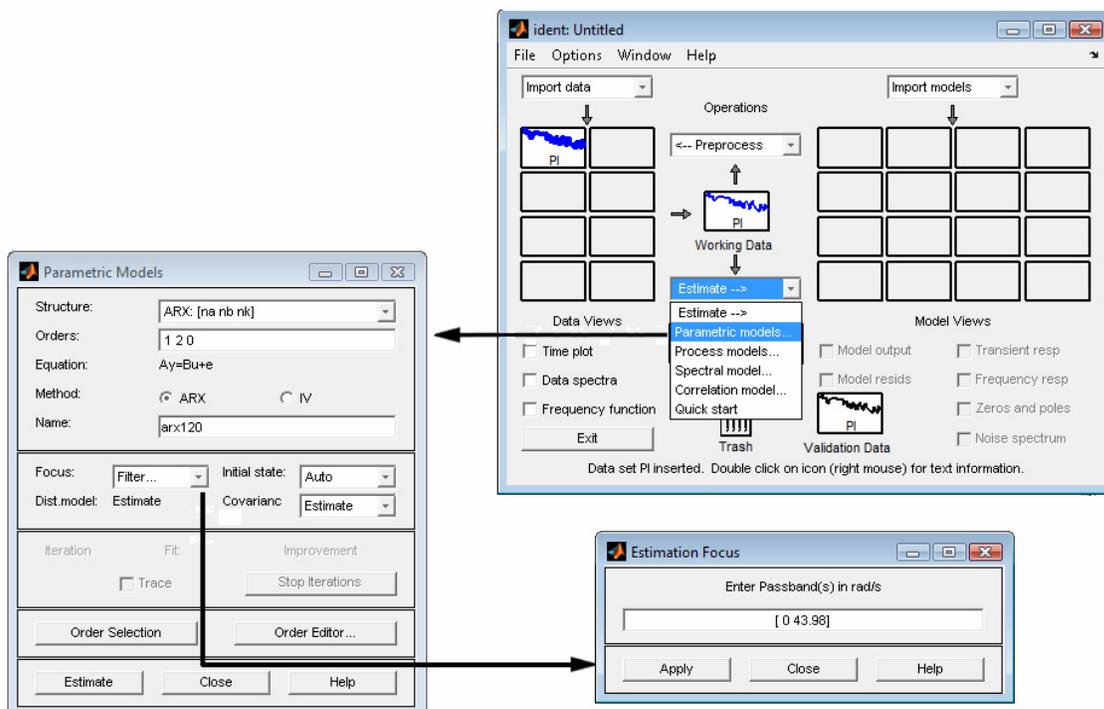


Figura 4.14 Ventanas de caracterización de modelo.

- Ejecución del proceso de identificación.- Oprimiendo el botón “Estimate”, Matlab® ejecuta el proceso de identificación almacenando el resultado en una celda en la que se indica una figura que esboza el gráfico de respuesta del modelo y una etiqueta con el tipo de modelo así como los valores con el orden del numerador, denominador y retraso de la función de transferencia del modelo.

Al dar clic sobre esta celda, se abre la ventana de información del modelo donde se reporta un resumen del resultado obtenido (Fig. 4.15).

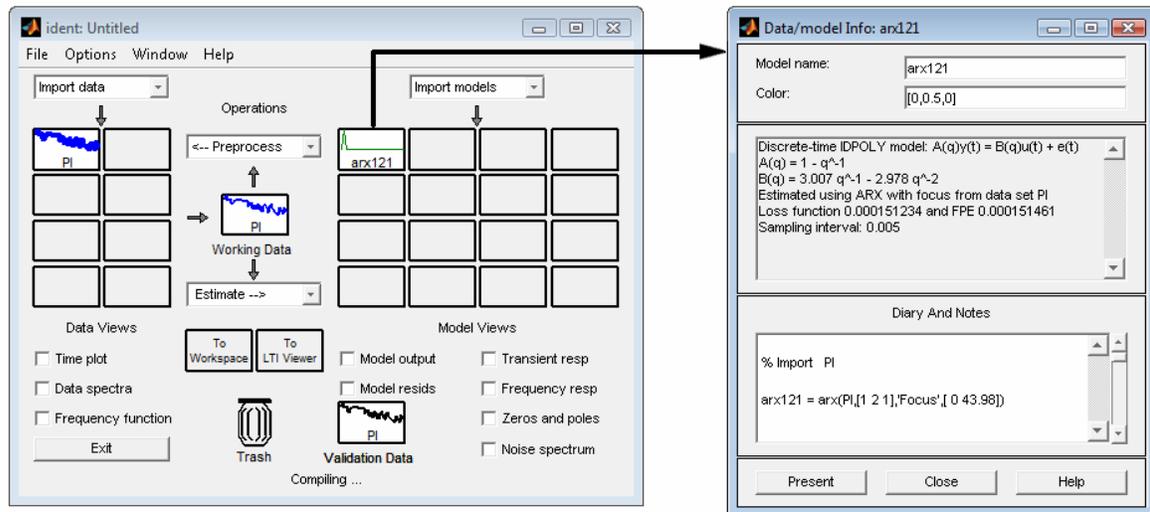


Figura 4.15 Ventanas de resultado de identificación del modelo.

Oprimiendo en el botón “Present” de la ventana de información, se despliega en la ventana de comandos de Matlab el informe del modelo identificado:

Discrete-time IDPOLY model: $A(q)y(t) = B(q)u(t) + e(t)$

$$A(q) = 1 - q^{-1}$$

$$B(q) = 3.007 (+-0.007751) q^{-1} - 2.978 (+-0.007799) q^{-2}$$

Estimated using ARX with focus from data set PI

Loss function 0.000151234 and FPE 0.000151461

Sampling interval: 0.005

Created: 19-Jul-2009 20:19:18

Last modified: 19-Jul-2009 20:19:18

- Validación de Modelo.- Debajo de las celdas de modelos identificados se encuentran dos opciones, las cuales corresponden a (Fig. 4.16):

- Model Output.- Al activar esta función Matlab® calcula la respuesta del modelo identificado a la función correspondiente a la serie de datos medidos a la entrada al sistema desplegando la gráfica correspondiente tal como se muestra en la figura 4.16.
- Residual Analysis.- Al activar esta función Matlab® calcula y grafica los resultados de la autocorrelación de residuos y la correlación cruzada entre la entrada y los residuos del modelo (ver Fig. 4.16).

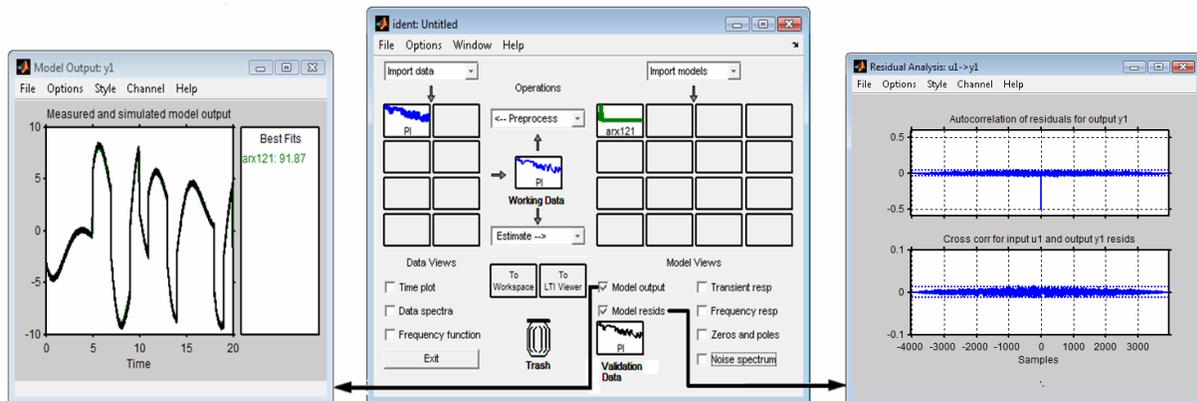


Figura 4.16 Ventanas de validación del modelo identificado.

Para el caso de modelos de los que no se conoce su estructura, Matlab® proporciona medios para desarrollar identificación de modelos de caja negra (*Black Box Model*), donde las propiedades de los datos medidos determinan la estructura del modelo. Los sistemas que requieren de este tipo de técnicas de identificación pueden encontrarse en sistemas de vuelo, procesos de termo fluidos y sistemas electromecánicos entre otros, esta herramienta permite su aplicación en control adaptivo, diseño de filtros y sistemas predictivos.

CAPÍTULO 5:

APLICACIÓN DE LA METODOLOGÍA EN UNIDADES GENERADORAS DE GRAN POTENCIA

5.1 INTRODUCCIÓN

En este capítulo se presentan casos de aplicación de las técnicas de identificación descritas en los capítulos 3 y 4 iniciando con el proceso de identificación de las estructuras más usuales, utilizadas como funciones de transferencia en los bloques de control básicos para representar los sistemas de excitación, de los cuales se pueden enumerar:

- Controladores PI
- Generadores
- Redes de atraso - adelanto

Para cada uno de estos elementos se plantea su función de transferencia y los requerimientos de instrumentación para el muestreo de señales. Por otra parte se establecen las relaciones de conversión de modelos entre el dominio continuo y el dominio discreto.

Posteriormente se presentan casos de aplicación en unidades generadoras, en los cuales se identifican las funciones de transferencia del controlador de excitación. En estos casos, debido a restricciones en las señales disponibles se estiman de forma indirecta algunas de las señales requeridas. Las técnicas presentadas son aplicables a cualquier bloque de control con una función de transferencia con estructura conocida.

5.2 PROCESO DE IDENTIFICACIÓN

Los pasos a seguir para el desarrollo del proceso de estimación de parámetros en bloques de control con estructura conocida, se describen en el diagrama de flujo de la figura 5.1. En cada paso se desarrollan las acciones que se describen a continuación.

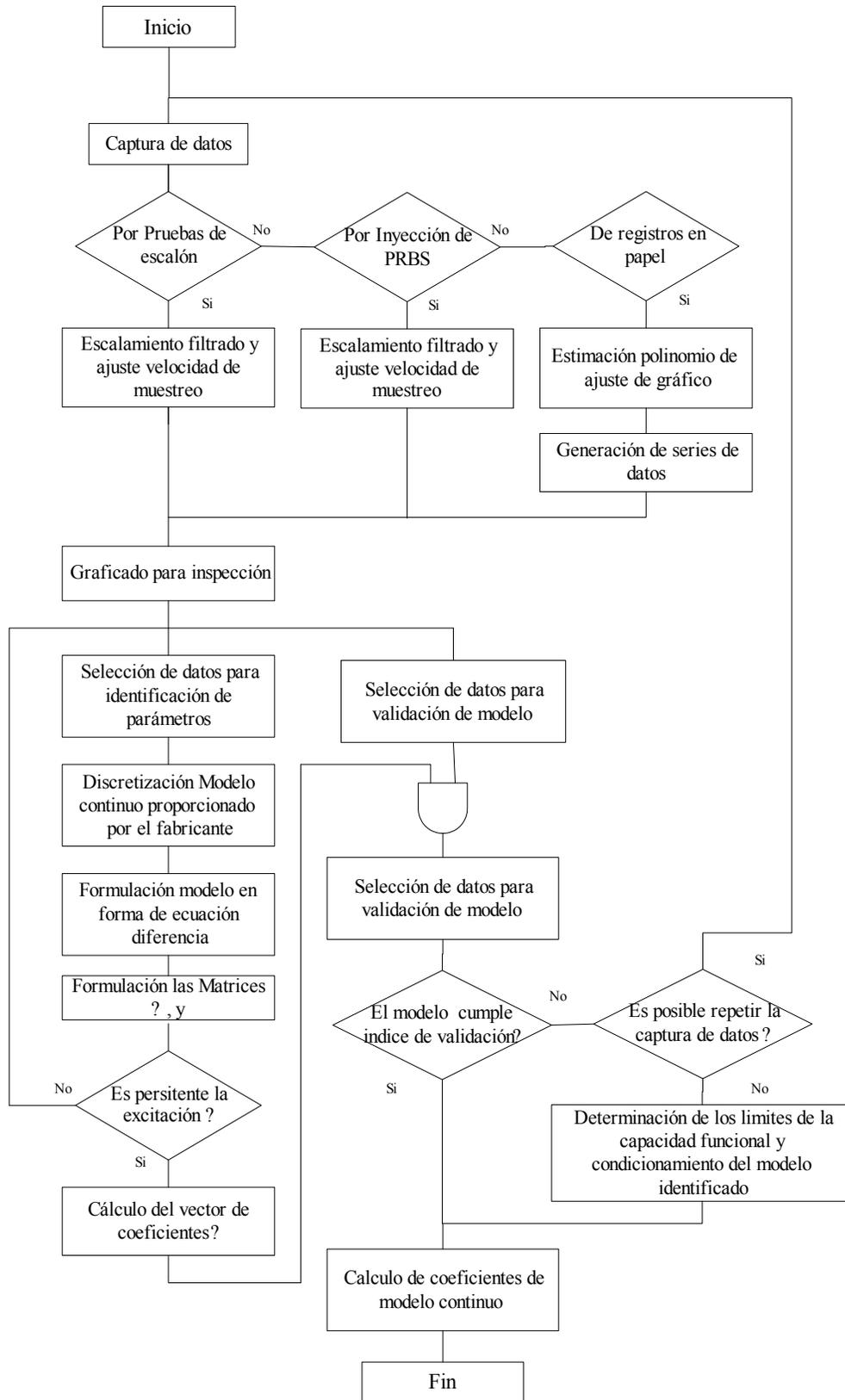


Figura 5.1 Diagrama de flujo proceso de estimación de parámetros.

- **Captura de datos**

La captura de datos puede realizarse a partir de pruebas de comportamiento ya realizadas, ya sea almacenadas directamente en formato digital, ó por digitalización de registros en papel utilizando la técnica descrita en la sección 4.3. La opción óptima para la captura de datos es la ejecución de pruebas de respuesta con inyección de una señal de prueba del tipo denominado Secuencias Binarias Pseudoaleatorias, (PRSB por sus siglas en inglés). Aunque esta práctica aún no se aplica de forma cotidiana en las pruebas a unidades, a partir de este trabajo se planteará la conveniencia de su aplicación.

- **Escalamiento filtrado y ajuste de la velocidad de muestreo**

Cuando las series de datos presentan contenido de ruido, es necesario limitarlo con un filtro pasa bajas a fin de acotar las señales a las frecuencias de interés. En el caso de los sistemas de excitación, éstas quedan cubiertas debajo de los 10 Hz. De acuerdo al tipo de proceso bajo análisis, en algunos casos se deberán escalar las series de datos para representar valores de ingeniería y en otros para representar valores por unidad; así mismo, de ser necesario se debe verificar y en su caso ajustar el intervalo de muestreo de las series de datos muestreados, con el objeto de ajustar el intervalo de muestreo T que será utilizado en la transformación bilineal que será utilizada para discretizar los modelos continuos proporcionados por el fabricante.

- **Graficado de series de datos para inspección**

Es necesario graficar los datos que serán utilizados en el proceso de identificación para identificar por inspección, y en su caso eliminar discontinuidades, cortes o la manifestación de cualquier problema en la serie de datos que genere conflictos con el proceso de identificación.

- **Selección de datos para identificación y para validación**

Es recomendable tomar de las series de muestras de cada canal una sección de datos para el proceso de identificación y otra para el proceso la validación del modelo obtenido. Debe prevalecer el criterio de seleccionar la zona de datos que representen una condición de excitación en la cual no interfieran condiciones de no linealidad del sistema bajo análisis.

- **Discretización del modelo**

Dado que en los sistemas de excitación se conoce de antemano la estructura del modelo, la técnica utilizada en este trabajo se denomina de "Caja Gris" (Grey Box). Esta condición ofrece la ventaja de que aplicando una transformación $s \rightarrow z$ podemos obtener el modelo discretizado que será objeto del procedimiento para la estimación de sus coeficientes. En este caso se utilizará la transformación bilineal conocida como "Método Tustin" el cual se describió en la sección 3.3.

- **Formulación de la ecuación en diferencias del modelo**
Con la ecuación del modelo continuo transformado a su equivalente discretizado, tal como se describió en la sección 3.3, se aplican manipulaciones algebraicas para definir el modelo en forma de ecuación en diferencias, la cual se utiliza como base del proceso de identificación.
- **Formulación de las matrices Φ y el vector Y**
Las matriz Φ de regresión y el vector Y descritos en las secciones 3.3 y 3.4 se construyen a partir de las series de datos muestreados, capturados en la entrada y salida del sistema. Para esto es necesario iniciar en un paso que posea suficientes muestras previas para cubrir el orden de la ecuación en diferencias del modelo bajo análisis.
- **Verificación de persistencia de la señal de excitación del sistema**
Tal como se describió en la sección 3.6 se verifica la no singularidad de la matriz $[\Phi^T\Phi]$, con lo cual se dispone de una indicación sobre la viabilidad de aplicación del método de identificación por mínimos cuadrados.
- **Cálculo del vector de coeficientes θ**
Dado que en esta aplicación no se desarrolla una identificación en línea, no se tiene comprometida la velocidad del proceso ni la capacidad de almacenamiento, y por otra parte se dispone de una serie de recursos para condicionar la estructura de los datos. Generalmente es aplicable el método de mínimos cuadrados simple ó generalizado, tal como se describe en las secciones 3.5 y 3.7.
- **Validación de los coeficientes del modelo**
Del vector de parámetros θ se sustituyen los coeficientes identificados en la ecuación en diferencias del modelo y se aplica la serie de datos correspondiente a la entrada, previamente seleccionada para este fin, con el objeto de comparar la salida calculada de la ecuación en diferencias con los datos medidos a la salida del modelo real. Esta comparación se puede hacer en principio por inspección graficando ambas señales, con el objeto de establecer si existe una desviación evidente a simple vista; posteriormente se aplica la evaluación por la media cuadrática del error ó las metodologías de análisis residuos descritas en la sección 3.9. Se debe tomar en cuenta que; cuando se intenta validar un modelo identificado, se deben aplicar condiciones iniciales idénticas a las presentes en la primer muestra de las señales de entrada – salida utilizadas en el proceso de identificación, para lo cual se utiliza la primer muestra de la señal de salida medida como condición inicial. De otra manera el graficado presentará un desplazamiento asociado con la condición inicial cero.

Cuando el modelo identificado no cumple con los índices de validación establecidos se pueden dar los siguientes casos:

- El modelo declarado por el fabricante no es apropiado.
- La señal de prueba para excitar el bloque identificado no posee la suficiente persistencia.

Bajo estas condiciones, cuando no es viable repetir el proceso, se debe establecer la capacidad funcional y el condicionamiento en la aplicación del modelo.

- Construcción de modelo continuo con coeficientes identificados

Dado que el modelo continuo es conocido, la obtención de sus coeficientes en función de los coeficientes del modelo discreto se logra por simples métodos algebraicos, por sustitución ó en casos más complejos bajo la solución de ecuaciones lineales simultáneas.

Se considerará que es más conveniente utilizar el modelo discretizado dado que actualmente los controladores son del tipo microprocesado y desarrollan un proceso discreto. El modelo continuo es en realidad una aproximación del modelo discreto identificado.

5.3 FUNCIONES DE TRANSFERENCIA DE CONTROLADORES DE EXCITACIÓN

La estructura de los sistemas de excitación está conformada por bloques unitarios generalmente descritos como funciones de transferencia continuas en el dominio de Laplace. Estos bloques representan, ya sea la función de control ó componentes de la unidad como excitadores, generadores ó transductores.

En esta sección se muestra la aplicación de las técnicas descritas en la sección 3 para la discretización e identificación paramétrica de estos bloques así como la obtención del modelo continuo correspondientes.

5.3.1 Controlador PI

La estructura del modelo continuo para un controlador PI se puede representar a bloques como se muestra en las figuras 5.2 y 5.3.

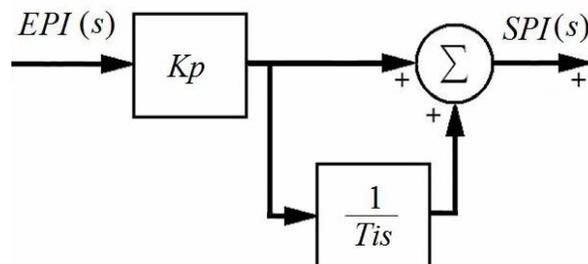


Figura 5.2 Esquema a bloques controlador PI tipo 1.

La función de transferencia asociada con esta estructura puede escribirse como se muestra en la ecuación (5.1). Si consideramos que:

$$\frac{SPI(s)}{E(s)} = Kp + \frac{Kp}{T_i s} \quad (3.167)$$

$$\tau = \frac{T_i}{Kp} \quad (3.168)$$

Podemos reescribir la ecuación (5.1) como:

$$\frac{SPI(s)}{E(s)} = Kp + \frac{1}{\tau s} = \frac{Kp \tau s}{\tau s} + \frac{1}{\tau s} = \frac{Kp \tau s + 1}{\tau s} \quad (3.169)$$

De esto podemos establecer la estructura a bloques mostrada en la figura 5.3 como equivalente a la indicada en la figura 5.2.

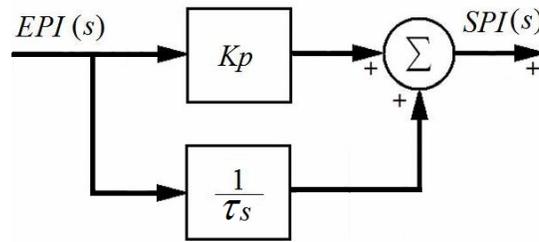


Figura 5.3. Modelo continuo a bloques controlador PI tipo 2.

Para discretizar el modelo continuo de un controlador PI aplicando la transformación bilineal Tustin, tenemos que la ecuación (5.3) adquiere la siguiente estructura:

$$\frac{SPI(z)}{E(z)} = \frac{Kp \frac{2}{T} \frac{z-1}{z+1} + \frac{1}{\tau}}{\frac{2}{T} \frac{z-1}{z+1}} = \frac{2Kpz - 2Kp + \frac{Tz}{\tau} + \frac{T}{\tau}}{2z - 2} = \frac{\left(Kp + \frac{T}{2\tau}\right)z - \left(Kp - \frac{T}{2\tau}\right)}{z - 1} \quad (3.170)$$

Con esto, los coeficientes de la función de transferencia discretizada quedan como:

$$b_0 = \left(Kp + \frac{T}{2\tau}\right); \quad b_1 = \left(Kp - \frac{T}{2\tau}\right); \quad a_1 = 1 \quad (3.171)$$

Reemplazando las relaciones (5.5) en la ecuación (5.4) tendremos que el controlador PI se puede representar como:

$$\frac{SPI(z)}{E(z)} = \frac{b_0 - b_1 z^{-1}}{1 - a_1 z^{-1}} \quad (3.172)$$

$$SPI(z) = a_1 SPI(z) z^{-1} + b_0 E(z) - b_1 E(z) z \quad (3.173)$$

La ecuación 5.7 puede ser representada a bloques como un sistema discreto como se muestra en la figura 5.4.

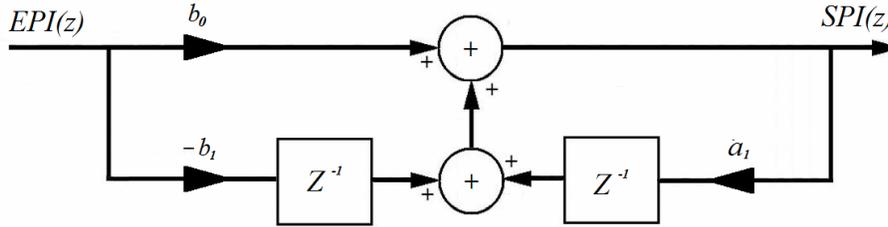


Figura 5.4 Modelo discretizado a bloques controlador PI estructura de ecuación (5.6).

Si reescribimos la ecuación (5.7) en forma de ecuación diferencia tendremos:

$$spi(k) = a_1 spi(k-1) + b_0 e(k) - b_1 e(k-1) \quad (3.174)$$

Con lo cual podemos desarrollar la forma matricial mostrada en la ecuación (5.8) la cual permite formular la matriz de regresión necesaria para el proceso de identificación tal como se muestra en la ecuación (5.9):

$$spi(k) = [spi(k-1) \quad e(k) \quad -e(k-1)] \begin{bmatrix} a_1 \\ b_0 \\ b_1 \end{bmatrix} \quad (3.175)$$

A partir de la ecuación (5.9) se desarrolla el proceso de identificación descrito en la sección 33 para obtener el vector de parámetros θ , adicionalmente con las relaciones indicadas en las ecuaciones (5.5) se calculan los coeficientes de la función de transferencia continua, estas relaciones se muestran en la ecuación (5.10).

$$Kp = \frac{(b_0 + b_1)}{2}; \quad \tau = \frac{T}{2(b_0 - Kp)}; \quad T_i = Kp \tau \quad (3.176)$$

El proceso de identificación de un controlador en un sistema de excitación con un controlador proporcional integral (PI) cuya representación a bloques se indica en la figura 5.5 se muestra en el siguiente caso de aplicación;

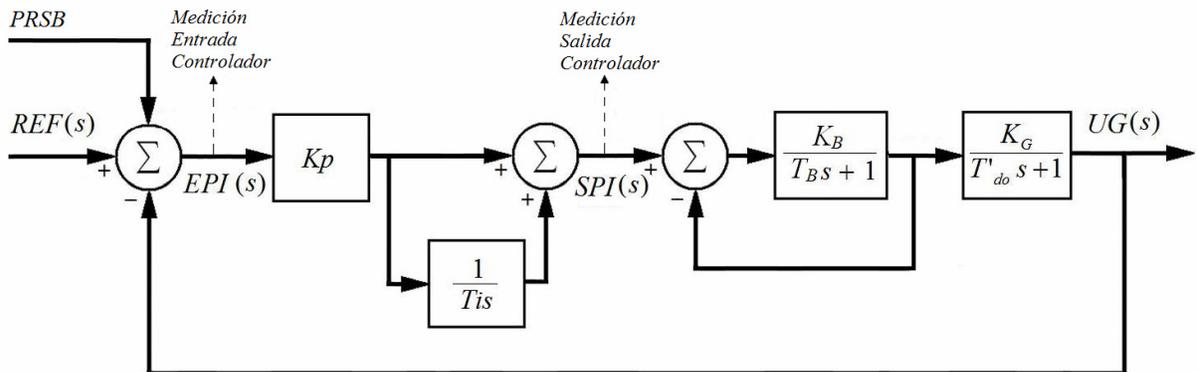


Figura 5.5 Simulación para Obtención de Respuesta en Controlador PI.

La obtención de datos de entrada - salida del modelo a identificar se desarrolla inyectando una señal excitadora a tipo PRSB en el punto suma del detector de error; esta señal se diseña para contener componentes predominantes dentro de una banda de frecuencias de 0 a 10 Hz. La forma de la Secuencia Binaria Pseudoaleatoria utilizada se muestra en la figura 5.6 y su espectro de potencia en la figura 5.7.

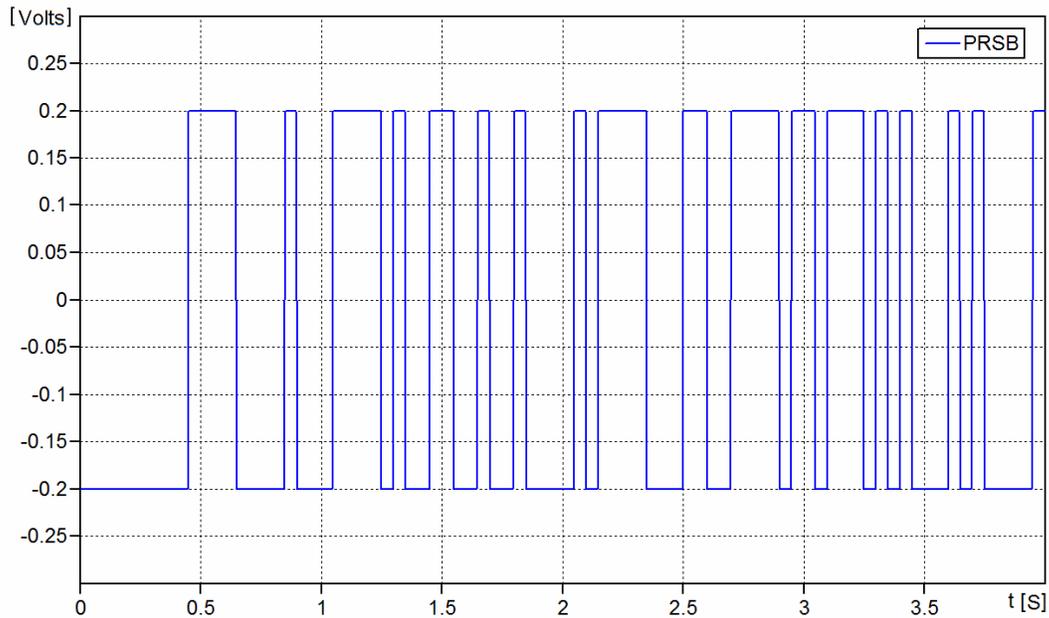


Figura 5.6 Secuencia binaria pseudoaleatoria utilizada para la identificación del controlador PI de la figura 5.5.

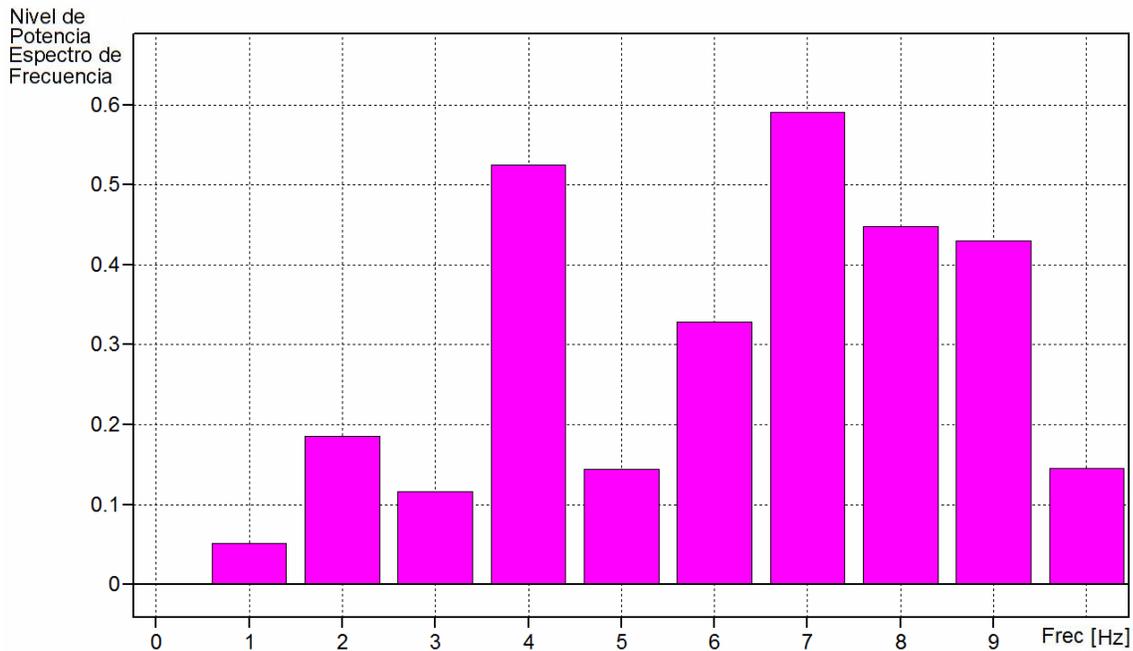


Figura 5.7 Contenido armónico de la secuencia binaria pseudoaleatoria utilizada para la identificación del controlador PI de la figura 5.5.

A partir de las muestras tomadas en intervalos de 0.005 s, se aplica el procedimiento de identificación utilizando las entradas de entrada-salida mostradas en la Fig. 5.8 y la subrutina listada en el Apéndice A3, y de forma paralela utilizando la interfase gráfica de usuario del Toolbox de Identificación de Sistemas de Matlab®, obteniendo los resultados que se muestran en la tabla 5.1, y la Fig. 5.9.

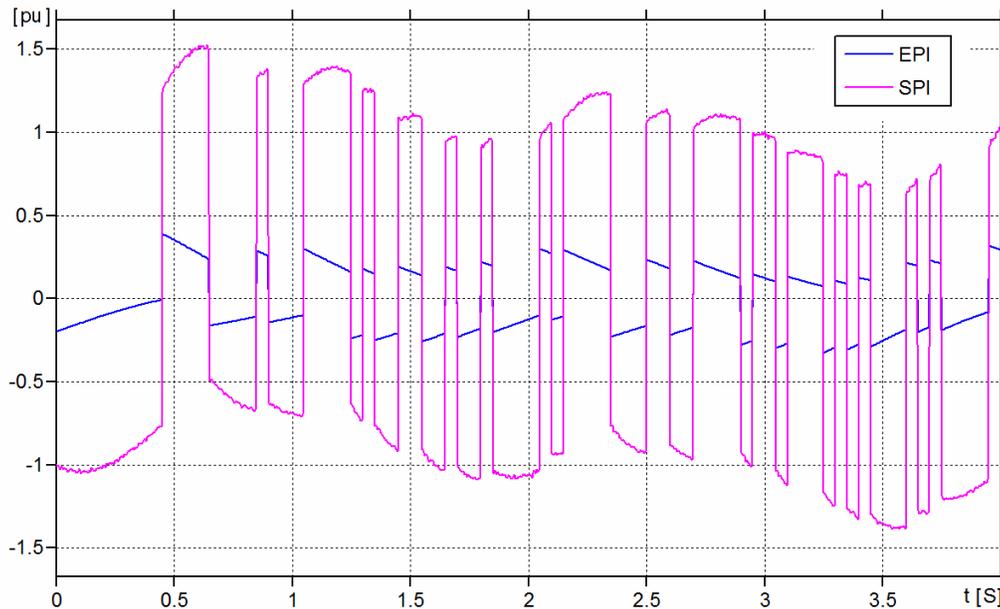


Figura 5.8 Señales medidas entrada (EPI) – salida (SPI) del controlador PI figura 5.5.

Tabla 5.1 Resultado de Estimación de Parámetros Controlador PI Sistema de la Fig. 5.5.

Parámetro	Valor Identificado utilizando Rutina Apéndice A3
a1	0.9994
b0	5.0448
b1	4.9585

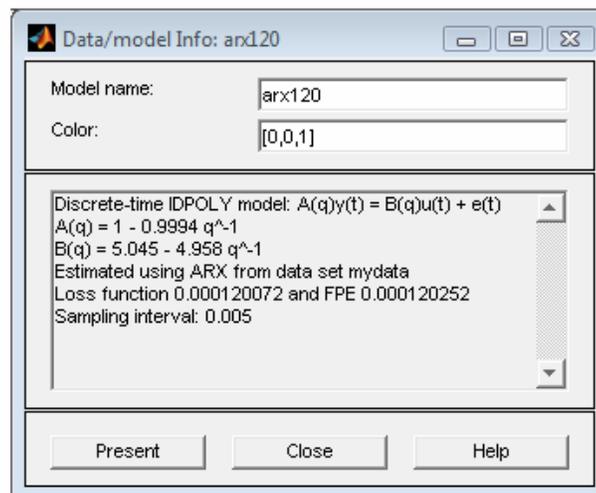


Figura 5.9 Resultado de Estimación de Parámetros Controlador PI Sistema de Figura 5.5 utilizando el GUI de Identificación de Sistemas de Matlab®.

Utilizando las relaciones indicadas en las ecuaciones (5.10) se calculan los coeficientes del modelo continuo, los cuales se muestran en la tabla 5.2. En esta tabla se muestra además el índice de validación MSE que representa la media cuadrática del error ó residuo.

Tabla 5.2 Estimación de parámetros del modelo continuo del controlador PI de la Figura 5.5.

Parámetro	Valor Identificado utilizando Rutina Apéndice A3	Valor Identificado utilizando el GUI de Identificación de Sistemas de Matlab®
Ti	0.2897	0.2874
Kp	5.0017	5.0015
MSE	0.00012	0.00012

Con la función de residuos obtenidos a partir de la diferencia de la función de salida calculada con el modelo identificado y la serie de datos medidos en el modelo real sometido al proceso de identificación, se calcula la autocorrelación de residuos cuyo resultado se muestra en la figura 5.10. En ésta se aprecia que no existen componentes periódicas notables, lo cual aproxima éste a la condición de ruido blanco, permitiendo establecer que la identificación de modelo es aceptable.

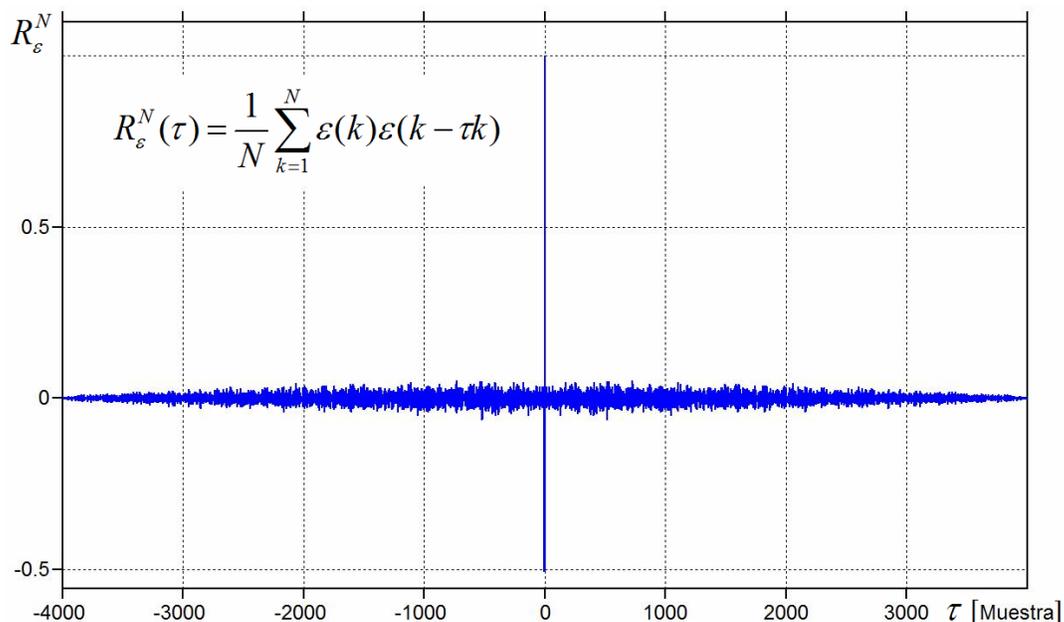


Figura 5.10 Autocorrelación de residuos del modelo identificado de controlador figura 5.5.

En la figura 5.11 se muestra el resultado de la correlación cruzada de la entrada medida al controlador y los residuos del modelo identificado.

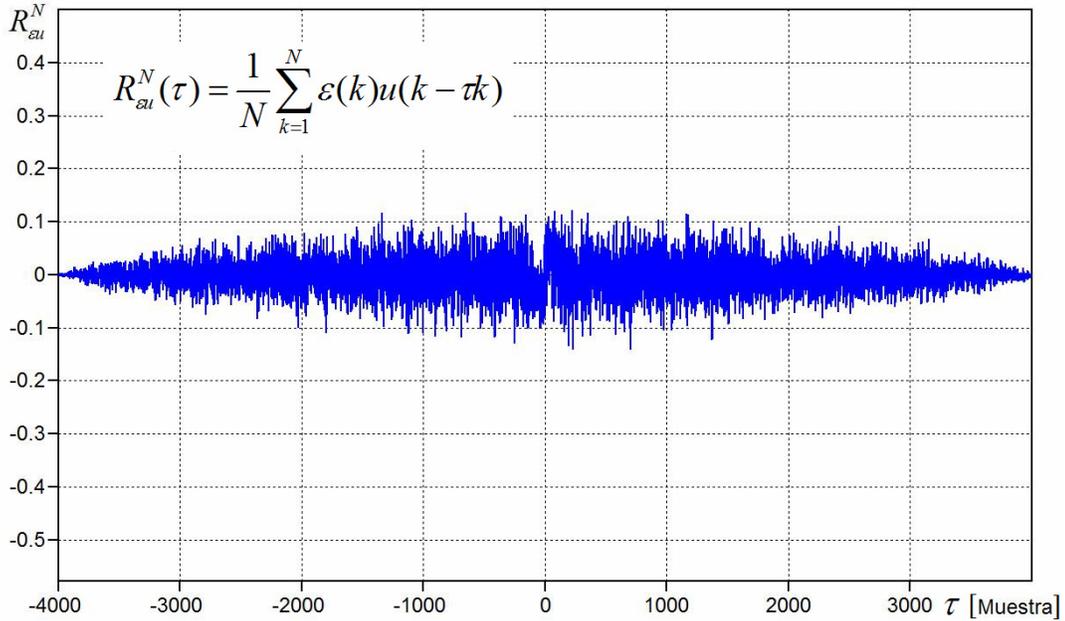


Figura 5.11 Correlación cruzada entre la entrada al controlador y los residuos del modelo identificado del controlador figura 5.5

De la valoración de los índices de validación se obtiene, en el caso de la media cuadrática de error un valor igual a 0.00012, lo cual representa un valor aceptable. En la autocorrelación de la función de error no se rebasa el límite de 0.043, el cual se encuentra muy cerca del índice establecido en la ecuación (3.166) correspondiente a 0.0338.

En el caso de la correlación cruzada entre la señal de entrada y la función de error, al observar valores altos se considera que la depuración del modelo requeriría utilizar una señal excitadora con más persistencia y plantear un modelo de orden diferente. Sin embargo, se presenta en este caso la limitación de que el modelo considerado corresponde a una estructura declarada por el fabricante y un modelo diferente estaría disociado de la parametrización disponible con los recursos de configuración (ajustes).

5.3.2 Sistema de primer orden

La conversión de la función de transferencia de un modelo continuo de un sistema de primer orden a su equivalente discreto se describe en la sección 3.3. De acuerdo a la figura 3.2, el resultado de esta conversión se muestra en la ecuación (5.11).

$$\frac{Y(s)}{U(s)} = \frac{K_R}{T_R s + 1}; \quad \frac{Y(z)}{U(z)} = \frac{b_0 + b_1 z^{-1}}{1 + a_1 z^{-1}}; \quad (3.177)$$

En la sección 3.5 se muestra como ejemplo el proceso de identificación de parámetros ó coeficientes del equivalente discretizado de un modelo continuo de primero orden utilizando el método de optimización de la función de error por mínimos cuadrados simples a partir de la estructura que se muestra en la ecuación (5.12).

$$y(k) = \begin{bmatrix} -y(k-1) & u(k) & u(k-1) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a_1 \\ b_0 \\ b_1 \end{bmatrix} \quad (3.178)$$

Esta estructura se puede representar a bloques como se indica en la figura 5.12. Se puede observar que esta estructura es similar a la desarrollada para el controlador PI (Fig. 5.4), lo cual se debe que el orden de las funciones es similar; la diferencia entre estos modelos se encuentra en los signos de los coeficientes involucrados.

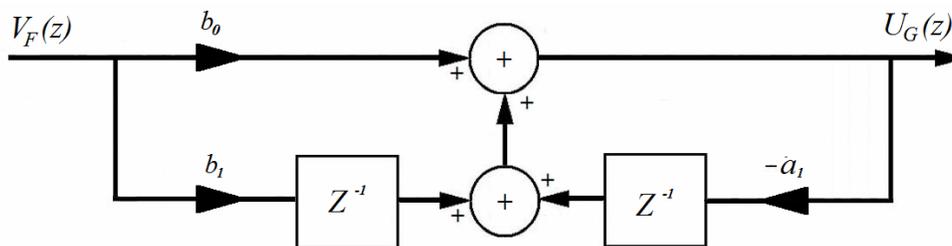


Figura 5.12 Modelo discretizado a bloques sistema de primer orden estructura de ecuación (5.11).

A partir del vector θ con base a procedimientos algebraicos, podemos obtener los coeficientes de la función de transferencia continua, los cuales corresponden a las siguientes relaciones:

$$T'_{do} = \frac{a_1 T + T}{2 - 2a_1}; \quad K_R = \frac{[(b_0 + b_1)/2](2T'_{do} + T)}{T} \quad (3.179)$$

El proceso de identificación de un bloque continuo de primer orden se muestra en el siguiente caso de aplicación, el cual corresponde a una condición de medición de salida afectada con ruido, por lo que este proceso de identificación requerirá de la aplicación del método de optimización de la función de error por mínimos cuadrados generalizados. Los puntos de medición se indican en el diagrama a bloques de la figura 5.13.

A partir de los datos obtenidos por medición de tensión de campo VF y tensión de generador UG, se aplica el proceso de identificación por optimización con el método de mínimos cuadrados generalizados descrito en la sección 3.7.

Dado que la constante de tiempo T' do de un generador se encuentra en el rango de 2 a 7 segundos, es necesario aplicar una secuencia binaria pseudoaleatoria conteniendo una banda de frecuencias entre cero y un Hertz. La forma de la señal excitadora que se inyecta en el punto suma del detector de error se muestra en la figura 5.14.

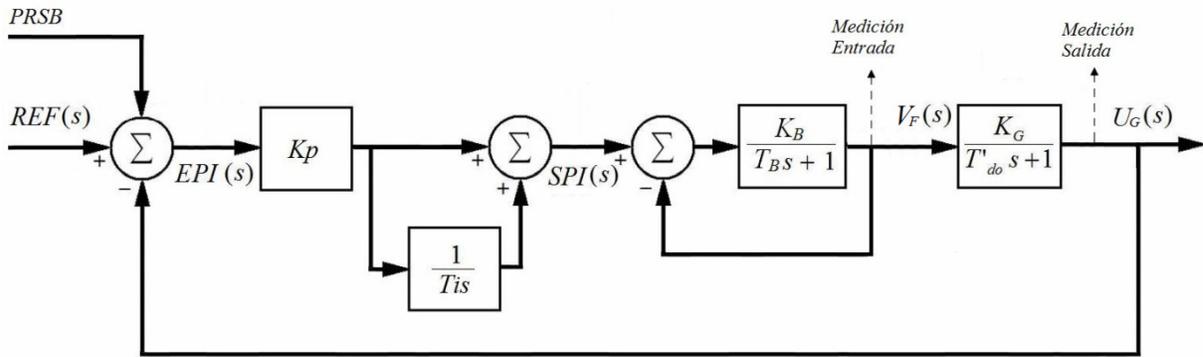


Figura 5.13 Puntos de medición para identificación modelo de primer orden de un generador eléctrico.

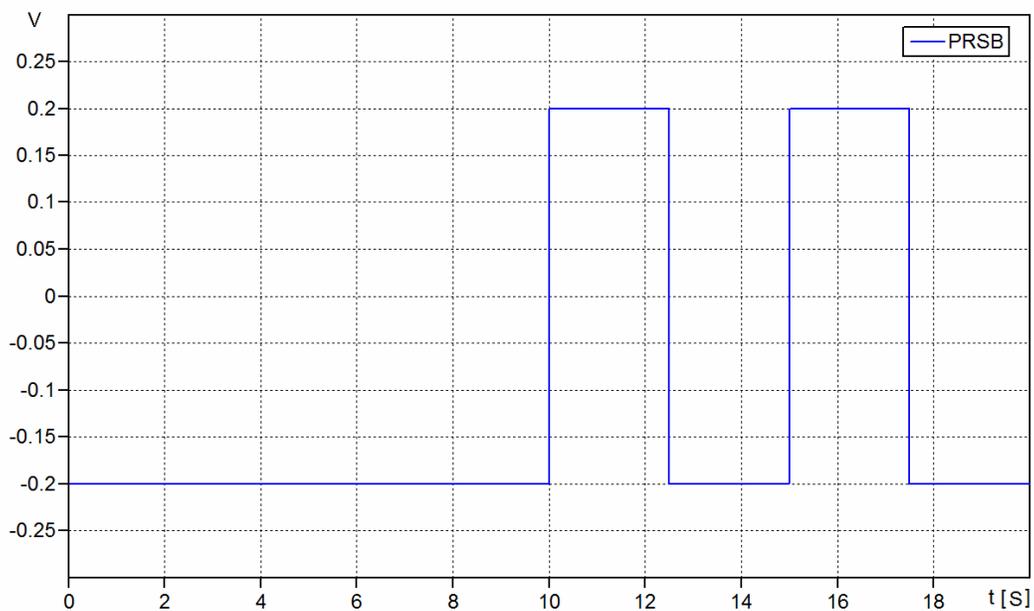


Figura 5.14 Secuencia binaria pseudoaleatoria utilizada para identificar modelo de primer orden en un generador síncrono.

La tabla 5.3 muestra los resultados del proceso de identificación utilizando la rutina listada en el apéndice A10, donde se incluyen los resultados del método de mínimos cuadrados simples, desviados (biased) por efecto del ruido en la medición de salida, así como los resultados corregidos por la aplicación del método por mínimos cuadrados generalizados. En esta tabla se muestra además el índice de validación MSE que representa la media cuadrática del error ó residuo. Los resultados obtenidos con el Toolbox de identificación de Matlab® se muestran en la Fig. 5.15.

La tabla 5.4 muestra la comparación de los coeficientes del modelo continuo de primer orden calculados a partir de los coeficientes identificados del modelo discreto equivalente con la subrutina del Apéndice A10 y de la GUI de Matlab®.

Tabla 5.3 Resultado de Estimación de Parámetros Controlador PI Sistema de Figura 5.4.

Parámetro	Resultado utilizando Mínimos Cuadrados simples	Resultado utilizando Mínimos Cuadrados Generalizados
a1	0.9965	0.9983
b0	0.0009	-0.0006
b1	0.0009	0.0023
MSE	-----	0.00016

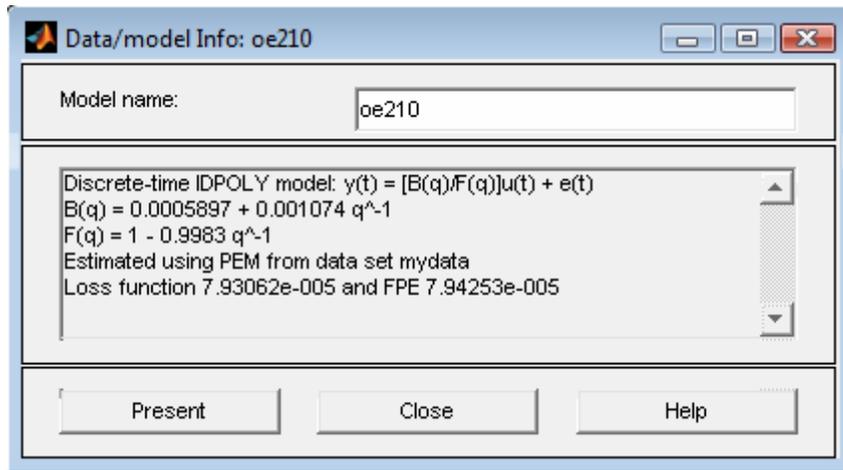


Figura 5.15 Resultado de identificación utilizando el GUI de Matlab® con modelo Paramétrico tipo OE (Output Error).

Tabla 5.4 Resultado de parámetros convertidos al modelo continuo de primer orden del generador síncrono de la Figura 5.13.

Parámetro	Resultado utilizando Mínimos Cuadrados Generalizados Rutina del Apéndice A10	Resultado utilizando GUI Matlab® con modelo tipo OE (Output Error)
Kg	0.9974	0.9786
T' do	2.9973	2.9387

Debido a que la señal de prueba utilizada contiene predominantemente frecuencias debajo de 1 Hz, con la serie de datos disponibles el análisis de residuos no arroja resultados útiles, ya que en este caso es necesario disponer de datos para un intervalo de tiempo muy largo; sin embargo, la inspección de los resultados graficados tal como se muestra en la figura 5.16, permite establecer que el resultado es aceptable.

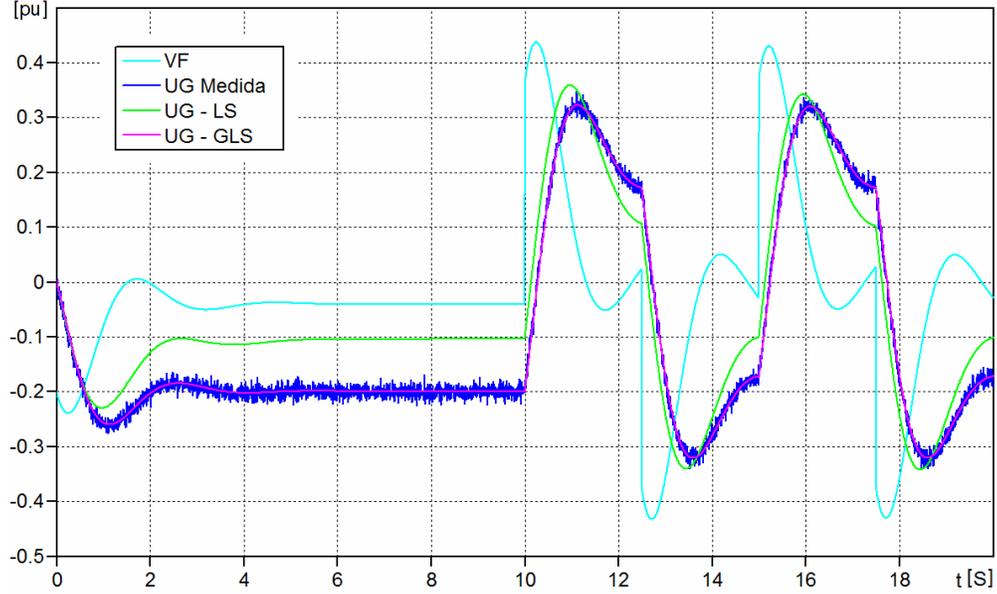


Figura 5.16 Gráfica comparativa de la salida medida (UG Medida) contra la salida calculada con los coeficientes identificados en el modelo de primer orden del generador síncrono con el método de mínimos cuadrados simples (UG-LS) y generalizados (UG-GLS).

5.3.3 Red de atraso - adelanto

La ecuación del modelo continuo para un bloque de atraso - adelanto posee la siguiente estructura:

$$\frac{S(s)}{E(s)} = \frac{T_1 s + 1}{T_2 s + 1} \quad (3.180)$$

Si aplicamos la transformación bilineal de Tustin, obtenemos un equivalente del modelo en su forma discreta, el cual posee la siguiente forma:

$$\frac{S(z)}{E(z)} = \frac{T_1 \frac{2}{T} \frac{z-1}{z+1} + 1}{T_2 \frac{2}{T} \frac{z-1}{z+1} + 1} = \frac{2T_1 z - 2T_1 + Tz + T}{2T_2 z - 2T_2 + Tz + T} = \frac{(T + 2T_1)z + (T - 2T_1)}{(T + 2T_2)z + (T - 2T_2)} \quad (3.181)$$

Con esto los coeficientes de la función de transferencia discretizada queda como:

$$\frac{S(z)}{E(z)} = \frac{\frac{(T + 2T_1)}{(T + 2T_2)} z - \frac{(2T_1 - T)}{(T + 2T_2)}}{z + \frac{(T - 2T_2)}{(T + 2T_2)}} = \frac{b_0 z - b_1}{z + a_1} = \frac{b_0 - b_1 z^{-1}}{1 + a_1 z^{-1}} \quad (3.182)$$

Expresando la función de transferencia representada por la ecuación (5.16) en su forma de ecuación en diferencias tendremos:

$$s(k) = -a_1s(k-1) - b_0e(k) + b_1e(k-1) \quad (3.183)$$

La ecuación (5.17) se puede expresar en forma de diagrama a bloques tal como se muestra en la figura 5.17.

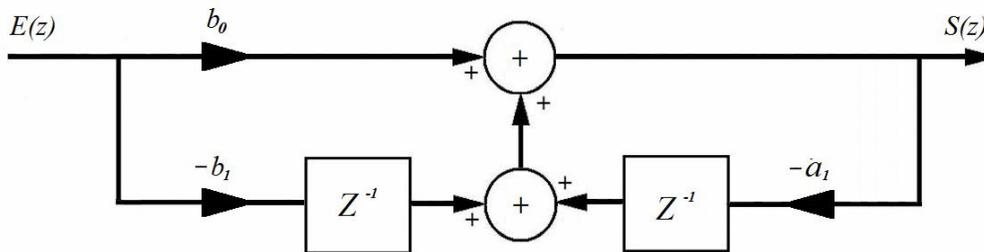


Figura 5.17 Modelo discretizado a bloques red de atraso - adelanto estructura de ecuación (5.16).

A partir de la ecuación 5.17 podemos dar forma a la matriz de regresión ϕ y el vector de parámetros θ como:

$$S(k) = \begin{bmatrix} -S(k-1) & -E(k) & E(k-1) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a_1 \\ b_0 \\ b_1 \end{bmatrix} \quad (3.184)$$

Una vez que encontramos el vector de parámetros aplicando optimización por mínimos cuadrados, podemos obtener los coeficientes de la función de transferencia continua con las siguientes relaciones:

$$T_2 = \frac{T(1-a_1)}{2(1+a_1)}; \quad T_1 = \frac{b_0(2T_2+T)-T}{2} \quad \text{ó} \quad T_1 = \frac{b_1(T+2T_2)-T}{-2} \quad (3.185)$$

El proceso de identificación de un bloque de atraso - adelanto utilizado como compensador de fase en un Estabilizador de Potencia (PSS) se muestra en el siguiente caso de aplicación.

En este caso, los datos requeridos para desarrollar el proceso de identificación se obtienen al excitar al sistema inyectando una señal de prueba a tipo PRSB en el punto suma del detector de error del controlador, tal como se muestra en la representación a bloques de la figura 5.18. La secuencia binaria pseudoaleatoria utilizada se diseña para contener una banda de frecuencia de 0 1 10 Hz. La forma de esta señal y su espectro de potencia se muestra en las figuras 5.19 y 5.20.

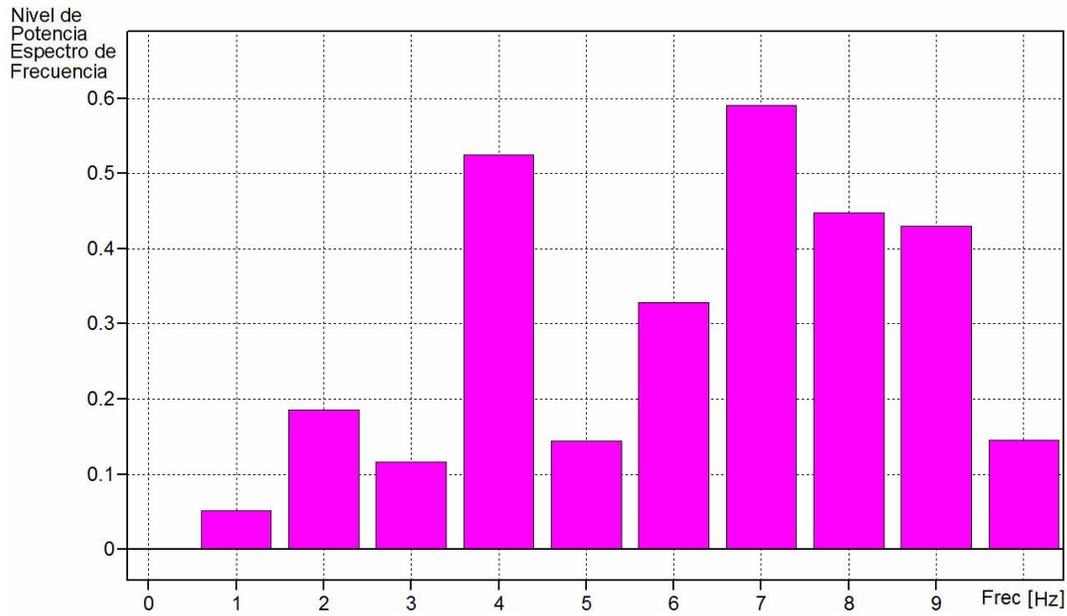


Figura 5.20 Señal excitadora para identificación de red compensadora de PSS

Tabla 5.5 Resultado de la estimación de parámetros de la red de atraso – adelanto del PSS del sistema de excitación de la Figura 3.15.

Parámetro	Resultado utilizando Mínimos Cuadrados simples	Resultado utilizando Mínimos Cuadrados Generalizados
a1	-0.8290	-0.9048
b0	-16.8303	-11.7736
b1	16.4374	11.6910
MSE	-----	0.000011458

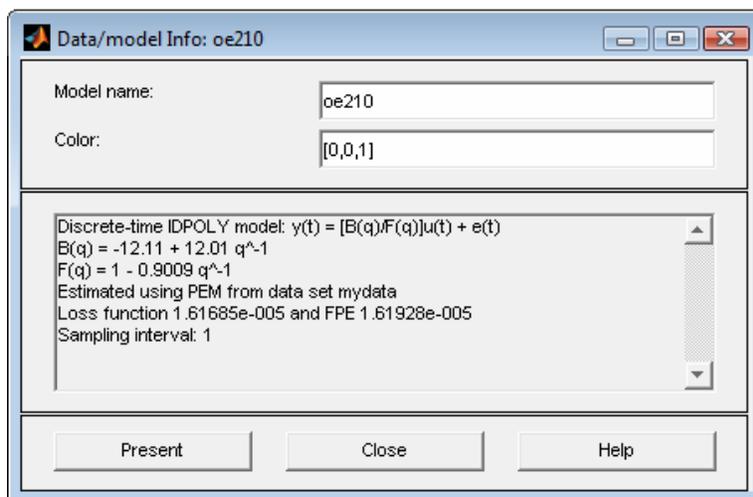


Figura 5.21 Resultado de identificación red atraso – adelanto de PSS Sistema de excitación Figura 5.15 utilizando el GUI de Matlab® con modelo Paramétrico tipo OE (Output Error).

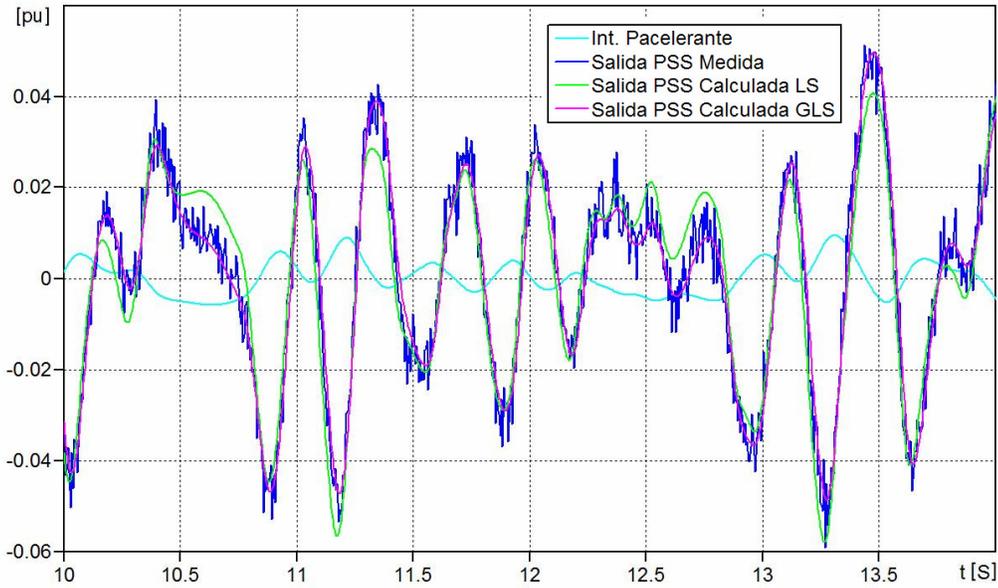


Figura 5.22 Gráfico de resultado de identificación de modelo de red de atraso - adelanto del PSS sistema de excitación figura 3.15 utilizando el método de mínimos cuadrados simple (LS) y el generalizado (GLS).

En la figura 5.23 se muestra el resultado de la autocorrelación de residuos obtenidos a partir de la diferencia de la salida calculada con el modelo identificado y la salida medida del modelo sometido al proceso de identificación. Se aprecia que no existen componentes periódicas en la función de residuos, lo cual aproxima éste a la condición de ruido blanco.

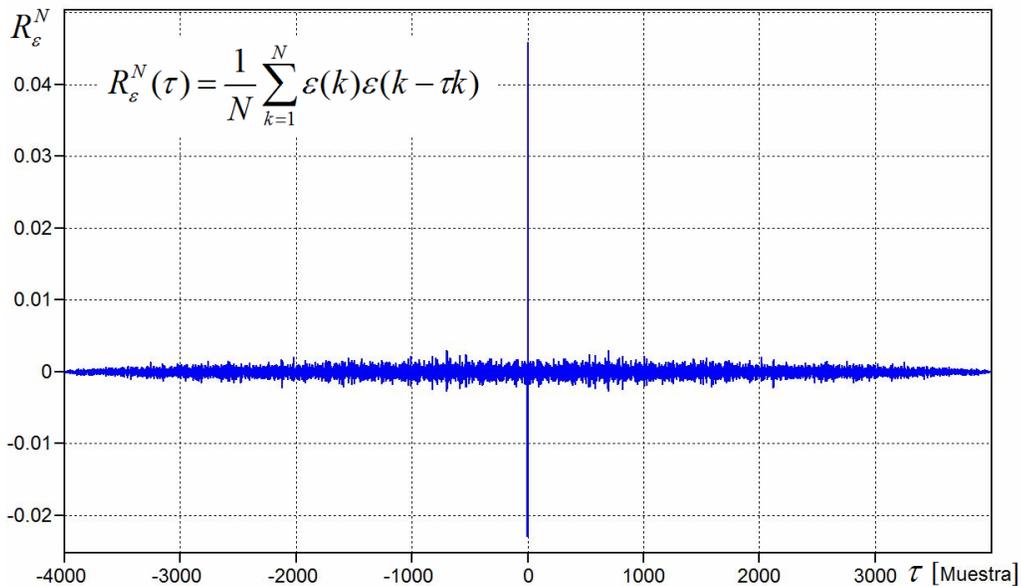


Figura 5.23 Gráfico de autocorrelación de residuos del modelo de la red atraso - adelanto del PSS del sistema de excitación de la figura 3.15.

En la figura 5.24 se muestra el resultado de la correlación cruzada de la entrada medida al controlador y los residuos obtenidos a partir de la diferencia de la salida calculada con el modelo identificado y la salida medida del modelo sometido al proceso de identificación. En este caso no se aprecian rastros significativos de la entrada en la función de residuos.

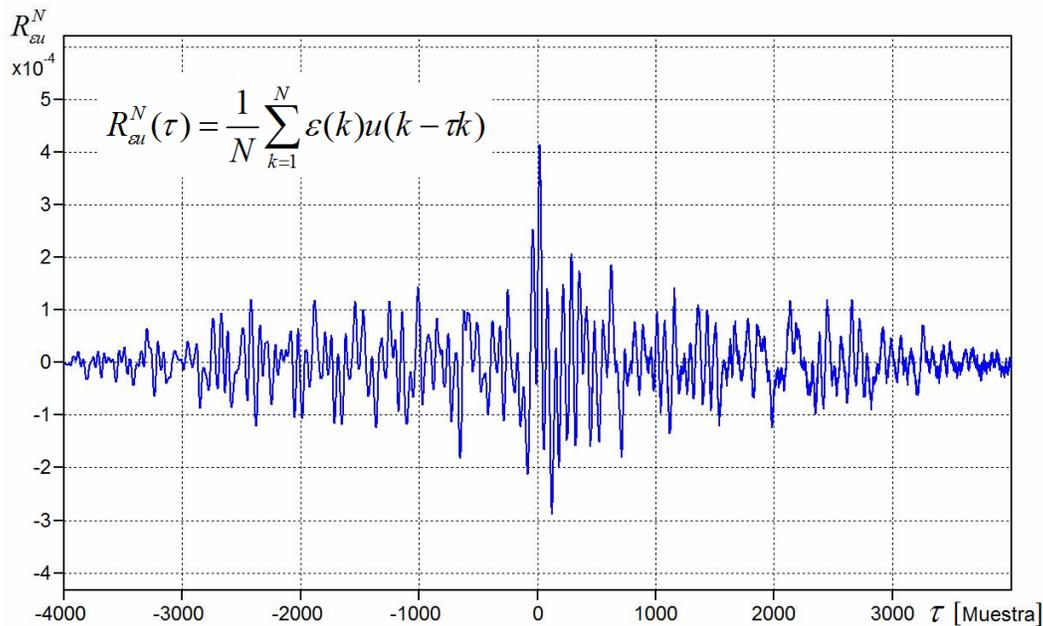


Figura 5.24 Gráfico correlación cruzada entre la entrada y los residuos del modelo red atraso - adelanto PSS sistema de excitación figura 3.15.

Los índices de validación muestran en el caso de la media cuadrática de error un valor de 0.000012 el cual es aceptable. Por otra parte, la autocorrelación de la función de error no rebasa el límite de 0.002 con lo cual se ubica dentro del índice establecido en la ecuación (3.166) que en este caso corresponde a 0.03.

En el caso de la correlación cruzada entre la señal de entrada y la la función de error, se tiene valores muy pequeños del orden de 0.0004, lo cual no rebasa el índice establecido de 0.03 aplicado para la autocorrelación de la función de error.

5.4 IDENTIFICACIÓN DEL CONTROLADOR DE EXCITACIÓN DE UNA UNIDAD DE VAPOR

Se presenta en esta sección la identificación del controlador del sistema de excitación así como del modelo de primer orden de un generador de polos lisos de 185 MVA, el cual posee valores nominales de tensión de 15.0 kV, factor de potencia de 0.9 y una velocidad 3600 rpm. El sistema de excitación es del tipo estático con escobillas que al operar con el generador, funcionando en condiciones nominales, suministra al devanado de campo 270 VCD y 1170 ACD.

Con base a datos del fabricante, el conjunto sistema de excitación – generador puede ser representado en modo continuo con el diagrama a bloques de la figura 5.25. En este caso, dado que la velocidad de muestreo disponible en los registros de datos de medición es de 0.01 muestras por segundo, el banco de tiristores se representa como un amplificador sin retraso. La representación discretizada del modelo continuo de la figura 5.25 se muestra en la figura 5.26.

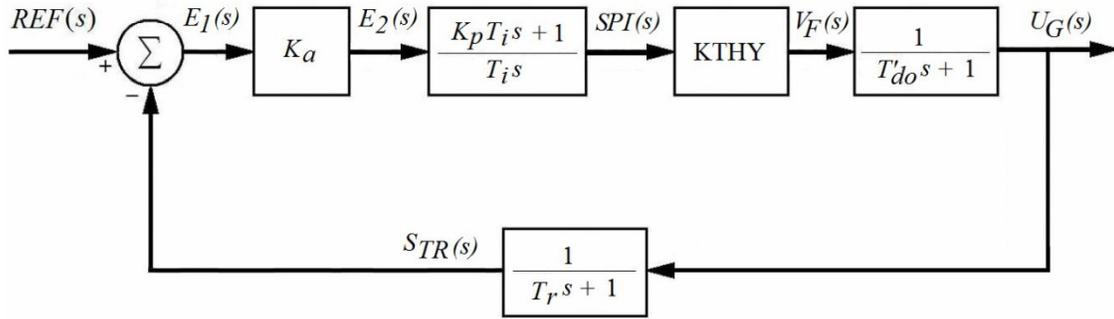


Figura 5.25 Modelo continuo a bloques del control de excitación U2 CT PLD.

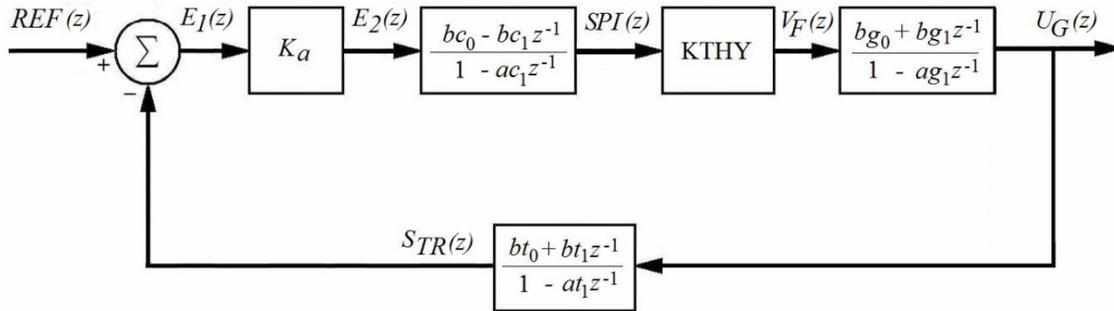


Figura 5.26 Modelo discreto a bloques del control de excitación U2 CT PLD.

Dado que los datos disponibles fueron capturados para identificación no paramétrica a partir de una prueba de respuesta a escalón, se tienen limitaciones en la persistencia de las señales de prueba, por lo cual se recurrió a una búsqueda manual de la zona de datos con una persistencia suficiente haciendo coincidir ésta con las zonas donde los valores obtenidos coinciden con los valores reportados por el fabricante.

Se menciona lo anterior para mostrar las restricciones que poseen los datos obtenidos a partir de las pruebas convencionales de respuesta a escalón aplicadas. Este caso se muestra como un ejemplo de la funcionalidad del método.

Los datos de medición se encuentran almacenados en archivos ASCII uno por canal, los cuales se muestran graficados en la figura 5.27. Se han aplicado a cada canal factores de amplificación y Offset, a fin de hacerlos visibles en una sola escala de graficado.

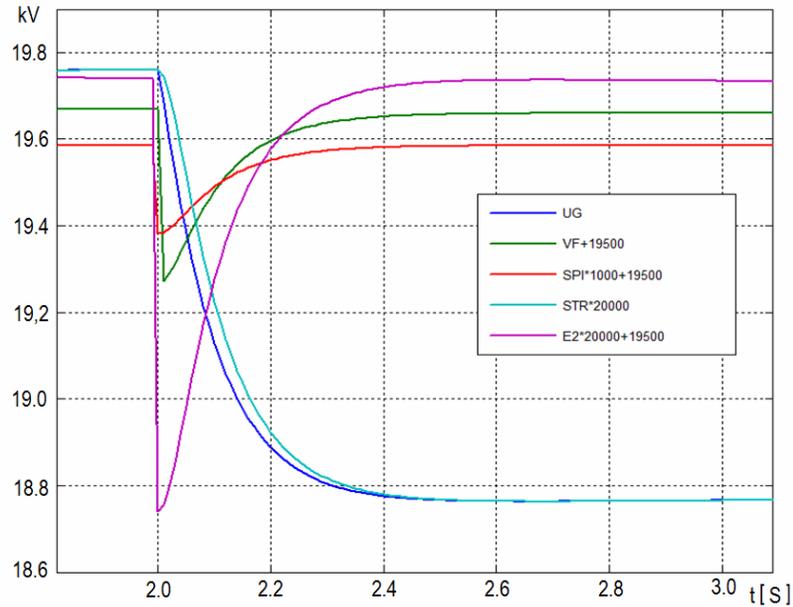


Figura 5.27 Gráfico de señales de medición en entrada - salida del sistema de la figura 5.26.

Basándose en los modelos de las figuras 5.25 y 5.26, se desarrolla un programa en Matlab® para aplicar la metodología de estimación de parámetros a este sistema de excitación. El listado de este programa se muestra en el apéndice A6. Para este caso, se utiliza una ventana de 24 muestras capturadas con intervalos de 10 ms, las cuales se muestran en la tabla 5.6. Con esta ventana de datos se forman las matrices de regresión para cada bloque del sistema como se muestra en las tablas 5.7 y 5.8.

Tabla 5.6 Ventana de datos utilizada para la estimación de parámetros del caso 1.

t	Ent. Cont. PI	Sal. Cont. PI	VF	UG	Sal. Transd
0.00	-0.032342	-0.094918	-187.72	19523	0.98234
0.01	-0.029129	-0.081928	-161.95	19450	0.97913
0.02	-0.025805	-0.068483	-135.35	19383	0.97581
0.03	-0.022529	-0.055223	-109.23	19321	0.97253
0.04	-0.019393	-0.042531	-84.331	19265	0.96939
0.05	-0.01645	-0.030613	-61.05	19215	0.96645
0.06	-0.013723	-0.019569	-39.562	19169	0.96372
0.07	-0.011219	-0.0094265	-19.903	19128	0.96122
0.08	-0.0089349	-0.00017	-2.0254	19091	0.95893
0.09	-0.00686	0.00824	14.164	19058	0.95686
0.10	-0.0049812	0.015857	28.782	19028	0.95498
0.11	-0.0032839	0.022741	41.956	19001	0.95328
0.12	-0.0017528	0.028952	53.813	18976	0.95175
0.13	-0.0003732	0.034552	64.476	18955	0.95037
0.14	0.000869	0.039595	74.061	18935	0.94913
0.15	0.0019869	0.044137	82.675	18917	0.94801
0.16	0.0029927	0.048225	90.415	18902	0.94701
0.17	0.0038975	0.051905	97.37	18887	0.9461
0.18	0.0047113	0.055216	103.62	18874	0.94529
0.19	0.0054433	0.058197	109.24	18863	0.94456
0.20	0.0061016	0.06088	114.29	18853	0.9439
0.21	0.0066936	0.063296	118.84	18843	0.94331
0.22	0.0072261	0.06547	122.92	18835	0.94277
0.23	0.0077051	0.067428	126.6	18827	0.94229

Tabla 5.7 Elementos de la matriz de regresión de la FT del generador.

UG (k)	VF (k)	VF (k-1)
19523	-161.94	-187.72
19450	-135.35	-161.94
19383	-109.23	-135.35
19321	-84.33	-109.23
19265	-61.05	-84.33
19215	-39.56	-61.05
19169	-19.90	-39.56
19128	-2.02	-19.90
19091	14.16	-2.02
19058	28.78	14.16
19028	41.95	28.78
19001	53.81	41.95
18976	64.47	53.81
18955	74.06	64.47
18935	82.67	74.06
18917	90.41	82.67
18902	97.37	90.41
18887	103.62	97.37
18874	109.24	103.62
18863	114.29	109.24
18853	118.83	114.29
18843	122.92	118.83
18835	126.59	122.92
18827	129.90	126.59

Tabla 5.8 Elementos de la matriz de regresión de la FT del Controlador PI.

SPI (k-1)	E2 (k)	E2 (k-1)
-0.094918	-0.029129	-0.032342
-0.081928	-0.025805	-0.029129
-0.068483	-0.022529	-0.025805
-0.055223	-0.019393	-0.022529
-0.042531	-0.016450	-0.019393
-0.030613	-0.013723	-0.016450
-0.019569	-0.011219	-0.013723
-0.009426	-0.008934	-0.011219
-0.000170	-0.006860	-0.008934
0.008240	-0.004981	-0.006860
0.015857	-0.003283	-0.004981
0.022741	-0.001752	-0.003283
0.028952	-0.000373	-0.001752
0.034552	0.000868	-0.000373
0.039595	0.001986	0.000868
0.044137	0.002992	0.001986
0.048225	0.003897	0.002992
0.051905	0.004711	0.003897
0.055216	0.005443	0.004711
0.058197	0.006101	0.005443
0.060880	0.006693	0.006101
0.063296	0.007226	0.006693
0.065470	0.007705	0.007226
0.067428	0.008135	0.007705

Aplicando la rutina de identificación de parámetros se identifica para cada caso el vector de de coeficientes θ correspondientes al modelo discretizado mostrados en la tabla 5.9. Para cada bloque se calculan los coeficientes del modelo continuo y se genera una salida con los valores obtenidos. A partir de esto, se realiza la validación de los resultados verificando el valor medio cuadrático del error (MSE). Los resultados de este caso se muestran en la tabla 5.10. Las figuras 5.28 y 5.29 muestran el análisis de residuos aplicado al modelo identificado.

Tabla 5.9 Parámetros identificados del modelo discreto de la figura 5.26

Controlado PI:	$a1 = 1.0000$	$b0 = 4.0606$	$b1 = 4.0589$
Generador :	$a1 = 0.9984$	$b0 = -0.1549$	$b1 = 0.3476$

Tabla 5.10 Parámetros equivalentes del modelo continuo obtenidos a partir de los parámetros identificados del modelo discreto mostrados en tabla 5.9

Controlado PI:	$Kp = 4.0598$	$Ti = 5.7665$	$MSE = 1.0177e-4$
Generador :	$KG = 118.9271$	$T'do = 6.1686$	$MSE = 6.2909e-4$

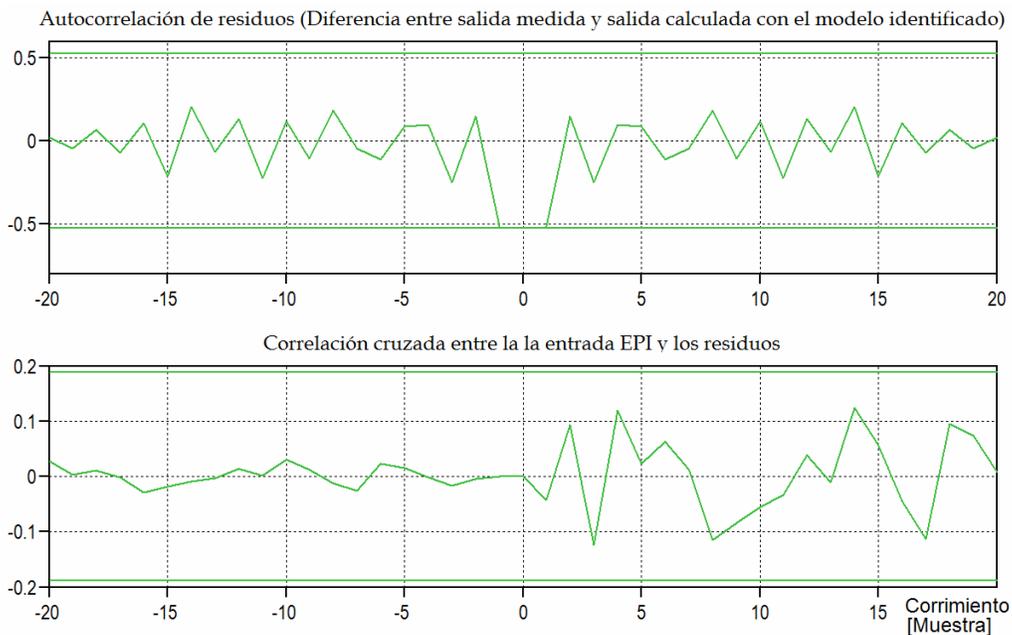


Figura 5.28 Análisis de residuos del modelo identificado del controlador PI.

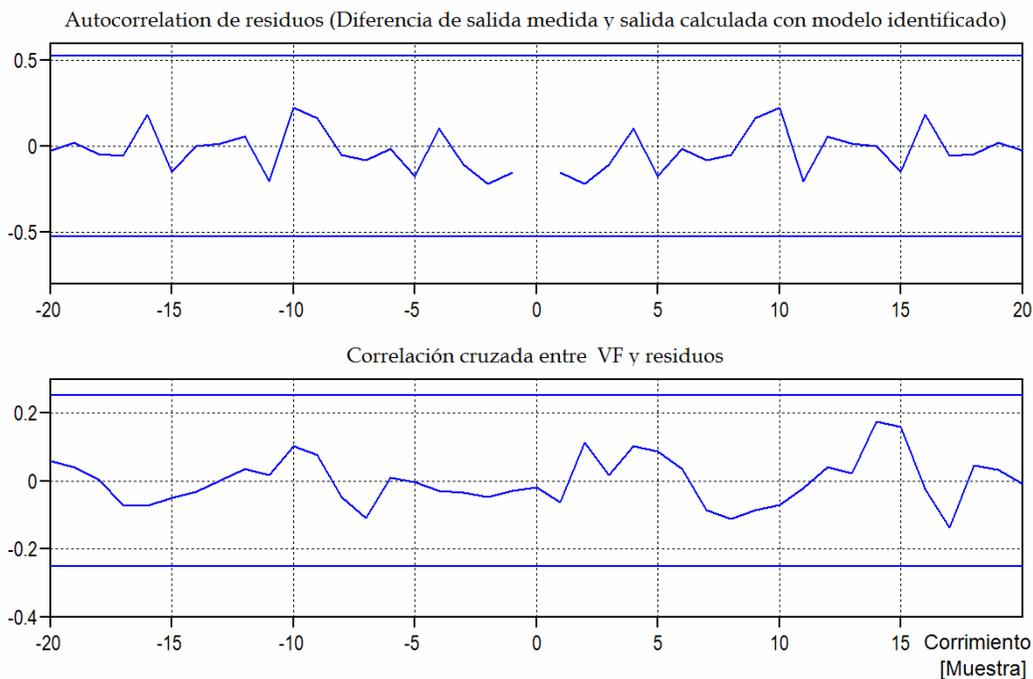


Figura 5.29 Análisis de residuos del modelo identificado de primer orden del generador.

Los índices de validación muestran que en el caso de la media cuadrática del error se tienen valores de 0.0001 y 0.0006 para el controlador PI y el Generador respectivamente, los cuales son aceptables. En el caso del análisis de autocorrelación de la función de error y la correlación cruzada entre la señal de entrada y la función de error, éstas arrojan valores altos, lo que se debe a que el condicionamiento de la prueba no es óptimo, según se indicó al inicio de esta sección.

5.5 IDENTIFICACIÓN DEL CONTROLADOR DE EXCITACIÓN DE UNA UNIDAD GENERADORA HIDRÁULICA

En esta sección se presenta el caso de un generador hidráulico con un sistema de excitación estático autoalimentado. Las unidades de control de excitación operan en un esquema redundante, y en cada una de éstas se dispone de un controlador PI para regular la tensión en terminales de generador. Este controlador actúa sobre un controlador proporcional en un lazo de control interno de regulación de corriente de campo.

Los datos de placa del generador se muestran en la Tabla 5.11 y el diagrama a bloques en la Figura 5.30.

Tabla 5.11 Datos de placa generador síncrono con turbina hidráulica.

VAnom	208 MVA
Vnom	16 kV
Frec	60 Hz
FPnom	0.95
Ifnom	2000 A
Vfnom	230 VCD
Velnom	128.57 rpm
Vfnl	110 VCD
Ifnl	250 A

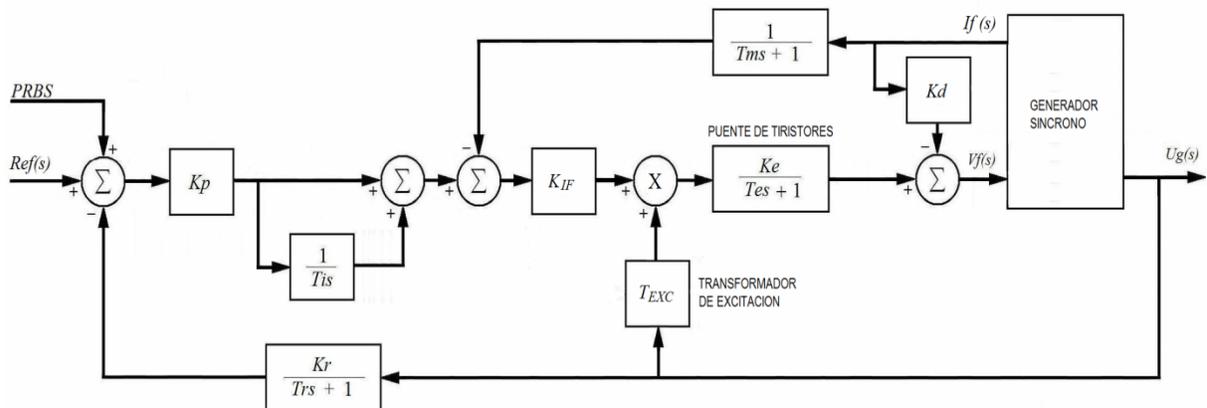


Figura 5.30 Diagrama a bloques del sistema de control de excitación de la unidad hidroeléctrica de 208 MVA.

5.5.1 identificación del modelo de primer orden para generador utilizando el método recursivo

Dado que el generador posee una constante de tiempo grande, una prueba de respuesta de escalón convencional posee la suficiente persistencia para determinar sus parámetros. A partir de una prueba de escalón del 10% con la medición del voltaje de campo y el voltaje de generador (Fig. 5.31) y utilizando un intervalo de muestreo de 5 ms, se aplica el procedimiento de identificación utilizando las rutinas listadas en las secciones A.7 y A.8 del Apéndice A, en las cuales se desarrolla el método normal y el recursivo de mínimos cuadrados, respectivamente.

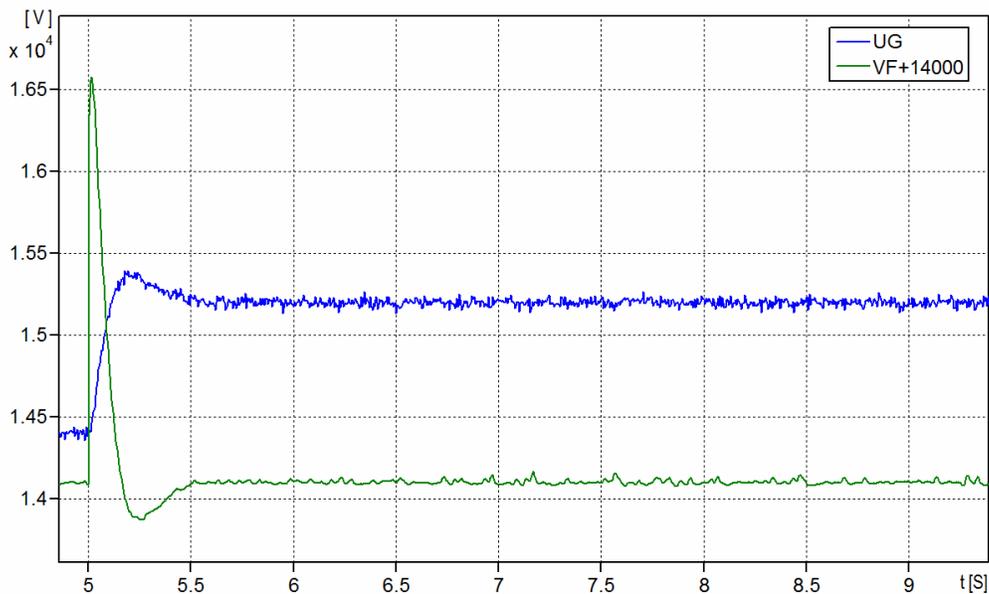


Figura 5.31 Respuesta a Escalón Tensión de Generador contra Tensión de Campo.

Los resultados obtenidos se resumen en la tabla 5.12 para los dos métodos de mínimos cuadrados considerados.

Tabla 5.12 Resultados de la estimación de la ganancia y constante de tiempo del generador hidroeléctrico.

Parámetro	Método no Recursivo	Método Recursivo
Modelo discreto		
a1	0.9994	0.9994
b0	-0.3962	-0.3961
b1	0.4896	0.4895
Modelo continuo		
T'do (s)	7.7493	7.7491
KG	144.8156	144.8099
MSE	1.25e-4	1.315e-4

Con lo que se corrobora lo indicado en los datos del manual del generador mostrados en la figura 5.32.

REATTANZE E COSTANTI DI TEMPO		GAR	CALC.
Reatt. subtrans dir (sat.)	X_d'	19,5	18,9 %
Reatt. trans diretta (sat.)	X_d''	23,5 **	22,7 %
Reatt. sincrona diretta	X_d	85,5	86,6 %
Reatt. sincrona in quadratura	X_q	57	56,9 %
Cost. di tempo dell'indutt. a vuoto	T_{d0}	6,8	7,08 s
Cost. di tempo trans di c. ^{no} c. ^{no}	T_d'	1,875	1,86 s
Rapporto di corto circuito	R_{cc}	1,33	1,32
Resistenza avvolto rotore (a 75 °C) 0,1034ohm			

Figura 5.32 Datos del manual del generador hidroeléctrico de 208 MVA.

En la figuras5.32 y 5.33 se muestra el resultado de la identificación del modelo utilizando el Toolbox de Identificación de Sistemas de Matlab®, así como el análisis Autocorrelación de residuos y correlación cruzada del voltaje de campo y residuos de la tensión de generador.

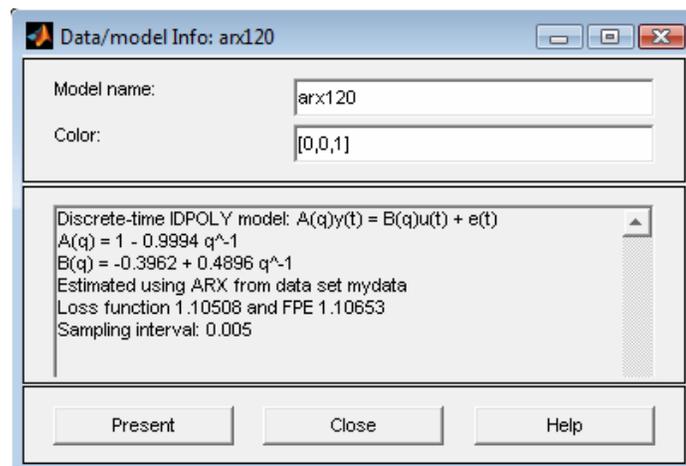


Figura 5.33 Identificación modelo primer orden generador hidroeléctrico utilizando Toolbox de Identificación de Sistemas de Matlab®.

Los índices de validación muestran que en el caso de la media cuadrática de error se tiene un valor menor a 0.00013, el cual es aceptable. Para la autocorrelación de la función de error se observan valores altos del orden de 0.1, debido a que la prueba se realiza con una señal poco persistente; sin embargo, los resultados son aceptables al cotejar el resultado con los datos de placa. Para el caso de la correlación cruzada de la entrada y la función de error se tiene un fenómeno similar.

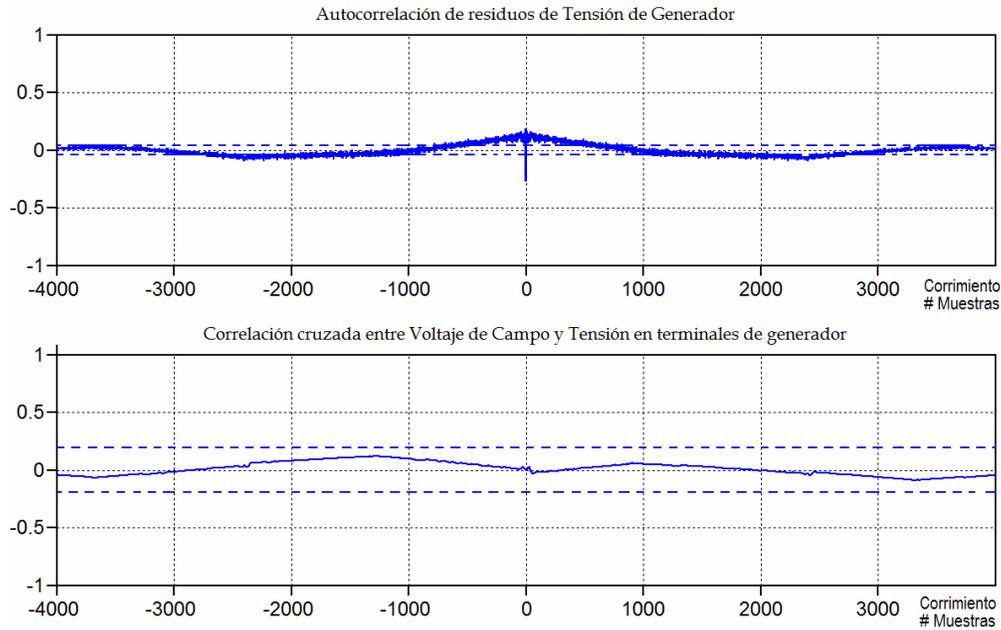


Figura 5.34 Identificación modelo primer orden generador hidroeléctrico utilizando Toolbox de Identificación de Sistemas de Matlab®.

5.5.2 Identificación del modelo del controlador PI

Para la identificación de este controlador se utiliza nuevamente el procedimiento de inyección de una señal de prueba tipo PRSB superpuesta a la entrada de referencia del sistema de control. En la figura 5.35 se muestran los gráficos de la señal de entrada y salida del controlador PI.

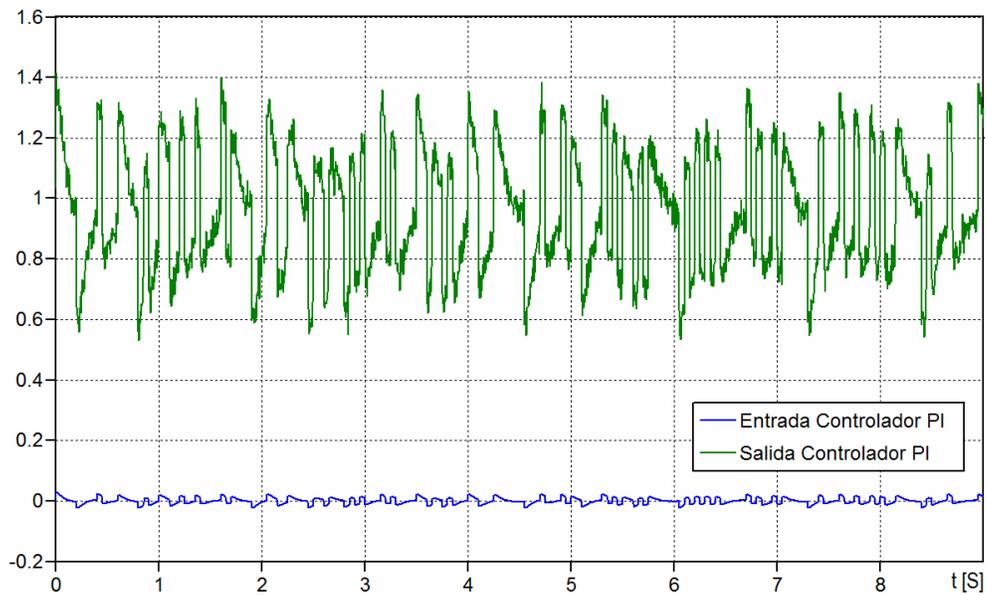


Figura 5.35 Gráfico de entrada - salida del controlador PI del generador hidroeléctrico.

Se aplica el procedimiento de identificación utilizando la rutinas listadas en el la sección A.9 del Apéndice A, se obtuvieron los resultados que se muestran en la en la tabla 5.13.

Tabla 5.13 Resultados de la estimación de parámetros del controlador PI del generador hidroeléctrico.

Parámetro	Valor Encontrado
Modelo discreto	
a1	1.0000
b0	18.201
b1	17.79
Modelo continuo	
Ti	0.2033
Kp	17.9999
MSE	0.00147

En las figuras 5.36 se muestran las ventanas de salida del proceso de identificación del controlador utilizando el Toolbox de Identificación de Sistemas de Matlab®. En la figura 5.37 se muestra el análisis de residuos del modelo identificado

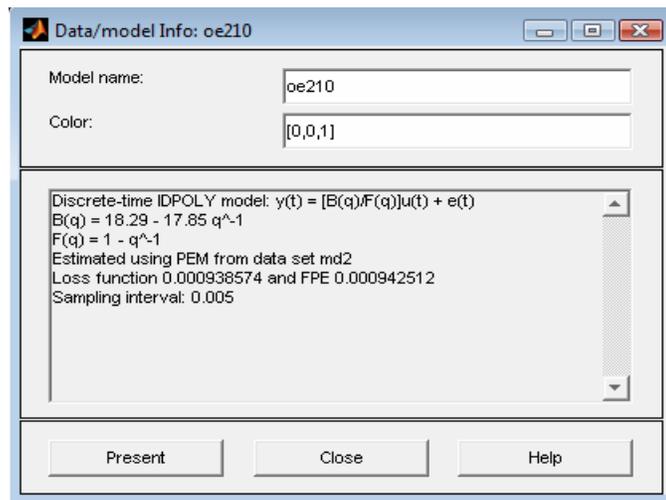


Figura 5.36 Estimación de parámetros controlador PI utilizando el Toolbox de Estimación de Parámetros de Matlab®.

Los índices de validación muestran en el caso de la media cuadrática de error un valor de 0.00147 el cual es aceptable, para la autocorrelación de la función de error y la correlación cruzada de la entrada y la función de error presenta valores altos del orden de 0.1, sin embargo, no se aprecia un patrón periódico en ambos casos.

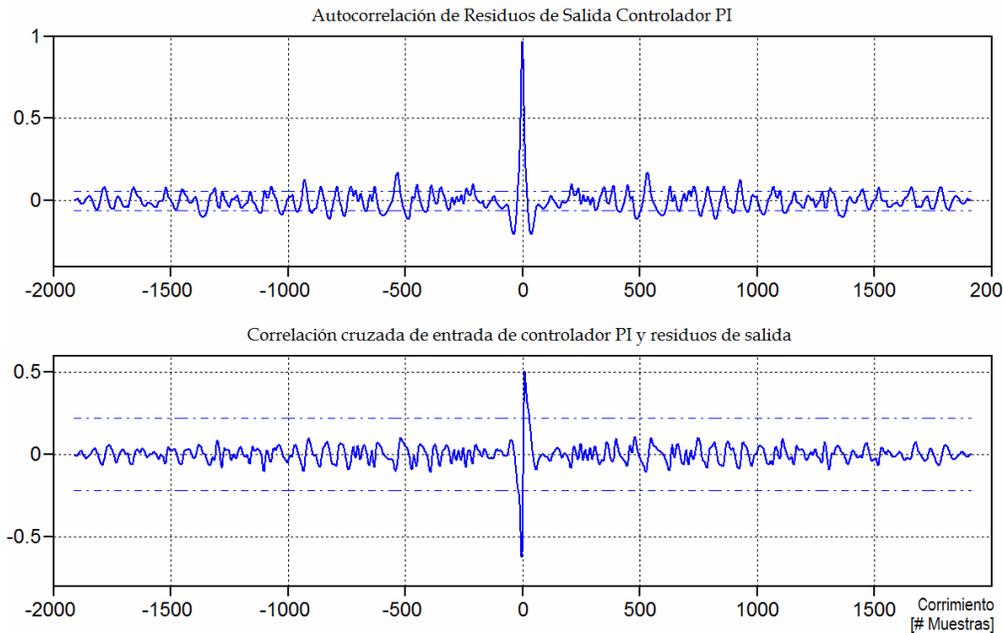


Figura 5.37 Análisis de residuos del modelo identificado del controlador PI del generador hidroeléctrico.

5.6 IDENTIFICACIÓN DEL CONTROLADOR DE SISTEMAS DE EXCITACIÓN EN UNA UNIDAD CON CARGA

La sintonización de sistemas de excitación durante los trabajos de puesta en servicio requiere de dos acciones:

- La primera es la sintonización del controlador para operación en vacío en la zona de operación de condiciones nominales. La secuencia de arranque del sistema de excitación utiliza un lazo de control auxiliar de control de la corriente de campo con el cual se lleva la tensión del generador desde cero hasta cerca del 90% de su valor nominal. En este punto se conmuta al modo de regulación de tensión de generador, y bajo estas condiciones se inicia con ajustes preliminares los cuales se afinan a prueba y error a partir de pruebas de escalón.
- La segunda acción se realiza con la unidad conectada a la red y con carga. Bajo estas condiciones se verifica la respuesta de los lazos de control de ángulo interno, relación V/Hz, sobrecorriente de campo, rangos del ajustador de referencia, así como la operación del Estabilizador de Potencia (PSS), para amortiguar oscilaciones locales. La sintonización del PSS para oscilaciones interárea se realiza posteriormente utilizando los datos obtenidos durante la puesta en servicio los cuales permiten validar el modelo del controlador que será utilizado para los estudios de red requeridos para este fin.

En esta sección se muestra la aplicación de las técnicas de identificación del controlador de un sistema de excitación operando con la unidad generadora conectada a la red, así como la identificación del bloque compensador de fase del estabilizador de potencia.

5.6.1 Estructura funcional del controlador de excitación y del PSS

La figura 5.38 muestra la estructura de un controlador de un sistema de excitación incluyendo el estabilizador de sistemas de potencia (PSS) que en este caso corresponde al tipo PSS IEEE 2A.

Como se puede apreciar, el sistema utiliza un controlador PI para el lazo de control de tensión y un controlador P para el lazo de corriente de campo. El PSS calcula la integral de la potencia de aceleración que se utiliza como parámetro de detección de oscilación; la fase de esta señal se compensa haciéndola pasar a través de un bloque de compensación de adelanto-atraso y un amplificador de salida. Esta señal se inserta en el lazo de control de tensión de generador en el sumador comparador de error para ejercer acción sobre la corriente de excitación y así introducir amortiguamiento al grupo rotatorio de la unidad durante oscilaciones de potencia.

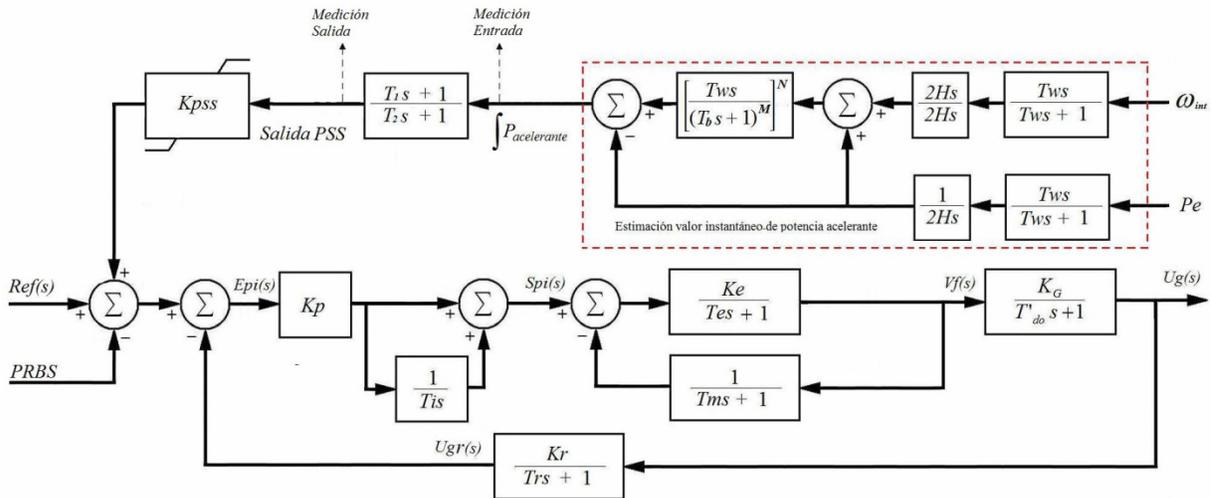


Figura 5.38 Estructura funcional de controlador de sistema de excitación y PSS.

5.6.2 Adquisición de datos

La adquisición de datos se realiza con la unidad conectada a la red y con carga. Aunque no se dispone de mediciones de pruebas diseñadas específicamente para identificación paramétrica (con señal de prueba tipo PRSB), se utilizan los registros disponibles de pruebas realizadas para identificación no paramétrica (respuesta a escalón); estas señales poseen una velocidad de muestreo de 500 muestras por

segundo. En este caso la perturbación producida durante la prueba de escalón es más persistente ya que interviene el efecto de la oscilación natural del generador y la acción del PSS para la amortiguación de la oscilación.

Adquisición de datos respuesta escalón con el PSS fuera de servicio

En las figuras 5.39 y 5.40 se muestran los gráficos de las señales obtenidas durante pruebas de escalón con el PSS deshabilitado. Con estas pruebas se verifica la respuesta del controlador de tensión, previamente sintonizado con el generador en vacío, y se obtiene la frecuencia de oscilación en modo local.

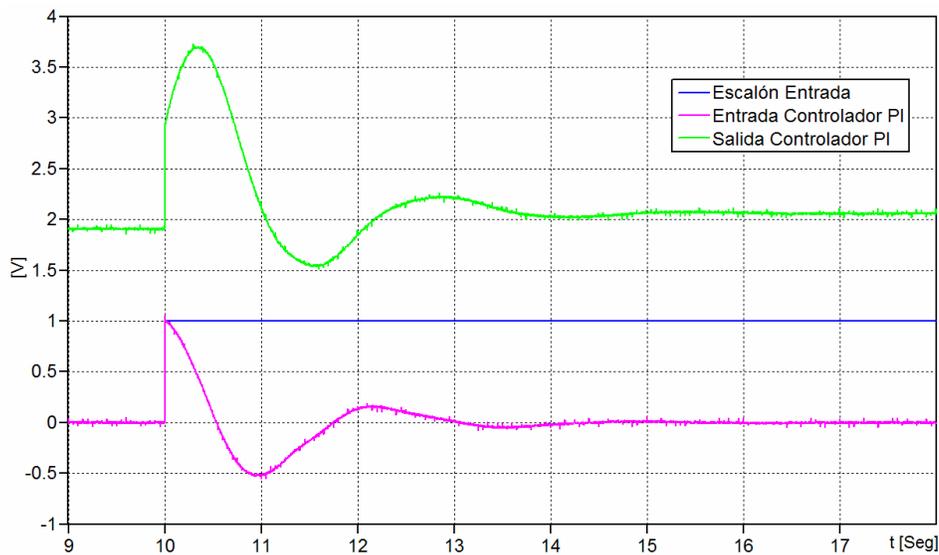


Figura 5.39 Gráfico de serie de datos para la identificación de controlador PI con la prueba de escalón de reactivos con el PSS fuera de servicio.

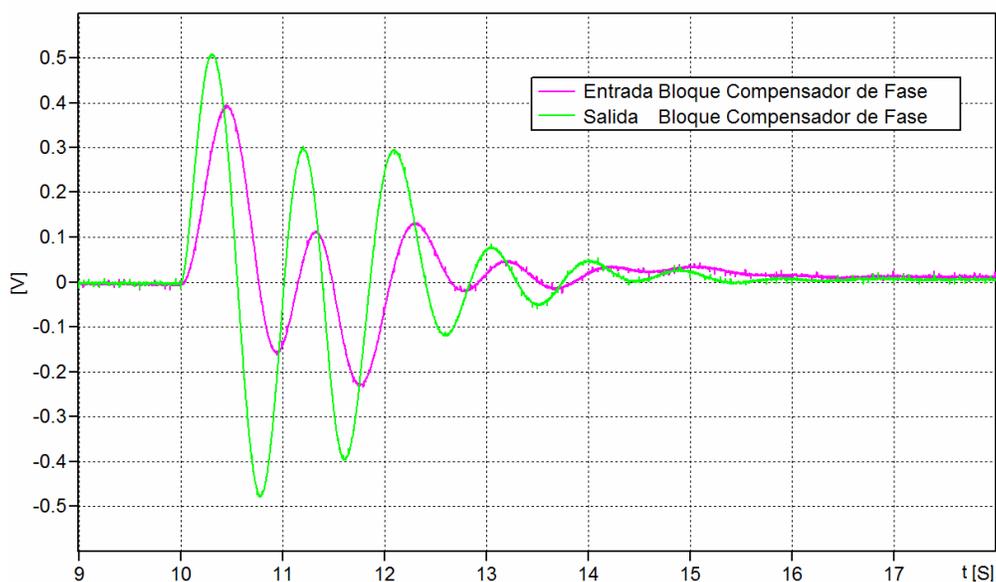


Figura 5.40 Gráfico de serie de datos del compensador de fase con el PSS desactivado.

Adquisición de datos respuesta escalón con PSS en servicio

Se muestran los gráficos de las señales obtenidas durante prueba final de escalón con el PSS habilitado y sintonizado para amortiguamiento de oscilaciones locales.

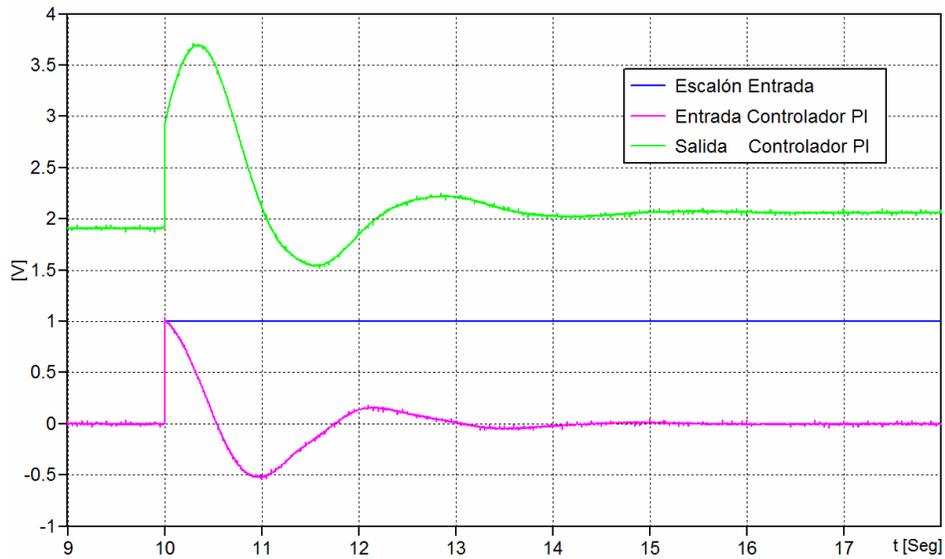


Figura 5.41 Gráfico de series de datos para la identificación de controlador PI con la prueba de escalón de reactivos y el PSS en servicio

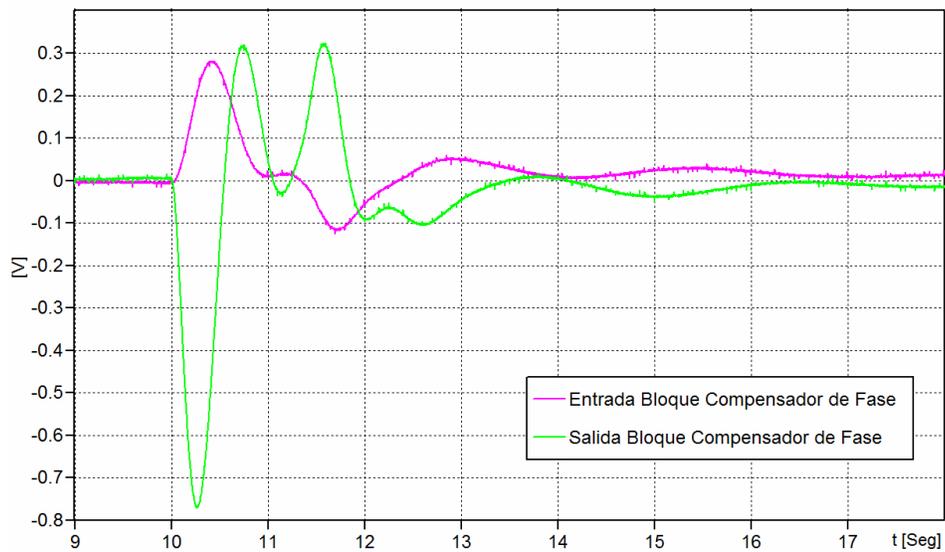


Figura 5.42 Gráfico serie de datos del compensador de fase con el PSS activado.

5.6.3 Resultados del proceso de identificación del controlador PI

Aplicando las rutinas de Matlab® descritas en los capítulos 3 y 4 y listadas en el apéndice A, se aplican los procedimientos de identificación obteniendo los resultados para el controlador PI de la unidad generadora con carga presentados en esta sección.

Las funciones de transferencia continua y discreta se presentan en las ecuaciones (5.20) y (5.21), respectivamente.

$$\frac{S_{pi}(s)}{E_{pi}(s)} = \frac{K_p T_i s + K_p}{T_i s} \quad (5.20)$$

$$\frac{S_{pi}(z)}{E_{pi}(z)} = \frac{b_0 - b_1 z^{-1}}{1 - a_1 z^{-1}} \quad (5.21)$$

Los resultados del programa de Matlab de la sección A.10 del Apéndice A se presentan en la Tabla 5.14 para el modelo discreto y su equivalente continuo, mientras que la figura 5.43 muestra los resultados obtenidos con el Toolbox de identificación de sistemas de Matlab®.

Tabla 5.14 Resultado de Identificación Controlador PI de una unidad con carga.

Parámetro	Valor Identificado
Modelo discreto	
a1	1.0000
b0	10.031
b1	9.932
Modelo continuo	
Ti	0.197
Kp	9.981
MSE	8.200e-3

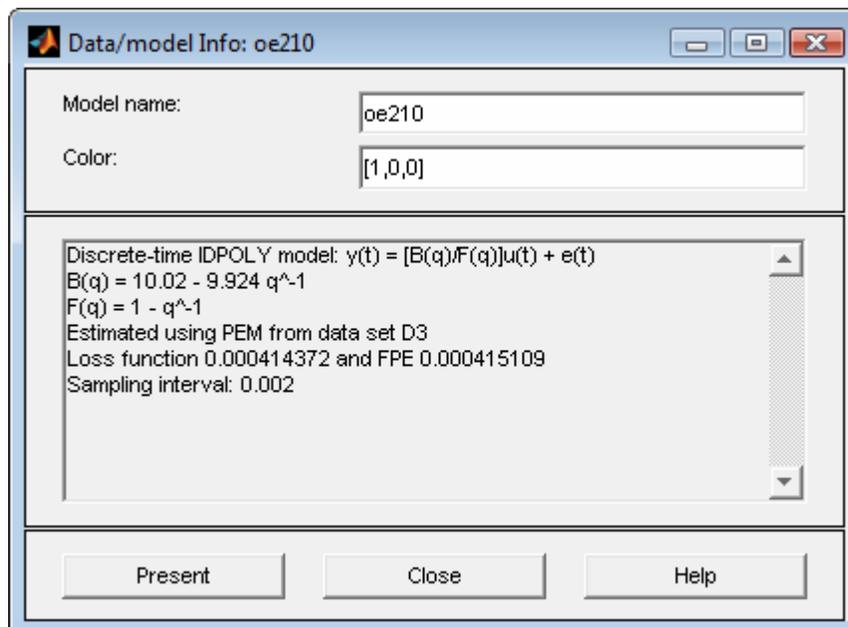


Figura 5.43 Salida de proceso de identificación controlador PI de la unidad generadora con carga utilizando el GUI de Identificación de Sistemas de Matlab®.

En este caso la media cuadrática de error tiene un valor de 0.0082, el cual es aceptable. Para la autocorrelación de la función de error y la correlación cruzada de la entrada y la función de error presenta valores altos del orden de 0.05. El patrón observado de las funciones de correlación no muestra un comportamiento periódico (ver Fig. 5.44).

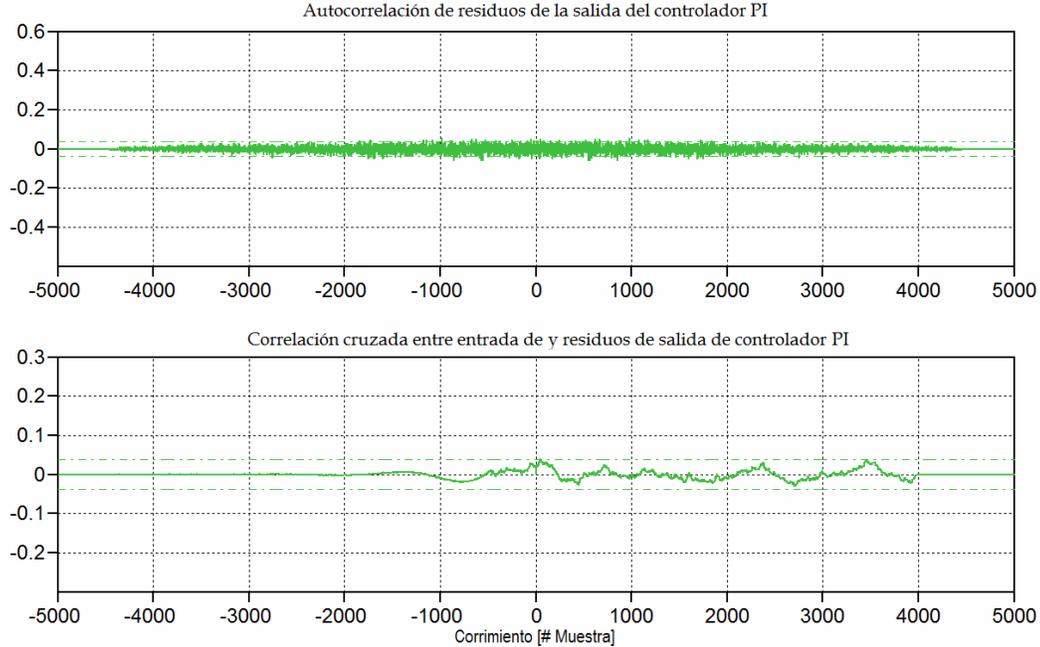


Figura 5.44 Análisis de residuos modelo identificado del controlador PI de una unidad con carga.

5.6.4 Resultados del proceso de identificación del estabilizador de sistemas de potencia

La integración de la tecnología digital en los controladores de sistemas de excitación ha permitido la implantación de nuevas técnicas de control. En el caso específico de los estabilizadores de sistemas de potencia se dispone ahora de funciones capaces de implantar la operación en tiempo real del cálculo de la integral de la potencia acelerante del generador, para utilizarla como la señal de control que actúa a través del sistema de excitación sobre la corriente de campo del generador para introducir amortiguamiento ante oscilaciones de potencia en la unidad. En la figura 5.38 se muestra punteada en rojo la zona que representa esta función, y los bloques que representan este proceso poseen ajustes de diseño implantados en fábrica. En este caso solo se aplican cambios en el bloque compensador de fase y ganancia para su sintonización.

Una vez que se aplica el procedimiento de identificación de los coeficientes de la ecuación en diferencias asociada con la estructura de la red atraso - adelanto del estabilizador de potencia, se aplica la transformación de su forma discreta a su forma continua, y los resultados se resumen en la tabla 5.15 y la figura 5.45.

Tabla 5.15 Resultados de la identificación de la red atraso – adelanto.

Parámetro	Valor Identificado
Modelo discreto	
a1	-0.9632
b0	11.35
b1	11.32
Modelo continuo	
T1	0.6158
T2	0.0533
MSE	1.0969e-004

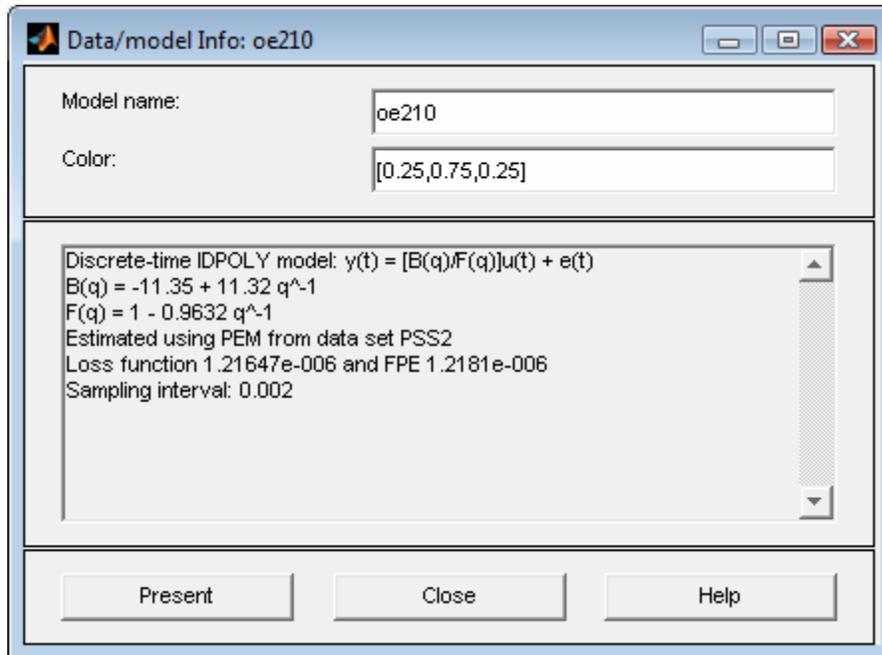


Figura 5.45 Salida de proceso de identificación de la red atraso - adelanto utilizando el GUI de Identificación de Sistemas de Matlab®.

En la figura 5.46 se muestra el resultado del análisis de autocorrelación de la función de error y la correlación cruzada entre la entrada y la función de error. En este caso la media cuadrática de error tiene un valor de 0.000109 el cual es aceptable. Para la autocorrelación de la función de error presenta valores pequeños del orden de 0.5 con un patrón periódico, producido por que tanto la entrada como la salida poseen la misma frecuencia.

La correlación cruzada de la entrada y la función de error presenta un comportamiento similar. Esta condición se presenta dado que este bloque es esencialmente un defasador ó compensador de fase.

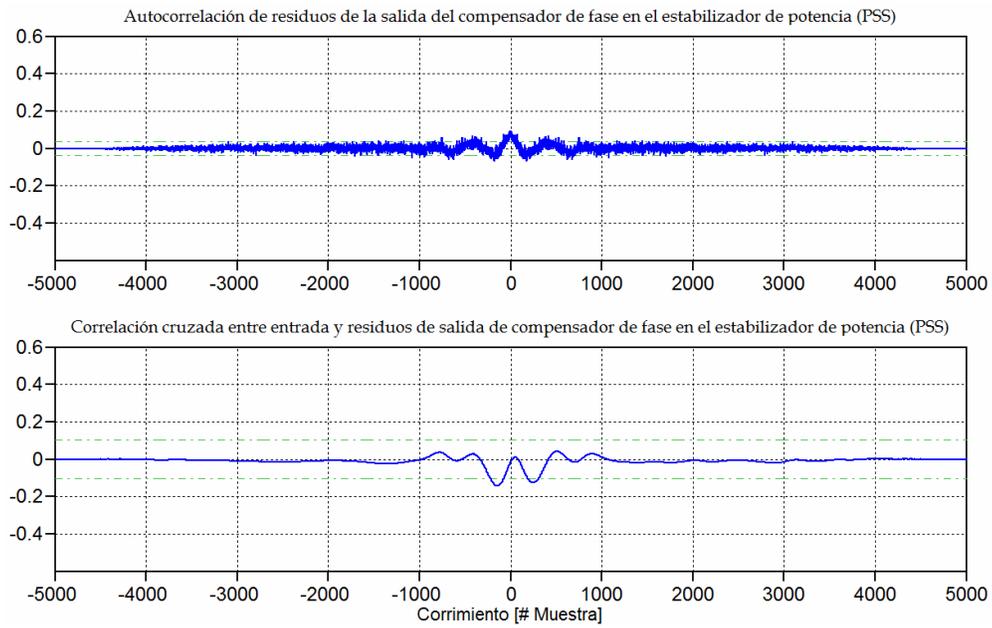


Figura 5.46 Análisis de residuos del modelo identificado de la red atraso - adelanto del PSS.

CAPÍTULO 6:

CONCLUSIONES

6.1 CONCLUSIONES GENERALES

Los objetivos iniciales de este trabajo se han cumplido plenamente, ya que a lo largo de esta tesis se presentó la base teórica y la aplicación de la metodología de identificación de sistemas basada en la optimización de la función de error por mínimos cuadrados simple, normal y recursivo, así como por mínimos cuadrados generalizados para su aplicación a identificación de sistemas afectados por ruido.

Se desarrollaron programas de computadora en Matlab® y se verificó su desempeño con varios ejemplos intercalados en los diferentes capítulos teóricos y de descripción de los programas. La metodología fue verificada asimismo al ser aplicada a generadores de gran capacidad de la Comisión Federal de Electricidad².

La validación de resultados se realizó de manera adecuada. Siempre que fue posible, más de un método de validación fue empleado para verificar el ajuste del modelo identificado a las mediciones. Esta práctica demostró ser la correcta, debido a que uno de los métodos de validación no siempre fue adecuado para el caso de estudio, y el uso de los otros métodos permitió demostrar la validez de los resultados.

Este trabajo se desarrolló dentro del marco de un plan para desarrollo de especialistas en regulación y la selección del tema está orientada a la solución de problemas existentes en la red eléctrica de México. Como se describe en § 6.3, la continuación de este trabajo se enfocará a actividades de campo para implantar la aplicación de las técnicas de identificación analizadas.

En términos generales, con este trabajo inicial se muestra la viabilidad de aplicación de métodos de identificación paramétrica de modelos de control. Por tanto hacia el futuro las líneas de trabajo se deben enfocar hacia la normalización de

² Por razones de confidencialidad, la identificación de los generadores de gran capacidad considerados en las pruebas del capítulo 5 fue omitida.

procedimientos de prueba y actualización de las especificaciones de equipos para condicionar la aplicación de técnicas de identificación de modelos de una forma más eficaz.

Durante el desarrollo del trabajo, se han determinado aspectos importantes que afectan la factibilidad de aplicación, y el ajuste y utilidad de los resultados obtenidos con los métodos de identificación. Estos aspectos son descritos en la siguiente sección de conclusiones particulares, con el objeto de identificar posibles soluciones a ser desarrolladas en los trabajos futuros descritos en la última sección de este capítulo.

6.2 CONCLUSIONES PARTICULARES

6.2.1 Efecto de los transductores en las mediciones experimentales

Hasta ahora las técnicas de identificación de controladores en sistemas de excitación, utilizadas en la mayoría de las compañías eléctricas, se basa en una identificación no paramétrica con la cual se miden índices de respuesta, generalmente basados en la respuesta a escalón, en el que se miden tiempos de respuesta, sobrepaso, tiempos de estabilización etc., como los mostrados en la figura 6.1.

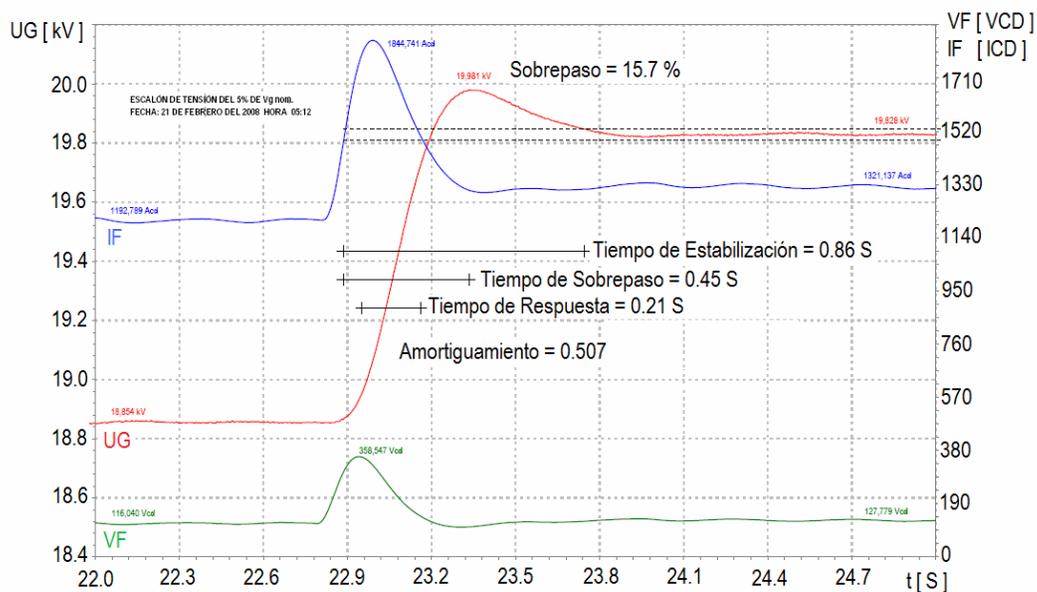


Figura 6.1 Gráfico de respuesta al escalón de tensión de un generador 350 MVA, 2 polos, 3600 rpm.

Nos encontramos que la metodología utilizada generalmente afecta la misma evidencia buscada. Lo anterior es debido a que, los transductores utilizados para la medición de las variables del proceso, por una parte pierden una gran cantidad de información contenida en la señales primarias y por otra parte introducen en su

salida ruido y distorsión generada por su propia característica dinámica de respuesta a la frecuencia, lo cual hace que el observador integre esta característica como parte del modelo bajo identificación. De aquí que los tradicionales métodos de validación de modelos basados en prueba de simulación y corrección de error son poco eficaces ya que se limitan a uno ó algunos casos donde la persistencia de las señales no cubren todo el espectro de frecuencias a que está sometido el sistema durante su operación normal.

Por otra parte aunque se tienen escasas publicaciones técnicas sobre propuestas de identificación por respuesta no paramétrica de sistemas analógicos a través de respuesta a la frecuencia [Bollinger and Gilchrist, 1982], en el caso de sistemas de excitación digitales las referencias sobre casos aplicados son aún más escasas y tal vez no existen.

A partir de los resultados de este trabajo se ha encontrado de forma colateral que esto se debe a que su implementación presenta restricciones asociadas con factores relacionados a aspectos de diseño del controlador entre los cuales se tiene:

- Tiempos de conversión analógica - digital de señales de entrada.
- Tiempos de proceso de algoritmos de control.
- Tiempos de conversión digital - analógica de señales de salida.
- Sincronía entre proceso de adquisición a la entrada - desarrollo de algoritmos de control y proceso de conversión de salida.

Estos efectos se pueden mostrar en las figuras 6.2, 6.3 y 6.4

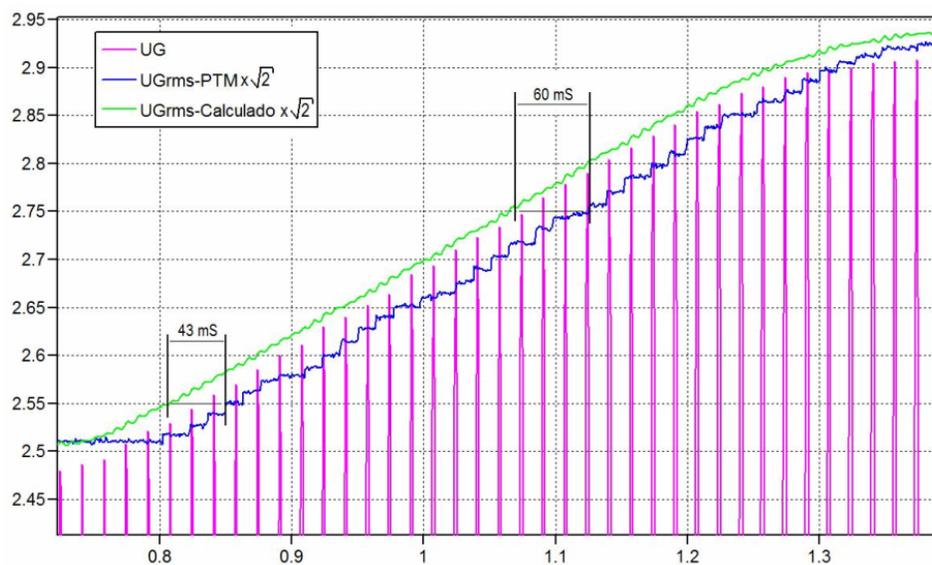


Figura 6.2 Gráfico de respuesta del módulo de medición de retroalimentación de tensión de generador.

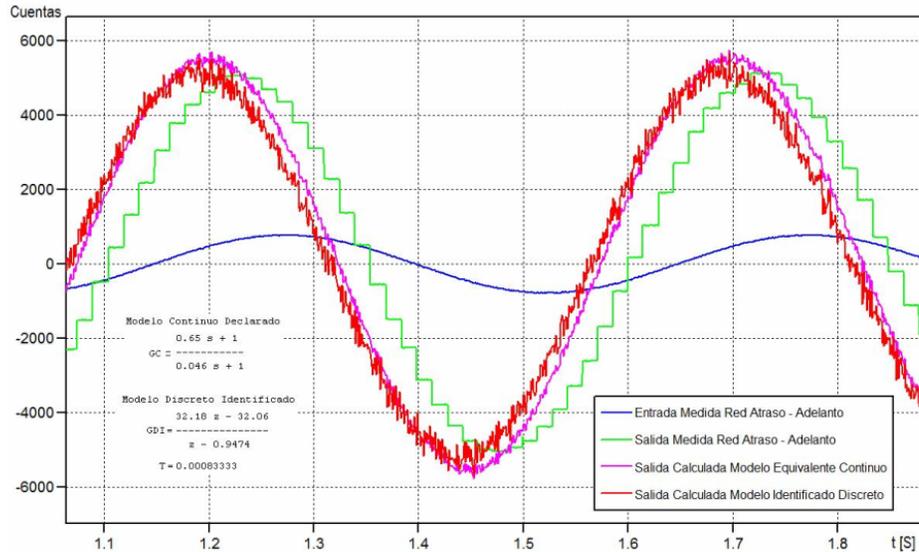


Figura 6.3 Gráfico de respuesta de red de atraso - adelanto entrada senoidal de 2 Hz.

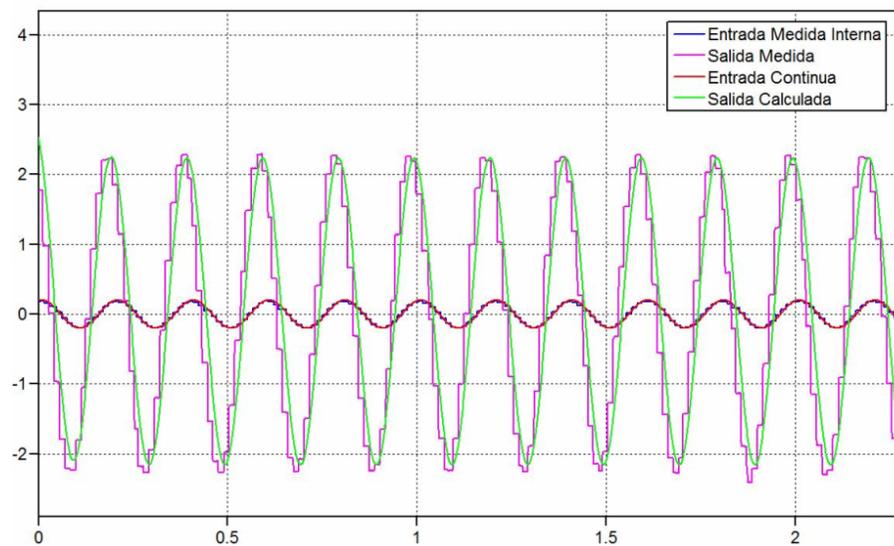


Figura 6.4 Gráfico de respuesta de red de atraso - adelanto entrada senoidal de 5 Hz.

En la figura 6.2 se puede observar que existe un atraso entre la señal rms medida y la calculada que no es constante, sino que varía de acuerdo a los tiempos de respuesta de las interfases de entrada-salida del sistema.

Las figuras 6.3 y 6.4 muestran resultados similares para señales senoidales. Se puede apreciar que dependiendo de la frecuencia varía el fenómeno de atraso.

Con el advenimiento de controladores digitales, el proceso de asimilación tecnológica nos ha llevado hasta ahora a pasar inadvertidos los efectos arriba mencionados insistiendo en analizar los controladores digitales utilizando en su representación, aproximaciones en forma de funciones de transferencia continuas, de esto podremos

plantear que la estructura de los lazos de control sometidos a procesos de identificación deben considerar algunos aspectos asociados con el accionamiento del hardware utilizado como plataforma de proceso, como los atrasos en la medición. Esto se ejemplifica en la figura 6.5.

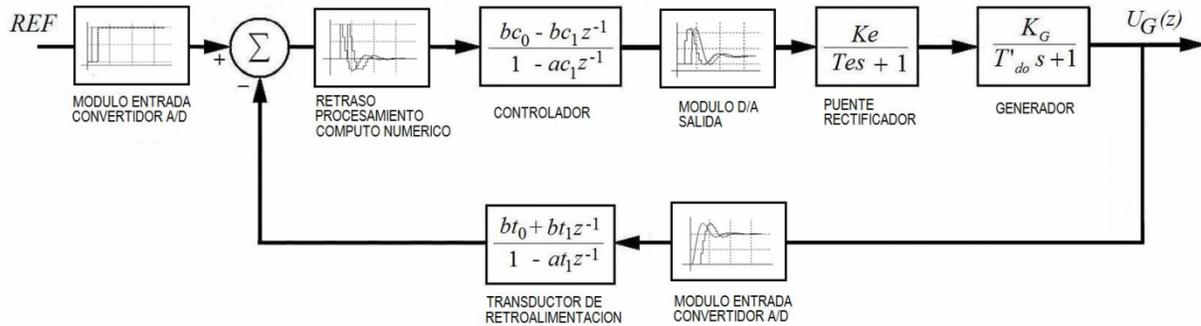


Figura 6.5 Controlador digital de excitación.

El proceso de identificación de sistemas que contienen controladores digitales requiere tomar las consideraciones arriba enumeradas, por lo cual el esquema básico de captura de datos requiere una implementación de instrumentación como la indicada en la figura 6.6.

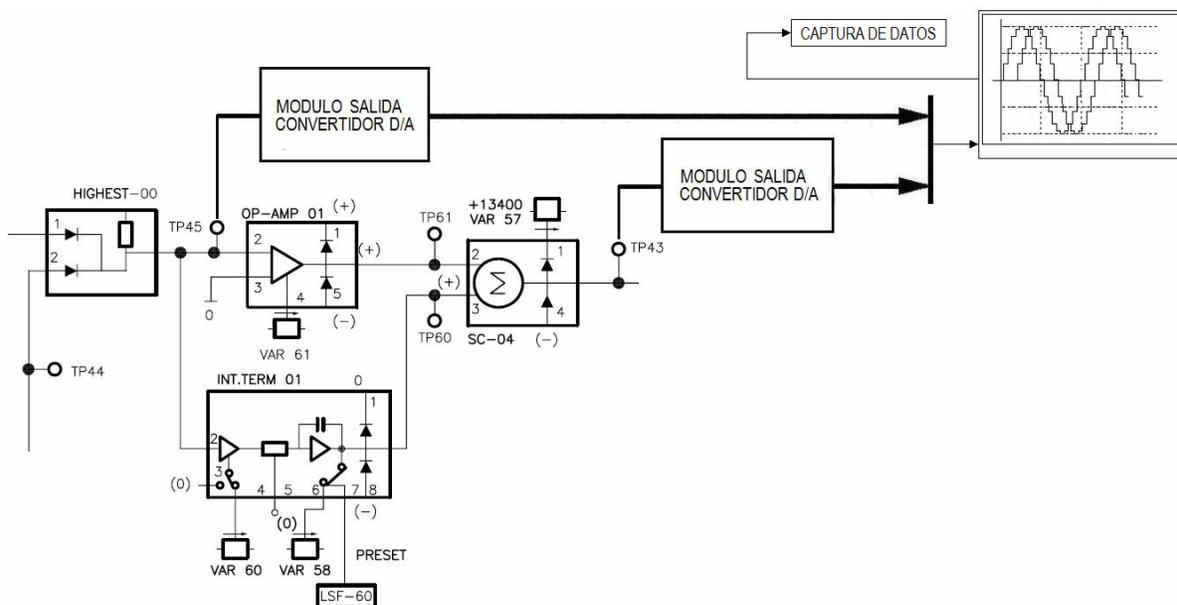


Figura 6.6 Diagrama esquemático función de regulación del controlador digital.

Hacia el futuro se considera viable que el propio controlador digital de control posea dentro de su funcionalidad funciones de captura de datos e incluso fuentes con secuencias numéricas de prueba a partir de lo cual con una simple conexión de datos se extraigan los datos requeridos para su identificación.

Dado que se tienen los casos que se presentan en este trabajo, los datos capturados requirieron de un preprocesamiento en el que se aplicó un proceso de filtrado y compensación.

6.2.2 Viabilidad de la aplicación de técnicas de identificación por regresiones numéricas

Los factores que favorecen la viabilidad de aplicación sistemática de procedimientos de prueba para identificación de modelos de controladores de sistema de excitación descritos en este trabajo son básicamente tres:

- Actualmente, en el sistema eléctrico nacional subsisten muy pocos controladores analógicos en los sistemas de excitación y aún menos, equipos con excitador rotatorio, lo cual aunado a las estrategias de modernización, representa el hecho de que los controladores de los sistemas actuales poseen pocos ó ningún elementos no lineal, esta condición reduce la complejidad de los procesos de identificación de modelos requeridos.
- La tecnología de los equipos de adquisición de datos posee una madurez suficiente para cumplir con los requerimientos necesarios de velocidad de muestreo, filtrado, tolerancia a operación en ambientes agresivos y exactitud.
- Las herramientas de procesamiento necesarias para su aplicación asistidas por computadora prácticamente son de dominio público, ya que aunque existen productos comerciales, también se dispone de aplicaciones con licencia pública libre tipo GNU (que significa “*GNU is Not Unix*” en inglés).

6.2.3 Alcance de los métodos de identificación analizados

En este trabajo se presenta la base teórica del método de optimización la función de error por mínimos cuadrados, en sistemas libres de ruido así como su aplicación en sistemas afectados con ruido. En este último caso se considera, dado que el ruido se presenta generalmente en modo común la aplicación para la mayoría de los casos, de la estructura del modelo OE (Output Error) mostrado en la figura 3.11, que la dinámica del sistema y la dinámica del ruido se describen de forma separada. Este modelo arroja resultados que muestran la eficacia de esta estructura para las aplicaciones descritas en este trabajo.

En el caso de los métodos recursivos, se muestra un caso de aplicación del método recursivo con fines de comparación respecto del método no recursivo mostrando que los resultados son idénticos, su aplicación en procedimientos de identificación con

datos postprocesados (en un ambiente fuera de línea) no presenta ventajas dado que los recursos de cómputo permiten manejar grandes bloques con series de datos sin comprometer la velocidad del proceso.

La aplicación de los métodos regresivos en aplicaciones en línea y en tiempo real queda fuera del alcance de este trabajo.

6.2.4 Consideraciones para aplicación de métodos de validación

A lo largo de este trabajo se encontró que la aplicación de los métodos de validación requiere reconsiderar la práctica de utilizar modelos discretos aproximados en su equivalencia continua, dado que al comparar la salida del modelo discreto con la salida del modelo identificado es necesario sincronizar las muestras utilizadas para el cálculo del residuo, como podemos ver en las figura 6.7. Cuando se utiliza el modelo continuo para el cálculo del error ó residuos se tiene que el efecto de retención de los convertidores de salida produce un error cíclico con una componente periódica a la frecuencia de la velocidad de muestreo del controlador digital.

Este efecto desaparece al calcular los valores del modelo identificado con muestras sincronizadas a con la salida del controlador, como se puede ver en la figura 6.8. El valor de los residuos calculados con este método eliminan el efecto antes mencionado.

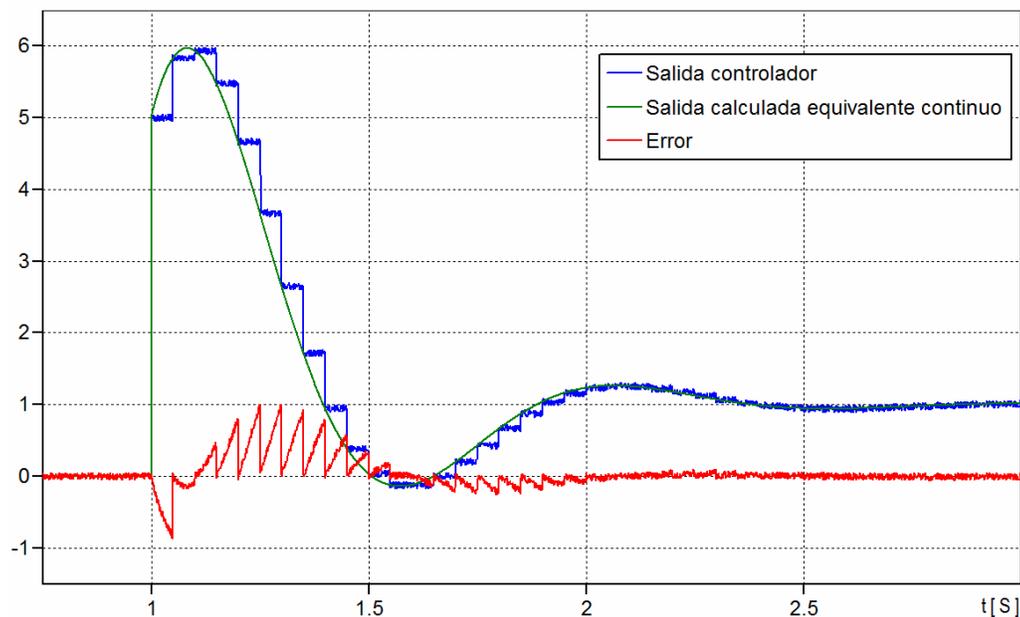


Figura 6.7 Cálculo de residuos utilizando un muestreo no sincronizado y de velocidad mayor que la velocidad de muestreo del controlador.

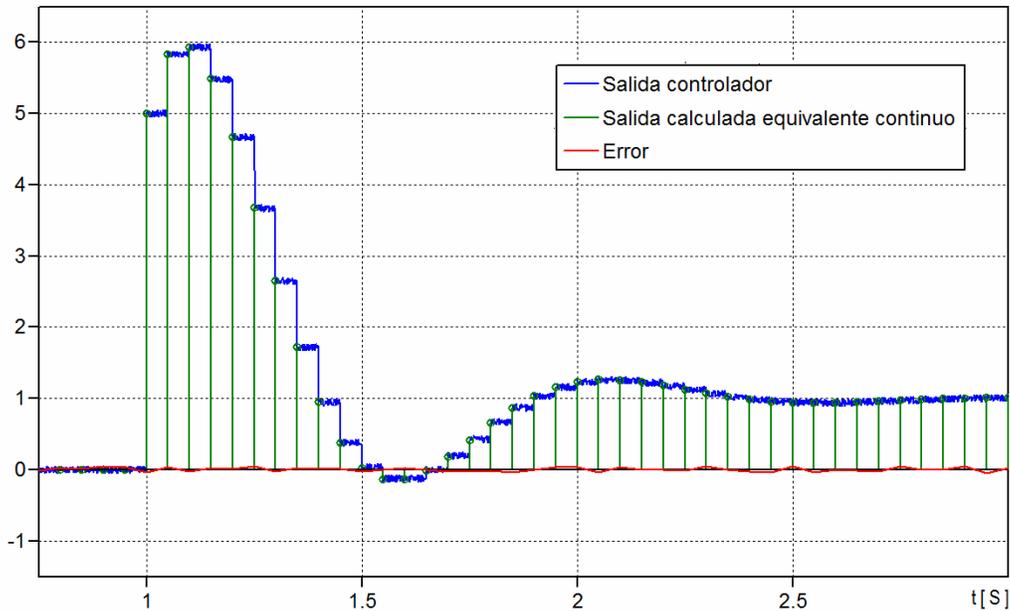


Figura 6.8 Cálculo de residuos utilizando un muestreo sincronizado y con una velocidad igual a la velocidad de muestreo del controlador

Dado que los sistemas actuales no disponen de medios para sincronizar el muestreo de los sistemas de medición es necesario realizar esto postprocesando la información de forma manual.

A partir del condicionamiento apropiado del cálculo de los residuos del modelo se es posible obtener información útil en la aplicación de los métodos de validación a través del cálculo de la media cuadrática de error, por autocorrelación de residuos y la correlación cruzada de la entrada contra los residuos del modelo.

6.3 SUGERENCIAS PARA TRABAJOS FUTUROS

6.3.1 Requerimientos de normatividad

Practicas actualmente utilizadas en la identificación de modelos

Actualmente la identificación, se desarrolla con base a pruebas de respuesta basadas en la Norma [IEEE, 1990]. Esta norma está orientada a la identificación no paramétrica de las funciones de transferencia de los modelos involucrados en el sistema de excitación. A través de estas pruebas se identifican índices de comportamiento del sistema tales como:

- Tensiones de techo
- Tiempo de respuesta a escalón
- Tiempo de sobrepaso

- Tiempo de estabilización
- Tiempo de excitación
- Tiempo de desexcitación
- Respuesta a transitorios de conmutación de controles

Con esto los analistas de sistemas se ven obligados a realizar una aproximación paramétrica de los modelos utilizando la estructura del sistema proporcionada por el fabricante y los índices encontrados realizando simulaciones para ajustar los modelos a prueba y error.

Como se mencionó anteriormente, esta práctica es bastante rudimentaria y consume una gran cantidad de esfuerzo, que traducido a los requerimientos de depuración de una base de datos para una red como la del Sistema Eléctrico Mexicano representan una tarea prácticamente irrealizable, por lo que usualmente los esfuerzos se enfocan a problemáticas en puntos específicos de la red.

Dado que la norma [IEEE, 1990] es una actualización de una primera versión de 1978, se tiene que su enfoque está orientado a la evaluación de controladores analógicos, por lo cual es necesario revisar esta normativa para adaptarla a las características particulares de los sistemas digitales.

Los aspectos de la normatividad asociada con especificación de equipos digitales utilizados como controladores de los sistemas de excitación poseen dos vertientes:

- Especificación de equipos
- Procedimientos de prueba

En ambos casos se deben considerar las características de los sistemas digitales para establecer el formato de los modelos declarados por el fabricante así como los canales necesarios de instrumentación para adquisición de datos.

Especificación de equipos

Debido a que la norma [IEEE,1990] presenta aspectos muy generales sobre la especificación de sistemas de excitación, dejando al fabricante gran parte de las decisiones sobre el diseño del sistema, en México se han desarrollado normas que definen en detalle las características de los elementos que conforman de estos equipos. Sin embargo, en el caso del controlador, actualmente se indican solamente los índices de respuesta que caracterizan el modelo desde un enfoque no paramétrico. Por esto es necesario adecuar las normas para incluir lo siguiente:

- Funciones de transferencia en forma discreta.
- Intervalo de tiempo para cada ciclo de proceso del controlador.
- Acceso a registro de datos numéricos de entrada - salida de los bloques que conforman las etapas de control del sistema.

- Interfaces de salida y entrada analógica para verificación de respuesta de componentes.
- Direccionamiento de entradas y salidas analógicas de prueba a cualquier punto del controlador.
- Disponibilidad de acceso a las funciones de control en modo prueba para la verificación de respuesta a secuencias binarias pseudoaleatorias.
- Funciones internas de generación de señales de prueba.
- Funciones para sincronía de muestreo de señales.

Lo anterior condicionará la aplicación de metodología de identificación de modelos a fin de validar los resultados de pruebas de aceptación y declaración de ajustes proporcionada por el fabricante durante la entrega - recepción de los equipos a los usuarios.

Procedimientos de prueba

Como se indicó arriba, los procedimientos de prueba actualmente utilizados están enfocados a medir índices de respuesta orientados a una identificación no paramétrica. Estas pruebas son necesarias a fin de verificar la capacidad del sistema, por lo cual es necesario incluir una serie de consideraciones que permitan realizar la aplicación de un procedimiento de identificación paramétrica del modelo y así validar la estructura y los parámetros de ajuste del modelo declarados por el fabricante.

Para esto se debe desarrollar en forma documental los procedimientos para la ejecución de las siguientes tareas.

- Verificación de características funcionales de la plataforma de hardware y software que soportan las funciones del controlador.
- Desarrollo de pruebas de respuesta a la frecuencia.
- Desarrollo de inyección señales de prueba y captura de datos de respuesta de bloques de control.
- Aplicación de procedimientos de identificación de modelos.
- Aplicación de procedimientos de validación de resultados de pruebas de respuesta a la frecuencia reales y características teóricas de respuesta a la frecuencia de los modelos identificados.

6.3.2 Retos hacia el futuro

Aun en países avanzados, el tema de modelado de la red para estudios de estabilidad presenta rezagos en el modelado de controles, especialmente en los lazos de control que interviene en condiciones de emergencia. En el caso de los sistemas de excitación

estos lazos corresponden a los limitadores de mínima y máxima excitación, así como los limitadores de sobreexcitación de los circuitos magnéticos.

En el caso de México la tendencia a interconexión hacia las redes de los Estados Unidos y Centroamérica hace urgente la necesidad de establecer procedimientos de validación de modelos que posean la exactitud necesaria y sean aplicables de forma rápida a fin de establecer de forma certera la proyección de la expansión de la red así como su operación y despacho.

Dado que la práctica actual en el modelado de sistemas de control utilizado en las aplicaciones para análisis de redes eléctricas se utiliza modelos continuos, es necesario utilizar aproximaciones de los modelos discretos reales, por lo cual es conveniente realizar la transición para aplicar modelos discretos sobre estas aplicaciones.

6.4 APORTACIONES

- Se presenta en forma detallada la metodología de aplicación de procedimientos para la estimación de parámetros de controladores de sistemas de excitación específicos, en aplicaciones de campo reales, actualmente en servicio para generadores de hasta 250 MVA.
- Se plantea la metodología general para aplicaciones en las que se parte de modelos del fabricante.
- Se desarrollan herramientas de cálculo para discretizar y remuestrear registros de prueba impresos para su aplicación en procesos de estimación de parámetros.
- Se presenta el procedimiento para obtención de modelos discretos que pueden ser integrados a programas de simulación de sistemas de potencia como modelos de usuario.
- Se identifican y describen importantes aspectos de instrumentación relacionados con las características de los transductores utilizados en las pruebas experimentales.

REFERENCIAS

- [Ádám et al., 2003] T. Ádám, S. Davdandipour and J. Futás (2003). “Influence of Discretization Method on the Digital Control System Performance”. *Acta Montanistica Slovaca Ročník 8* (2003). Disponible en Internet en (<http://actamont.tuke.sk/pdf/2003/n4/14adamdadvandipourfuta.pdf>)
- [Agee et al., 1999] J. C. Agee, S. Patterson and J. Seitz (1999). “Excitation System Testing and Model Validation” *Proceedings of the IEEE PES Power Engineering Society Winter Meeting 1999*, New York, NY, 1999.
- [Agudelo, 2008] A. Agudelo (2008) “Practica 1: Estudio de la Identificación de un Sistema con el Toolbox de Identificación de Sistemas de Matlab” Universidad EAFIT, Maestría en Matemáticas Aplicadas. Disponible en Internet en (<http://agdtoro.googlepages.com/agudelo07practica1.pdf>)
- [Andrei, 2005] N. Andrei (2005). “Modern Control Theory - A Historical Perspective”. Research Institute for Informatics, Center for Advanced Modeling and Optimization, Bucharest Romania. Disponible en Internet en (http://sharif.edu/~namvar/index_files/Page350.htm).
- [Becerra, 2008] V. M. Becerra. *Advanced System Identification (4/CY/08)*. Lecture notes. School of Systems Engineering, University of Reading, United Kingdom, 2008. Disponible en Internet en (<http://www.personal.rdg.ac.uk/~shs99vmb/notes/asi/>)
- [Bhaskar et al., 2000] R. Bhaskar, M. L. Crow, E. Ludwig, K. T. Erickson, and K. S. Shah (2000). “Nonlinear Parameter Estimation of Excitation Systems”. *IEEE Transactions on Power Systems*, Vol 15, No.4, November 2000.
- [Bollinger and Gilchrist, 1982] K. E. Bollinger, R. Gilchrist (1982). “Voltaje Regulators Models Using Automated Frequency Response Equipment” *IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems*, Vol. PAS-101, No. 8 August 1982.
- [Botero and Ramírez, 2008] H. A. Botero and J. M. Ramírez (2008). “Identification of Excitation Systems Detailed Analysis of Methodology and Results”. *Dyna, Revista de la Facultad Nacional de Minas* (ISSN 0012-7353), vol.75, no.156, p.65-77, Sep./Dic. 2008. Disponible en Internet en (<http://www.scielo.org.co/pdf/dyna/v75n156/a06v75n156.pdf>)
- [Castro and Scarpetta, 2005] H. A. B. Castro and J. M. R. Scarpetta (2005) “A Methodology for Excitation Systems Identification” *Proceedings of the International Conference on Industrial Electronics and Control Applications, 2005. ICIECA 2005*. November 29 - December 2, Quito, ECUADOR.
- [CFE, 2005] Comisión Federal de Electricidad. *Sistema de Excitación Estático para Generadores Síncronos de Centrales Eléctricas*. Especificación CFE W4101-16, 2005.
- [Ciskowski , et al., 1987] R. D. Ciskowski, C. H. Liu, H. H. Ottesen, S. U. Rahman (1987) “System Identification: an Experimental Verification”. *IBM Journal of Research and Development*. Volume 31, Issue 5, Pages: 571 – 584, September, 1987.
- [GE, 2002] General Electric Company. Series 90™-30 High Performance CPU374 Data Sheet. Disponible en Internet en (<http://www.geindustrial.com/products/reference/GFA-378A.pdf>)

- [GE, 2002a] General Electric Company. "Series 90™-30/20/Micro PLC CPU Instruction Set Reference Manual" GFK-0467M, May, 2002.
- [GE, 2004] General Electric Company. Proficy™-30 Machine Edition Manual GFK-1868M, 2004.
- [Gevers, 2006] M. Gevers (2006). "System Identification Without Lennart Ljung : What Would Have Been Different ?", In: *Forever Ljung in System Identification*, T. Glad and G. Hendeby Eds., pp.61-85, Studentlitteratur, Lund, Sweden, 2006. Disponible en Internet en (<http://www.inma.ucl.ac.be/publi/353406.pdf>)
- [Gevers, 2006a] Michel Gevers (2006). "A Personal View of the Development of System Identification". *IEEE Control Systems Magazine*, Vol. 26, No 6, pp. 93-105, December 2006. Disponible en Internet en (http://www.inma.ucl.ac.be/~gevers/PublisMig/IEEECSM_PersonalView.pdf)
- [González et al., 2007] J. González Flores, D. León Rodríguez, O. Mora Hoppe, G. Villa Carapia, F. Sánchez Tello, G. Carreón Navarro, C. Meléndez Román, A. Guzmán Terrones. "Amortiguamiento de Oscilaciones de Baja Frecuencia Inestables Mediante la Sintonización de Estabilizadores de Potencia en el Sistema Eléctrico Mexicano" *Memorias del XII Encuentro Regional Iberoamericano del CIGRE (ERIAC)*, 20-24 de mayo del 2007, en Foz do Iguazú, BRAZIL.
- [Guo et al., 1995] T. Y. Guo, C. S. Liu, Y. T. Chen, C. K. Ko, C. T. Huang (1995). "Identification of Model Parameters of Excitation System and Power System Stabilizer of Mingtan#6 via Finalization Field Tests". *IEEE Transactions on Power Systems*, Vol. 10, No. 2, May 1995.
- [Hsu et al., 1996] Y. Y. Hsu, C. S. Liu, T. S. Luor, C. L. Chang, A. S. Liu, Y. T. Chen and C. T. Huang (1996). "Experience with the Identification and Tuning of Excitation System Parameter at the Second Nuclear Power Plant of Taiwan Power Company". *IEEE Transactions on Power Systems*, Vol. 11, No. 2, May 1996.
- [IEEE, 1990] *Guide for Identification, Testing, and Evaluation of the Dynamic Performance of Excitation Control Systems*. IEEE Std 421.2-1990 (Revision of IEEE Std 421A-1978). IEEE Nueva York, NY, USA.
- [IEEE, 1992] *Recommended Practice for Excitation System Models for Power System Stability Studies*. IEEE Std 421.5-1992. IEEE Nueva York, NY, USA.
- [Kollar et al., 1996] I. Kollar, G. Franklin, and R. Pintelon. (1996). "On the Equivalence of z-Domain and s-Domain Models in System Identification". *Proceedings of the IEEE Instrumentation and Measurement Technology Conference, IMTC-96*. Page(s):14 – 19, Volume 1, June 1996, Brussels, BELGIUM.
- [Kundur, 1994] P. Kundur (1994). *Power System Stability and Control*. McGraw-Hill, 1994.
- [Liaw et al., 1995] C. M. Liaw, T. S. Liu, A. H. Liu, Y. T. Chen and C. J. Lin (1992). "Parameter Estimation of Excitation Systems from Sampled Data". *IEEE Transactions on Automatic Control*, Vol 37 No. 5, 1992.
- [Lieberman, 2007] M. Lieberman (2007). *Introduction to the Z-transform*. Lecture Notes of the Course Ling 525: Computer Analysis and Modeling of Biological Signals and Systems. Spring term, 2007. Disponible en Internet en (<http://www.ling.upenn.edu/courses/ling525/z.html>).
- [Ljung, 1999] L. Ljung. *System Identification: Theory for the User*. 2nd Edition, Prentice Hall, Englewood Cliffs, N.J., 1999.
- [Ljung, 2007] L. Ljung. "System Identification Toolbox 7: Reference" The MathWorks, Inc., 2007.
- [Ljung, 2007a] L. Ljung. "System Identification Toolbox 7: User's Guide" The MathWorks, Inc., 2007.
- [Ljung, 2009] L. Ljung. "Getting Started with System Identification Toolbox 7". The MathWorks, Inc., 2009.

- [López Guillén, 2005] M. E. López Guillén (2005). *Identificación de Sistemas: Aplicación al Modelado de un Motor de Continua*. Tema 6 de las Notas del Curso de Control Avanzado. Departamento de Electrónica Universidad de Alcalá. 2005. Disponible en Internet en (<http://193.146.57.132/depeca/repositorio/asignaturas/32328/Tema6.pdf>)
- [Ludwig et al., 1998] E. Ludwig, M. L. Crow, K. Erickson. “A Feasibility Study of On-Line Excitation System Parameter Estimation”. *IEEE Transactions on Power Systems*, Vol. 13, No. 3, August 1998.
- [MATLAB®] “The Language of Technical Computing Mathematics”. Online Manual. Mathworks, 2006.
- [National Instruments, 2006] National Instruments. “Selecting a Model Structure in the System Identification Process Tutorial”. Feb 1, 2006.
- [Ogata, 2003] Katsuhiko Ogata. *Ingeniería de Control Moderna*. University of Minnesota. Pearson Prentice Hall 2003, 4ª Edición.
- [Proakis and Manolakis, 1998] J. G. Proakis, D. G. Manolakis (1998). *Tratamiento Digital de Señales*. Pearson Prentice Hall, 1998.
- [Rasouli and Karrari, 2004] M. Rasouli and M. Karrari (2004). “Nonlinear Identification of a Brushless Excitation System Via Field Tests”. *IEEE Transactions on Energy Conversion*, Vol. 19, No. 4, December 2004.
- [Rifaat, 2001] R. M. Rifaat (2001). “Independent Power Producers (IPP) Perspectives and Experiences with WSCC Requirements for Generator Model Validation Tests”. *IEEE Transactions on Industry Applications*, Vol 37 No 4 July/August 2001.
- [Ruiz-Vega and Enríquez-Harper, 2005] D. Ruiz-Vega, and G. Enríquez-Harper. (2005). “The Effect of Power System Dynamic Modeling in the Analysis of Poorly Damped Oscillations”. *Memorias del XI Encuentro Regional Iberoamericano del CIGRE (ERIAC)*, 22-26 de mayo del 2005, en Ciudad del Este, PARAGUAY.
- [Schwartz and Shaw, 1975] M. Schwartz, L. Shaw (1975). *Signal Processing: Discrete Spectral Analysis, Detection and Estimati3n*. McGraw Hill Kogakusha, 1975.
- [SEPAAC, 2002] SEPAAC Corp. “Regulador Automático de Voltaje RAV-III-CEX, 2002.
- [Shannon, 1998] C. E. Shannon (1998). “Communication in the Presence Of Noise”. *Proceedings of the IEEE*, Volume 86, Issue 2, Page(s):447 – 457, Feb 1998.
- [Strum and Kirk, 1994] R. S. Strum and D. E. Kirk (1994). *Contemporary Linear Systems Using MATLAB*. Van Nostrand Reinhold, 1994.
- [Tsai and Kung, 2007] K. Y. Tsai, Y. C. Kung (2007). “Digital Control Systems Discrete Equivalents”. Course Notesm Dept. of Electrical Engineering, National Taiwan University. Disponible en Internet en (<http://ndfsl.ee.ntu.edu.tw/courses/DCS%20Material/DCS%2009%20Discrete%20Equivalents%20v1.3.pdf>)
- [Villa et al., 2009] G. Villa, O. Mora, F. Sánchez, G. Carreón, R. García, A. Guzmán (2009). “Mitigación de Oscilaciones de Potencia de Baja Frecuencia Generadas por la Central Hidroeléctrica El Caracol de CFE-México. Parte I. Modelado Matemático y Validación de los Sistemas de Control de las Unidades Generadoras de la CH El Caracol” *Memorias de la Reunión de Verano de Potencia del IEEE Sección México*, del 5 al 11 de Julio del 2009 en Acapulco, Gro., MEXICO.

- [Villa et al., 2009a] G. Villa, O. Mora, F. Sánchez, G. Carreón (2009). “Mitigación de oscilaciones de potencia de baja frecuencia generadas por la Central Hidroeléctrica El Caracol de CFE-México. Parte II. Caracterización de Modos de Oscilación de Potencia de Baja Frecuencia Registrados en el Sistema Interconectado Nacional” *Memorias de la Reunión de Verano de Potencia del IEEE Sección México*, del 5 al 11 de Julio del 2009 en Acapulco, Gro., MEXICO.
- [Wang and Chiang, 1995] J. C. Wang and H. D. Chiang (1995) “Identification of Excitation System Models Based on On-line Digital Measurements”. *IEEE Transactions on Power Systems*, Vol. 10, No. 3, August. 1995.
- [Zazo et al., 1994] A. Zazo, J. Zamora, L. Rouco, F.L. Pagola (1994). “Identification of Excitation Systems from Time Response Tests”. *Proceedings of the International Conference Control '94*, IEE Conference Publication No. 389, pp. 839-844, 21-24 Marzo 1994, University of Warwick, Coventry, UK.

APENDICE A:

LISTADOS DE PROGRAMAS EN MATLAB

Los listados de los programas en MATLAB desarrollados en el presente trabajo se presentan en este Apéndice. La lista de los programas descritos es:

- A.1 Método Recursivo de Mínimos Cuadrados**
- A.2 Obtención de Polinomios a partir de Gráficos de Registros**
- A.3 Cálculo del vector de coeficientes θ del controlador PI**
- A.4 Cálculo del vector de coeficientes θ del Sistema de Primer Orden**
- A.5 Cálculo del vector de coeficientes θ de la Red de Adelanto - Atraso**
- A.6 Identificación de Parámetros del Controlador U2 CT Puerto Libertad**
- A.7 Identificación de Parámetros del Modelo de Primer Orden del Generador**
- A.8 Aplicación del Método Recursivo para la Identificación Parámetros del Modelo de Primer Orden Generador**
- A.9 Identificación de Parámetros del Modelo del Controlador PI del Sistema de Excitación por Mínimos Cuadrados**
- A.10 Identificación de Parámetros del Modelo de Controlador PI por Mínimos Cuadrados Generalizados**

A.1 Método Recursivo de Mínimos Cuadrados

```
clear
% Obtención de datos de entrada - salida del sistema
load uy;
a=size(uy);
a=a(1);
for k=1:a
    n(k)=k;
    t(k)=uy(k,1);
    u(k)=uy(k,2);
    x(k)=uy(k,3);
end
clear uy;
%Iniciación de Teta
DT=4;
Teta=zeros(DT,1);
%Iniciación de Pkd
P=eye(DT,DT);
% Inicialización del proceso de calculo de FI(j)
O=3;
for k=1:O-1
    a1(k)=0;
    a2(k)=0;
    b0(k)=0;
    b1(k)=0;
end
for k=O:100
    FITk=[x(k-1) x(k-2) u(k) u(k-1)];
    FIk=FITk';
    y=x(k);
    K=(P*FIk)*inv(1+FITk*P*FIk);
    e=y-FITk*Teta;
    P=P-K*FITk*P;
    Teta=Teta+P*FIk*e;
    a1(k)=Teta(1);
    a2(k)=Teta(2);
    b0(k)=Teta(3);
    b1(k)=Teta(4);
    [k a1(k) a2(k) b0(k) b1(k)]
end
[a1' a2' b0' b1']
plot(t,a1,'r',t,a2,'b',t,b0,'m',t,b1,'g')
grid
legend a1 a2 b0 b1
EJE=[a1 a2 b0 b1]
axis ([0 max(t) 1.2*min(EJE) 1.2*max(EJE)])
title 'Estimación de Parámetros por Mínimos Cuadrados Recursivos'
xlabel 't'
ylabel 'Teta'
```

A.2 Obtención de Polinomios a partir de Gráficos de Registros

```

% PROGRAMA PARA EXTRAER MUESTRAS DE UN GRAFICO EN PAPEL
clear
%CALCULO MUESTRAS IF -> FLAG=1  UG -> FLAG=2  VF -> FLAG=3
% Nombres de Variables
F='IF'
%ORDEN DEL POLINOMIO
O=250
%PASOS DE INTERPOLACIÓN ENTRE MUESTRAS
FI=300
%Parámetros de Salida de Muestreo
ti=0.2;
tf=1.8;
T=0.005
N=(tf-ti)/T
%CAPTURA DE GRAFICO ESCANEADO
%ESCALA DE TIEMPO DE GRAFICO ESCANEADO
XO=0;
X100=2.0;
A = imread('escalon.jpg');
%DESPLIEGADO INICIAL PARA AJUSTE DE ESCALA
image([0 2],[1 100],A);
set(gca,'Ydir','normal')
grid
hold
%LECTURAS PARA ESCALAMIENTO DE EJES
Evm=69.97;
EVM=97.58;
LVm=1289;
LVM=1759;
%FACTOR DE ESCALA
ED=EVM-EVm;
LD=LVM-LVm;
UP=LD/ED;
%VALORES DE INGENIERIA PARA AJUSTE DE ESCALA EJE VERTICAL
Y0=LVm-EVm*UP;
Y100=Y0+100*UP;
clf
%AJUSTE DE ESCALA EN GRAFICO
image([XO X100],[Y0 Y100],A);
set(gca,'Ydir','normal');
hold
%CAPTURA DE MUESTRAS POR INSPECCIÓN DE GRAFICO EN VALORES DE INGENIERIA
%CAPTURA MANUAL DE MUESTRAS DE VF DE GRAFICO EN DESPLIEGADO MATLAB - PLOT
x=[0 0.1 0.2 0.3 0.4 0.469 0.5146 0.6186 0.6515 0.6843 0.7518 0.8225 0.8996 0.9818
1.204 1.507 1.799 2.0];
y=[1289 1289 1289 1289 1289 1289 1329 1668 1740 1770 1688 1548 1441 1404 1424
1416 1411 1409];
a=size(x);
a=a(2)-1;
b=size(y);
b=b(2)-1;
%Interpolación de x
m=1;
k=1;
xi=0;
yi=0;
for j=1:a
xi(m)=x(j);
h=(x(j+1)-x(j))/FI;
while k<FI
m=m+1;
xi(m)=xi(m-1)+h;
k=k+1;
end
m=m+1;
k=1;
end
%Interpolación de y

```

```
m=1;
k=1;
for j=1:a
yi(m)=y(j);
h=(y(j+1)-y(j))/FI;
while k<FI
    m=m+1;
    yi(m)=yi(m-1)+h;
    k=k+1;
end
m=m+1;
k=1;
end
%Determinación del polinomio
h=(tf-ti)/N;
for k=1:N
    t(k)=ti+h*(k-1);
end
P = polyfit(xi,yi,0);
%Graficado de polinomio
z = polyval(P,t);
plot(t,z,'g')
%Creación de archivo de datos de canal
SAL=[t' z'];
save (F,'SAL','-ascii');
```

A.3 Cálculo del vector de coeficientes θ del controlador PI

```

%GENERACION SECUENCIA BINARIA PSEUDOALEATORIA
clear
N=4590;
T=1/200;
t=0:T:(N-1)*T;
t=t';
u = idinput([N 1], 'prbs', [0 0.05]);
plot(t,u)
axis([0 23 -1.5 1.5])
u=[t';u'];
save u.mat u -mat
%CORRER PIRandom.m PARA GENERAR REGISTROS ENTRADA SALIDA VARIABLE PI
close
%ESTIMACION DE PARAMETROS DE GENERADOR METODO NO RECURSIVO
load PI
PI=PI'
t=PI(:,1);
E=PI(:,2);
S=PI(:,3);
%DETERMINACION DE ESCALA PARA NORMALIZAR ENTRADA - SALIDA
%APLICACION DEL METODO DE MINIMOS CUADRADOS NO REGRESIVO
%FORMULACION DE MATRIZ DE REGRESION
a=size(t);
a=a(1);
for k=2:a
    FI(k-1,:)=[S(k-1) E(k) -E(k-1)];
    Y(k-1,:)=S(k);
end
%Aplicación de mínimos cuadrados
Teta=inv(FI'*FI)*FI'*Y;
%EXTRACCION DE COEFICIENTES DE MODELO DISCRETO
a1=Teta(1)
b0=Teta(2)
b1=Teta(3)
%EXTRACCION DE COEFICIENTES DE MODELO CONTINUO
Kp=(b0+b1)/2
Ti=T/(2*(b0-Kp))
Ti=Ti*Kp
%Corrección Kp
% Graficado de entrada salida al sistema
plot(t,E,'b',t,S,'m')
grid
axis([0 t(4590) -12 12])
legend ENTRADA SALIDA
title 'ENTRADA SALIDA CONTROLADOR PI EXCITADO EN SU REFERENCIA CON UNA SECUENCIA BINARIA PSEUDOALEATORIA'
ylabel E/S
xlabel 't [Seg]'
%VALIDACION DE RESULTADOS
%Calculo de respuesta con ecuación diferencia del modelo
kv=4590
%Inicialización con el valor inicial medido
y(1)=S(1);
for k=2:kv
    y(k)=a1*S(k-1)+b0*E(k)-b1*E(k-1);
end
MSETR=0
for k=1:kv
    e(k)=y(k)-S(k);
    MSETR=MSETR+e(k)^2;
end
MSETR=MSETR/kv

```

A.4 Cálculo del vector de coeficientes θ del Sistema de Primer Orden

```

%ESTIMACION DE PARAMETROS DE GENERADOR METODO NO RECURSIVO
%Generación de secuencia binaria pseudorandomizada
clear
N=4590;
T=1/200;
t=0:T:(N-1)*T;
t=t';
u = idinput([N 1], 'prbs', [0 0.05]);
plot(t,u)
axis([0 23 -1.5 1.5])
u=[t';u'];
save u.mat u -mat
% Aplicación de metodo de identificación de parámetros
load PI
PI=PI'
E=PI(:,2);
S=PI(:,3);
a=size(t);
a=a(1);
for k=2:a
    FI(k-1,:)=[S(k-1) E(k) E(k-1)];
    Y(k-1,:)=S(k);
end
%Aplicación de mínimos cuadrados
Teta=inv(FI'*FI)*FI'*Y
%EXTRACCION DE COEFICIENTES DE MODELO DISCRETO
a1=Teta(1)
b0=Teta(2)
b1=Teta(3)
%EXTRACCION DE COEFICIENTES DE MODELO CONTINUO
T1=(a1*T+T)/(2-2*a1)
K1=((b0+b1)/2)*(2*T1+T)/T
% Graficado de entrada salida al sistema
plot(t,E,'b',t,S,'m')
grid
axis([0 t(4590) -12 12])
legend ENTRADA SALIDA
title 'ENTRADA SALIDA SISTEMA DE PRIMER ORDEN EXCITADO CON UNA SECUENCIA BINARIA PSEUDOALEATORIA'
ylabel E/S
xlabel 't [Seg]'
%VALIDACION DE RESULTADOS
%Calculo de respuesta con ecuación diferencia del modelo
kv=4590
%Inicialización con el valor inicial medido
y(1)=S(1);
for k=2:kv
    y(k)=a1*S(k-1)+b0*E(k)+b1*E(k-1);
end
MSETR=0
for k=1:kv
    e(k)=y(k)-S(k);
    MSETR=MSETR+e(k)^2;
end
MSETR=MSETR/kv

```

A.5 Cálculo del vector de coeficientes θ de la Red de Adelanto - Atraso

```

%GENERACION SECUENCIA BINARIA PSEUDOALEATORIA
clear
clear
N=4590;
T=1/200;
t=0:T:(N-1)*T;
t=t';
u = idinput([N 1], 'prbs', [0 0.05]);
plot(t,u)
axis([0 23 -1.5 1.5])
u=[t';u'];
save u.mat u -mat
%CORRER RLLndom.m PARA GENERAR REGISTROS ENTRADA SALIDA VARIABLE PI
close
%ESTIMACION DE PARAMETROS DE GENERADOR METODO NO RECURSIVO
load PI.mat
PI=PI'
E=PI(:,2);
S=PI(:,3);
%DETERMINACION DE ESCALA PARA NORMALIZAR ENTRADA - SALIDA
%APLICACION DEL METODO DE MINIMOS CUADRADOS NO REGRESIVO
%FORMULACION DE MATRIZ DE REGRESION
a=size(t);
a=a(1);
for k=2:a
    FI(k-1,:)=[S(k-1) E(k) E(k-1)];
    Y(k-1,:)=S(k);
end
%Aplicación de mínimos cuadrados
Teta=inv(FI'*FI)*FI'*Y
%EXTRACCION DE COEFICIENTES DE MODELO DISCRETO
a1=Teta(1)
b0=Teta(2)
b1=Teta(3)
b01=b0/b1
%EXTRACCION DE COEFICIENTES DE MODELO CONTINUO
T2=T*(1+a1)/(2*(1-a1))
T1=T*(b01-1)/(2*(b01+1))
% Graficado de entrada salida al sistema
plot(t,E, 'b',t,S, 'm')
grid
axis([0 t(4590) -10 10])
legend ENTRADAx10 SALIDA
title 'ENTRADA SALIDA RED DE ATRASO ADELANTO EXCITADO EN SU REFERENCIA CON UNA SECUENCIA BINARIA
PSEUDOALEATORIA'
ylabel E/S
xlabel 't [Seg]'
%VALIDACION DE RESULTADOS
%Calculo de respuesta con ecuación diferencia del modelo
kv=4590
%Inicialización con el valor inicial medido
y(1)=S(1);
for k=2:kv
    y(k)=a1*S(k-1)+b0*E(k)+b1*E(k-1);
end
MSETR=0
for k=1:kv
    e(k)=y(k)-S(k);
    MSETR=MSETR+e(k)^2;
end
MSETR=MSETR/kv

```

A.6 Identificación de Parámetros del Controlador U2 CT Puerto Libertad

```
%PROGRAMA PARA ESTIMACION DE PARAMETROS SISTEMA DE EXCITACION
%U2 CT PUERTO LIBERTAD
clear
%CARGA DE MUESTRAS DE MEDICION
load tm;
load E2;
load SPI;
load VF;
load UG;
load STR;
%DETERMINACION DE INTERVALO DE MUESTREO
T=tm(2)-tm(1)
%SELECCION DE DATOS
for M=1:3
    %Selección datos de entrada salida de Generador
    if M==1
        e=VF;
        s=UG;
    end
    %Selección datos de entrada salida de Controlador
    if M==2
        e=E2;
        s=SPI;
    end
    %Selección datos de entrada salida de Transductor de Retroalimentación
    if M==3
        e=UG
        s=STR
    end
    %GRAFICADO PARA INSPECCION
    %Se grafica respecto del número de muestra para seleccionar una zona
    %de datos mejor condicionada para la aplicación del método
    T=tm(2)-tm(1)
    kf=size(tm)
    kf=kf(2)
    for k=1:kf
        ki(k)=k;
    end
    plot(ki,e,ki,s)
    pause
%SECCIONAMIENTO DE DATOS PARA IDENTIFICACION DE PARAMETROS DEL MODELO
n=1
m=kf
for k=1:(m-n)
    ti(k)=T*(k-1);
    ei(k)=e(n+k-1);
    si(k)=s(n+k-1);
end
%SECCIONAMIENTO DE DATOS PARA VALIDACION DE PARAMETROS DEL MODELO
n=1
m=kf
kv=m-n
for k=1:kv
    tv(k)=T*(k-1);
    ev(k)=e(n+k-1);
    sv(k)=s(n+k-1);
end
%SECCIONAMIENTO DE DATOS PARA IDENTIFICACION DE PARAMETROS DEL MODELO
%MEJOR CONDICIONADA
n=204
m=269
ki=m-n
for k=1:ki
    tio(k)=T*(k-1);
    eio(k)=e(n+k-1);
    sio(k)=s(n+k-1);
end
end
```

```

%ESTIMACION PARAMETROS DE GENERADOR
if M==1
    %Formulación de la matriz de regresión
    for k=2:ki
        FI(k,:)=[sio(k-1) eio(k) eio(k-1)];
    end
    %Aplicación de mínimos cuadrados
    Teta=inv(FI'*FI)*FI'*sio'
    %EXTRACCION DE COEFICIENTES DE MODELO DISCRETO
    a1=Teta(1)
    b0=Teta(2)
    b1=Teta(3)
    %EXTRACCION DE COEFICIENTES DE MODELO CONTINUO
    B=(b0+b1)/2
    Tdo=(a1*T+T)/(2-2*a1)
    KG=B*(2*Tdo+T)/T
    %VALIDACION DE RESULTADOS
    %Calculo de respuesta con ecuación diferencia del modelo
    %Inicialización con el valor inicial medido
    y(1)=sv(1);
    %Cálculo de respuesta
    for k=2:kv
        y(k)=a1*sv(k-1)+b0*ev(k)+b1*ev(k-1);
    end
    %CALCULO DE MEDIA CUADRATICA DEL ERROR
    MSEG=0
    for k=1:kv
        e(k)=y(k)-sv(k);
        MSEG=MSEG+e(k)^2;
    end
    MSEG=MSEG/kv
end
%ESTIMACION PARAMETROS DE CONTROLADOR PI
if M==2
    %Formulación de la matriz de regresión
    for k=2:ki
        FI(k,:)=[sio(k-1) eio(k) eio(k-1)];
    end
    %Aplicación de mínimos cuadrados
    Teta=inv(FI'*FI)*FI'*sio'
    %EXTRACCION DE COEFICIENTES DE MODELO DISCRETO
    a1=Teta(1)
    b0=Teta(2)
    b1=-Teta(3)
    %EXTRACCION DE COEFICIENTES DE MODELO CONTINUO
    Kp=(b0+b1)/2
    Ti=T/(2*(b0-Kp))
    %VALIDACION DE RESULTADOS
    %Calculo de respuesta con ecuación diferencia del modelo
    %Inicialización con el valor inicial medido
    y(1)=sv(1);
    %Cálculo de respuesta
    for k=2:kv
        y(k)=a1*sv(k-1)+b0*ev(k)-b1*ev(k-1);
    end
    %CALCULO DE MEDIA CUADRATICA DEL ERROR
    MSEPI=0
    for k=1:kv
        e(k)=y(k)-sv(k);
        MSEPI=MSEPI+e(k)^2;
    end
    MSEPI=MSEPI/kv
end
%ESTIMACION PARAMETROS DE BLOQUE DE RETROALIMENTACION
%Formulación de la matriz de regresión
if M==3
    for k=2:ki
        FI(k,:)=[sio(k-1) eio(k) eio(k-1)];
    end
    %Aplicación de mínimos cuadrados
    Teta=inv(FI'*FI)*FI'*sio'

```

```
%EXTRACCION DE COEFICIENTES DE MODELO DISCRETO
a1=Teta(1)
b0=Teta(2)
b1=Teta(3)
%EXTRACCION DE COEFICIENTES DE MODELO CONTINUO
B=(b0+b1)/2
Tr=(a1*T+T)/(2-2*a1)
Kr=B*(2*Tr+T)/T
%VALIDACION DE RESULTADOS
%Calculo de respuesta con ecuación diferencia del modelo
%Inicialización con el valor inicial medido
y(1)=sv(1);
for k=2:kv
    y(k)=a1*sv(k-1)+b0*ev(k)+b1*ev(k-1);
end
MSETR=0
for k=1:kv
    e(k)=y(k)-sv(k);
    MSETR=MSETR+e(k)^2;
end
MSETR=MSETR/kv
end
end
%DESPLEGADO DE RESULTADOS
st='Parámetros del Modelo:'
spi=sprintf('Controlado PI: Kp = %6.5f      Ti = %6.5f MSE = %6.5e',Kp,Ti,MSEPI)
sgn=sprintf('Generador      : KG = %6.5f      T'do = %6.5f MSE = %6.5e',KG,Tdo,MSEG)
str=sprintf('Transd. retro: Kr = %6.5f      Tr = %6.5f MSE = %6.5e',Kr,Tr,MSETR)
PARAM = strvcats(st,spi,sgn,str)
```

A.7 Identificación de Parámetros del Modelo de Primer Orden del Generador

```

clear
%02/08/2008 12:04:25 p.m.
%200 Temp.(°C) 31,17
%Vg Vf If
T=1/200
load P10
UG=P10(:,1)*1000;
VF=P10(:,2);
IF=P10(:,3);
a=size(UG);
a=a(1);
h=1/200;
for k=1:a
    t(k)=h*(k-1);
end
%plot(t,UG,t,VF/10)
%ESTIMACION PARAMETROS DE GENERADOR
%Formulación de la matriz de regresión
for k=2:a
    FI(k-1,:)=[UG(k-1) VF(k) VF(k-1)];
    Y(k-1,:)=UG(k);
end
%Aplicación de mínimos cuadrados
Teta=inv(FI'*FI)*FI'*Y
%EXTRACCION DE COEFICIENTES DE MODELO DISCRETO
a1=Teta(1)
b0=Teta(2)
b1=Teta(3)
%EXTRACCION DE COEFICIENTES DE MODELO CONTINUO
B=(b0+b1)/2
Tdo=(a1*T+T)/(2-2*a1)
KG=((b0+b1)/2)*(2*Tdo+T)/T

```

A.8 Aplicación del Método Recursivo para la Identificación Parámetros del Modelo de Primer Orden Generador

```
clear
% Obtención de datos de entrada - salida del sistema
T=1/200;
load P10;
UG=P10(:,1)*1000;
VF=P10(:,2);
IF=P10(:,3);
a=size(UG);
a=a(1);
h=1/200;
for k=1:a
    t(k)=h*(k-1);
end
%Inicialización de Teta
DT=3;
Teta=zeros(DT,1);
%Inicialización de Pkd
P=eye(DT,DT);
% Inicialización del proceso de calculo de FI(j)
O=3;
for k=1:O-1
    a1(k)=0;
    b0(k)=0;
    b1(k)=0;
    Kg(k)=0;
    Tdo(k)=0;
end
for k=O:a
    FITk=[UG(k-1) VF(k) VF(k-1)];
    FIk=FITk';
    y=UG(k);
    K=(P*FIk)*inv(1+FITk*P*FIk);
    e=y-FITk*Teta;
    P=P-K*FITk*P;
    Teta=Teta+P*FIk*e;
    a1(k)=Teta(1);
    b0(k)=Teta(2);
    b1(k)=Teta(3);
    Tdo(k)=(a1(k)*T+T)/(2-2*a1(k));
    KG(k)=((b0(k)+b1(k))/2)*(2*Tdo(k)+T)/T;
% [k a1(k) b0(k) b1(k) TG Tdo]
end
[a1(a) b0(a) b1(a)]
[KG(a) Tdo(a)]
```

A.9 Identificación de Parámetros del Modelo del Controlador PI del Sistema de Excitación por Mínimos Cuadrados

```

%GENERACION SECUENCIA BINARIA PSEUDOALEATORIA
clear
load PI
t=PI(:,1);
u = idinput([4590 1], 'prbs', [0 1]);
plot(t,u)
axis([0 23 -1.5 1.5])
u=[t';u'];
save u.mat u -mat
%CORRER PIRandom.m PARA GENERAR REGISTROS ENTRADA SALIDA VARIABLE PI
close
%ESTIMACION DE PARAMETROS DE GENERADOR METODO NO RECURSIVO
save PI PI -ascii
clear
T=1/200
load PI
tt=PI(:,1)*1000;
Et=PI(:,2);
St=PI(:,3);
for k=1:4590-500
    E(k)=Et(k+500);
    S(k)=St(k+500);
    t(k)=tt(k);
end
%DETERMINACION DE ESCALA PARA NORMALIZAR ENTRADA - SALIDA
for k=1:4090
    K(k)=S(k)/E(k);
end
S=S/mean(K);
%APLICACION DEL METODO DE MINIMOS CUADRADOS NO REGRESIVO
%FORMULACION DE MATRIZ DE REGRESION
a=size(t);
a=a(2);
for k=2:a
    FI(k-1,:)=[S(k-1) E(k) -E(k-1)];
    Y(k-1,:)=S(k);
end
%Aplicación de mínimos cuadrados
Teta=inv(FI'*FI)*FI'*Y;
a1=Teta(1)
b0=Teta(2)
b1=Teta(3)
Kp=(b0+b1)/2;
Ti=T/(2*(b0-Kp))
%Corrección Kp
Kp=Kp*mean(K)
% Graficado de entrada salida al sistema
plot(t,E,'b',t,S*mean(K),'m')
grid
axis([0 t(4090) -12 12])
legend ENTRADA SALIDA 'SET POINT'
title 'ENTRADA SALIDA CONTROLADOR PI EXCITADO EN SU REFERENCIA CON UNA SECUENCIA BINARIA
PSEUDOALEATORIA'
ylabel E/S
xlabel 't [Seg]'
%VALIDACION DE RESULTADOS
%Calculo de respuesta con ecuación diferencia del modelo
kv=4590
%Inicialización con el valor inicial medido
y(1)=S(1);
for k=2:kv
    y(k)=a1*S(k-1)+b0*E(k)-b1*E(k-1);
end
MSETR=0
for k=1:kv
    e(k)=y(k)-S(k);
    MSETR=MSETR+e(k)^2;

```

```
end  
MSETR=MSETR/kv
```

A.10 Identificación de Parámetros del Modelo de Controlador PI por Mínimos Cuadrados Generalizados

```

%IDENTIFICACIÓN CONTROLADOR PI POR MINIMOS CUADRADOS GENERALIZADOS
N=4001;
T=0.005;
load PI.mat;
PI=PI';
t=0:1:(N-1);
t=t*T;
E=PI(:,3);
S=PI(:,2);
clear PI

%FORMULACION DE MATRIZ DE REGRESION
for k=9:11
    FI(k-8,:)=S(k-1) E(k) -E(k-1)];
    Y(k-8,:)=S(k);
end

%PRIMERA APROXIMACION POR MINIMOS CUADRADOS SIMPLES
XTM=(inv(FI'*FI))*FI';
TetaLS=XTM*Y;
Teta=TetaLS;

%EXTRACCION DE COEFICIENTES DE MODELO DISCRETO
a1=Teta(1);
b0=Teta(2);
b1=Teta(3);
Kp=(b0+b1)/2;
Ti=T/(2*(b0-Kp));
Kpbias=Kp;
Tibias=Kp*Ti;
A=[0 Teta(1) Teta(2) Teta(3) Kpbias Tibias]

%RESPUESTA DE SISTEMA IDENTIFICADO CON BIAS
YB(1)=S(1);
for k=2:N
    YB(k)=a1*YB(k-1)+b0*E(k)-b1*E(k-1);
end

%CALCULO DE BIAS PRIMERA APROXIMACION
%Calculo de Factores Invariantes
M=eye(N)-FI*XTM;

%PROCESO ITERATIVO DE CALCULO
Q=1;
while Q<2
    ErrY=Y-FI*Teta;
    Err=ErrY;
    %Calculo de Omega
    for k=2:N
        O(k,:)=[-Err(k-1)];
    end
    C=(inv(O'*O))*O'*Err;
    D=O'*M*O;
    Ca=(inv(D))*O'*M*Y;
    TetaBS=XTM*O*Ca;
    %Corrección de Teta
    Teta=TetaLS-TetaBS;
    a1=Teta(1);
    b0=Teta(2);
    b1=Teta(3);

%EXTRACCION DE COEFICIENTES DE MODELO CONTINUO
Kp=(b0+b1)/2;
Ti=T/(2*(b0-Kp));
Paso(Q)=Q;
Gan(Q)=Kp;

```

```
CT(Q)=Ti;
Kpcorr=Kp;
Ticorr=Kp*Ti;
A=[Q Teta(1) Teta(2) Teta(3) Kpcorr Ticorr ]

%CALCULO DE RESPUESTA MODELO CORREGIDO
YC(1)=S(1);
for k=2:N
    YC(k)=a1*YC(k-1)+b0*E(k)-b1*E(k-1);
    Err(k)=Y(k)-YC(k);
end
Q=Q+1;
end

plot(t,E,'c',t,Y,'b',t,YB,'g',t,YC,'m')
legend EPI 'SPI medida' 'SPI-LS' 'SPI Corregida'
grid
figure
load LC.mat
LC=LC';
SR=LC(:,2);
SB=LC(:,4);
SC=LC(:,5);
t=LC(:,1);
clear LC
plot(t,SR,'b',t,SB,'g',t,SC,'m')
grid
legend 'UG medida' 'UG-LS' 'UG-Corregida'
```